



**HAL**  
open science

**Nouvelles approches pour l'estimation du canal  
ultra-large bande basées sur des techniques d'acquisition  
compressée appliquées aux signaux à taux d'innovation  
fini IR-UWB**

Tina Yaacoub

► **To cite this version:**

Tina Yaacoub. Nouvelles approches pour l'estimation du canal ultra-large bande basées sur des techniques d'acquisition compressée appliquées aux signaux à taux d'innovation fini IR-UWB. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université de Bretagne occidentale - Brest, 2017. Français. NNT : 2017BRES0077 . tel-01900128

**HAL Id: tel-01900128**

**<https://theses.hal.science/tel-01900128>**

Submitted on 21 Oct 2018

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

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



université de bretagne  
occidentale

UNIVERSITE  
BRETAGNE  
LOIRE

**THÈSE / UNIVERSITÉ DE BRETAGNE OCCIDENTALE**

*sous le sceau de l'Université Bretagne Loire*

pour obtenir le titre de

**DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE BRETAGNE OCCIDENTALE**

*Spécialité : Communications numériques*

**École Doctorale MathSTIC (ED 601)**

présentée par

**Tina YAACOUB**

Préparée à l'unité de recherche LAB-STICC,  
CNRS UMR 6285

Université de Bretagne Occidentale

Nouvelles approches pour  
l'estimation du canal ultra-  
large bande basées sur des  
techniques d'acquisition  
compressée appliquées  
aux signaux à taux  
d'innovation fini IR-UWB

**Thèse soutenue le 20 octobre 2017**

devant le jury composé de :

**Jean-Pierre CANCES,**

Professeur, Université de Limoges / *Président du jury*

**Pascal CHARGE,**

Professeur, Polytech Nantes / *Rapporteur*

**Florence SAGNARD,**

Chargée de recherche HDR, IFSTTAR / *Rapporteuse*

**Gilles BUREL,**

Professeur, Université de Bretagne Occidentale / *Examinateur*

**Emanuel RADOI,**

Professeur, Université de Bretagne Occidentale / *Directeur de thèse*

**Roua YOUSSEF,**

Maître de conférences, Université de Bretagne Occidentale / *Encadrante*



# Remerciements

« Dans ton amour inépuisable, Dieu éternel et tout-puissant, tu combles ceux qui t'implorent, bien au-delà de leurs mérites et de leurs désirs. » Je remercie d'abord Jésus, mon bien-aimé et mon Dieu, de m'avoir donné la grâce de commencer et de finir la thèse pour sa plus grande gloire. Tout vient de lui et tout lui revient ! Les mots ne suffisent pas pour lui exprimer ma gratitude et mon amour.

Je suis infiniment reconnaissante d'avoir travaillé sous la direction du professeur Emanuel Radoi. C'est grâce à sa générosité scientifique débordante que le travail a été débuté, orienté, complété et finalisé ! Je le remercie pour son investissement, ses idées, ses codes et tout le temps qu'il a consacré à la thèse. Je le remercie aussi pour sa confiance, sa patience, ses encouragements et son intérêt sincère à ma réussite. Il a toujours cherché à m'accorder ce qui valoriserait le plus mon dossier et il a réalisé mon rêve d'enseigner, ainsi, je ne peux que le remercier encore pour sa gentillesse, son amabilité et sa serviabilité !

Ensuite, je remercie *l'encadrante* Roua Youssef, *celle que j'aime aussi sans ambiguïté*, qui m'a accompagnée tout au long de ces trois années. Je la remercie pour son aide précieuse à l'avancement de la thèse et le temps qu'elle a passé à corriger mes codes et mes articles. En plus de son soutien scientifique, Roua a été une confidente et une amie véritable avec qui j'ai réglé les problèmes cruciaux des chouchous, du Moyen-Orient... C'est grâce à elle que mes années de doctorat étaient très agréables !

Je suis reconnaissante aux membres du jury pour leur temps précieux à revoir ma thèse et leurs remarques constructives : Jean-Pierre Cancès, Pascal Chargé mon ancien professeur, Florence Sagnard et Gilles Burel qui a généreusement suivi toute l'évolution de la thèse.

Je tiens à remercier sincèrement tous les membres de l'équipe de recherche qui m'ont chaleureusement accueillie comme l'une des leurs : Koffi, Charles, Roland, Ludovic, Philippe, Mélanie et Anthony. Je remercie Luat, Pierre et El-Houssain avec qui j'ai partagé la salle de recherche à Quimper, les recettes vietnamiennes, la bonne nourriture et les débats politico-religieux. Je n'oublie pas les membres du LUBEM, *les anges et les démons*, Lamia, Olivier, Noémie, Clément, Annick, Emilie, Louis, Nicolas...

Je remercie enfin mes parents et toute ma famille en pensant spécialement à mes deux Paul préférés, mon grand-père et mon petit frère, le premier pour avoir toujours été fier de moi, et le second puisque dans un acte héroïque d'un enfant de 7 ans, il a déclaré qu'il accepte de tout cœur de se séparer de sa sœur préférée, parce qu'il sait qu'elle sera heureuse en France où elle réalisera son rêve. Je remercie enfin très particulièrement toutes les familles de Quimper qui m'ont adoptée et aidée et qui m'ont ouvert les portes de leurs maisons et de leurs cœurs...



# Table des matières

<b>Table des matières</b>	<b>1</b>
<b>Table des figures</b>	<b>4</b>
<b>Liste des tableaux</b>	<b>8</b>
<b>Acronymes et abréviations</b>	<b>9</b>
<b>Notations</b>	<b>11</b>
<b>Introduction</b>	<b>12</b>
<b>1 Etat de l'art sur les systèmes UWB et l'acquisition compressée</b>	<b>16</b>
1.1 Concepts et techniques des communications UWB . . . . .	17
1.1.1 Historique et définition de l'UWB . . . . .	17
1.1.2 Techniques de transmission UWB . . . . .	19
1.1.2.1 Radio Impulsionnelle UWB . . . . .	19
1.1.2.2 Multi-bande OFDM . . . . .	19
1.1.3 Avantages et applications de l'UWB . . . . .	20
1.1.4 Inconvénients de l'UWB . . . . .	21
1.1.5 Modulations utilisées dans les systèmes IR-UWB . . . . .	22
1.1.6 Modèle de canal UWB . . . . .	24
1.1.6.1 Canal IEEE 802.15.3a . . . . .	24
1.1.6.2 Canal IEEE 802.15.4a . . . . .	26
1.1.7 Récepteurs UWB . . . . .	28
1.1.7.1 Récepteur cohérent de type Rake . . . . .	29
1.1.7.2 Récepteurs non cohérents . . . . .	30
1.2 Acquisition compressée . . . . .	32
1.2.1 Théorème de Shannon-Nyquist . . . . .	32
1.2.2 Principe de l'acquisition compressée . . . . .	33
1.2.3 Parcimonie des signaux . . . . .	34

1.2.4	Garanties de reconstruction . . . . .	34
1.2.5	Reconstruction CS . . . . .	35
1.2.6	L'algorithme OMP . . . . .	36
1.2.7	Matrices de mesure structurées . . . . .	38
1.2.7.1	Démodulateur aléatoire . . . . .	39
1.2.7.2	Modulateur aléatoire préintégreur . . . . .	40
1.3	Estimation du canal UWB avec les méthodes classiques et les techniques CS .	42
1.3.1	Modèle du système . . . . .	42
1.3.2	Méthodes classiques rencontrées dans la littérature . . . . .	43
1.3.3	Méthodes basées sur l'échantillonnage compressé CS . . . . .	46
1.4	Conclusions . . . . .	51
<b>2</b>	<b>Schémas d'échantillonnage compressé pour les signaux IR-UWB</b>	<b>53</b>
2.1	Taux d'innovation fini et signaux UWB . . . . .	54
2.2	Méthodes d'échantillonnage compressé basées sur le FRI . . . . .	56
2.2.1	Méthode monovoie du Filtre SoS . . . . .	56
2.2.2	Méthode multivoie MCMW . . . . .	58
2.3	Adaptation des méthodes d'échantillonnage FRI pour les signaux UWB . . .	60
2.3.1	Méthode monovoie filtre SoS adaptée . . . . .	61
2.3.2	Méthode multivoie MCMW adaptée . . . . .	63
2.3.3	Méthode équivalente d'adaptation des schémas pour les signaux UWB	66
2.4	Exemples d'applications UWB, en utilisant les schémas d'échantillonnage adap- tés basés sur le FRI . . . . .	69
2.4.1	Estimation du canal UWB et réception cohérente . . . . .	69
2.4.1.1	Reconstruction avec MUSIC . . . . .	70
2.4.1.2	Reconstruction avec OMP . . . . .	73
2.4.2	Localisation précise en environnement intérieur . . . . .	74
2.5	Effets des filtres réels sur les performances de MCMW . . . . .	79
2.6	Conclusions . . . . .	84
<b>3</b>	<b>Nouvelle approche pour réduire le coût et la complexité des schémas d'échan- tillonnage des signaux IR-UWB</b>	<b>85</b>
3.1	Motivation . . . . .	86
3.2	Nouveau modèle du système . . . . .	86
3.3	Schéma MCMW avec un nombre de voies réduit . . . . .	87
3.3.1	Méthode MCMW modifiée . . . . .	88
3.3.2	Estimation du canal UWB . . . . .	90
3.3.3	Réception cohérente et filtres réels . . . . .	92

3.4	Schéma MCMW avec une fréquence d'échantillonnage réduite . . . . .	94
3.4.1	Méthode MCMW modifiée . . . . .	94
3.4.2	Estimation du canal UWB . . . . .	97
3.5	Conclusions . . . . .	100
<b>4</b>	<b>Optimisation des performances d'estimation du canal UWB par échan-</b>	
	<b>tillonnage compressé</b>	<b>101</b>
4.1	Ensemble optimal des CF . . . . .	102
4.1.1	Motivation . . . . .	102
4.1.2	Critère de choix . . . . .	102
4.2	Ensemble optimal contraint des CF . . . . .	106
4.3	Simplification de la recherche exhaustive de l'ensemble optimal de CF . . . . .	107
4.3.1	Vecteurs propres de $\Sigma$ . . . . .	107
4.3.2	Calcul simplifié de la cohérence . . . . .	109
4.3.2.1	Première méthode . . . . .	110
4.3.2.2	Seconde méthode . . . . .	112
4.4	Validation numérique des résultats . . . . .	113
4.5	Validation expérimentale des résultats . . . . .	116
4.5.1	Plate-forme expérimentale . . . . .	116
4.5.2	Scénario 1 : Impulsion réfléchi par un réflecteur métallique . . . . .	117
4.5.3	Scénario 2 : Canal UWB à 3 trajets multiples . . . . .	121
4.6	Conclusions . . . . .	125
	<b>Conclusions et perspectives</b>	<b>126</b>
	<b>Annexe A : Calcul des vecteurs propres de <math>\Sigma</math> dans le cas de CF symétriques</b>	<b>128</b>
	<b>Liste des publications</b>	<b>132</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>137</b>



# Table des figures

1.1	Masques spectraux définis par la FCC et la ECC. . . . .	18
1.2	Signal UWB et signal à bande étroite. . . . .	18
1.3	Division du spectre UWB dans les systèmes MB-OFDM. . . . .	19
1.4	Différents systèmes radio. . . . .	21
1.5	Modulations IR-UWB. . . . .	23
1.6	Exemples de réponses impulsionnelles de canaux de la norme IEEE 802.15.3a (CM1 et CM4). . . . .	26
1.7	Exemples de réponses impulsionnelles de canaux de la norme IEEE 802.15.4a (CM1 et CM8). . . . .	29
1.8	Schéma bloc d'un récepteur Rake constitué de $L$ doigts. . . . .	30
1.9	Schéma bloc d'un récepteur détecteur différentiel. . . . .	31
1.10	Schéma bloc d'un récepteur détecteur d'énergie. . . . .	31
1.11	Blocs classiques dans un système de traitement numérique du signal [ME11].	33
1.12	Architecture de haut niveau d'un système sous-Nyquist [ME11]. . . . .	33
1.13	Exemples de signaux parcimonieux [ME11]. . . . .	34
1.14	Ecriture matricielle d'un système de CS. . . . .	35
1.15	Illustration du principe itératif de l'algorithme OMP. . . . .	37
1.16	Reconstruction d'un signal parcimonieux dans le domaine temporel avec OMP.	38
1.17	Variation de la norme du résidu de l'algorithme OMP en fonction du nombre d'itérations. . . . .	39
1.18	Schéma bloc du démodulateur aléatoire. . . . .	40
1.19	Schéma bloc du RMPI. . . . .	41
1.20	Matrice de mesure par blocs de Bernoulli du schéma RMPI. . . . .	41
1.21	Dérivée première $r(t)$ de l'impulsion Gaussienne et son spectre $R(\nu)$ discrétisé.	43
1.22	Estimation d'un canal à $L = 3$ trajets multiples avec l'algorithme MUSIC. . .	45
1.23	Illustration de la matrice de mesure $\Phi$ . . . . .	46
1.24	Illustration de la matrice de parcimonie $\Psi = \mathbf{I}$ . . . . .	47
1.25	Illustration de la nouvelle matrice de parcimonie $\Psi$ . . . . .	47
1.26	Estimation d'un canal à $L = 3$ trajets multiples avec l'algorithme OMP. . . .	48

1.27	Différents exemples d'impulsions UWB. . . . .	49
1.28	Les performances de l'algorithme OMP en termes de facteurs de corrélation en fonction du nombre de mesures, et du choix de l'impulsion émise. . . . .	50
2.1	Signal UWB reçu avec 6 degrés de liberté. . . . .	54
2.2	Schéma original de la méthode du filtre SoS. . . . .	56
2.3	Schéma original de la méthode MCMW. . . . .	58
2.4	Schéma original de la méthode MCMW en utilisant comme formes d'ondes modulantes, des versions filtrées de séquences pseudo-aléatoires. . . . .	59
2.5	Spectre d'amplitude $P_1(\nu)$ de la séquence binaire de référence, et ses composantes spectrales après filtrage $P_1(\frac{k}{T})$ . . . . .	60
2.6	CF à partir de deux impulsions pour $M = 7$ . . . . .	61
2.7	Schéma de la méthode du filtre SoS modifiée. . . . .	63
2.8	Valeurs des coefficients $c_k$ pour $K = 25$ CF de la bande passante du signal reçu, déterminées avec la FFT et la méthode du filtre SoS adaptée aux signaux de type passe-bande. . . . .	64
2.9	Schéma de la méthode MCMW modifiée. . . . .	64
2.10	Séquence binaire $p_1(t)$ , forme d'onde filtrée $s_1(t)$ , forme d'onde filtrée et portée sur un cosinus $s_1^{(1)}(t)$ . . . . .	65
2.11	Spectre $S_1^{(1)}(\nu)$ et les coefficients $S_1^{(1)}(\frac{k}{T})$ . . . . .	66
2.12	Valeurs des coefficients $c_k$ pour $K = 25$ CF de la bande passante du signal reçu, déterminées avec la FFT et la méthode MCMW adaptée aux signaux de type passe-bande. . . . .	67
2.13	Méthode équivalente d'échantillonnage de signaux à spectre passe-bande. . . . .	68
2.14	Spectres $X(\nu)$ , $X_c(\nu)$ et $X_s(\nu)$ . . . . .	68
2.15	Valeurs des coefficients $c_k$ pour $K = 25$ CF de la bande passante du signal reçu, déterminées avec les deux méthodes d'adaptation de MCMW aux signaux de type passe-bande. . . . .	69
2.16	Estimation des paramètres du canal à fort SNR (SNR = 100 dB) avec MUSIC. . . . .	70
2.17	Performance de l'algorithme MUSIC pour l'estimation de canal CM2 802.15.4a, en termes de corrélation entre les réponses impulsionnelles composites réelle et estimée et en fonction du SNR et du nombre de voies. . . . .	71
2.18	Performance de l'algorithme MUSIC pour l'estimation de canal CM1 802.15.3a, en termes de corrélation entre les réponses impulsionnelles composites réelle et estimée et en fonction du SNR et du nombre de voies. . . . .	72
2.19	Performance en termes de BER en fonction de $E_b/N_0$ pour une estimation du canal CM1 802.15.3a à 20 et 10 dB avec MUSIC. . . . .	72
2.20	Performance de l'algorithme OMP pour l'estimation de canal CM1 802.15.3a, en termes de corrélation entre les réponses impulsionnelles composites réelle et estimée et en fonction du SNR et du nombre de voies. . . . .	73

2.21	Performance en termes de BER en fonction de $E_b/N_0$ pour une estimation du canal CM1 à 20 et 10 dB avec OMP. . . . .	74
2.22	Schéma d'estimation de la distance basé sur la méthode MCMW. . . . .	75
2.23	Exemple de réponse impulsionnelle du canal IEEE 802.15.3a CM1. . . . .	75
2.24	Illustration de la procédure de troncature du signal reçu (SNR = 0 dB), au niveau du premier paquet, au moyen d'un détecteur d'énergie. . . . .	76
2.25	Signal transmis $r(t)$ , signal reçu tronqué $x_{\text{tronq}}(t)$ , et spectres correspondants, pour SNR = 0 dB. . . . .	76
2.26	Exemple d'estimation du nombre de trajets multiples. . . . .	77
2.27	Exemple d'estimation de la distance et des amplitudes des trajets multiples du premier paquet. . . . .	78
2.28	Performance en termes de biais et écart type. . . . .	78
2.29	Performance en termes d'erreur absolue moyenne et intervalle contenant 95% des valeurs. . . . .	79
2.30	Exemples de fonctions de transfert de filtres d'ordre 3. . . . .	80
2.31	$P_1(\nu)$ et $P_1(k/T)$ pour $M = 7$ . . . . .	81
2.32	Fonctions de transfert de filtres elliptiques d'ordre 8. . . . .	81
2.33	Performance de MCMW avec des filtres elliptiques d'ordre 8 et de facteur d'ondulation 1 dB. . . . .	82
2.34	Performance de MCMW avec des filtres elliptiques d'ordre 8 et de facteur d'ondulation 3 dB. . . . .	82
2.35	Fonction de transfert d'un filtre Butterworth d'ordre 8. . . . .	83
2.36	Performance de MCMW avec des filtres Butterworth d'ordre 8. . . . .	83
3.1	Méthode MCMW proposée pour diminuer le nombre de voies. . . . .	88
3.2	Coefficients spectraux choisis de la première et la dernière impulsions émises et séquences pseudo-aléatoires filtrées. . . . .	91
3.3	Valeurs des coefficients $c_k^{(x_a)}$ déterminées avec la FFT et la méthode MCMW proposée pour diminuer le nombre de voies. . . . .	92
3.4	Estimation des paramètres d'un canal aléatoire de $L = 12$ trajets, SNR= 100 dB, $N_f = 4$ . . . . .	93
3.5	Bandes passantes de filtres idéaux pour un schéma BPLC-MCMW. . . . .	94
3.6	Performance en termes du BER en fonction du SNR pour une estimation du canal avec MUSIC. . . . .	94
3.7	Schéma de la méthode MCMW proposée pour diminuer la fréquence d'échantillonnage. . . . .	95
3.8	$r'(t)$ et $R'(\nu)$ pour $N_f = 6$ . . . . .	97
3.9	Signal reçu $x'(t)$ résultat de la convolution de $r'(t)$ avec le canal. . . . .	97
3.10	Zoom sur les coefficients spectraux $R'(\frac{k}{T})$ désirés. . . . .	98

3.11	Spectre de la séquence binaire $P(\nu)$ , et ses composantes spectrales filtrées $P(\frac{k}{T})$ .	98
3.12	Valeurs des coefficients $c_k$ pour $K = 25$ CF de la bande passante du signal reçu, déterminées avec la FFT et la méthode MCMW proposée pour diminuer la fréquence d'échantillonnage. . . . .	99
3.13	Estimation des paramètres d'un canal de 12 trajets, SNR= 100 dB, $N_f = 6$ . . . . .	99
4.1	Valeurs et maximum de $f_{(\mathbf{k})}(p)$ pour un vecteur $\mathbf{k}$ aléatoire. . . . .	105
4.2	Ensemble optimal de CF pour $M = 8$ . . . . .	105
4.3	Ensemble optimal contraint de CF pour $M = 8$ . . . . .	106
4.4	Calcul des valeurs propres de $\Sigma$ théoriquement et par la méthode de décomposition en valeurs singulières. . . . .	109
4.5	Projections de $\beta$ sur les deux vecteurs propres de $\Sigma$ . . . . .	111
4.6	Performance de OMP en termes du MSE en fonction du SNR, de l'ensemble des CF et de $M$ . . . . .	114
4.7	Performance de OMP en termes du MSE en fonction du SNR, de l'ensemble des CF et de $L$ . . . . .	115
4.8	Composants de la plate-forme UWB expérimentale. . . . .	116
4.9	Antennes de la plate-forme UWB expérimentale. . . . .	117
4.10	Scénario 1 : réflexion par un réflecteur métallique. . . . .	117
4.11	Plate-forme expérimentale pour le scénario 1. . . . .	118
4.12	Signal $x_{\text{rf}_0}(t)$ et sa DSP. . . . .	118
4.13	Réponses fréquentielles des filtres. . . . .	119
4.14	Signal $x_{\text{bb}_0}(t)$ reçu. . . . .	120
4.15	$x_{\text{bb}_0}(t)$ , $x_{\text{bb}_1}(t)$ et $x_{\text{bb}_2}(t)$ . . . . .	120
4.16	Trajets estimés avec MUSIC et OMP. . . . .	121
4.17	Scénario 2 : Canal UWB à 3 trajets multiples. . . . .	122
4.18	Plate-forme expérimentale pour le scénario 2. . . . .	122
4.19	Signaux UWB émis mesurés. . . . .	123
4.20	Signaux UWB reçus mesurés. . . . .	123
4.21	DSP du signal reçu correspondant à la première configuration. . . . .	124

# Liste des tableaux

2.1	Fréquences d'échantillonnage atteintes par les schémas filtre SoS et MCMW, et la méthode classique. . . . .	66
3.1	Exemples de caractéristiques de schémas MCMW avec un nombre de voies réduit quand $L = 50$ . . . . .	90
3.2	Caractéristiques de quelques filtres commerciaux. . . . .	95
4.1	Les valeurs des cohérences obtenues pour $M = 8$ et $M = 16$ . . . . .	115
4.2	Caractéristiques du filtre de garde et des filtres passe-bas pour les mélangeurs. . . . .	119
4.3	Erreur relative pour l'estimation du canal UWB à 2 trajets multiples. . . . .	122
4.4	Erreur relative pour l'estimation du canal UWB à 3 trajets multiples. . . . .	124



# Acronymes et abréviations

**A-Rake** All-Rake

**AIC** Akaike Information Criterion

**BP-MCMW** Band-Pass MultiChannel Modulating Waveforms

**BPLC-MCMW** Band-Pass Less-Channels MultiChannel Modulating Waveforms

**BAN** Body Area Networks

**BER** Bit Error Rate

**BP** Basis Pursuit

**BPDN** Basis Pursuit Denoising

**BPIC** Basis Pursuit with Inequality Constraints

**BPSK** Binary Phase-Shift Keying

**CAN** Convertisseur Analogique/Numérique

**CEPT** Conférence Européenne des administrations des Postes et Télécommunications

**CF** Coefficients de Fourier

**CNA** Convertisseur Numérique/Analogique

**CS** Compressed Sensing

**DD** Détecteur Différentiel

**DE** Détecteur d'Energie

**DSP** Densité Spectrale de Puissance

**ECC** European Communications Committee

**EGC** Equal Gain Combining

**EIRP** Equivalent Isotropic Radiated Power

**eOMP** extended OMP

**ESPRIT** Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Technique

**ETSI** European Telecommunications Standards Institute

**FCC** Federal Communications Commission

**FFT** Fast Fourier Transform

**FRI** Finite Rate of Innovation

**GPS** Global Positioning System

**IR-UWB** Impulse Radio Ultra WideBand

**ISM** Industrial, Scientific and Medical

**LP-MCMW** Low-Pass MultiChannel Modulating Waveforms

**LP-SoS** Low-Pass Sum of Sincs

**LOS** Line Of Sight

**MB-OFDM** Multi-Band Orthogonal Frequency-Division Multiplexing

**MCMW** MultiChannel Modulating Waveforms

**ML** Maximum Likelihood

**MP** Matching Pursuit

**MRC** Maximum Ratio Combining

**MSE** Mean Square Error

**MUSIC** Multiple Signal Classifier

**NLOS** Non Line Of Sight

**OMP** Orthogonal Matching Pursuit

**OOK** On-Off Keying

**P-Rake** Partial-Rake

**PAM** Pulse Amplitude Modulation

**PAPR** Peak-to-Average Power Ratio

**PPM** Pulse Position Modulation

**PSM** Pulse Shape Modulation

**RD** Random Demodulator

**RF** Radio Fréquence

**RIP** Restricted Isometry Property

**RMPI** Random Modulator PreIntegrator

**RT** Référence Transmise

**S-Rake** Selective-Rake

**SNR** Signal-to-Noise Ratio

**SoS** Sum of Sincs

**ToA** Time of Arrival

**UNII** Unlicensed National Information Infrastructure

**UWB** Ultra WideBand

**WBAN** Wireless Body Area Networks

**WLAN** Wireless Local Area Networks

**WPAN** Wireless Personal Area Networks

# Notations

Les lettres majuscules en caractères gras illustrent des matrices et des lettres minuscules en gras indiquent les vecteurs de colonne.

$(.)^T$	Opérateur transposé
$(.)^\dagger$	Opérateur pseudo-inverse
$(.)^{-1}$	Opérateur inverse
$(.)^*$	Opérateur complexe conjugué
$(.)^H$	Opérateur hermitien
$(.)^\perp$	Opérateur de projection
$\mathbb{N}, \mathbb{Z}, \mathbb{R}$	Ensembles des entiers naturels, relatifs et réels
$\arg$	Argument
$\min, \max$	Minimum et Maximum
$ \cdot $	Module d'un scalaire
$\ \cdot\ _p$	Norme d'ordre $p$
$\langle \cdot \rangle$	Produit scalaire
$*$	Opérateur de convolution
$\delta(t)$	Fonction delta de Dirac
$\Re, \Im$	Réel et Imaginaire
$n!$	Factorielle



# Introduction

Les communications sans fil à courte portée connaissent depuis quelques années un essor considérable, lié notamment au déploiement croissant et à large échelle des réseaux locaux sans fil (*Wireless Local Area Networks* - WLAN), personnels (*Wireless Personal Area Networks* - WPAN) ou corporels (*Wireless Body Area Networks* - WBAN). Les applications développées autour de ces réseaux sont souvent associées à des besoins en termes de hauts débits et de localisation précise en environnement intérieur (*indoor*), alors que l'accès traditionnel aux ressources spectrales devient de plus en plus difficile, vu l'encombrement du spectre radio fréquence (RF), qui est devenu une ressource rare.

Ce contexte a fortement motivé le développement de la radio impulsionnelle ultra-large bande (*Impulse Radio Ultra WideBand* - IR-UWB), caractérisée par l'émission d'impulsions de très courte durée (de l'ordre de la nanoseconde), avec un très faible niveau de puissance. En effet, les caractéristiques particulières des signaux IR-UWB autorisent à la fois des hauts débits de données, l'immunité aux trajets multiples et un potentiel de localisation élevé, ce qui rend leur utilisation très intéressante pour les applications en environnement intérieur.

D'autres avantages de la IR-UWB, tels que la complexité et la consommation réduites, ainsi que le faible coût d'implémentation, sont le plus souvent mis en avant pour justifier le choix de cette approche. Néanmoins, ceux-ci ne sont actuellement valables que dans le cas des récepteurs non-cohérents, basés sur l'intégration de l'énergie reçue pendant une durée de même ordre de grandeur que la profondeur du canal. L'information de phase est donc négligée au bénéfice de la simplicité de la mise en œuvre, mais les performances sont bien inférieures à celles autorisées par les récepteurs cohérents. En effet, ces récepteurs, basés sur la corrélation du signal reçu avec des templates générés localement, sont optimaux sur un canal à bruit additif blanc Gaussien. En même temps, ils exigent l'estimation du canal, une fréquence d'échantillonnage élevée, une synchronisation très fine, et une résolution temporelle de l'ordre de quelques dizaines de picosecondes. Ces contraintes se traduisent par une complexité et une consommation d'énergie bien plus élevées que dans le cas des récepteurs non-cohérents.

Le but principal de cette thèse est alors de proposer une nouvelle approche pour réduire la complexité, la consommation et le coût d'implémentation des récepteurs IR-UWB cohérents, afin de les rendre accessibles à la plupart des applications, en faisant appel aux derniers résultats issus de la théorie de l'échantillonnage et l'acquisition compressés (*Compressed Sensing* - CS) et de la théorie de l'échantillonnage des signaux à taux d'innovation fini (*Finite Rate of Innovation* - FRI).

La théorie du CS fournit des outils puissants pour réaliser des traitements efficaces à des taux d'échantillonnage largement inférieurs à la limite de Nyquist, dès lors que le signal est

parcimonieux dans un des domaines de représentation. Pour un système IR-UWB, nous pouvons en effet considérer l'hypothèse de parcimonie dans le domaine temporel, vu la très courte durée des impulsions transmises et les caractéristiques de la réponse impulsionnelle du canal UWB. Le nombre de mesures nécessaires, et par conséquent la fréquence d'échantillonnage requise, peuvent être alors diminués de manière significative par rapport à ceux imposés par la limite de Nyquist.

Le concept du taux d'innovation fini exploite la structure paramétrique du signal afin de pouvoir le reconstruire à partir d'un nombre d'échantillons très réduit. En effet, le signal IR-UWB s'écrit comme une somme de versions décalées et atténuées de l'impulsion émise. Le taux d'échantillonnage minimal pour des signaux paramétrés, appelé le taux d'innovation fini, est égal au nombre de degrés de liberté par unité de temps. L'avantage de ce concept est que les fréquences d'échantillonnage ne dépendent plus de la bande passante du signal, ce qui s'avère très intéressant pour les signaux UWB ayant par définition, des largeurs de bande dépassant 500 MHz.

Ainsi, nous proposons d'estimer le canal UWB à partir d'un nombre réduit de coefficients de Fourier du spectre du signal reçu, en utilisant des algorithmes de reconstruction CS tels que *Orthogonal Matching Pursuit* (OMP) ou des algorithmes superrésolution d'analyse spectrale tels que *MUltiple SIgnal Classifier* (MUSIC). Ces coefficients de Fourier sont trouvés à des fréquences d'échantillonnage minimales par l'intermédiaire de deux méthodes analogiques d'échantillonnage compressé, monovoie *Sum of Sincs Filter* (SoS) et multivoie *MultiChannel Modulating Waveforms* (MCMW) basées sur le principe d'échantillonnage au taux d'innovation fini. Ces méthodes sont présentées dans la littérature pour les signaux ayant un spectre de type passe-bas. Or, dans le cas des systèmes UWB qui font l'objet de la thèse, les impulsions émises sont des dérivées de l'impulsion Gaussienne ou des signaux optimisés par rapport notamment à différents masques spectraux et sont donc de type passe bande. La première contribution de la thèse est la transposition de ces architectures pour le cas des signaux à spectre passe-bande. L'efficacité des schémas d'échantillonnage proposés est démontrée pour l'estimation du canal UWB dans un contexte de réception cohérente à complexité réduite ainsi que pour la localisation précise en environnement intérieur.

Le problème pour le schéma multivoie MCMW proposé est que le nombre de voies, au moins égal au double du nombre de trajets multiples, est très élevé pour les canaux UWB, ce qui rend très difficile son implémentation. La deuxième contribution de la thèse est donc de proposer une solution pour diminuer le nombre de voies en augmentant le nombre d'impulsions pilotes, tout en supposant que le canal UWB reste invariant durant la période d'émission de celles-ci. La même approche est aussi utilisée pour réduire davantage la fréquence d'échantillonnage pour chaque voie et pouvoir ainsi utiliser des convertisseurs analogiques/numériques (CANs) de faible coût.

La troisième contribution de la thèse est de trouver l'ensemble des positions des coefficients spectraux qui optimise la performance des algorithmes CS en se basant sur le critère de minimisation de la cohérence de la matrice de mesure. Des contraintes supplémentaires sont ajoutées sur cet ensemble afin de permettre la récupération des coefficients spectraux par des schémas d'échantillonnage simples comme le schéma MCMW. Ces ensembles sont trouvés par le biais d'une recherche exhaustive. Afin de réduire la durée de cette recherche, nous proposons une méthode de calcul simplifiée en prenant en compte plusieurs critères comme

la répartition symétrique des coefficients dans les spectres des signaux réels.

Enfin, l'ensemble des méthodes et algorithmes proposés dans cette thèse sont validés par des simulations numériques ainsi que par des mesures, en utilisant la plate-forme expérimentale UWB acquise par l'équipe de recherche Communications du Lab-STICC. Les travaux menés dans cette thèse ont été valorisés jusqu'à présent par la publication de deux articles de revue et un article dans une conférence.

### **Organisation de la thèse**

Ce mémoire de thèse est divisé en 4 chapitres, qui sont organisés comme suit :

#### **Chapitre 1**

Dans ce chapitre, l'accent est porté sur les principaux concepts liés d'une part à la transmission radio UWB et d'autre part à la théorie de l'acquisition compressée. Tout d'abord, l'historique du déploiement et de la réglementation de l'UWB à travers le monde est présenté et un aperçu global sur les différentes techniques de transmission des signaux UWB est donné. Les avantages, inconvénients et diverses applications existantes et potentielles sont détaillés. Les différents types de modulation des signaux UWB sont aussi présentés. Les modèles de canaux UWB sont décrits et certains systèmes de réception sont également illustrés.

Ensuite, l'acquisition compressée est définie, et les conditions requises pour une bonne estimation des paramètres d'un système par les techniques d'échantillonnage compressé sont expliquées. Les familles des algorithmes de reconstruction sont décrites brièvement et l'accent est mis sur l'algorithme glouton itératif OMP. Différents exemples de matrices de mesure pouvant être traduites en schémas d'acquisition analogiques sont détaillés.

Enfin, le cadre de la thèse est défini à partir du problème d'échantillonnage à haute fréquence des signaux UWB, dans le contexte de l'estimation du canal. Les méthodes classiques d'estimation du canal sont d'abord présentées, et ensuite les différentes approches reliées à l'acquisition compressée, présentées dans la littérature pour pallier le problème sont identifiées.

#### **Chapitre 2**

Le but principal de la thèse étant de proposer un schéma d'échantillonnage compressé à faibles coût, complexité et consommation pour l'estimation du canal UWB, nous présentons dans ce chapitre deux schémas d'échantillonnage monovoie et multivoie, basés sur la théorie du taux d'innovation fini, et que nous avons identifiés, après étude de l'état de l'art, comme étant les plus adéquats pour les signaux UWB, du point de vue de l'implémentation pratique. La première contribution de la thèse est d'adapter ces schémas pour le cas de signaux UWB ayant un spectre de type passe-bande. Cette adaptation est réalisée via deux approches mathématiquement équivalentes, détaillées dans ce chapitre. Ensuite, nous démontrons l'applicabilité de ces schémas pour l'estimation du canal UWB, dans le contexte d'un récepteur cohérent de type Rake, et pour la localisation précise en environnement intérieur, dans un contexte d'aide à la dépendance. La reconstruction des multitrajets UWB est comparée pour les algorithmes superrésolution et gloutons, tels que MUSIC et OMP respectivement. Enfin, nous discutons du choix de filtres analogiques adaptés pour la conception pratique du schéma multivoie.

### Chapitre 3

Le schéma MCMW présente de nombreux avantages, qui rendent son utilisation intéressante pour l'estimation du canal UWB dans le cadre d'un récepteur cohérent, à faibles coût, complexité et consommation. Cependant, le plus souvent dans ces applications, ce schéma présente un nombre de voies assez conséquent. Dans ce chapitre, une nouvelle approche est proposée pour réduire ce nombre de voies en augmentant de façon modérée le nombre d'impulsions pilotes utilisées pour l'estimation du canal. La même approche est aussi proposée dans le but de réduire davantage la fréquence d'échantillonnage pour chaque voie. Nous expliquons ainsi les modifications opérées sur le schéma MCMW dans les deux cas, et présentons les améliorations obtenues dans l'estimation du canal UWB. Nous proposons aussi un ensemble de filtres analogiques réels qui peuvent être utilisés dans un schéma MCMW à nombre de voies réduit, et nous donnons les résultats obtenus pour un récepteur cohérent de type Rake.

### Chapitre 4

La troisième contribution de la thèse porte sur l'optimisation des performances des algorithmes de reconstruction CS pour l'estimation du canal UWB. Alors que jusque-là, nous n'avons considéré que les coefficients consécutifs du spectre du signal reçu, nous cherchons dans ce chapitre, l'ensemble des coefficients spectraux qui optimise les performances de l'algorithme OMP, par rapport au critère de la minimisation de la cohérence de la matrice de mesure. D'abord, l'ensemble optimal des positions spectrales des coefficients est trouvé par une recherche exhaustive. Des contraintes supplémentaires sont ensuite considérées sur l'ensemble des coefficients optimaux, afin de permettre la récupération de ces coefficients par un schéma d'échantillonnage sous-Nyquist à faible complexité, tel que le schéma MCMW. Une méthode de calcul théorique pour simplifier la recherche exhaustive de ces ensembles est proposée, en prenant en compte la répartition symétrique des coefficients dans le spectre fréquentiel. Enfin, l'amélioration des performances de l'estimation du canal UWB est démontrée et l'approche proposée est validée à partir de signaux simulés ainsi que de signaux mesurés, obtenus à partir d'une plate-forme expérimentale.

# Chapitre 1

## Etat de l'art sur les systèmes UWB et l'acquisition compressée

Dans ce chapitre, l'accent est porté sur les principaux concepts liés d'une part à la transmission radio UWB et d'autre part à la théorie de l'acquisition compressée. Tout d'abord, l'historique du déploiement et de la réglementation de l'UWB à travers le monde est présenté et un aperçu global sur les différentes techniques de transmission des signaux UWB est donné. Les avantages, inconvénients et diverses applications existantes et potentielles sont détaillés. Les différents types de modulation des signaux UWB sont aussi présentés. Les modèles de canaux UWB sont décrits et certains systèmes de réception sont également illustrés. Ensuite, la théorie de l'acquisition compressée est définie, et les conditions requises pour une bonne estimation des paramètres d'un système par les techniques d'échantillonnage compressé sont expliquées. Les familles des algorithmes de reconstruction sont décrites brièvement et l'accent est mis sur l'algorithme glouton itératif OMP. Différents exemples de matrices de mesure pouvant être traduites en schémas d'acquisition analogiques sont détaillés. Enfin, le cadre de la thèse est défini à partir du problème d'échantillonnage à haute fréquence des signaux UWB, dans le contexte de l'estimation du canal. Les méthodes classiques d'estimation du canal sont d'abord présentées, et ensuite les différentes approches reliées à l'acquisition compressée, présentées dans la littérature pour pallier le problème sont identifiées.

### Sommaire

---

<b>1.1</b>	<b>Concepts et techniques des communications UWB</b>	<b>17</b>
1.1.1	Historique et définition de l'UWB	17
1.1.2	Techniques de transmission UWB	19
1.1.3	Avantages et applications de l'UWB	20
1.1.4	Inconvénients de l'UWB	21
1.1.5	Modulations utilisées dans les systèmes IR-UWB	22
1.1.6	Modèle de canal UWB	24
1.1.7	Récepteurs UWB	28
<b>1.2</b>	<b>Acquisition compressée</b>	<b>32</b>
1.2.1	Théorème de Shannon-Nyquist	32

1.2.2	Principe de l'acquisition compressée . . . . .	33
1.2.3	Parcimonie des signaux . . . . .	34
1.2.4	Garanties de reconstruction . . . . .	34
1.2.5	Reconstruction CS . . . . .	35
1.2.6	L'algorithme OMP . . . . .	36
1.2.7	Matrices de mesure structurées . . . . .	38
<b>1.3</b>	<b>Estimation du canal UWB avec les méthodes classiques et les techniques CS . . . . .</b>	<b>42</b>
1.3.1	Modèle du système . . . . .	42
1.3.2	Méthodes classiques rencontrées dans la littérature . . . . .	43
1.3.3	Méthodes basées sur l'échantillonnage compressé CS . . . . .	46
<b>1.4</b>	<b>Conclusions . . . . .</b>	<b>51</b>

---

## 1.1 Concepts et techniques des communications UWB

### 1.1.1 Historique et définition de l'UWB

En 1989, le terme UWB apparaît pour la première fois dans une publication du ministère de la Défense des États-Unis pour des applications militaires. En effet, les transmissions ultra large bande ciblent d'abord les applications à haute résolution comme les radars. Ensuite, l'utilisation de la radio impulsionnelle IR-UWB pour les communications sans fil est devenue à son tour un sujet émergent de recherche [WF92],[Sch93]. Win et Scholtz [WSF96],[WS98],[WS00] publient plus tard leurs travaux novateurs sur la radio impulsionnelle à saut temporel pour des communications multi-utilisateurs. En 2002, la Commission fédérale de communications (*Federal Communications Commission* - FCC), qui est en charge de la répartition des bandes de fréquences aux États-Unis, alloue la bande de fréquence entre 3.1 et 10.6 GHz à l'UWB et fixe le niveau d'émission à  $-41.3$  dBm/MHz. Cette limite est suffisamment faible pour ne pas provoquer d'interférences avec d'autres signaux partageant la même bande passante. Les téléphones cellulaires, par exemple, transmettent jusqu'à 30 dBm par MHz, ce qui équivaut à une densité spectrale de puissance (DSP)  $10^7$  fois plus élevée que la DSP autorisée pour les émetteurs UWB. La figure 1.1 montre le masque défini par la FCC, comme la puissance isotrope rayonnée équivalente (*Equivalent Isotropic Radiated Power* - EIRP) en fonction de la fréquence pour les communications dans les environnements intérieurs [Tho02].

Une transmission UWB caractérisera alors un système de transmission avec une bande spectrale absolue supérieure à 500 MHz ou une bande relative supérieure à 20%. Cette bande fractionnelle  $B_r$  est donnée par :

$$B_r = \frac{B}{\nu_0} = 2 \frac{\nu_H - \nu_L}{\nu_H + \nu_L} \quad (1.1)$$

avec  $B$  désignant la bande passante calculée à  $-10$  dB contrairement aux signaux à bande étroite caractérisés par leur bande à  $-3$  dB,  $\nu_0$  la fréquence centrale,  $\nu_H$  et  $\nu_L$  les fréquences supérieure et inférieure limitant cette bande respectivement. La figure 1.2 illustre le spectre d'un signal à bande étroite ainsi que d'un signal UWB.

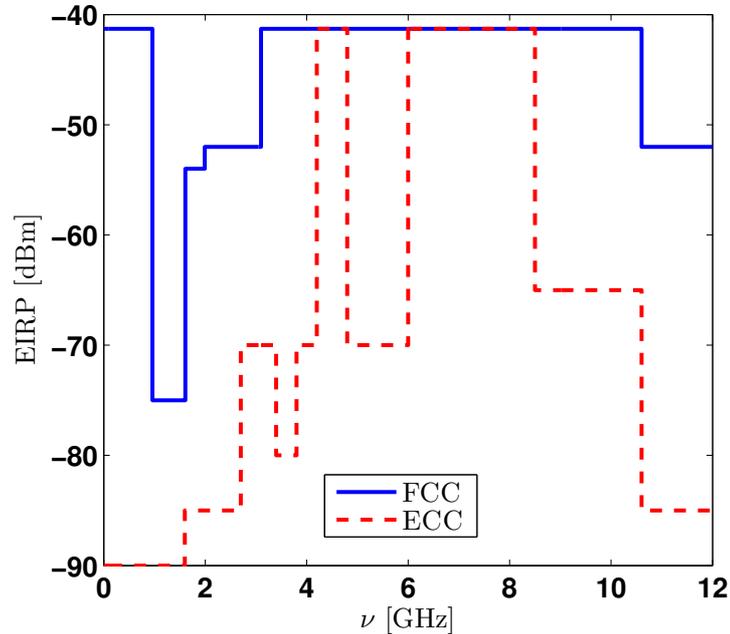


FIGURE 1.1 – Masques spectraux définis par la FCC et la ECC.

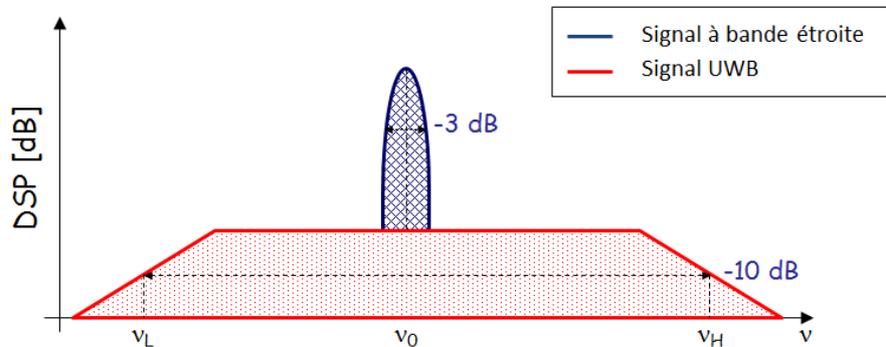


FIGURE 1.2 – Signal UWB et signal à bande étroite.

En Europe, des études analysant l'utilisation potentielle de l'UWB dans des systèmes existants sont menées en étroite collaboration entre le groupe SE24 de la Conférence Européenne des administrations des Postes et Télécommunications (CEPT) et le comité européen de communications (*European Communications Committee* - ECC). Celui-ci est chargé d'adopter des mesures techniques pour assurer des conditions harmonisées en ce qui concerne la disponibilité et l'utilisation efficace du spectre RF dans le marché intérieur de l'Union Européenne. De même, l'Institut européen des normes de télécommunications (*European Telecommunications Standards Institute* - ETSI) a créé le groupe de travail ERM TG31 pour élaborer un ensemble de normes pour les équipements à courte portée utilisant la technologie UWB. Ce n'est qu'en 2006 que la CEPT a pu fournir une première réglementation viable garantissant la coexistence de l'UWB avec d'autres systèmes de communication.

En février 2007, l'ECC a autorisé l'émission UWB. La figure 1.1 montre également les masques d'émission définis par la CEPT pour les communications UWB [Beg11]. Les limites d'émission se distinguent fortement des réglementations américaines, principalement en raison d'une plus grande préoccupation pour les problèmes d'interférence et de coexistence avec d'autres technologies radio.

### 1.1.2 Techniques de transmission UWB

Deux techniques de transmission UWB existent pour répondre aux contraintes d'efficacité spectrale et de masque spectral :

- L'approche mono-bande ou radio impulsionnelle (*Impulse Radio UWB* - IR-UWB)
- L'approche multi-bande OFDM (*Multi-Band OFDM* - MB-OFDM)

#### 1.1.2.1 Radio Impulsionnelle UWB

La radio impulsionnelle IR-UWB est basée sur la transmission continue et en série d'impulsions radio de très courte durée qui sont typiquement des dérivées des impulsions Gaussiennes. La transmission est réalisée en bande de base. Chaque impulsion occupe un spectre ultra large dans le domaine fréquentiel, et c'est son amplitude qui définit la puissance d'émission. Les symboles sont donc constitués d'une série d'impulsions transmises en bande de base.

Les appareils IR-UWB ainsi conçus sont beaucoup moins chers que les autres dispositifs de communication. La synchronisation entre émetteur et récepteur représente cependant un grand défi [TG05b], [TG05a], [HC06]. Le travail présenté dans [FW10] montre l'adaptabilité de l'IR-UWB pour de nombreuses et différentes applications comme les réseaux de capteurs, les réseaux ad-hoc, la radio cognitive et les réseaux domestiques. Dans le cadre de cette thèse, nous optons pour cette approche du fait de l'avantage de la simplicité de la mise en œuvre qu'elle présente, comme il sera décrit dans la section 1.1.3.

#### 1.1.2.2 Multi-bande OFDM

La modulation MB-OFDM consiste à diviser toute la largeur de la bande définie par la FCC en 14 bandes partielles d'environ 528 MHz chacune. Dans chacune de ces bandes, une modulation OFDM sur 128 sous-porteuses est utilisée. La figure 1.3 montre ces bandes partielles classifiées dans différents groupes. Cette approche est plus complexe que l'IR-UWB

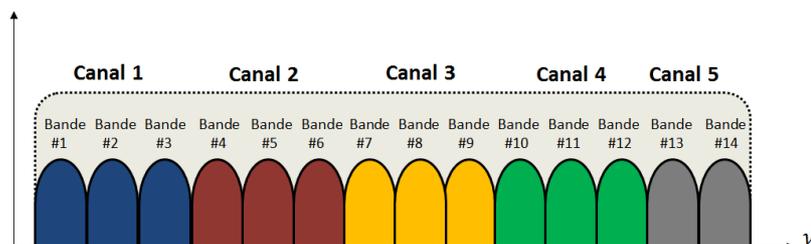


FIGURE 1.3 – Division du spectre UWB dans les systèmes MB-OFDM.

du fait de son implémentation plus difficile, le besoin de transformées de Fourier rapides (*Fast*

Fourier Transforms - FFT) et le très grand rapport de puissance crête-à-moyenne (*Peak-to-Average Power Ratio* - PAPR) des signaux. Aussi, puisque la bande des 7.5 GHz est découpée, cette technologie ne bénéficie pas de la robustesse face aux variations du canal.

### 1.1.3 Avantages et applications de l'UWB

L'UWB présente plusieurs avantages qui la rendent intéressante pour les applications de communication grand public. Plus particulièrement, les systèmes UWB [GMKE04] fournissent des débits de données élevés, peuvent fonctionner en mode superposé (underlay), ont une très bonne résolution temporelle, présentent une bonne immunité contre les trajets multiples et les interférences et ont une faible complexité et un coût d'implémentation réduit.

Les systèmes UWB ont un grand potentiel pour les communications sans fil à débit élevé, surtout pour des environnements intérieurs caractérisés par de courtes distances entre les émetteurs et les récepteurs. Nous pouvons citer à titre d'exemple les communications à courte distance avec des circuits cryogéniques ou le partage de vidéos de très haute définition entre deux objets communicants. Cette grande capacité de transmission des données UWB peut être mieux comprise en examinant la fameuse équation de la capacité de Shannon :

$$C = B \log_2 (1 + \text{SNR}) \quad (1.2)$$

où  $C$  représente la capacité maximale du canal,  $B$  la largeur de bande du canal, et SNR le rapport signal-à-bruit (signal-to-noise ratio). Cette équation nous montre que la capacité d'un canal augmente de manière linéaire avec la largeur de bande  $B$ , mais seulement de manière logarithmique avec la puissance de signal. La bande passante très élevée du canal UWB peut donc suppléer la puissance réduite du signal et les interférences provenant d'autres sources.

Ainsi, à partir de l'équation de Shannon, nous pouvons voir que les systèmes UWB ont un grand potentiel pour des communications sans fil de grande capacité. Les communications UWB sont donc potentiellement plus avantageuses que d'autres systèmes de communication sans fil qui sont utilisés pour les réseaux WLAN, WPAN et WBAN tels que la norme Bluetooth, la famille des normes WiFi (IEEE802.11), le Zigbee (IEEE802.15.4) et la récente norme 802.15.6, etc. En effet, la plupart de ces technologies utilisent les bandes de fréquences industrielles, scientifiques et médicales (*Industrial, Scientific and Medical* - ISM) et les bandes de l'infrastructure nationale de l'information non soumises à licence (*Unlicensed National Information Infrastructure* - UNII). Les bandes passantes maximales de l'ISM et de l'UNII sont d'environ 10 MHz alors que la bande passante de l'UWB est de l'ordre de quelques GHz. La figure 1.4 compare l'occupation spectrale et la puissance émise de différents systèmes radio.

Nous pouvons voir que les systèmes UWB sont aussi intéressants pour les communications sécurisées. En effet, grâce au faible niveau de puissance en émission, les systèmes UWB peuvent fonctionner en mode underlay, c'est-à-dire superposés à d'autres systèmes de communication, sans ou avec peu d'interférence. Cet avantage représente une solution très intéressante au problème actuel de l'encombrement du spectre RF.

Ensuite, les signaux UWB ayant une résolution temporelle très fine, typiquement de l'ordre de la nanoseconde sont très intéressants dans plusieurs applications comme le radar à haute résolution, l'imagerie, les réseaux de capteurs, et la surveillance. Ainsi, il est possible d'avoir à la fois, une localisation précise et des communications de données à haut débit, dans le

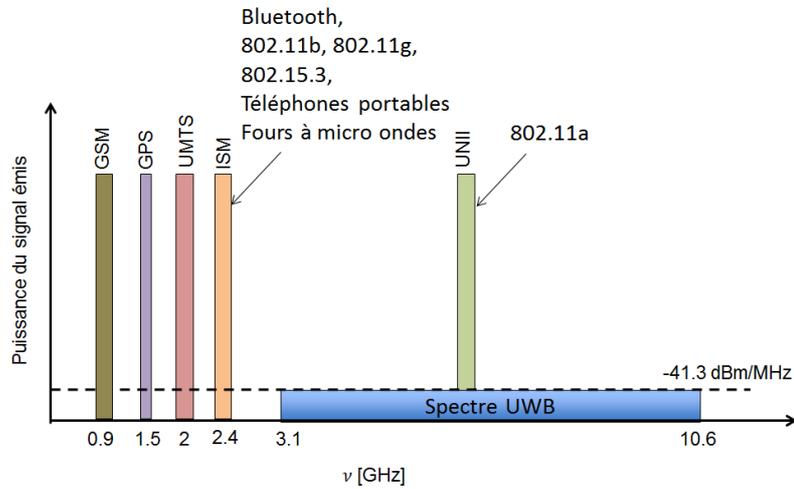


FIGURE 1.4 – Différents systèmes radio.

même terminal UWB. Ceci permet une nouvelle gamme d'applications y compris les applications militaires, les applications médicales (par exemple, la surveillance des patients), les applications de recherche et de sauvetage, la logistique (par exemple, le suivi de paquets) et les applications de sécurité (par exemple, localiser des personnes autorisées dans des zones de haute sécurité).

En outre, dans le cas d'une modulation UWB mono-bande, la propagation par trajets multiples perçus au niveau du récepteur avec une résolution temporelle très fine, permet d'assurer l'immunité aux évanouissements. Cette particularité peut être exploitée par les récepteurs cohérents. Ce type de récepteur sera détaillé dans la section 1.1.7.1. Dans le cas d'une modulation UWB multi-bande, la flexibilité spectrale renforce la robustesse face aux interférences, en éliminant tout simplement les bandes de fréquences où les interférences ont lieu.

Enfin, la faible complexité et le coût réduit des systèmes UWB mono-bande résultent de la capacité des systèmes UWB à moduler directement une impulsion sur une antenne. Contrairement aux systèmes radio traditionnels, l'impulsion UWB émise de très courte durée est capable de se propager sans avoir besoin d'une étape supplémentaire de mise sur une porteuse RF. En effet, le signal UWB se propage bien sans qu'il ne soit nécessaire d'effectuer des étapes de conversion ascendante (*up-conversion*) et d'amplification supplémentaires. En plus de la simplicité des émetteurs UWB, nous montrerons dans la section 1.1.7.1 que les récepteurs non cohérents sont aussi simples à mettre en œuvre.

#### 1.1.4 Inconvénients de l'UWB

Quoique l'UWB présente tous les avantages déjà présentés, elle a aussi quelques inconvénients majeurs liés aux interférences à bande étroite, l'échantillonnage et le traitement numérique, les antennes à large bande, les distances de propagation limitées, et les problèmes de synchronisation.

En effet, puisque le signal UWB utilise une bande passante très large, son interférence avec

un signal à bande étroite peut s'avérer un problème critique dans certains cas. Par exemple, les signaux du protocole IEEE 802.11a peuvent causer des interférences importantes aux signaux UWB dans la bande des 5 GHz. A l'inverse, les signaux UWB peuvent affecter des signaux ayant une faible densité de puissance, comme les signaux du système de positionnement global (*Global Positioning System* - GPS). L'interférence de l'UWB avec les systèmes existants peut être atténuée par le filtrage de mise en forme des impulsions et l'adoption de différents schémas de modulation, au prix d'une faible dégradation des performances du système.

De plus, comme les impulsions UWB sont de très courtes durées, des convertisseurs analogique/numérique (CANs) très rapides sont requis. Les CANs flash entrelacés sont très coûteux et consommateurs [BLW<sup>+</sup>03] et les bancs de CANs polyphasés avec un contrôle précis de timing nécessitent une grande complexité du circuit [OCWB02]. En plus, le processeur digital souffrira de la grande taille des données reçues qu'il doit traiter à très grande vitesse.

D'autre part, les systèmes UWB nécessitent des antennes à large bande, telles que l'antenne discône ou l'antenne logarithmique. Ces antennes sont plus complexes et plus coûteuses que les antennes à bande étroite. La conception d'une antenne petite et peu coûteuse est donc cruciale pour que la technologie UWB soit largement déployée.

En outre, vu que la puissance d'émission des signaux UWB est limitée sous le masque d'émission imposé par les organismes de régulation, les systèmes de communication UWB sont de portée limitée. La faible puissance de sortie conduit donc à une plus petite région de couverture. En général, avec une antenne à gain élevé, les signaux UWB peuvent couvrir jusqu'à un kilomètre, cependant, avec des antennes non-directionnelles, cette distance est réduite à dix à vingt mètres.

Enfin, la résolution très fine des systèmes UWB, la faible puissance des signaux, la déformation des impulsions due aux canaux denses et sélectifs en fréquence augmentent les défis d'une synchronisation précise entre un émetteur et un récepteur UWB.

### 1.1.5 Modulations utilisées dans les systèmes IR-UWB

Les signaux UWB peuvent être modulés par trois types de modulation ou aussi par des mélanges de ces modulations, pour plus de robustesse contre le bruit. Nous distinguons la modulation de position (*Pulse Position Modulation* - PPM), la modulation de la forme d'onde (*Pulse Shape Modulation* - PSM) et la modulation d'amplitude (*Pulse Amplitude Modulation* - PAM).

Dans la PPM, l'information est codée dans la position temporelle de l'impulsion. Un signal modulé par une PPM à deux états s'exprime comme :

$$r_{\text{PPM}}^j(t) = r(t - d_j\delta) \quad (1.3)$$

où  $d_j \in \{0, 1\}$  représente le  $j$ -ème bit émis et  $\delta$  est le décalage temporel entre les états de modulation. Un exemple de cette modulation est montré sur la figure 1.5 (a).

La PAM est une technique de modulation où l'information est codée dans l'amplitude de l'impulsion. Théoriquement, un nombre illimité de niveaux d'amplitude peuvent être utilisés mais en général, la PAM est limitée à deux états ( $\pm 1$ ). Nous parlons donc d'une modulation 2-PAM ou BPSK (*Binary Phase-Shift Keying*) où le bit  $d_j \in \{0, 1\}$  est modulé par un signal

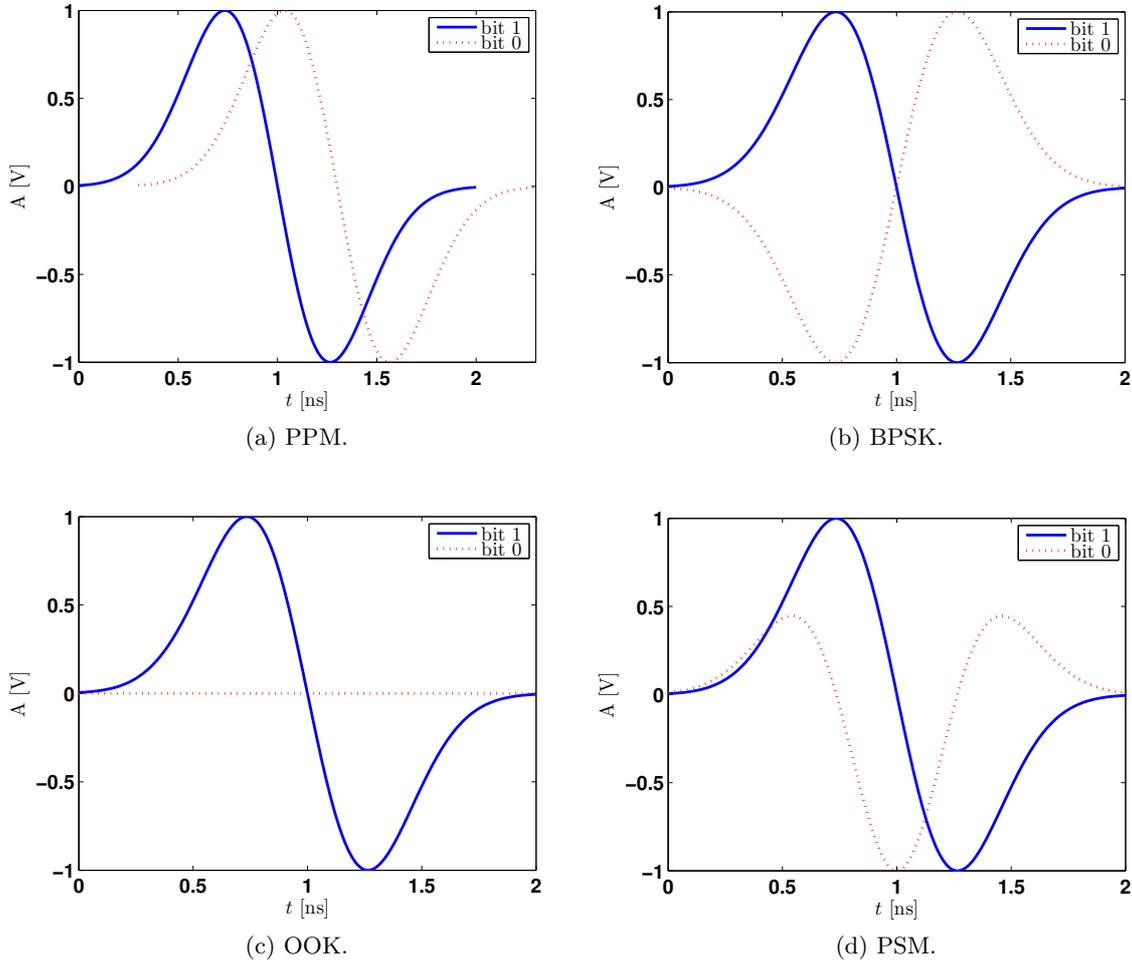


FIGURE 1.5 – Modulations IR-UWB.

tel que :

$$r_{\text{BPSK}}^j(t) = (2d_j - 1)r(t) \quad (1.4)$$

La figure 1.5 (b) montre une impulsion UWB modulée en BPSK. La modulation BPSK présente un gain de 3 dB par rapport à une modulation de position. Une autre variante de la PAM est la modulation en tout ou rien (*On-Off Keying* - OOK) où une impulsion UWB est émise si le bit  $d_j$  est à 1 et aucune impulsion n'est émise si  $d_j$  est à 0. Le signal émis illustré sur la figure 1.5 (c) s'écrit donc sous la forme :

$$r_{\text{OOK}}^j(t) = (d_j)r(t) \quad (1.5)$$

La OOK a une complexité réduite et un faible coût d'implémentation. L'émetteur OOK se compose d'un simple commutateur RF qui s'allume et s'éteint pour représenter les données. Cependant, la principale difficulté de la OOK pour l'UWB est la présence de trajets multiples, où les échos de l'impulsion émise et ceux des autres impulsions rendent difficile la détermination de la présence ou d'absence d'une impulsion.

Dans la PSM, l'information  $d_j$  est codée à travers différentes formes d'onde. Ceci requiert un ensemble approprié d'impulsions  $\Psi(t)$  pour les modulations d'ordres élevés. Le signal émis

pour la PSM peut être représenté comme :

$$r_{\text{PSM}}^j(t) = (1 - d_j)\Psi_0(t) + d_j\Psi_1(t) \quad (1.6)$$

Un exemple de modulation PSM est montré sur la figure 1.5 (d).

### 1.1.6 Modèle de canal UWB

Dans un système de communication sans fil, le signal reçu est généralement la somme du signal arrivant en ligne de vue directe et l'ensemble des signaux réfléchis, diffractés et dispersés. Les phénomènes de propagation présentent des aspects différents pour les systèmes à bande étroite classiques et les systèmes UWB à bande très large en raison de la bande utilisée. Par exemple, les composantes fréquentielles du spectre du signal UWB sont atténuées de diverses manières. C'est pourquoi, de nouveaux modèles ont été proposés pour les canaux UWB. Un premier modèle simple de canal UWB a été proposé par l'IEEE fin 2002 pour le standard 802.15.3a [Foe02], [MF03], [FL04] et en 2004, trois nouveaux modèles ont été proposés pour le standard 802.15.4a [MBC<sup>+</sup>04]. Dans cette section, nous étudions les caractéristiques respectives de ces différents modèles en nous basant sur [DUR07].

#### 1.1.6.1 Canal IEEE 802.15.3a

Le modèle du canal IEEE 802.15.3a a été développé pour plusieurs types d'environnements intérieurs, incluant plusieurs distances émetteur-récepteur et des configurations avec ligne de vue directe (*Line Of Sight* - LOS) et sans ligne de vue directe (*Non Line Of Sight* - NLOS). Ainsi, nous distinguons 4 modèles :

- CM1 : LOS,  $0 \leq d \leq 4$  m,
- CM2 : NLOS,  $0 \leq d \leq 4$  m,
- CM3 : NLOS,  $4 \text{ m} \leq d \leq 10$  m,
- CM4 : NLOS, très nombreux trajets multiples.

La modélisation se divise en deux parties distinctes, la première considérant les atténuations lors de la propagation et la seconde, le modèle de propagation par trajets multiples.

#### Modélisation de l'atténuation

L'atténuation des ondes dépend de la fréquence ainsi que de la distance entre l'émetteur et le récepteur. Dans les systèmes à bande étroite, la formule de transmission de Friis donne cette atténuation comme suit :

$$PL(f, d) = (4\pi d/\lambda)^2 \quad (1.7)$$

Cette formule a été retenue pour les systèmes UWB en raison de sa simplicité. Elle ne prend pas en compte l'effet d'évanouissement (*fading*) à grande échelle (*shadowing*), ni l'effet des antennes. Ainsi, elle permet d'établir une comparaison entre différents systèmes et non pas de déterminer leurs performances absolues.

### Modélisation du canal à trajets multiples

Les différentes campagnes de mesures des canaux ont souligné quelques spécificités dans le cas UWB :

- les ondes arrivent par paquets (*clusters*),
- les gains d'amplitude suivent une distribution log-normale,
- le phénomène d'évanouissement associé à chaque paquet ainsi qu'à chaque onde est indépendant des autres,
- les temps d'arrivée des paquets suivent une loi de Poisson,
- les temps d'arrivée des ondes au sein d'un même paquet suivent une autre loi de Poisson.

Ainsi, un modèle adapté du canal de Saleh-Valenzuela [SV87] a été proposé pour la modélisation des trajets. La réponse impulsionnelle du modèle à trajets multiples est alors donnée par la relation suivante :

$$h(t) = V \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^K a_{k,l} \delta(t - T_l - \tau_{k,l}) \quad (1.8)$$

où  $L$  est le nombre de paquets,  $K$  le nombre de trajets dans un paquet,  $V$  représente l'effet global d'évanouissement à grande échelle,  $a_{k,l}$  sont les coefficients de gains des trajets multiples,  $T_l$  est le temps d'arrivée du premier trajet du  $l^{\text{ième}}$  paquet et  $\tau_{k,l}$  est le retard de la  $k^{\text{ième}}$  composante des trajets multiples du  $l^{\text{ième}}$  paquet, relatif au temps d'arrivée du premier trajet.

Les lois de Poisson modélisant les densités de probabilité de l'écart entre deux instants d'arrivée de deux paquets et de deux ondes consécutives sont données respectivement par les équations :

$$\begin{aligned} p(T_l|T_{l-1}) &= \Lambda \exp[-\Lambda(T_l - T_{l-1})], l > 0 \\ p(\tau_{k,l}|\tau_{(k-1),l}) &= \lambda \exp[-\lambda(\tau_{k,l} - \tau_{(k-1),l})], k > 0 \end{aligned} \quad (1.9)$$

avec  $\Lambda$  et  $\lambda$  les taux d'arrivée d'un paquet et d'un trajet à l'intérieur d'un paquet, respectivement.

Les coefficients du canal sont donnés par :

$$a_{k,l} = p_{k,l} \xi_l \beta_{k,l} \quad (1.10)$$

où  $\xi_l$  représente l'évanouissement associé au  $l^{\text{ième}}$  paquet,  $\beta_{k,l}$  celui du  $k^{\text{ième}}$  trajet du  $l^{\text{ième}}$  paquet et  $p_{k,l}$  les inversions aléatoires des impulsions dues aux réflexions ( $p_{k,l} = \pm 1$ ).  $\xi_l$  et  $\beta_{k,l}$  obéissent à des lois log-normales comme suit :

$$|\xi_l \beta_{k,l}| = 10^{(\mu_k + n_1 + n_2)/20} \quad (1.11)$$

avec  $n_1 \propto Normal(0, \sigma_1^2)$  et  $n_2 \propto Normal(0, \sigma_2^2)$ , indépendants et correspondant respectivement à l'évanouissement de chaque paquet (grande échelle) et l'évanouissement de chaque onde (petite échelle).

Enfin, l'évanouissement à grande échelle  $V$  est caractérisé par une loi log-normale définie par :

$$20 \log_{10}(V) \propto Normal(0, \sigma_v^2) \quad (1.12)$$

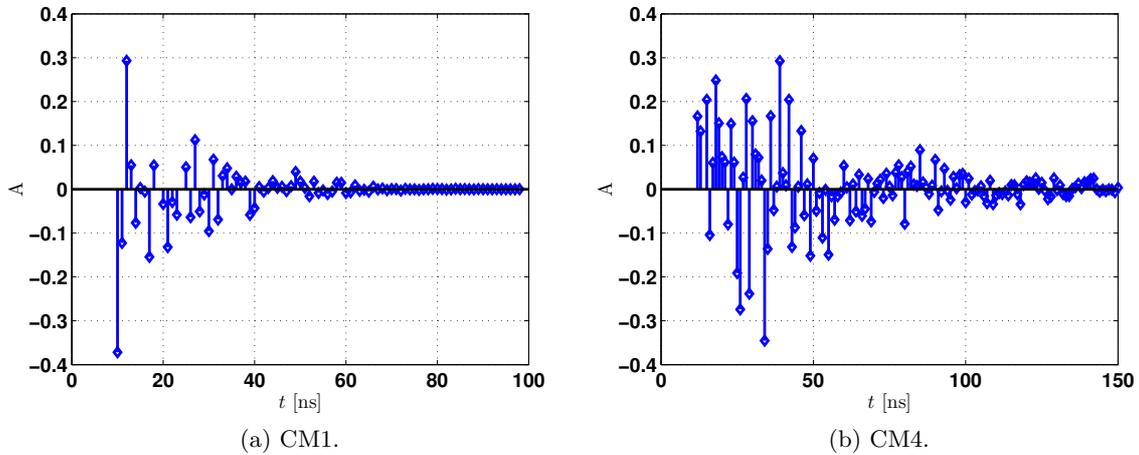


FIGURE 1.6 – Exemples de réponses impulsionnelles de canaux de la norme IEEE 802.15.3a (CM1 et CM4).

Des exemples de réponse impulsionnelle pour les canaux IEEE 802.15.3a CM1 et CM4 sont donnés sur la figure 1.6. Nous pouvons apercevoir sur ces figures, la répartition en paquets des trajets. Notons aussi la parcimonie du canal CM1 et la densité du canal CM4. Comme le canal CM1 représente un environnement LOS, le trajet correspondant à la voie directe ( $t = 10$  ns) est le trajet le plus fort. En revanche, il peut être constaté que la voie directe n'est pas présente dans le cas du canal CM4, qui modélise un environnement NLOS.

Enfin, il est important de noter que le modèle IEEE 802.15.3a ne prend pas en compte la différence des perturbations selon les fréquences ou le rapport entre la taille de l'obstacle et la longueur d'onde. Le modèle du canal IEEE 802.15.4a a été donc proposé pour pallier ces manques.

#### 1.1.6.2 Canal IEEE 802.15.4a

La modélisation du canal pour le standard 802.15.4a complète et améliore le modèle 802.15.3a. D'abord, les propriétés de propagation sont analysées d'une façon plus complète dans ce standard. Ensuite, alors que le modèle 802.15.3a ne modélisait que des environnements intérieurs, le standard 802.15.4a permet la modélisation des environnements extérieurs, des usines, des halls d'aéroports, etc. Aussi, il propose un modèle adapté à une bande de fréquence plus basse [100-960] MHz et un modèle concernant les applications des réseaux corporels (*Body Area Networks* - BAN) dans la bande [2-10] GHz.

Ainsi, nous distinguons 8 canaux au total :

- Environnements résidentiels intérieurs (CM1 et CM2) : il s'agit d'environnements contenant de petites pièces avec des murs d'épaisseur raisonnable. On y distingue par exemple, des applications de réseaux ou de capteurs de feu ou de fumées dans les maisons.
- Environnements bureaux intérieurs (CM3 et CM4) : dans ces environnements, les pièces sont soit comparables à celles des environnements résidentiels, soit considérablement plus larges comme les laboratoires. Typiquement, les pièces sont reliées par de longs

corridors et contiennent des meubles et des étagères aux murs, ce qui ajoute plus d'atténuations.

- Environnements extérieurs (CM5 et CM6) : le modèle proposé correspond à un environnement suburbain.
- Fermes ou zones agricoles (CM7) : peu d'obstacles existent dans ces zones et sont très espacés. L'étalement des retards y est plus petit que dans les autres environnements.
- Environnements industriels (CM8 et CM9) : ils sont caractérisés par des enceintes encore plus larges (halls d'usines) contenant de nombreux objets métalliques réflecteurs, qui augmentent sévèrement le nombre de trajets multiples.
- Réseaux corporels (BAN) : il s'agit de la communication entre des dispositifs situés sur le corps comme dans le cas des capteurs médicaux. L'environnement est très différent des autres, parce que le diffuseur central est proche des antennes, et les distances de communication sont généralement courtes.

Comme pour le cas du canal IEEE 802.15.3a, la modélisation de l'atténuation et la modélisation du canal à trajets multiples sont traitées séparément.

### Modélisation de l'atténuation

Les influences de la distance et de la fréquence étant supposées indépendantes, l'atténuation totale  $PL(f, d)$  s'écrit comme le produit de l'atténuation liée à la distance  $PL(d)$  et l'atténuation liée à la fréquence  $PL(f)$  :

$$PL(f, d) = PL(d)PL(f) \quad (1.13)$$

L'atténuation en fonction de la distance est définie comme :

$$PL(d) = PL_0 + 10n \log_{10}\left(\frac{d}{d_0}\right) + V \quad (1.14)$$

où  $d_0$  est la distance de référence (1 mètre),  $PL_0$  l'atténuation à cette distance,  $n$  est le paramètre d'atténuation qui dépend de l'environnement ( $n = 2$  en espace libre) et de la présence ou non d'un trajet direct, et  $V$  est une variable aléatoire Gaussienne de moyenne nulle, modélisant l'effet de l'évanouissement à grande échelle.

L'atténuation dépendant de la fréquence est donnée par :

$$\sqrt{PL(f)} \propto f^{-e} \quad (1.15)$$

où  $e$  est un paramètre dépendant de l'environnement considéré. L'effet des antennes n'est pas considéré dans la modélisation de l'atténuation, tout comme pour le standard 802.15.3a.

### Modélisation du canal à trajets multiples

La réponse impulsionnelle du canal est donnée par :

$$h(t) = \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^K a_{k,l} \delta(t - T_l - \tau_{k,l}) \quad (1.16)$$

Contrairement au modèle 802.15.3a, le terme de l'évanouissement à grande échelle n'est pas présenté dans cette formule, puisqu'il est pris en compte dans la modélisation de l'atténuation générale.

Le nombre de paquets  $L$  suit une loi de distribution de Poisson :

$$p(L) = \frac{(\bar{L})^L \exp(-\bar{L})}{L!} \quad (1.17)$$

où  $\bar{L}$  est la moyenne du nombre des paquets. Les temps d'arrivée des paquets sont représentés par un mélange de deux lois de Poisson comme suit :

$$p(\tau_{k,l}|\tau_{(k-1),l}) = \beta \lambda_1 \exp[-\lambda_1(\tau_{k,l} - \tau_{(k-1),l})] + (\beta - 1) \lambda_2 \exp[-\lambda_2(\tau_{k,l} - \tau_{(k-1),l})], k > 0 \quad (1.18)$$

où  $\beta$  traduit l'association des deux processus de paramètres  $\lambda_1$  et  $\lambda_2$ .

La puissance moyenne des différents trajets (*power delay profile*) est exponentielle à l'intérieur de chaque paquet :

$$E[|a_{k,l}|^2] = \Omega_l \frac{1}{\lambda \gamma_l} \exp\left(\frac{-\tau_{k,l}}{\gamma_l}\right) \quad (1.19)$$

où  $\Omega_l$  est l'énergie du  $l^{\text{ième}}$  paquet et  $\gamma_l$  la constante de temps traduisant l'atténuation des amplitudes du paquet, comme une fonction linéaire du temps d'arrivée des paquets.

Le modèle 802.15.4a suppose que la puissance obtenue par le premier trajet est la plus importante. Cependant, dans le cas d'environnement NLOS, le profil de puissance a tendance à augmenter au début pour atteindre un maximum local avant de décroître dans certains environnements. Dans ce cas, la puissance est modélisée de la façon suivante :

$$E[|a_{k,l}|^2] = \Omega_l (1 - \chi \exp(\frac{-t}{\gamma_r})) \exp(\frac{-t}{\gamma_l}) \frac{\gamma_l + \gamma_r}{\lambda \gamma_l} \frac{1}{\gamma_l + \gamma_r (1 - \chi)} \quad (1.20)$$

$\chi$  décrit l'atténuation de la première composante,  $\gamma_r$  détermine la rapidité pour atteindre le maximum local, et  $\gamma_l$  correspond à la décroissance du profil de puissance.

La modélisation par la loi log-normale de l'évanouissement à petite échelle a été remplacée par une loi de Nakagami définie par :

$$p(x) = \frac{2}{\Gamma(m)} \left(\frac{m}{\Omega}\right)^m x^{2m-1} \exp\left(-\frac{m}{\Omega} x^2\right) \quad (1.21)$$

où  $m \geq 1/2$  est le facteur de Nakagami, modélisé par une variable aléatoire log-normale dépendante du retard,  $\Gamma(m)$  est la fonction "gamma" et  $\Omega$  la valeur quadratique de l'amplitude.

La figure 1.7 montre des exemples de canaux IEEE 802.15.4a CM1 et CM8. Nous pouvons voir que le premier trajet du canal CM1 a l'amplitude la plus forte. Par contre, dans l'environnement industriel CM8 de nombreux objets métalliques existent, il est donc normal de voir de nombreux trajets multiples arrivant d'une manière très dense. Notons aussi qu'il n'y a pas de trajet en ligne de vue direct.

### 1.1.7 Récepteurs UWB

Les récepteurs UWB peuvent être grosso modo classés en récepteurs cohérents et récepteurs non cohérents. Nous discutons dans cette section leurs différentes caractéristiques.

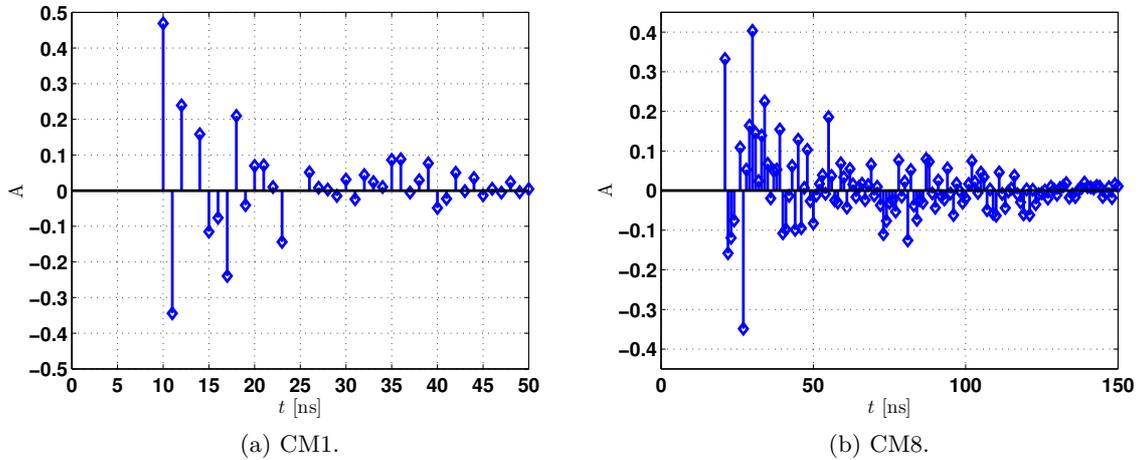


FIGURE 1.7 – Exemples de réponses impulsionnelles de canaux de la norme IEEE 802.15.4a (CM1 et CM8).

### 1.1.7.1 Récepteur cohérent de type Rake

Grâce à la bande ultra large des signaux IR-UWB, la résolution des multitrajets du canal UWB est très fine. Ainsi, les signaux bénéficient d'un haut degré de diversité de retard et de diversité de fréquence ainsi que d'une bonne immunité face aux évanouissements. L'approche la plus courante pour exploiter le haut degré de diversité des multitrajets est l'utilisation des récepteurs Rake.

Un récepteur Rake se compose de corrélateurs multiples, également appelés doigts. Chaque doigt est associé à une composante de propagation par multitrajets, et décode indépendamment les composantes des multitrajets. Les contributions des doigts sont ensuite combinées afin de sommer de manière cohérente tous ces trajets multiples, d'où l'appellation de récepteur cohérent.

Nous distinguons 3 types de récepteurs Rake :

- Le récepteur All-Rake (A-Rake) exige une estimation de tous les trajets du canal. Dans les transmissions UWB, le nombre de trajets multiples disponibles au récepteur dépasse la centaine, ce qui rend l'implémentation de ce type de récepteurs extrêmement complexe, voire impossible. Un récepteur A-Rake servira donc uniquement de point de référence puisqu'il permet de fournir une limite sur les performances.
- Le récepteur Selective-Rake (S-Rake) est un récepteur Rake où le nombre de doigts est réduit au nombre  $S$  des trajets les plus forts. Ce récepteur est moins performant que A-Rake mais bénéficie d'une complexité réduite. Cependant, la procédure de sélection nécessite encore une estimation complète du canal, qui peut ne pas être facilement disponible.
- Le récepteur Partial-Rake (P-Rake) est une structure simple de récepteur Rake, où seuls les  $P$  premiers trajets du canal sont combinés dans les doigts. Cette technique ne nécessite pas l'estimation complète du canal, mais seulement une synchronisation, ceci étant au détriment des performances.

D'autre part, les récepteurs Rake peuvent être classés en 2 familles selon les modes de

combinaisons des trajets dans les doigts :

- Les récepteurs à combinaison de gain égal (*Equal Gain Combining* - EGC) additionnent simplement les signaux provenant de tous les trajets multiples.
- Les récepteurs à combinaison de gain maximal (*Maximum Ratio Combining* - MRC) compensent le déphasage du canal et amplifient le signal par un facteur proportionnel à la puissance du signal. Si l'atténuation du canal et le déphasage peuvent être parfaitement estimés ou connus, le combineur de gain maximal est le combineur optimal. Ce type de récepteur est montré sur la figure 1.8.

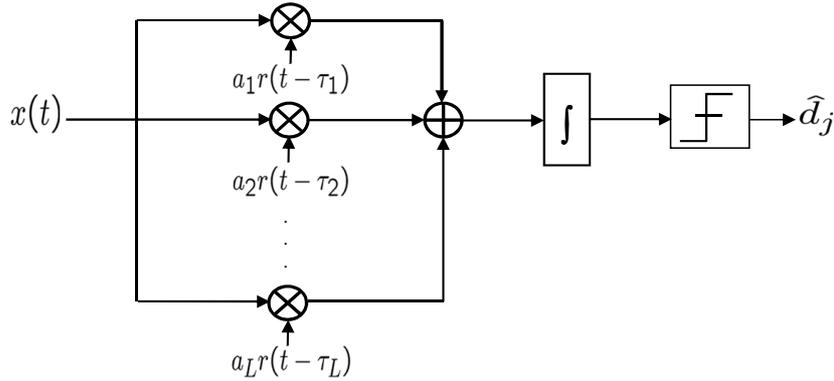


FIGURE 1.8 – Schéma bloc d'un récepteur Rake constitué de  $L$  doigts.

### 1.1.7.2 Récepteurs non cohérents

Les récepteurs non-cohérents offrent une option simple d'implémentation au prix d'une dégradation de performance par rapport aux récepteurs cohérents. Ceci provient du fait qu'ils n'exigent pas d'estimation de canal. Le récepteur à référence transmise, les détecteurs différentiels et les détecteurs d'énergie sont des récepteurs communs non cohérents que nous avons choisi de détailler dans cette section.

#### Récepteur à référence transmise

Le récepteur à référence transmise (RT) est équivalent à un filtre adapté mais dont le signal de référence est bruité. En effet, le filtre adapté est une méthode de réception cohérente (équivalente à A-Rake) où le signal reçu est convolué avec une forme d'onde émise comprenant les effets du canal estimé. L'idée d'un système RT est qu'en émettant un signal de référence par le même canal que le message, il peut être utilisé dans la convolution, de sorte que l'information sur l'état de canal n'est pas nécessaire. Aucune synchronisation n'est nécessaire dans la partie analogique du récepteur puisque les données et l'impulsion de référence sont toujours espacées d'un intervalle de temps fixe et connu  $D$ . En outre, peu importe la façon dont les impulsions UWB sont déformées, leurs distorsions ainsi que la propagation du canal sont les mêmes, et un seul échantillon par trame est nécessaire pour la détection. Considérons par exemple une transmission simple d'une paire d'impulsions (également appelée doublet) constituée d'une impulsion de référence  $r(t)$  de durée  $T_r$  et d'une impulsion d'information  $d.r(t - D)$ . Le signal reçu est :

$$x(t) = c(t) + d.c(t - D) \quad (1.22)$$

où  $d$  est le symbole de données et  $c(t)$  est le canal composite. Le schéma bloc de ce récepteur est représenté sur la figure 1.9.

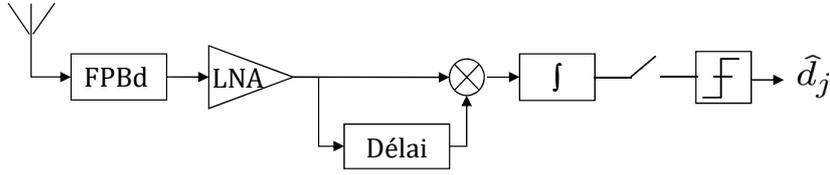


FIGURE 1.9 – Schéma bloc d'un récepteur détecteur différentiel.

En supposant que le délai maximal du canal est inférieur à  $D - T_r$  de sorte qu'il n'y ait pas d'interférences, le symbole de données peut être détecté par corrélation du signal avec la version  $D$ -retardée de lui-même :

$$\hat{d} = \text{sign} \left\{ \int x(t)x(t - D)dt \right\} \quad (1.23)$$

### Détecteur différentiel

Le détecteur différentiel (DD) est similaire au système RT. Au lieu d'envoyer des impulsions de référence pour corrélérer le signal reçu, les impulsions de données correspondant au symbole précédent sont utilisées comme référence [HSFR02, CS03, PJ04]. Le fait de ne pas utiliser d'impulsions de référence dans des détecteurs différentiels augmente l'efficacité spectrale et double les débits de données par rapport au schéma RT. Cependant, les défis mentionnés pour le schéma RT sont également valables pour les récepteurs de détection différentielle puisque les symboles précédents qui sont utilisés comme référence sont bruités, dégradant les performances du récepteur.

### Détecteur d'énergie

Un détecteur d'énergie (DE) est un schéma simple mais sous-optimal de récepteur IR-UWB non cohérent, qui peut être implémenté avec des modulations comme OOK ou PPM. Lorsqu'une modulation OOK est utilisée, un seuil doit être défini pour prendre la décision sur le bit informatif qui est 0 si l'énergie reçue est inférieure au seuil et est 1 si cette énergie est supérieure au seuil. D'autre part, si la PPM est utilisée, le problème de seuillage disparaît, mais cela au prix d'une réduction du débit de données, car les impulsions qui représentent des bits différents doivent être séparées de façon adéquate (plus que le retard maximum du canal). La figure 1.10 montre le schéma bloc d'un récepteur détecteur d'énergie basé sur la modulation OOK.

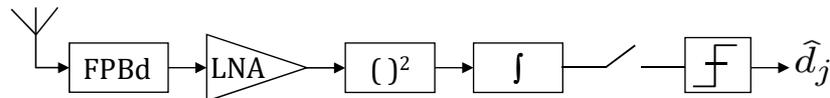


FIGURE 1.10 – Schéma bloc d'un récepteur détecteur d'énergie.

L'approche du récepteur de type détecteur d'énergie UWB ne nécessite généralement qu'une synchronisation grossière, ce qui rend le système robuste contre la gigue d'horloge et

l'imprécision du trigger [PAB04,RO04]. Le détecteur n'est pas non plus sensible à la distorsion et à la non linéarité de phase des dispositifs tels que les antennes, les amplificateurs ou les filtres [PAB04].

En dépit de leur simplicité, les détecteurs d'énergie classiques comme ceux qui sont mis en œuvre dans les canaux à fibre optique ont un mauvais rendement [PAH91]. C'est l'une des raisons pour lesquelles l'utilisation des détecteurs d'énergie est moins avantageuse pour les applications UWB.

Comme pour le schéma RT, l'intervalle d'intégration peut être également adapté en fonction du retard maximum du canal [ASK04]. Le choix d'un intervalle d'intégration qui sacrifie les composantes des multitrajets non significatifs afin de diminuer l'énergie du bruit collectée améliorera la performance [WH04,FM04]. Par conséquent, un intervalle d'intégration optimal qui minimise le taux d'erreur binaire existe, et dépend des statistiques de canal et de la variance de bruit.

## 1.2 Acquisition compressée

### 1.2.1 Théorème de Shannon-Nyquist

Les CANs fournissent l'interface entre un signal analogique en cours d'enregistrement et une représentation discrète appropriée. Une approche commune en ingénierie consiste à supposer que le signal est limité en bande, ce qui signifie que le contenu spectral est confiné dans une bande de fréquence maximale  $B$ . Les signaux à bande limitée ont une variation temporelle limitée et peuvent donc être parfaitement reconstruits à partir d'échantillons équidistants avec une fréquence d'échantillonnage d'au moins  $2B$ , appelée la fréquence de Nyquist  $F_{\text{Nyq}}$ . Ce résultat fondamental est souvent attribué dans la communauté des ingénieurs à Shannon-Nyquist [Nyq28],[Sha49].

**Théorème 1.2.1** [Sha49] *Si une fonction  $x(t)$  ne contient pas de fréquences plus élevées que  $B$  cycles par seconde, elle est complètement déterminée par une série de points espacés de  $1/(2B)$  secondes.*

Une raison fondamentale pour l'échantillonnage à la fréquence de Nyquist est la relation claire entre le spectre de  $x(t)$  et celui de ses échantillons  $x(nT)$ , de sorte que les opérations numériques peuvent être facilement substituées par leurs homologues analogiques. Le filtrage numérique est un exemple où cette relation est exploitée avec succès. En revanche, la compression est réalisée par une série d'étapes algorithmiques qui, en général, présentent une relation complexe non linéaire entre les échantillons  $x(nT)$  et les données mémorisées. La figure 1.11 montre le processus classique d'échantillonnage et de traitement des données à la fréquence de Nyquist.

Bien que ce cadre ait favorisé le développement de dispositifs d'acquisition de signaux au cours du dernier demi-siècle, la complexité croissante des applications émergentes impose des taux d'échantillonnage de plus en plus élevés qui ne peuvent pas toujours être satisfaits en utilisant le matériel disponible. Les progrès dans des domaines connexes tels que la communication à large bande et la technologie RF ouvrent un écart considérable avec les dispositifs

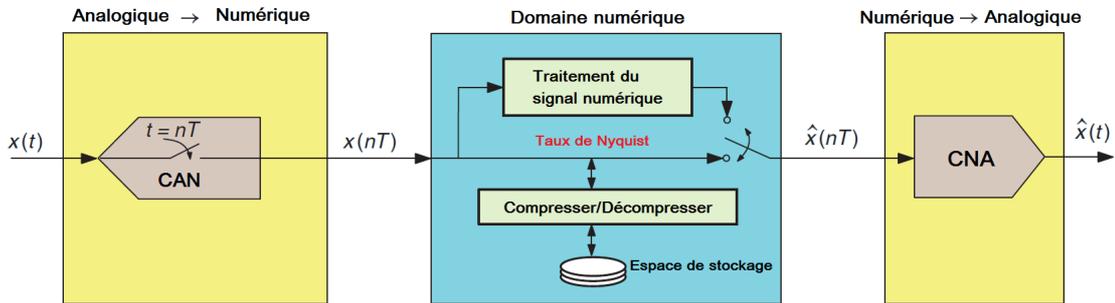


FIGURE 1.11 – Blocs classiques dans un système de traitement numérique du signal [ME11].

CANs. Les vitesses de conversion qui égalent deux fois la composante de fréquence maximale du signal sont devenues de plus en plus difficiles à obtenir. Par conséquent, les méthodes alternatives à l'échantillonnage à haut débit attirent une attention considérable tant dans le milieu de la recherche scientifique que dans l'industrie.

### 1.2.2 Principe de l'acquisition compressée

L'acquisition compressée désigne un ensemble de techniques qui permettent d'acquérir un signal à partir d'un nombre d'échantillons inférieur à celui imposé par la limite de Nyquist, tout en conservant une grande partie de l'information pertinente. En particulier, l'échantillonnage compressé (*Compressed Sensing* - CS) [CRT06], [Don06] est un cadre mathématique qui étudie la récupération précise d'un signal représenté par un vecteur  $\mathbf{x}$  de longueur  $N$  à partir de  $M \ll N$  mesures. La figure 1.12 montre le processus de traitement numérique des signaux à des taux d'échantillonnage réduits.

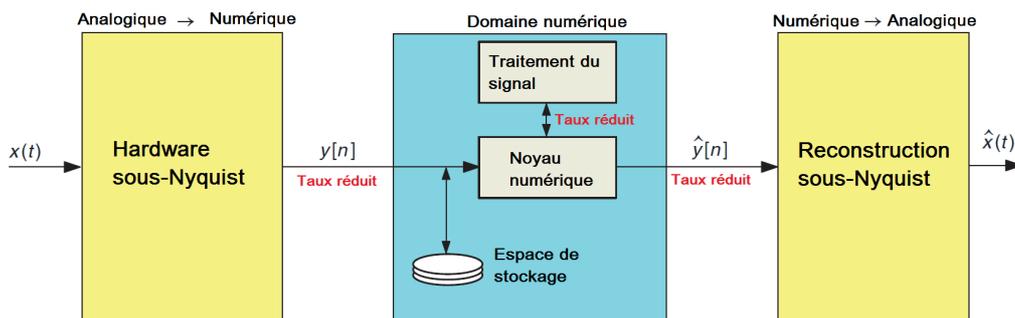


FIGURE 1.12 – Architecture de haut niveau d'un système sous-Nyquist [ME11].

En effet, dans les techniques de CS, nous n'acquérons pas  $\mathbf{x}$  directement, mais nous acquérons plutôt un vecteur  $\mathbf{y}$  de  $M < N$  mesures linéaires appelé vecteur de mesure :

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} \quad (1.24)$$

en utilisant une matrice CS  $\Phi$  de taille  $M \times N$ , appelée matrice de mesure. Idéalement, la matrice  $\Phi$  est conçue pour réduire autant que possible le nombre de mesures  $M$  tout en

permettant la récupération d'une large classe de signaux  $\mathbf{x}$  à partir de leurs vecteurs de mesure  $\mathbf{y}$ . Cependant, comme  $M < N$ , la matrice  $\Phi$  a un nombre de lignes inférieur au nombre des colonnes ; ceci implique que pour tout signal  $\mathbf{x}_0 \in \mathbb{R}^N$ , un nombre infini de signaux  $\mathbf{x}$  donnera les mêmes mesures  $\mathbf{y}_0 = \Phi \mathbf{x}_0 = \Phi \mathbf{x}$  pour la matrice CS  $\Phi$  choisie.

La motivation de la conception de la matrice  $\Phi$  est donc de permettre que des signaux distincts,  $\mathbf{x}$  et  $\mathbf{x}'$ , dans une classe de signaux d'intérêt, soient identifiables de manière unique à partir de leurs mesures  $\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x}$ ,  $\mathbf{y}' = \Phi \mathbf{x}'$ , bien que  $M$  soit très inférieur à  $N$ . Nous devons donc faire un choix sur la classe de signaux que nous visons à récupérer à partir de mesures CS. En effet, la parcimonie est le paramètre de signal utilisé le plus communément dans les systèmes basés sur la théorie de CS. Nous définissons cette parcimonie dans la section suivante.

### 1.2.3 Parcimonie des signaux

Un vecteur  $\mathbf{x}$  est dit  $K$ -parcimonieux dans une base  $\Psi$  s'il existe un vecteur  $\boldsymbol{\theta} \in \mathbb{R}^N$  avec seulement  $K \ll N$  entrées non nulles tel que :

$$\mathbf{x} = \Psi \boldsymbol{\theta}. \quad (1.25)$$

La base de parcimonie  $\Psi$  peut être également appelé dictionnaire de parcimonie. La figure 1.13 montre deux exemples de signaux parcimonieux dans les domaines fréquentiel et temporel respectivement. Le premier exemple concerne la détection spectrale d'un petit nombre d'utilisateurs primaires dans un spectre fréquentiel très large, alors que le second exemple montre le signal reçu suite à la convolution d'impulsions de très courtes durées avec un canal à trajets multiples.

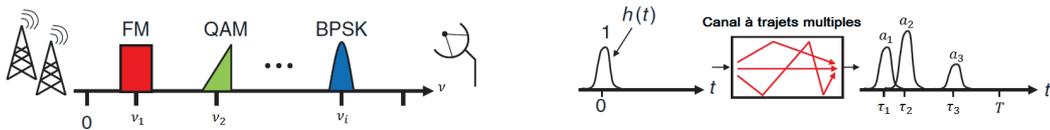


FIGURE 1.13 – Exemples de signaux parcimonieux [ME11].

En réalité, nous n'opérons pas sur le signal  $\mathbf{x}$  directement, car nous n'avons accès qu'au vecteur de mesure  $\mathbf{y}$ . Notre but est donc de pousser  $M$  aussi près que possible de  $K$  afin d'effectuer autant que possible de compression de signaux lors de l'acquisition. La figure 1.14 montre l'écriture matricielle d'un système d'acquisition compressée  $\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} = \Phi \Psi \boldsymbol{\theta}$ .

### 1.2.4 Garanties de reconstruction

La parcimonie du signal est une condition nécessaire pour pouvoir le reconstruire par les techniques de CS. Outre cette condition, deux types de garanties de reconstruction CS existent. Nous examinons premièrement les résultats qui reposent sur la cohérence.

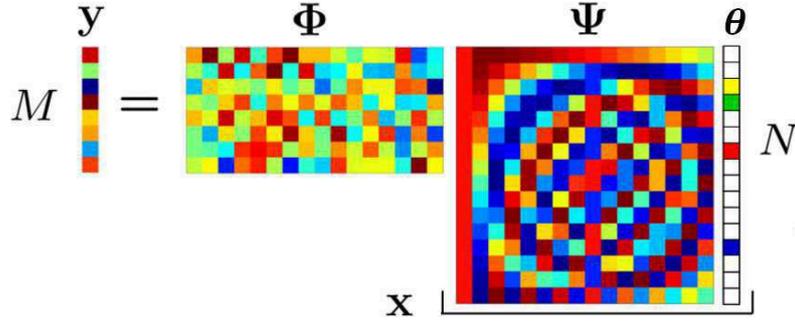


FIGURE 1.14 – Ecriture matricielle d'un système de CS.

**Définition 1.2.1.1** [DE03, DH01, Tro04, GN03] La cohérence  $\mu_{\mathbf{U}}$  d'une matrice  $\mathbf{U}$  est la plus grande valeur absolue des produits internes normalisés parmi toutes les paires de colonnes dans  $\mathbf{U}$  :

$$\mu_{\mathbf{U}} = \max_{1 \leq m \neq n \leq N} \frac{|\langle \mathbf{u}_m, \mathbf{u}_n \rangle|}{\|\mathbf{u}_m\|_2 \|\mathbf{u}_n\|_2}. \quad (1.26)$$

**Théorème 1.2.2** [DE03, Tro04, GN03] Si

$$K < \frac{1}{2} \left( 1 + \frac{1}{\mu_{\mathbf{U}}} \right) \quad (1.27)$$

alors pour tout vecteur  $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^M$  il existe au plus un signal  $\boldsymbol{\theta}$  tel que  $\mathbf{y} = \mathbf{U}\boldsymbol{\theta}$ .

Une seconde classe de garanties est basée sur la propriété isométrique restreinte (*Restricted Isometry Property* - RIP).

**Définition 1.2.2.1** [Can06] Une matrice  $\mathbf{U}$  a la propriété  $((K, \delta)$ -RIP) si, pour tout  $\boldsymbol{\theta}$   $K$ -parcimonieux et  $\delta$  arbitrairement petit,

$$(1 - \delta) \|\boldsymbol{\theta}\|_2^2 \leq \|\mathbf{U}\boldsymbol{\theta}\|_2^2 \leq (1 + \delta) \|\boldsymbol{\theta}\|_2^2 \quad (1.28)$$

La RIP garantit que toutes les sous-matrices de  $\mathbf{U}$  de taille  $M \times K$  sont proches d'une isométrie et donc conservent la distance. Cette propriété suffit à prouver que la récupération est stable en présence de bruit additif  $\boldsymbol{\lambda}$ .

### 1.2.5 Reconstruction CS

Le processus de reconstruction CS consiste en la recherche du signal le plus parcimonieux  $\boldsymbol{\theta}$  qui engendre les mesures  $\mathbf{y}$ . En définissant la norme  $l_0$  d'un vecteur  $\|\boldsymbol{\theta}\|_0$  comme le nombre d'entrées non nulles de  $\boldsymbol{\theta}$ , la manière la plus simple de poser un algorithme de reconstruction consiste à utiliser l'optimisation sous contrainte (s.c.)

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \arg \min \|\boldsymbol{\theta}\|_0 \quad \text{s.c.} \quad \mathbf{y} = \mathbf{U}\boldsymbol{\theta}. \quad (1.29)$$

où  $\mathbf{U} = \boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\Psi}$ .

Cependant, la norme  $l_0$  de  $\boldsymbol{\theta}$  est un terme qui peut poser des problèmes pratiques puisqu'il n'est ni continu ni dérivable. Une alternative à la norme  $l_0$  est la norme  $l_1$ , définie comme  $\|\boldsymbol{\theta}\|_1 = \sum_{n=1}^N |\theta(n)|$ . Cette norme a tendance à favoriser les solutions parcimonieuses, tout en présentant de meilleures propriétés numériques que la norme d'ordre 0. L'adaptation itérative qui résulte de (1.29), connue sous le nom d'algorithme de poursuite (Basis Pursuit - BP) [CDS98], est donc formellement définie comme

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \arg \min \|\boldsymbol{\theta}\|_1 \quad \text{s.c.} \quad \mathbf{y} = \mathbf{U}\boldsymbol{\theta}. \quad (1.30)$$

Cet algorithme peut être implémenté via la programmation linéaire, ce qui rend sa complexité computationnelle polynomiale [BV04].

Cependant, ces algorithmes ne sont applicables qu'avec un bruit très faible, puisqu'ils appliquent une contrainte forte qui néglige le bruit. L'optimisation (1.30) peut être modifiée dans le cas de mesures bruitées  $\mathbf{y} = \mathbf{U}\boldsymbol{\theta} + \boldsymbol{\lambda}$ ; nous changeons simplement la contrainte dans (1.30) comme suit :

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \arg \min \|\boldsymbol{\theta}\|_1 \quad \text{s.c.} \quad \|\mathbf{y} - \mathbf{U}\boldsymbol{\theta}\|_2 \leq \epsilon. \quad (1.31)$$

où  $\epsilon \geq \|\boldsymbol{\lambda}\|_2$  est une limite appropriée choisie sur la magnitude du bruit. Cette optimisation modifiée est connue sous le nom d'algorithme de poursuite avec une contrainte d'inégalité (*Basis Pursuit with Inequality Constraints* - BPIC) et peut être implémenté via la programmation quadratique avec des solveurs de complexité polynomiale [BV04].

Une alternative consiste à introduire la contrainte dans le terme à minimiser. Ainsi, la relaxation Lagrangienne de ce problème de programmation quadratique s'écrit :

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \arg \min \|\boldsymbol{\theta}\|_1 + \iota \|\mathbf{y} - \mathbf{U}\boldsymbol{\theta}\|_2. \quad (1.32)$$

et est connue sous le nom de *Basis Pursuit Denoising* (BPDN).

Une alternative aux approches basées sur l'optimisation pour la récupération de signaux parcimonieux, sont les algorithmes *gloutons*. Par définition, un algorithme glouton est un algorithme qui réalise, à chaque itération, un choix local optimal. En effet, ces méthodes se basent sur le raisonnement suivant :

- procéder par itérations afin d'atteindre la solution ;
- à chaque itération, affiner le vecteur solution (par exemple en lui ajoutant une nouvelle composante non nulle, plus précisément la meilleure possible compte tenu de l'état à l'instant précédent) ;
- ré-estimer le critère exprimé sous la forme suivante : chercher  $\boldsymbol{\theta}$  qui minimise  $\|\mathbf{y} - \mathbf{U}\boldsymbol{\theta}\|_2^2$  sous la contrainte  $\|\boldsymbol{\theta}\|_0 \leq K$ .

Par exemple, les algorithmes *Matching Pursuit* (MP) et *Orthogonal Matching Pursuit* (OMP) [MZ93, PRK93] procèdent en trouvant la colonne de  $\mathbf{U}$  la plus corrélée au signal résiduel, qui est obtenu en soustrayant la contribution d'une estimation partielle du signal de  $\mathbf{y}$ . Dans la section suivante, l'algorithme OMP sera détaillé.

### 1.2.6 L'algorithme OMP

Nous nous intéressons à l'algorithme OMP à cause de sa grande simplicité. Son principe de fonctionnement peut être résumé comme suit :

- **étape 1** : initialiser le vecteur  $\boldsymbol{\theta} = \mathbf{0}$ .
- **étape 2** : trouver à chaque itération une composante non nulle qui permet de minimiser la norme du vecteur résidu mesurant l'erreur de reconstruction.
- **étape 3** : ré-estimer les valeurs de toutes les composantes non nulles.
- **étape 4** : s'arrêter à  $K$  itérations si  $K$  est connu, ou lorsque la norme du résidu descend au-dessous d'un seuil déterminé.

Considérons les notations suivantes :

- vecteur estimé à l'itération  $k$  :  $\hat{\boldsymbol{\theta}}_k$
- résidu à l'itération  $k$  :  $\mathbf{r}_k = \mathbf{y} - \mathbf{U}\hat{\boldsymbol{\theta}}_k$
- vecteur des indices des composantes non nulles de  $\hat{\boldsymbol{\theta}}_k$  :  $\mathbf{i}_k$
- matrice  $\mathbf{U}$  réduite à l'itération  $k$  :  $\underline{\mathbf{U}}_k = \mathbf{U}(:, \mathbf{i}_k)$
- vecteur solution réduit à l'itération  $k$  :  $\hat{\boldsymbol{\theta}}_k = \hat{\boldsymbol{\theta}}_k(\mathbf{i}_k)$

Ainsi, l'algorithme commence par chercher la colonne de  $\mathbf{U}$  qui est la plus corrélée avec le résidu de l'itération précédente  $\mathbf{r}_{k-1}$ . L'indice de cette colonne est sauvegardé dans le vecteur des indices  $\mathbf{i}_k$ . Ensuite, les valeurs des composantes non nulles du vecteur solution sont ré-estimées en calculant  $\hat{\boldsymbol{\theta}}_k = \underline{\mathbf{U}}_k^\dagger \mathbf{y}$  et le nouveau vecteur résidu à l'itération  $k$ ,  $\mathbf{r}_k = \mathbf{y} - \underline{\mathbf{U}}_k \hat{\boldsymbol{\theta}}_k$ , où  $(\cdot)^\dagger$  représente la pseudo-inverse de Moore-Penrose. Nous obtenons donc, à l'issue de l'itération  $k$ , les mêmes éléments qui lui ont servi de points d'entrée, mis à jour, à savoir  $\mathbf{r}_k$  et  $\mathbf{i}_k$ . Ces éléments seront donc les points d'entrée de l'algorithme pour l'itération  $k + 1$ , et ainsi de suite. Le principe itératif de l'algorithme OMP est illustré sur la figure 1.15.

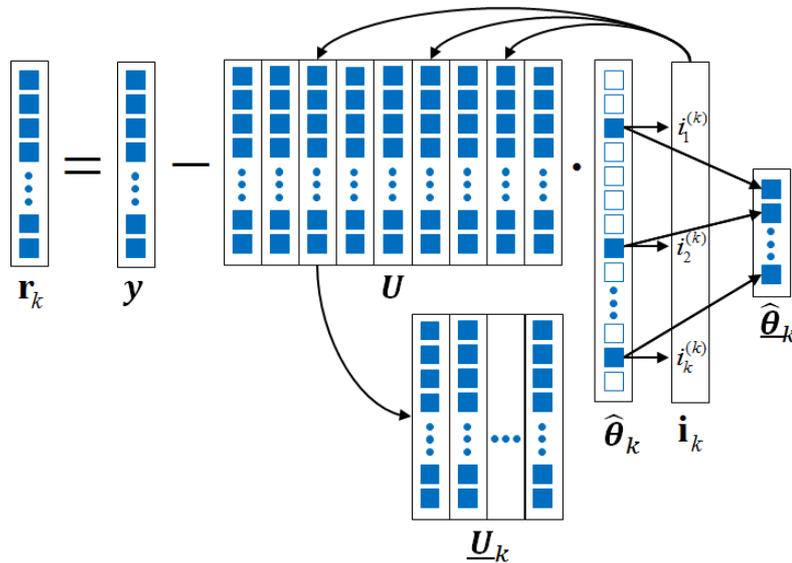


FIGURE 1.15 – Illustration du principe itératif de l'algorithme OMP.

Le critère de convergence utilisé pour trouver des représentations parcimonieuses consiste à vérifier si  $\mathbf{y} = \mathbf{U}\boldsymbol{\theta}$  exactement ou approximativement ; notons qu'en raison de sa conception, l'algorithme ne peut pas exécuter plus de  $M$  itérations, puisque  $\mathbf{U}$  a  $M$  lignes.

Les garanties par rapport à la cohérence et à la RIP pour l'algorithme OMP sont définies par les théorèmes 1.2.3 et 1.2.4.

**Théorème 1.2.3** [DW10] Soit un signal  $\boldsymbol{\theta}$   $K$ -parcimonieux et soit  $\mathbf{y} = \mathbf{U}\boldsymbol{\theta}$ . Supposons que  $\mathbf{U}$  a la  $(K+1, \delta)$ -RIP avec  $\delta < \frac{1}{3\sqrt{K}}$ . Alors OMP peut reconstruire un signal  $\boldsymbol{\theta}$   $K$ -parcimonieux avec exactement  $K$  itérations.

**Théorème 1.2.4** [Zha11] Soit un signal  $\boldsymbol{\theta}$   $K$ -parcimonieux et soit  $\mathbf{y} = \mathbf{U}\boldsymbol{\theta} + \boldsymbol{\lambda}$ . Supposons que  $\mathbf{U}$  a la  $(31K, \delta)$ -RIP avec  $\delta < \frac{1}{3}$ . Alors la sortie de OMP après  $30K$  itérations a une erreur bornée à

$$\|\boldsymbol{\theta} - \hat{\boldsymbol{\theta}}\|_2 \leq C \|\boldsymbol{\lambda}\|_2. \quad (1.33)$$

où  $C$  est une constante.

Considérons à titre d'exemple un signal parcimonieux dans le domaine temporel avec une longueur  $N = 2000$  et  $K = 363$ , et essayons de le reconstruire à partir d'un nombre d'échantillons aléatoires  $M = 5K$  par l'algorithme OMP. La figure 1.16 (a) montre la reconstruction parfaite du signal sans bruit. La figure 1.16 (b) montre que le signal est bien reconstruit pour

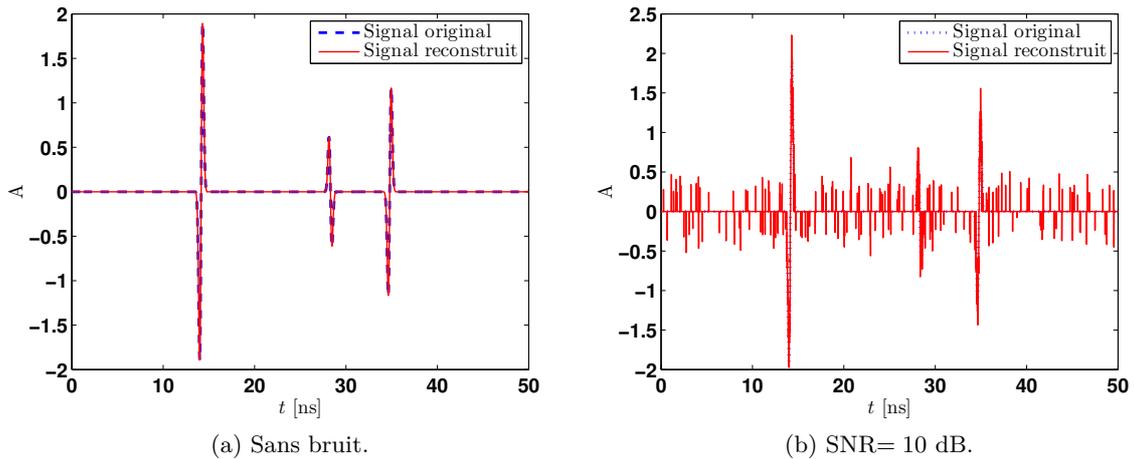


FIGURE 1.16 – Reconstruction d'un signal parcimonieux dans le domaine temporel avec OMP.

un SNR égal à 10 dB puisque les pics correspondant au signal d'origine peuvent être clairement différenciés, d'où l'intérêt de l'algorithme OMP dans la reconstruction des signaux parcimonieux, aussi bien dans les environnements sans bruit que dans les environnements bruités.

La figure 1.17 montre la variation de la norme du résidu de l'algorithme OMP en fonction du nombre d'itérations. Nous remarquons qu'en absence du bruit, cette norme est annulée au bout de  $K = 363$  itérations, comme affirmé dans le théorème 1.2.3. Pour un SNR égal à 10 dB, les valeurs de la courbe de variation sont plus élevées et ne s'annulent pas après  $K$  itérations.

### 1.2.7 Matrices de mesure structurées

Alors que la plupart des travaux initiaux sur le CS ont mis l'accent sur l'utilisation de matrices  $\Phi$  aléatoires dont les entrées sont obtenues indépendamment par une distribution

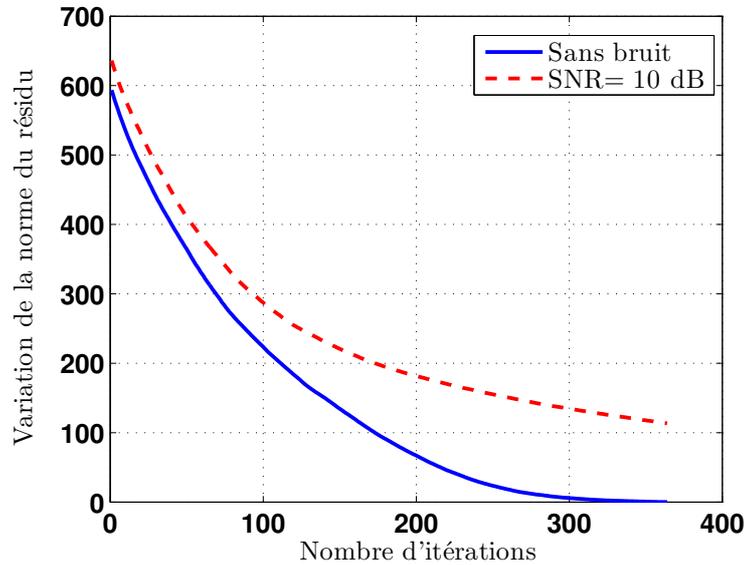


FIGURE 1.17 – Variation de la norme du résidu de l'algorithme OMP en fonction du nombre d'itérations.

de probabilité standard, ces matrices ne sont souvent pas réalisables pour des applications réelles du fait du coût de multiplication des matrices aléatoires avec des vecteurs signal de grande dimension [DE11]. En fait, très souvent, les capacités des dispositifs de détection limitent les types de matrices CS qui peuvent être mises en œuvre dans une application spécifique. En outre, dans le contexte de l'échantillonnage analogique, l'une des principales motivations pour l'acquisition compressée est de construire des échantillonneurs analogiques qui conduisent à des taux d'échantillonnage sous-Nyquist. Il s'agit de matériels réels et donc de dispositifs de détection structurés. Les considérations matérielles exigent des modèles de signaux plus élaborés pour réduire autant que possible le nombre de mesures nécessaires pour la reconstruction. Dans cette section, nous examinons les alternatives disponibles aux matrices CS aléatoires.

### 1.2.7.1 Démodulateur aléatoire

Le démodulateur aléatoire (*Random Demodulator* - RD) [LKD<sup>+</sup>07] est une méthode de reconstruction monovoie qui concerne principalement les signaux parcimonieux en fréquence. Le schéma se base sur le fait que la démodulation d'un signal à la fréquence de Nyquist  $F_{\text{Nyq}}$  est plus facile à implémenter que l'échantillonnage du signal à cette fréquence. Le signal est multiplié par une séquence pseudo-aléatoire, puis filtré et échantillonné avec une faible fréquence d'échantillonnage comme le montre la figure 1.18.

En multipliant le signal par une séquence pseudo-aléatoire à la fréquence de Nyquist, son spectre est convolué par celui de la séquence aléatoire. Ainsi, chaque raie présente dans le spectre du signal reçu aura une signature spécifique dans la bande passante du filtre passe-bas. Celui-ci est un intégrateur idéal à réponse impulsionnelle finie bien adapté aux signaux modélisés sur un intervalle fini. Le signal étant parcimonieux en fréquence, il existe peu de

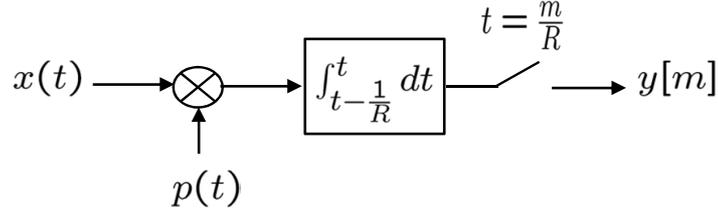


FIGURE 1.18 – Schéma bloc du démodulateur aléatoire.

raies significatives dans son spectre ce qui va permettre la bonne reconstruction du signal avec des algorithmes de reconstruction CS. Le signal échantillonné  $y[m]$  s'écrit :

$$y[m] = R \int_{t-1/R}^t x(t)p(t)dt_{(t=\frac{m}{R})}, \quad m = 0, 1, \dots, M-1. \quad (1.34)$$

Nous considérons dans tout ce qui suit que  $N$  est le nombre d'échantillons que l'on aurait pu obtenir en échantillonnant le signal de bande passante  $B$  à la fréquence de Nyquist.  $R$ ,  $M$  et  $N$  sont reliés par  $R = \frac{M}{N}F_{\text{Nyq}}$ .

Ainsi, la matrice de mesure résultante est  $\Phi = \mathbf{S}\mathbf{P}$  où  $\mathbf{P}$  la matrice diagonale ( $N \times N$ ) formée par les valeurs de la séquence  $p(t)$  et  $\mathbf{S}$  est la matrice d'intégration ( $M \times N$ ) où la  $m^{\text{ième}}$  ligne est définie comme  $\mathbf{s}_m = [\mathbf{0}_{1 \times (m-1q)} \mathbf{1}_{1 \times q} \mathbf{0}_{1 \times (N-mq)}]$ ,  $1 \leq m \leq M$ , avec  $q = M/N$ .

Chaque échantillon obtenu est une combinaison aléatoire des raies du spectre du signal  $x(t)$  dans l'intervalle de temps fixé par le filtre. Le nombre d'échantillons que l'on désire obtenir et ainsi la fréquence d'échantillonnage du CAN dépendent de l'algorithme de reconstruction, de la bande passante du signal, de la parcimonie du signal et de la cohérence entre les matrices d'acquisition et de parcimonie. Dans [TLD<sup>+</sup>10], le nombre de mesures théoriques est donné par  $M > C[K \log N + \log^3 N]$  pour un signal  $K$ -parcimonieux en fréquence et une reconstruction par  $l_1$  (relaxation convexe). Pour une structure générale d'un signal bruité, non parcimonieux mais dont le spectre est approximé par  $K$  raies, le nombre de mesures sera  $M > CK \log^6 N$  pour une minimisation de la norme  $l_1$  en tenant compte du bruit.

### 1.2.7.2 Modulateur aléatoire préintégreur

Le modulateur aléatoire préintégreur (*Random Modulator PreIntegrator* - RMPI) est une méthode d'acquisition multivoie proposée dans le but d'approximer une implémentation analogique d'une matrice de Bernoulli. Le schéma consiste en  $P$  voies, où dans chacune, le signal est multiplié par une séquence pseudo-aléatoire, puis intégré et échantillonné à faible fréquence d'échantillonnage, comme dans un RD. Cependant, au lieu d'acquérir  $M = RN/F_{\text{Nyq}}$  échantillons à partir d'un schéma RD ayant une seule voie,  $M/P$  échantillons sont acquis dans chaque voie du RMPI. La fréquence d'échantillonnage  $R'$  pour chaque voie est divisée par un facteur  $P$  par rapport à  $R$ . Ainsi, le premier avantage par rapport au schéma RD est l'utilisation de CANs moins rapides et donc potentiellement moins coûteux et moins consommateurs. Le schéma bloc du RMPI est montré sur la figure 1.19.

La matrice de mesure correspondante au schéma analogique est une matrice par blocs de Bernoulli, comme le montre la figure 1.20.

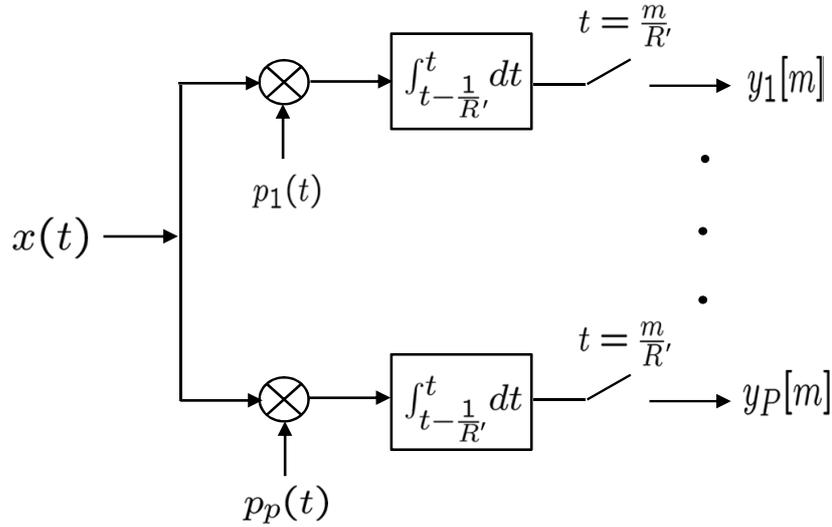


FIGURE 1.19 – Schéma bloc du RMPI.

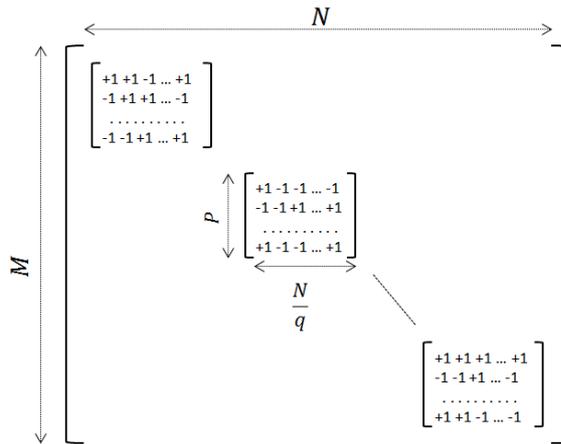


FIGURE 1.20 – Matrice de mesure par blocs de Bernoulli du schéma RMPI.

Chaque bloc est de taille  $(P \times \frac{N}{q})$  où  $q = F_{\text{Nyq}}/R'$  est le facteur de réduction de la fréquence d'échantillonnage pour chaque voie. Bien que structurée, la matrice reste très aléatoire et est donc incohérente avec toute base de parcimonie. Pour cette raison la méthode RMPI est considérée comme une méthode *universelle* d'échantillonnage compressé, contrairement au RD qui vise les signaux parcimonieux en fréquence, c'est-à-dire qu'elle peut être utilisée pour reconstruire des signaux parcimonieux dans toute sorte de base de parcimonie.

Dans [SLCW08] et [KRL<sup>+</sup>06], un RMPI à  $P = 8$  voies a été proposé. Le taux d'échantillonnage global  $PR'$  est réduit d'un facteur de 12.5 par rapport à  $F_{\text{Nyq}}$ , et dans chaque voie, la fréquence d'échantillonnage est réduite d'un facteur  $q = 100$  par rapport à  $F_{\text{Nyq}}$ .

### 1.3 Estimation du canal UWB avec les méthodes classiques et les techniques CS

Dans cette thèse, nous nous intéressons à la IR-UWB du fait de sa simplicité avantageuse, ainsi qu'aux récepteurs cohérents de type Rake en raison de leur performance optimale pour des canaux à bruit blanc additif Gaussien. Nous étudions tout particulièrement l'estimation du canal UWB, nécessaire pour ce type de récepteurs. Nous cherchons à pallier le problème de la fréquence d'échantillonnage très élevée requise dans l'étape de l'estimation du canal en utilisant des techniques de CS appropriées.

#### 1.3.1 Modèle du système

Un modèle typique simplifié pour la réponse impulsionnelle d'un canal multitrajet est donné par

$$h(t) = \sum_{l=1}^L a_l \delta(t - \tau_l) \quad (1.35)$$

où  $a_l$  et  $\tau_l$  sont les  $L$  gains et  $L$  retards du canal, respectivement. Bien que ce modèle ne reflète pas adéquatement les effets dépendants de la fréquence, il est couramment utilisé dans des schémas de réception dans les systèmes à large bande classiques (par exemple, des récepteurs Rake). L'équation (1.35) peut être interprétée comme indiquant qu'un signal reçu  $x(t)$  est constitué d'une somme pondérée de répliques atténuées et retardées du signal transmis  $r(t)$  :

$$x(t) = \sum_{l=1}^L a_l r(t - \tau_l) + \lambda(t) \quad (1.36)$$

où  $\lambda(t)$  est un bruit blanc additif Gaussien de densité spectrale de puissance  $\frac{N_0}{2}$ .

Sans restreindre le caractère général de l'estimation du canal, nous considérons que  $x(t)$  a un support temporel limité entre 0 et  $T$  tel qu'il n'y a pas d'interférence intersymbole.  $T$  représente ainsi la profondeur du canal UWB. En d'autres termes, la dernière impulsion retardée par le canal est supposée complètement reçue dans  $[0, T]$  :

$$0 \leq \tau_l \leq T - T_r, \quad l = 1, \dots, L \quad (1.37)$$

où  $T_r$  est la durée de  $r(t)$ . Notre but est d'estimer les paramètres inconnus du canal  $\{\mathbf{a}, \boldsymbol{\tau}\}$  en utilisant le signal reçu  $x(t)$ , l'impulsion  $r(t)$  étant connue au récepteur.

Il est intéressant de noter qu'en UWB, les impulsions émises sont des dérivées de l'impulsion Gaussienne ou des signaux optimisés sous les contraintes imposées au masque spectral par les organismes de régulation comme la FCC, et sont donc de type passe-bande. Prenons l'exemple d'une impulsion émise  $r(t)$  qui est la dérivée première de l'impulsion Gaussienne  $r_g(t) = e^{-\alpha t^2}$ , d'amplitude unitaire et de durée  $T_g$ , avec  $\alpha = \frac{2\pi^2}{T_g^2 \ln 2}$ . Cette valeur de  $\alpha$  correspond à une bande effective de l'impulsion Gaussienne d'environ  $1/T_g$  et  $r_g(t) < 10^{-3}$  pour  $|t| > T_g/2$  :

$$r(t) = -2\alpha t r_g(t) \quad (1.38)$$

Son spectre  $R(\nu)$  a l'expression suivante :

$$R(\nu) = \sqrt{\frac{\pi}{\alpha}} \nu e^{-\frac{\pi^2}{\alpha \nu^2}} \quad (1.39)$$

La figure 1.21 montre l'allure de l'impulsion  $r(t)$  ainsi que son spectre  $R(\nu)$  de type passe-bande, lorsque  $T_g = 1$  ns.

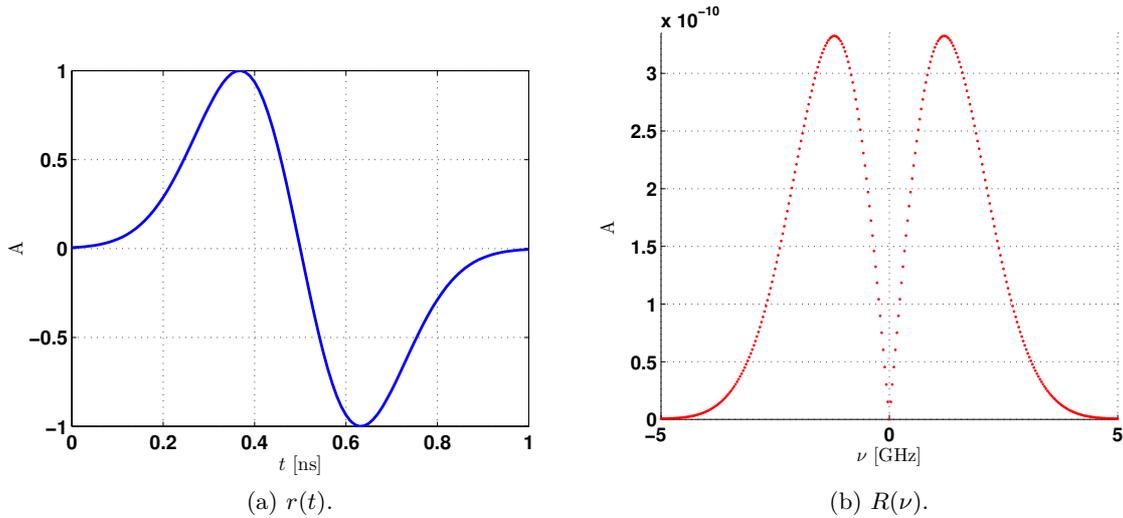


FIGURE 1.21 – Dérivée première  $r(t)$  de l'impulsion Gaussienne et son spectre  $R(\nu)$  discrétisé.

### 1.3.2 Méthodes classiques rencontrées dans la littérature

En pratique, la réponse impulsionnelle du canal est rarement disponible a priori dans les systèmes de communication. Le canal doit être estimé au niveau du récepteur afin d'exploiter la diversité offerte par une propagation par trajets multiples. Les méthodes d'estimation d'un canal multitrajet au récepteur peuvent être classées en deux familles :

- les méthodes basées sur des signaux pilotes [CFSG17], [SIJD06] : le récepteur convolue des signaux de référence connus, aussi appelés signaux pilotes, avec des signaux de données, dans le domaine temporel, fréquentiel ou autre.
- les méthodes aveugles [WY05], [AAG<sup>+</sup>06] : l'information sur l'état du canal est acquise au récepteur en utilisant uniquement les statistiques des signaux de données. Ces méthodes nécessitent généralement un traitement de signal complexe au récepteur et impliquent souvent une inversion de grandes matrices de données, ce qui les rend très propices à l'erreur de propagation dans des canaux à variation rapide.

Nous nous intéressons dans cette thèse aux méthodes basées sur les signaux pilotes et tout particulièrement sur les méthodes d'analyse spectrale.

#### Méthodes d'analyse spectrale

Dans cette section, nous détaillons une méthode d'estimation du canal basée sur des signaux pilotes, en considérant le problème dans le domaine fréquentiel. Soit  $X(\nu)$  la trans-

formée de Fourier du signal reçu.

$$X(\nu) = \sum_{l=1}^L a_l R(\nu) e^{-j2\pi\nu\tau_l} + \Lambda(\nu) \Rightarrow \frac{X(\nu)}{R(\nu)} = \sum_{l=1}^L a_l e^{-j2\pi\nu\tau_l} + I(\nu) \quad (1.40)$$

où  $R(\nu)$  et  $\Lambda(\nu)$  sont les transformées de Fourier de  $r(t)$  et  $\lambda(t)$ , respectivement et  $I(\nu) = \frac{\Lambda(\nu)}{R(\nu)}$ .

Le rapport des spectres des signaux reçu et émis est donné par une somme d'exponentielles complexes, où les retards temporels inconnus apparaissent comme des fréquences complexes alors que les coefficients de propagation apparaissent comme des pondérations inconnues. Ainsi, trouver  $a_l$  et  $\tau_l$  à partir de (1.40) est équivalent au problème d'analyse spectrale d'un mélange d'exponentielles complexes, qui est largement étudié dans la littérature de l'estimation spectrale [HS90], [HS91], [RK89] and [RA92].

Il existe une classe particulièrement attrayante d'algorithmes, appelés méthodes superrésolution, qui peuvent reconstruire des sinusoïdes étroitement espacées à partir de  $2L$  valeurs du rapport  $X(\nu)/R(\nu)$ . Dans [RA92] une réalisation polynomiale est discutée, où les paramètres sont estimés à partir des zéros du filtre annihilant. Dans [RA92], une méthode basée sur les espaces est proposée pour estimer les paramètres d'exponentielles complexes superposés dans le bruit, ce qui fournit un outil élégant et numériquement robuste pour l'estimation de paramètres à l'aide d'une approche de sous-espaces. L'algorithme ESPRIT (*Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Technique*) développé dans [RK89], peut être considéré comme une généralisation de cette dernière applicable aux réseaux généraux d'antennes. Dans [HS91], plusieurs techniques basées sur les sous-espaces pour estimer les valeurs propres généralisées de faisceaux de matrices (*matrix pencil*) sont abordées, telles que l'algorithme du *Direct matrix pencil*, Pro-ESPRIT et sa version améliorée TLS-ESPRIT. Les méthodes de sous-espace peuvent atteindre des performances proches de celle de l'estimateur de maximum de vraisemblance (Maximum Likelihood - ML) [HS90], et sont donc considérées comme une alternative fiable.

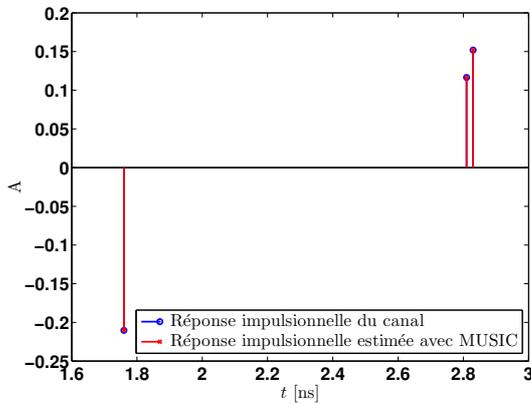
Dans la suite de cette thèse, nous nous sommes intéressés particulièrement à l'algorithme superrésolution MUSIC (*MUltiple SIgnal Classifier*) [Sch86]. Celui-ci peut être résumé par les étapes suivantes :

- **étape 1** : construire la matrice de données en utilisant la procédure de lissage spectral.
- **étape 2** : appliquer une analyse propre de la matrice de données et décomposer l'espace d'observation en deux sous-espaces orthogonaux, c'est-à-dire le sous-espace signal et le sous-espace bruit.
- **étape 3** : estimer la dimension du sous-espace signal en utilisant des critères de la théorie de l'information.
- **étape 4** : constituer l'opérateur de projection sur le sous-espace bruit comme  $\mathbf{\Pi}_n^\perp = \mathbf{V}_n \mathbf{V}_n^H$ , où  $\mathbf{V}_n$  est la matrice colonne des vecteurs propres du sous-espace bruit.
- **étape 5** : calculer le profil du canal en utilisant les maxima de  $CP_{\text{MUSIC}}(\tau_i) = \frac{1}{\mathbf{a}_i^H \mathbf{\Pi}_n^\perp \mathbf{a}_i}$  où  $\mathbf{a}_i$  est le vecteur de recherche qui explorera l'espace complet des paramètres.

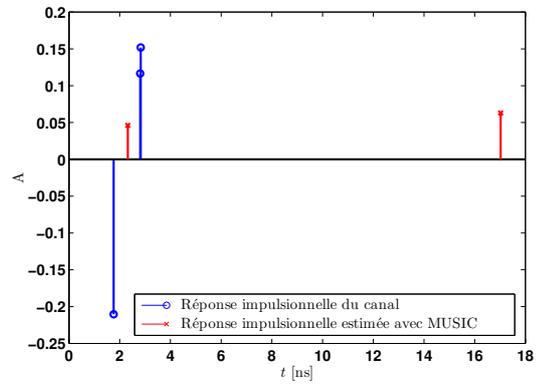
L'approche classique d'estimation du canal par les méthodes d'analyse spectrale consiste à échantillonner le signal  $x(t)$  à la fréquence de Nyquist, puis appliquer une FFT sur les échantillons afin d'obtenir les valeurs spectrales de  $X(\nu)$ ,  $R(\nu)$  étant supposé connu au récep-

teur. Ensuite, au moins  $2L$  valeurs  $X(\nu_k)$  du spectre sont choisies, tel que les valeurs  $R(\nu_k)$  correspondant aux mêmes positions spectrales sont assez loin de zéro.

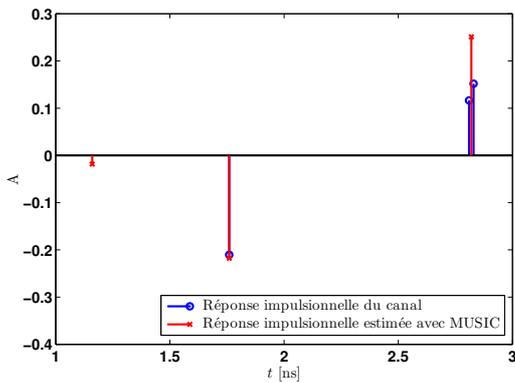
Prenons l'exemple simple d'une dérivée première de l'impulsion Gaussienne. Le canal est constitué de  $L = 3$  trajets multiples. Le nombre d'échantillons du vecteur  $\mathbf{x}$  correspondant à la fréquence  $F_{\text{Nyq}}$  du signal  $x(t)$  est considéré égal à  $N = 2000$ . Nous étudions la reconstruction du canal avec l'algorithme MUSIC à partir de  $M = 13$  valeurs du rapport  $X(\nu)/R(\nu)$ . La figure 1.22 (a) montre la reconstruction parfaite des trajets multiples du canal sans bruit, et met en évidence la caractéristique de superrésolution de MUSIC. Pour un SNR égal à 0 dB, les performances se dégradent, et nous observons sur la figure 1.22 (b) l'incapacité de MUSIC à estimer les trajets multiples.



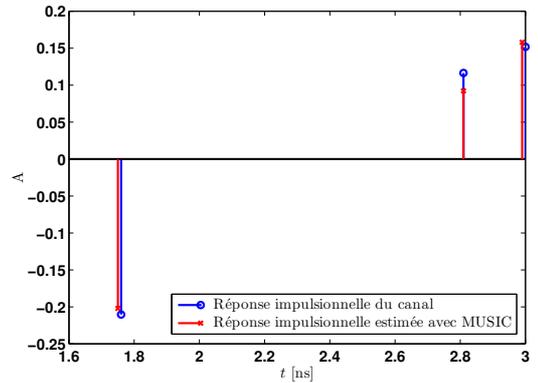
(a) Sans bruit,  $M = 13$ .



(b) SNR= 0 dB,  $M = 13$ .



(c) SNR= 0 dB,  $M = 123$ , trajets proches.



(d) SNR= 0 dB,  $M = 123$ , trajets espacés.

FIGURE 1.22 – Estimation d'un canal à  $L = 3$  trajets multiples avec l'algorithme MUSIC.

Même en augmentant le nombre de mesures à  $M = 123$ , l'algorithme MUSIC reste incapable de bien reconstruire les trajets multiples très proches pour un SNR égal à 0 dB comme le montre la figure 1.22 (c). Pour ces mêmes valeurs de  $M$  et du SNR, et en considérant un canal avec des trajets plus espacés, l'algorithme MUSIC ne réussit pas à estimer parfaitement le canal, comme le montre la figure 1.22 (d). Ainsi, l'algorithme MUSIC est surtout intéressant pour des valeurs élevées du SNR.

### 1.3.3 Méthodes basées sur l'échantillonnage compressé CS

Dans les systèmes UWB, deux défis supplémentaires s'ajoutent pour l'estimation du canal par rapport aux systèmes à bande étroite. D'abord, la largeur très grande de la bande passante des signaux reçus et la fréquence d'échantillonnage requise par le théorème de Nyquist sont incompatibles avec les avancées technologiques liées à la conception des CANs. Ensuite, le nombre de délais et d'amplitudes à estimer peut arriver jusqu'à une centaine pour un canal UWB en environnement intérieur typique. Ainsi, la complexité computationnelle des estimateurs classiques augmente rapidement et devient presque inabordable dans les applications en temps réel. L'estimation du canal par des approches basées sur le CS advient comme une solution intéressante à ces défis.

Au lieu d'échantillonner le signal  $x(t)$  à la fréquence de Nyquist, puis appliquer les méthodes classiques d'estimation du canal sur le vecteur  $\mathbf{x}$  des  $N$  échantillons ainsi obtenus, une première méthode consiste à estimer les paramètres du canal à partir d'un vecteur de  $M < N$  mesures aléatoires  $\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x}$ , comme le montre la figure 1.23, où  $\mathbf{x}$  est représenté sans bruit. Deux bases de parcimonie  $\Psi$  sont considérées dans [PAW07]. Tout d'abord,  $x(t)$  est

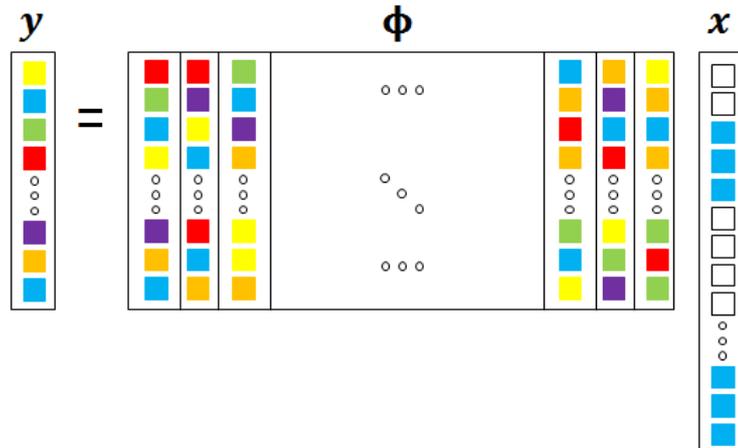
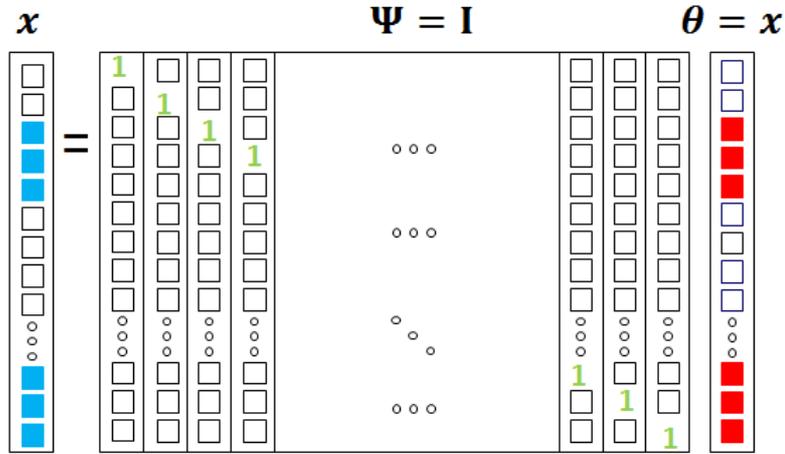


FIGURE 1.23 – Illustration de la matrice de mesure  $\Phi$ .

supposé parcimonieux dans le domaine temporel ( $\Psi = \mathbf{I}$ ), comme le montre la figure 1.24. En effet, la transmission d'une impulsion ultra-courte à travers un canal de communication UWB conduit à un signal reçu qui a quelques valeurs non nulles. Ce modèle de signal est adéquat pour le canal UWB à condition qu'il n'y ait que quelques trajets de propagation comme c'est le cas des canaux UWB dans des environnements industriels avec propagation LOS [BD09].

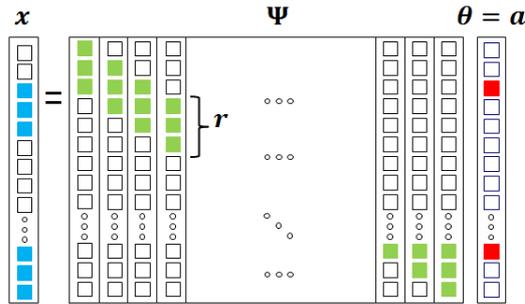
Ensuite, pour améliorer les performances des algorithmes de reconstruction CS, un nouveau dictionnaire a été proposé par Paredes *et al.*, qui utilise la diversité temporelle des multitrajets. Cette diversité motive la construction de fonctions de base offrant une plus grande parcimonie et une plus grande probabilité de reconstruction CS. Puisque le signal UWB reçu est formé de versions pondérées et retardées de l'impulsion émise, et puisque le dictionnaire doit contenir des éléments (atomes) qui représentent totalement le signal d'intérêt, il est naturel de penser que la fonction élémentaire pour générer les atomes du dictionnaire doit être


 FIGURE 1.24 – Illustration de la matrice de parcimonie  $\Psi = \mathbf{I}$ .

étroitement liée à la forme d'onde utilisée pour transmettre l'information, i.e. l'impulsion Gaussienne ou ses dérivées. Ainsi, le dictionnaire est généré en décalant d'un pas minimal  $\Delta$  la fonction de génération  $r(t)$ , menant à un ensemble de formes d'onde paramétrées données par

$$\Psi_j(t) = r(t - j\Delta) \quad j = 0, 1, 2, \dots \quad (1.41)$$

qui définissent le dictionnaire  $\Psi = \{\Psi_0(t), \Psi_1(t), \Psi_2(t), \dots\}$ . Les atomes du dictionnaire sont donc des versions retardées de l'impulsion UWB émise. En choisissant  $\Delta$  égal à la période d'échantillonnage, nous obtenons un dictionnaire complet et redondant permettant de mieux capturer la diversité des trajets, comme le montre la figure 1.25.


 FIGURE 1.25 – Illustration de la nouvelle matrice de parcimonie  $\Psi$ .

Sous forme vectorielle, nous pouvons écrire :

$$\mathbf{x} = \Psi \mathbf{a} + \boldsymbol{\lambda} \quad (1.42)$$

où  $\mathbf{a}$  est le vecteur de taille  $N$ ,  $L$ -parcimonieux, contenant les coefficients de gains des trajets, et  $\boldsymbol{\lambda}$  le vecteur bruit. Seules les valeurs de  $\mathbf{a}$  correspondant aux décalages  $j\Delta = \tau_l$ ,  $l = 1, \dots, L$  sont non nulles.

Prenons un exemple simple d'une dérivée première de l'impulsion Gaussienne émise dans un canal UWB à  $L = 3$  trajets multiples. Le nombre d'échantillons du vecteur  $\mathbf{x}$  correspondant

à l'échantillonnage de Nyquist du signal  $x(t)$  est considéré égal à  $N = 2000$ . Nous considérons que le signal est parcimonieux dans le nouveau dictionnaire  $\Psi$  donné par l'équation (1.41), et que la matrice de mesure  $\Phi$  ( $M \times N$ ) est aléatoire. Nous avons obtenu empiriquement qu'à partir de  $M = 127$ , le canal est parfaitement estimé sans bruit avec OMP, comme le montre la figure 1.26 (a). Pour ce même nombre d'échantillons et pour un SNR égal à 0 dB, l'estimation du canal montrée sur la figure 1.26 (b) est considérée très bonne aussi, d'où l'intérêt des algorithmes gloutons dans la reconstruction CS.

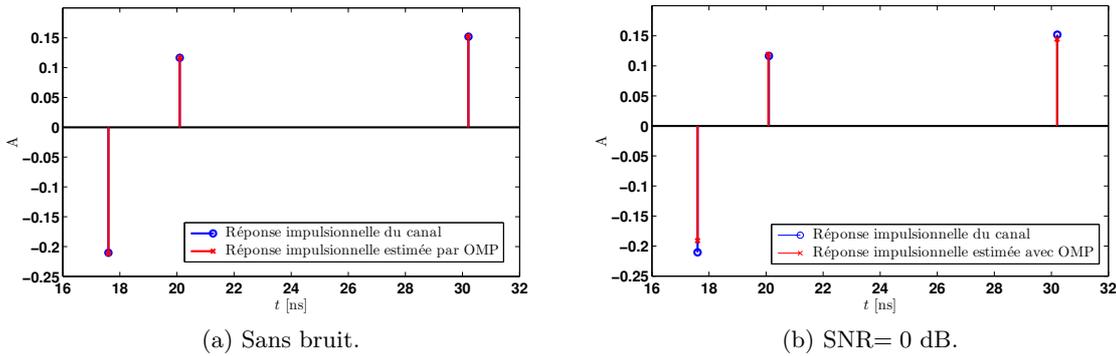


FIGURE 1.26 – Estimation d'un canal à  $L = 3$  trajets multiples avec l'algorithme OMP.

Dans [LZZ<sup>+</sup>10], cette matrice  $\Psi$  est pondérée par une connaissance à priori du profil de retard moyen de la puissance du canal. Ainsi, l'effet d'un trajet faible choisi par erreur à cause du bruit par l'algorithme MP sur l'estimation du canal est réduit.

Nous avons regardé l'impact de l'impulsion émise sur la cohérence de la matrice de parcimonie proposée dans [PAW07] pour l'estimation du canal. Pour cela, nous avons réalisé l'estimation du canal CM1 IEEE 802.15.3a avec l'algorithme OMP en choisissant des échantillons aléatoires et ceci pour 1000 réalisations et 4 impulsions différentes : l'impulsion Gaussienne, la dérivée première de l'impulsion Gaussienne, la dérivée cinquième de l'impulsion Gaussienne et l'impulsion optimisée sous les masques spectraux imposés par la FCC proposée par Akbar *et al.* [ARA10]. La figure 1.27 montre les différentes impulsions de durée 1.29 ns.

Les résultats sont donnés en termes de corrélation entre les réponses impulsionnelles réelle  $h$  et estimée  $\hat{h}$  du canal en fonction du nombre de mesures aléatoires. Le nombre d'échantillons de Nyquist du signal reçu est  $N = 2000$ . Le nombre de mesures aléatoires  $M$  est choisi égal à [20; 125; 200; 500; 1000; 2000]. Le facteur de corrélation est défini par :

$$\eta = \frac{\langle h, \hat{h}_{\tau, \mathbf{a}} \rangle}{\|h\| \cdot \|\hat{h}_{\tau, \mathbf{a}}\|} \quad (1.43)$$

La figure 1.28 montre les résultats obtenus. Pour  $M = 200$  par exemple, les facteurs de corrélation sont égaux à 0.6, 0.8, 0.92 et 0.98 pour les quatre impulsions respectivement. Pour  $M = 400$ , toutes les impulsions permettent des facteurs de corrélation supérieurs à 0.9 sauf l'impulsion Gaussienne. En effet, nous remarquons sur la figure 1.27 que l'impulsion optimisée ainsi que la dérivée cinquième de l'impulsion Gaussienne présentent plus d'ondulations que l'impulsion Gaussienne ou sa dérivée première ce qui diminue la cohérence de la matrice de

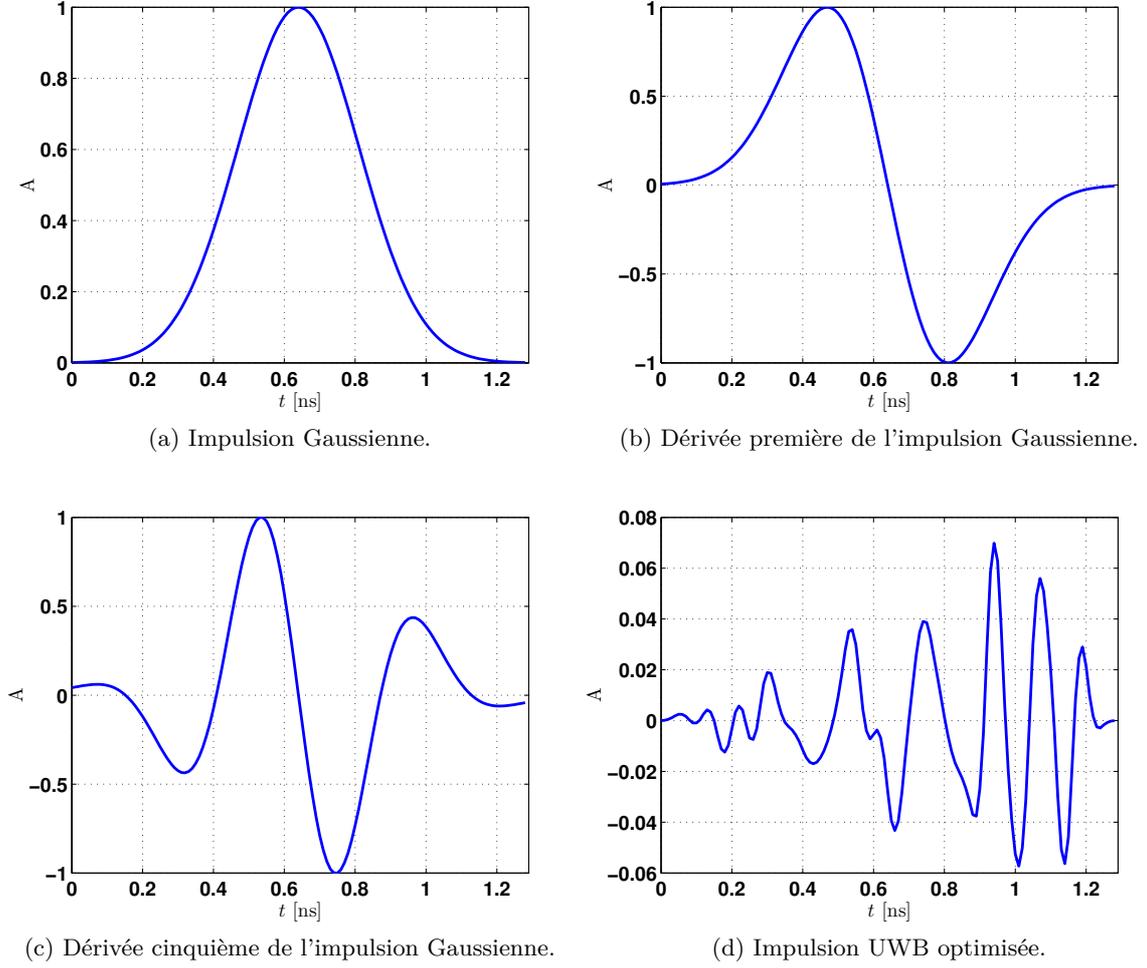


FIGURE 1.27 – Différents exemples d'impulsions UWB.

mesure et contribue ainsi à la diminution du nombre de mesures requis pour l'échantillonnage compressé.

Dans une approche similaire à [PAW07], [LN11] propose un dictionnaire de parcimonie dans le domaine fréquentiel et une extension de l'algorithme OMP (*extended OMP* - eOMP) pour améliorer l'estimation des délais. Le système dans (1.40) s'écrit sous forme matricielle :

$$\mathbf{c} = \mathbf{R}\mathbf{E}\mathbf{a} + \boldsymbol{\lambda} \quad (1.44)$$

où  $\mathbf{c}$  est le vecteur des  $N$  coefficients de Fourier (CF) de  $x(t)$ ,  $\mathbf{R}$  la matrice diagonale  $N \times N$  des CF du signal émis,  $\mathbf{E}$  la matrice  $N \times L$  contenant les vecteurs associés à chaque signal retardé reçu

$$\mathbf{E} = [\mathbf{e}_{\tau_0} \dots \mathbf{e}_{\tau_l} \dots \mathbf{e}_{\tau_L}] \quad (1.45)$$

avec  $\mathbf{e}_{\tau_l} = [1e^{-j2\pi\tau_l/T} \dots e^{-j2\pi(N-1)\tau_l/T}]^T$ . Les coefficients d'atténuations du canal sont rangés dans le vecteur  $\mathbf{a} = [a_1 \dots a_L]^T$  de taille  $L$ . Lagunas *et al.* proposent d'étendre la matrice  $\mathbf{E}$  ( $N \times L$ ) à une matrice  $\mathbf{E}$  ( $N \times N$ ), qui contient non pas seulement les  $L$  vecteurs correspondants aux trajets multiples mais aussi les  $N - L$  vecteurs sans contribution de canal. Ainsi, le

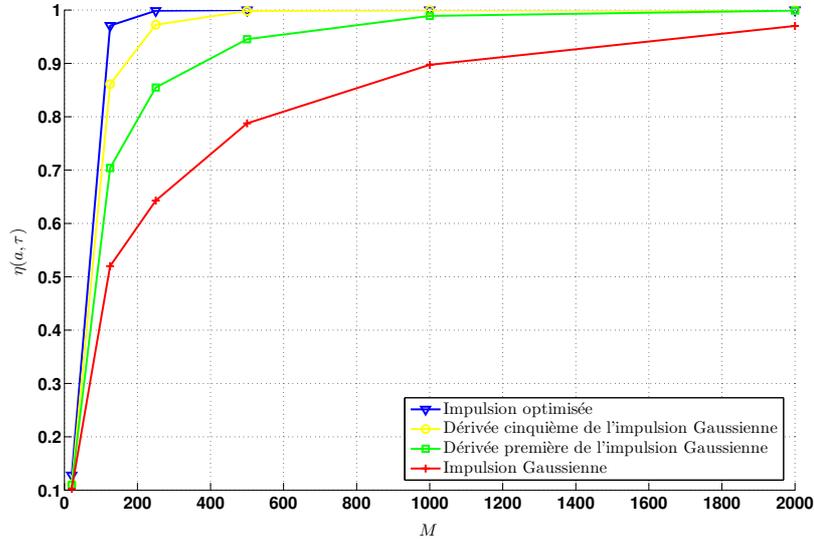


FIGURE 1.28 – Les performances de l'algorithme OMP en termes de facteurs de corrélation en fonction du nombre de mesures, et du choix de l'impulsion émise.

nouveau vecteur  $\mathbf{a}$  devient de taille  $N$  et est  $L$ -parcimonieux. Les valeurs non nulles de ce vecteur correspondent aux coefficients originaux du canal, quand

$$\mathbf{e}_{\tau_n} = \mathbf{e}_{\tau_l} \quad \text{pour } l = 1, \dots, L \quad (1.46)$$

$\mathbf{e}_{\tau_n}$  étant la  $n$ -ième colonne de  $\mathbf{E}$ . Ainsi la base de parcimonie du signal reçu considéré dans le domaine fréquentiel devient  $\mathbf{\Psi} = \mathbf{R}\mathbf{E}$ .

Ces travaux de recherche ne traitent pas la conception de schémas analogiques d'échantillonnage compressé mais considèrent que les mesures CS sont totalement aléatoires. Ces matrices, sont pratiquement irréalisables et nous avons vu que des matrices structurées ont été proposées. Nous décrivons brièvement ici quelques-unes de ces matrices dans le cadre de l'estimation du canal UWB.

Dans [TIL12], une méthode basée sur le RD est proposée pour l'acquisition de signaux UWB, pour des applications médicales. Contrairement aux environnements intérieurs de communication où de nombreux multitrajets existent, seuls quelques trajets sont attendus dans les environnements médicaux. Le défi principal est de faire face aux SNR très faibles à cause des atténuations. Le signal émis est la cinquième dérivée d'une impulsion Gaussienne avec un écart-type égal à 51 ps. On considère une émission infinie d'un flux de symboles formés chacun d'une seule impulsion et de durée  $T$ . On propose de multiplier le signal à la réception par une séquence pseudo-aléatoire, d'intégrer et d'échantillonner chaque  $T$ . Le canal est estimé en utilisant le dictionnaire de parcimonie de Paredes *et al.* [PAW07] et les algorithmes de reconstruction BP et OMP. Avec ce dictionnaire, et en considérant un nombre d'échantillons  $N = 512$  reçus à  $T = 5$  ns, l'algorithme OMP permet une reconstruction avec une probabilité de bonne reconstruction de 95% pour un nombre de mesures  $M = 45$ , sans bruit. Dans le cas de transmissions bruitées, le nombre de mesures augmente, et pour un SNR égal à  $-10$

dB,  $M$  devient égal à 200 pour un nombre d'échantillons initial  $N = 512$ . Une alternative à cette augmentation du nombre des mesures est d'appliquer l'algorithme de débruitage (*BP denoise*) mais sa complexité est peu réaliste pour des implémentations pratiques en temps réel.

Au lieu d'obtenir  $M$  mesures à partir d'une seule durée  $T$  et donc avec une fréquence d'échantillonnage  $F_e = \frac{M}{N}F_{\text{Nyq}}$ , les auteurs proposent d'acquérir un échantillon chaque  $T$  ce qui réduit la fréquence d'échantillonnage à  $F_e = \frac{1}{T}$ , bien en dessous de celle imposée par Nyquist. Cependant, on aura besoin de  $M$  signaux pilotes et il faudra que le canal soit invariant sur la durée  $MT$ . Les auteurs expliquent que dans les applications médicales, le canal est invariant sur des durées de milliers de périodes. Cependant, vu la valeur très élevée de  $M$ , le débit utile de données se trouve fortement réduit.

Dans [YBM<sup>+</sup>12], un schéma RMPI est appliqué sur de courtes impulsions UWB dans des applications radar. Le RMPI permet d'obtenir des fréquences d'échantillonnage intéressantes pour les communications en UWB mais au prix de plus de composants et de complexité. En effet, cette diminution de la fréquence d'échantillonnage est due aux différentes voies existantes et aussi au fait que la matrice d'acquisition est universelle, ce qui la rend incohérente avec la base de parcimonie des signaux UWB pour moins de mesures par rapport au RD. Cependant, aucune étude théorique n'a été réalisée pour avoir la relation entre le nombre de mesures, la parcimonie et la taille du signal traité.

Pour conclure, les schémas RD et RMPI sont tous les deux intéressants pour l'estimation du canal ainsi que pour la reconstruction des signaux UWB. Cependant ils présentent des inconvénients majeurs. Tout d'abord, la fréquence d'échantillonnage atteinte par ces schémas, quoique très réduite par rapport à la fréquence de Nyquist, reste toujours élevée pour les systèmes UWB car elle dépend de la bande de fréquence (très large dans notre cas). De plus, les séquences pseudo-aléatoires sont générées à l'aide de convertisseurs numérique/analogique (CNAs) à la fréquence de Nyquist ou au-delà pour ces systèmes [MLAE12], [EG12], ce qui impose des contraintes très fortes sur ces convertisseurs ainsi que sur les multiplieurs analogiques des schémas. En outre, vu que le nombre de mesures est grand pour les communications UWB, le compromis entre le nombre de voies du schéma RMPI et la fréquence d'échantillonnage sur chacune de ces voies conduira toujours à un nombre de voies irréalisable en pratique, ou à des fréquences incompatibles avec les CNAs existants. Pour ces raisons, nous nous sommes intéressés dans cette thèse à des schémas plus pratiques pour l'UWB, qui seront abordés dans le chapitre 2.

## 1.4 Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons examiné les principaux concepts et défis dans les communications sans fil à large bande. En particulier, nous avons vu l'intérêt de l'approche IR-UWB par rapport à l'approche MB. En effet, même si les systèmes MB offrent l'avantage d'une meilleure utilisation du spectre, les systèmes IR ont l'avantage significatif de la simplicité et sont donc potentiellement moins coûteux. D'autre part, nous avons examiné plusieurs options de récepteurs en mettant l'accent sur les récepteurs cohérents de type Rake, ayant des performances optimales. Différents modèles de canaux UWB à trajets multiples ont été également

présentés.

En outre, les principes et concepts de l'acquisition compressée ont été présentés et différents schémas analogiques d'échantillonnage compressé ont aussi été expliqués. Le but étant d'estimer le canal UWB avec les méthodes CS, une étude bibliographique sur les méthodes classiques d'analyse spectrale et les méthodes de CS déjà existantes a été menée. Nous avons ainsi sélectionné parmi celles-ci un algorithme d'analyse spectrale superrésolution (MUSIC) et un algorithme CS glouton (OMP), ayant des principes de fonctionnement et des caractéristiques différentes, et qui ont été utilisés de manière récurrente pour l'estimation du canal UWB dans le cadre de cette thèse.



## Chapitre 2

# Schémas d'échantillonnage compressé pour les signaux IR-UWB

Le but principal de la thèse étant de proposer un schéma d'échantillonnage compressé à faibles coût, complexité et consommation pour l'estimation du canal UWB, nous présentons dans ce chapitre deux schémas d'échantillonnage monovoie et multivoie, basés sur la théorie du taux d'innovation fini, et que nous avons identifiés, après étude de l'état de l'art, comme étant les plus adéquats pour les signaux UWB, du point de vue de l'implémentation pratique. La première contribution de la thèse est d'adapter ces schémas pour le cas de signaux UWB ayant un spectre de type passe-bande. Cette adaptation est réalisée via deux approches mathématiquement équivalentes, détaillées dans ce chapitre. Ensuite, nous démontrons l'applicabilité de ces schémas pour l'estimation du canal UWB, dans le contexte d'un récepteur cohérent de type Rake, et pour la localisation précise en environnement intérieur, dans un contexte d'aide à la dépendance. La reconstruction des multitrajets UWB est comparée pour les algorithmes superrésolution et gloutons, tels que MUSIC et OMP respectivement. Enfin, nous discutons du choix de filtres analogiques adaptés pour la conception pratique du schéma multivoie.

### Sommaire

---

<b>2.1</b>	<b>Taux d'innovation fini et signaux UWB . . . . .</b>	<b>54</b>
<b>2.2</b>	<b>Méthodes d'échantillonnage compressé basées sur le FRI . . . . .</b>	<b>56</b>
2.2.1	Méthode monovoie du Filtre SoS . . . . .	56
2.2.2	Méthode multivoie MCMW . . . . .	58
<b>2.3</b>	<b>Adaptation des méthodes d'échantillonnage FRI pour les signaux UWB . . . . .</b>	<b>60</b>
2.3.1	Méthode monovoie filtre SoS adaptée . . . . .	61
2.3.2	Méthode multivoie MCMW adaptée . . . . .	63
2.3.3	Méthode équivalente d'adaptation des schémas pour les signaux UWB . . . . .	66
<b>2.4</b>	<b>Exemples d'applications UWB, en utilisant les schémas d'échantillonnage adaptés basés sur le FRI . . . . .</b>	<b>69</b>

2.4.1	Estimation du canal UWB et réception cohérente . . . . .	69
2.4.2	Localisation précise en environnement intérieur . . . . .	74
<b>2.5</b>	<b>Effets des filtres réels sur les performances de MCMW . . . . .</b>	<b>79</b>
<b>2.6</b>	<b>Conclusions . . . . .</b>	<b>84</b>

## 2.1 Taux d'innovation fini et signaux UWB

Vetterli *et al.* [VMB02] proposent la terminologie FRI (*Finite Rate of Innovation*) pour les signaux qui sont déterminés par un nombre fini de degrés de liberté (innovations) par unité de temps. En particulier, dans l'estimation d'un canal à trajets multiples, le signal reçu (éq.(1.36)) possède, chaque période  $T$ ,  $2L$  degrés de liberté qui sont les  $L$  délais inconnus et les  $L$  atténuations  $a_l$  des  $L$  copies de l'impulsion pilote  $r(t)$ . La figure 2.1 montre un signal UWB reçu sans bruit après propagation dans un canal à 3 trajets multiples. La forme

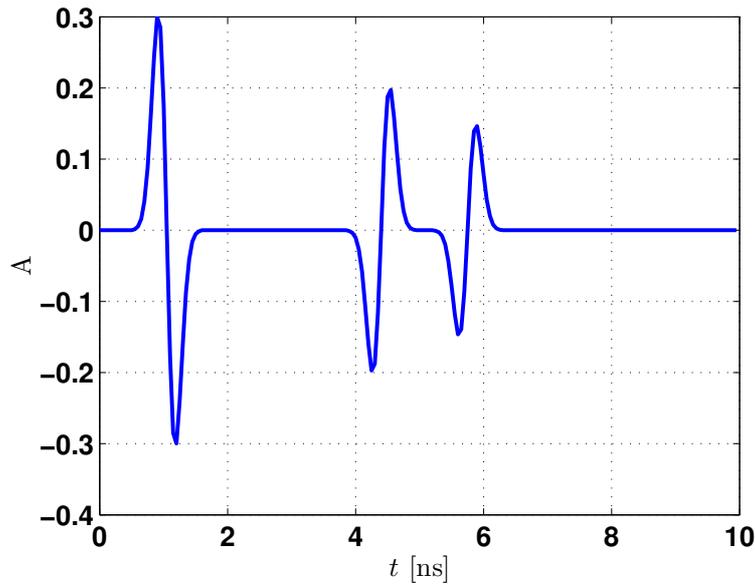


FIGURE 2.1 – Signal UWB reçu avec 6 degrés de liberté.

d'onde émise étant connue au récepteur, ce signal est caractérisé par 6 degrés de liberté (3 amplitudes et 3 délais inconnus). Au lieu d'échantillonner ces signaux à des fréquences d'échantillonnage très élevées liées à la bande passante de  $r(t)$  (de l'ordre d'une dizaine de GHz),  $2L$  échantillons chaque  $T$  suffisent pour les reconstruire parfaitement. Il en résulte que le taux d'échantillonnage  $\rho$  est donné par :

$$\rho = \frac{2L}{T} \quad (2.1)$$

Il s'agit donc bien du taux d'échantillonnage minimal au-dessous duquel les signaux ne peuvent plus être reconstruits parfaitement.

Dans la théorie du CS, le taux d'échantillonnage dépend de la parcimonie du signal, de sa bande passante, de la cohérence entre les matrices de parcimonie et de mesure et de l'algorithme de reconstruction. En revanche, l'intérêt de l'échantillonnage au taux d'innovation fini

est que celui-ci ne dépend pas de la bande passante du signal, ce qui le rend particulièrement intéressant pour les signaux UWB, où la difficulté d'échantillonnage découle principalement de la bande ultra large de ces signaux.

Cependant, il est à noter que ce nombre minimal d'échantillons doit contenir toute l'information pertinente du signal. Une première option intuitive serait de choisir aléatoirement ces échantillons du signal. Or, vu la parcimonie temporelle des signaux UWB, la probabilité de tomber sur des valeurs nulles est grande, ces valeurs ne rapportant aucune information utile à la reconstruction. En ayant recours aux algorithmes d'analyse spectrale, nous montrons que les  $2L$  échantillons pertinents peuvent être  $2L$  coefficients du spectre du signal UWB reçu, acquis chaque  $T$ ,  $T$  étant la profondeur du canal.

En effet, rappelons que des algorithmes comme Prony, Matrix Pencil, Kumarersan Tufts, MUSIC et ESPRIT estiment les délais  $\tau_l$ , une fois que  $K \geq 2L$  valeurs du spectre  $X(\nu)$  sont trouvées,  $R(\nu)$  étant connu au récepteur. Pour la plupart de ces algorithmes, les valeurs spectrales doivent être aussi uniformément espacées et il sera montré dans le chapitre 4 que choisir des valeurs consécutives facilite l'implémentation de schémas d'échantillonnage analogiques. Par conséquent, soit  $\mathbf{k}$  un ensemble de  $K$  positions fréquentielles consécutives telles que les valeurs  $R(\nu_k)$  avec  $k \in \mathbf{k}$  sont non nulles (idéalement appartenant à la bande à  $-3$  dB). Les valeurs spectrales choisies  $X(\nu_k)$  peuvent donc s'écrire comme :

$$X(\nu_k) = R(\nu_k) \sum_{n=1}^N a_n e^{-j2\pi\nu_k\tau_n} + \Lambda(\nu_k). \quad (2.2)$$

Notons par  $\mathbf{a}$  le vecteur de taille  $N$ ,  $L$ -parcimonieux. Soit  $\mathbf{E}$  la matrice  $K \times N$  avec comme élément  $(k, n)$   $e^{-j2\pi k \frac{n}{N}}$  pour  $n = 0, \dots, N-1$  et  $\mathbf{R}$  la matrice diagonale  $K \times K$  des CF de l'impulsion  $r(t)$  périodisée ( $c_k^{(r)} = \frac{1}{T}R(\frac{k}{T})$ ) considérés comme étant connus au récepteur. Le vecteur  $\mathbf{c}$  des  $K$  CF  $c_k^{(x)}$  du signal  $x(t)$  choisis peut donc s'écrire sous forme matricielle  $\mathbf{c} = \mathbf{R}\mathbf{E}\mathbf{a}$ . Les algorithmes d'analyse spectrale tels que MUSIC permettent d'estimer les délais  $\tau_l$ .  $\mathbf{R}\mathbf{E}$  étant une matrice inversible à gauche, le vecteur  $\mathbf{a}$  peut être obtenu une fois les délais  $\tau_l$  sont estimés par :

$$\mathbf{a} = (\mathbf{R}\mathbf{E})^\dagger \mathbf{c}, \quad (2.3)$$

Notons que la structure de l'équation  $\mathbf{c} = \mathbf{R}\mathbf{E}\mathbf{a}$  nous permet d'utiliser aussi des algorithmes de reconstruction CS pour retrouver les vecteurs de retards et de gains correspondants. Nous allons utiliser par la suite, de manière équivalente, les valeurs  $X(\nu_k)$  et les CF de  $x_p(t)$ , avec  $x_p(t)$  la version  $T$ -périodisée de  $x(t)$ , i.e.  $c_k^{(x)} = \frac{1}{T}X(\nu_k)$ .

Classiquement, les  $2L$  CF du signal reçu sont trouvés en appliquant une FFT au signal échantillonné à la fréquence de Nyquist, très élevée dans le cas de signaux IR-UWB. Notre but est donc de proposer des schémas d'échantillonnage sous-Nyquist permettant la récupération directe de ces  $2L$  CF. Dans le premier chapitre, des méthodes telles que le RD et le RMPI ont été proposées pour trouver des CF du signal à faible taux d'échantillonnage. Cependant, ces schémas ne peuvent pas être adoptés par l'approche du FRI pour plusieurs raisons :

- Comme les CF sont choisis aléatoirement du spectre du signal reçu, leurs positions ne peuvent pas être connues et ainsi le rapport  $X(\nu_k)/R(\nu_k)$  ne peut pas être déterminé.
- Les CF étant aléatoires, ils ne peuvent pas être consécutifs.
- Quoique les taux d'échantillonnage atteints soient très inférieurs à celui de Nyquist, ils restent supérieurs au FRI.

Dans la suite, nous étudierons en détail deux schémas d'échantillonnage proposés pour acquérir au FRI,  $2L$  CF consécutifs du spectre du signal reçu  $x(t)$ . Outre la fréquence d'échantillonnage réduite au minimum, nous verrons que ces méthodes bénéficient d'une grande simplicité de mise en œuvre.

## 2.2 Méthodes d'échantillonnage compressé basées sur le FRI

Dans cette section, nous expliquons en détail deux méthodes analogiques d'échantillonnage compressé au taux d'innovation fini, identifiées dans la littérature comme étant des méthodes simples, et à faible complexité. La première est intitulée "filtre SoS" et est une méthode mono-voie caractérisée par sa simplicité. La deuxième est intitulée "MCMW" et est une méthode multi-voies où la fréquence d'échantillonnage pour chaque voie est minimale, permettant l'utilisation de CANs à faible coût.

### 2.2.1 Méthode mono-voies du Filtre SoS

La méthode mono-voies proposée dans [TEF11], pour calculer les valeurs  $X(\nu_k)_{k \in \mathbf{k}}$ , consiste à convoluer le signal  $x_p(t)$  avec un filtre particulier appelé filtre SoS (*sum of sines*), de réponse impulsionnelle  $g(t)$  donnée par :

$$g(t) = \text{rect}\left(\frac{t}{T}\right) \sum_{k \in \mathbf{k}} b_k e^{j2\pi \frac{k}{T} t} \quad (2.4)$$

En effet, la fonction de transfert de ce filtre est une somme de fonctions sinus cardinal (*sinc*) :

$$G(\nu) = T \sum_{k \in \mathbf{k}} b_k \text{sinc}\left[\pi\left(\nu - \frac{k}{T}\right)T\right] \quad (2.5)$$

Les coefficients  $b_k$  peuvent être constants ou suivre une enveloppe de Hamming. Le filtre  $g(t)$  ainsi défini correspond à un filtre non causal, mais les mêmes résultats sont obtenus pour un filtre causal. Le filtre SoS est représenté sur la figure 2.2.

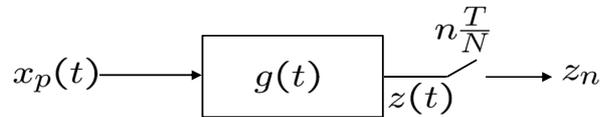


FIGURE 2.2 – Schéma original de la méthode du filtre SoS.

Nous cherchons maintenant à exprimer la sortie  $z(t)$  du filtre.  $z(t)$  est donné par :

$$z(t) = x_p(t) * g(t) \quad (2.6)$$

Puisque le signal  $x_p(t)$  est la périodisation de  $x(t)$  avec la période  $T$ , nous pouvons l'exprimer par sa décomposition en série de Fourier exponentielle complexe :

$$x_p(t) = \sum_{m \in \mathbb{Z}} c_m^{(x)} e^{j2\pi \frac{m}{T} t} \quad (2.7)$$

où  $c_m^{(x)}$  représentent les CF et sont donnés par :

$$c_m^{(x)} = \frac{1}{T} \int_0^T x(t) e^{-j2\pi \frac{mt}{T}} dt = \frac{1}{T} X\left(\frac{m}{T}\right) \quad (2.8)$$

Nous obtenons ainsi

$$\begin{aligned} Z(\nu) &= \sum_{m \in \mathbb{Z}} c_m^{(x)} \delta\left(\nu - \frac{m}{T}\right) G(\nu) = \sum_{m \in \mathbb{Z}} \frac{1}{T} X\left(\frac{m}{T}\right) \delta\left(\nu - \frac{m}{T}\right) T \sum_{k \in \mathbf{k}} b_k \operatorname{sinc}\left[\pi\left(\nu - \frac{k}{T}\right)T\right] \\ &= \sum_{k \in \mathbf{k}} b_k \sum_{m \in \mathbb{Z}} X\left(\frac{m}{T}\right) \operatorname{sinc}\left[\pi\left(\frac{m-k}{T}\right)T\right] \delta\left(\nu - \frac{m}{T}\right) = \sum_{k \in \mathbf{k}} b_k X\left(\frac{k}{T}\right) \delta\left(\nu - \frac{k}{T}\right) \end{aligned} \quad (2.9)$$

Ce qui donne enfin en repassant dans le domaine temporel

$$z(t) = \sum_{k \in \mathbf{k}} b_k X\left(\frac{k}{T}\right) e^{j2\pi \frac{k}{T} t} \quad (2.10)$$

Par conséquent, en échantillonnant à l'instant  $nT_e$ , l'échantillon  $z_n$  est donné par :

$$z_n = z(nT_e) = \sum_{k \in \mathbf{k}} b_k X\left(\frac{k}{T}\right) e^{j2\pi \frac{k}{T} nT_e} \quad (2.11)$$

La période d'échantillonnage  $T_e$  est choisie telle que :

$$T_e = \frac{T}{N} \quad (2.12)$$

avec  $N \in \mathbb{N}$  et  $N \geq K$ . Dans ce cas, nous pouvons écrire :

$$z_n = z(nT_e) = \sum_{k \in \mathbf{k}} b_k X\left(\frac{k}{T}\right) e^{j2\pi \frac{kn}{N}}, \quad n = 0, \dots, N-1 \quad (2.13)$$

Chaque échantillon en sortie du filtre SoS est une combinaison linéaire de  $K$  CF. Nous notons par  $\mathbf{z}$  le vecteur de taille  $N$  contenant les échantillons  $z_n$ , par  $\mathbf{x}$  le vecteur de taille  $K$  contenant les valeurs  $X\left(\frac{k}{T}\right)$ , par  $\mathbf{V}$  la matrice  $N \times K$  avec  $v_{nk} = e^{j2\pi \frac{kn}{N}}$  et par  $\mathbf{B}$  la matrice diagonale  $K \times K$  des coefficients  $b_k$  du filtre  $g(t)$ . L'écriture matricielle de l'équation (2.13) sera donc :

$$\mathbf{z} = \mathbf{V}\mathbf{B}\mathbf{x} \quad (2.14)$$

Le vecteur  $\mathbf{x}$  est alors calculé en utilisant la pseudo-inverse de la matrice  $\mathbf{V}\mathbf{B}$  :

$$\mathbf{x} = [\mathbf{V}\mathbf{B}]^\dagger \mathbf{z} \quad (2.15)$$

Notons que la fréquence d'échantillonnage obtenue ici ( $F_e = 1/T_e = N/T$ ) dépend seulement du nombre des paramètres du canal (puisque  $N \gg K \gg 2L$ ) et ne dépend pas de la bande du signal, contrairement à la fréquence de Nyquist et par conséquent est largement inférieure à celle-ci. Cependant, si  $N$  est grand,  $F_e$  devient élevée. Pour pallier ce problème, une autre approche sera présentée dans la section suivante.

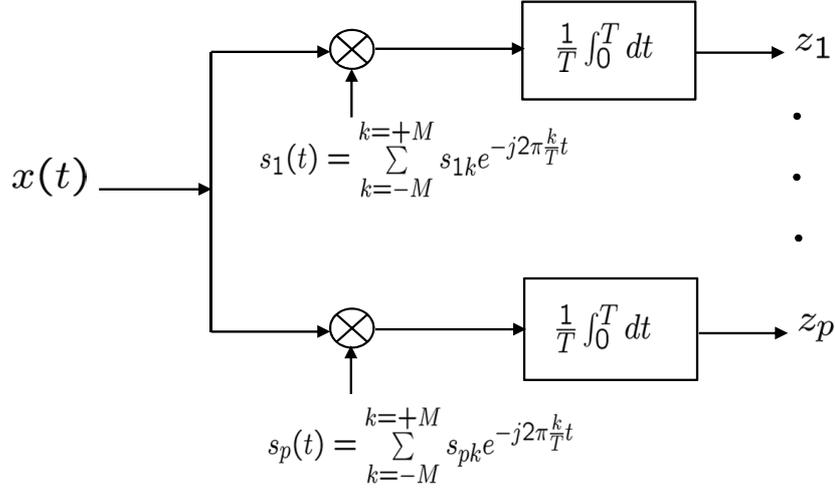


FIGURE 2.3 – Schéma original de la méthode MCMW.

### 2.2.2 Méthode multivoie MCMW

Dans le but d'atteindre des fréquences d'échantillonnage encore plus réduites que la fréquence d'échantillonnage obtenue par la méthode SoS, il est plus intéressant de considérer la méthode multivoie proposée dans [GTE11], intitulée *MultiChannel Modulating Waveforms* (MCMW) et qui permet de réduire la fréquence d'échantillonnage sur chaque voie à  $1/T$ . Le schéma proposé dans [GTE11] est illustré sur la figure 2.3. L'idée est de multiplier, sur chaque voie  $i$ , le signal  $x(t)$  limité à une durée  $T$ , par une somme pondérée de sinusoides  $s_i(t)$  :

$$s_i(t) = \sum_{k \in \mathbf{k}} s_{ik} e^{-j2\pi \frac{k}{T} t} \quad (2.16)$$

Le produit obtenu est intégré sur  $T$  sur chaque voie. Il est facile de voir dans (2.17) que le résultat  $z_i$  est une combinaison linéaire des CF  $c_k^{(x)}$  :

$$\begin{aligned}
 z_i &= \frac{1}{T} \int_0^T x(t) s_i(t) dt \\
 &= \frac{1}{T} \int_0^T x(t) \sum_{k \in \mathbf{k}} s_{ik} e^{-j2\pi \frac{k}{T} t} dt \\
 &= \sum_{k \in \mathbf{k}} s_{ik} \frac{1}{T} \int_0^T x(t) e^{-j2\pi \frac{k}{T} t} dt \\
 &= \sum_{k \in \mathbf{k}} s_{ik} c_k^{(x)}
 \end{aligned} \quad (2.17)$$

Considérons  $P$  voies telles que  $P \geq K \geq 2L + 1$ , et notons par  $\mathbf{z}$  le vecteur de taille  $P$  contenant les valeurs  $z_i$ , par  $\mathbf{c}$  le vecteur de taille  $K$  des CF  $c_k^{(x)}$  de  $x(t)$  et par  $\mathbf{S}$  la matrice  $P \times K$  des valeurs  $s_{ik}$ . Alors nous pouvons écrire (2.17) sous la forme matricielle :

$$\mathbf{z} = \mathbf{S} \mathbf{c} \quad (2.18)$$

ce qui permet de trouver  $\mathbf{c}$  en utilisant la pseudo-inverse de la matrice  $\mathbf{S}$  :

$$\mathbf{c} = \mathbf{S}^\dagger \mathbf{z} \quad (2.19)$$

Un moyen facile d'obtenir les formes d'onde modulantes  $s_i(t)$  est de filtrer des séquences aléatoires de  $(\pm 1) \{p_i(t)\}_{i=1,\dots,P}$ ,  $T$ -périodiques comme le montre la figure 2.4 [GTE11]. Le

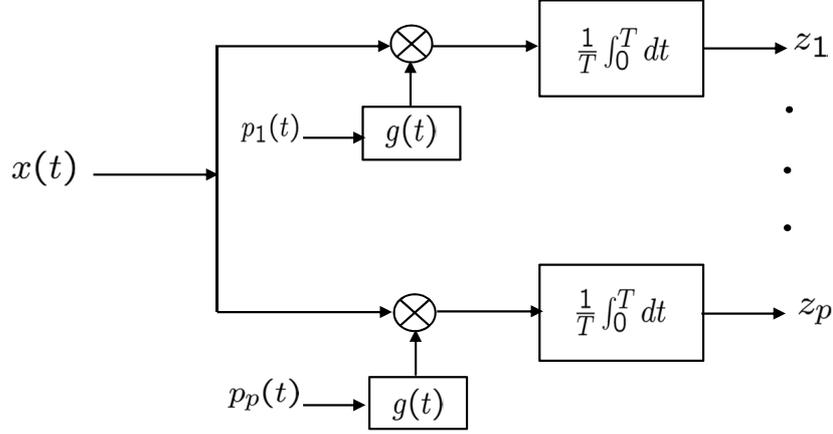


FIGURE 2.4 – Schéma original de la méthode MCMW en utilisant comme formes d'ondes modulantes, des versions filtrées de séquences pseudo-aléatoires.

choix le plus simple est de générer seulement la première séquence  $p_1(t)$  avec exactement  $P$  impulsions durant chaque période, ayant des amplitudes unitaires et des phases aléatoires. Les  $(P - 1)$  séquences restantes sont obtenues facilement en décalant circulairement  $p_1(t)$  de  $(i - 1)T/P$  sur chaque voie. Ces formes d'onde étant  $T$ -périodiques, elles peuvent s'écrire sous forme de décompositions en séries de Fourier :

$$p_i(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_k^{(p_i)} e^{j2\pi \frac{k}{T} t}, \quad i = 1, \dots, P \quad (2.20)$$

Soit dans le domaine fréquentiel :

$$P_i(\nu) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_k^{(p_i)} \delta(\nu - \frac{k}{T}) \quad (2.21)$$

Le filtre proposé, de réponse impulsionnelle  $g(t)$ , permet de ne garder que les  $K$  coefficients aux positions désirées du spectre  $P_i(\nu)$ . Sa fonction de transfert  $G(\nu)$  est donnée par :

$$G(\nu) = \begin{cases} \neq 0 & \text{si } \nu = \frac{k}{T}, k \in \mathbf{k} \\ = 0 & \text{si } \nu = \frac{k}{T}, k \notin \mathbf{k} \\ \text{arbitraire} & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (2.22)$$

Ainsi, nous obtenons :

$$\begin{aligned} S_i(\nu) &= G(\nu)P_i(\nu) \\ &= \sum_{k \in \mathbf{k}} c_k^{(p_i)} G(\frac{k}{T}) \delta(\nu - \frac{k}{T}) \end{aligned} \quad (2.23)$$

Enfin, en notant :

$$s_{ik} = c_k^{(p_i)} G(\frac{k}{T}) \quad (2.24)$$

nous obtenons des formes d'onde de la même forme que (2.16) au signe près des exponentielles :

$$s_i(t) = \sum_{k \in \mathbf{k}} s_{ik} e^{j2\pi \frac{k}{T} t} = \sum_{k \in \mathbf{k}} s_{ik}^* e^{-j2\pi \frac{k}{T} t} \quad (2.25)$$

La figure 2.5 montre le spectre d'amplitude  $P_1(\nu)$  de la séquence aléatoire de référence (voie 1) ainsi que ses composantes spectrales  $P_1(\frac{k}{T})$  filtrées par le filtre passe-bas  $g(t)$ , dans le but d'obtenir la première forme d'onde modulante  $s_1(t)$ .

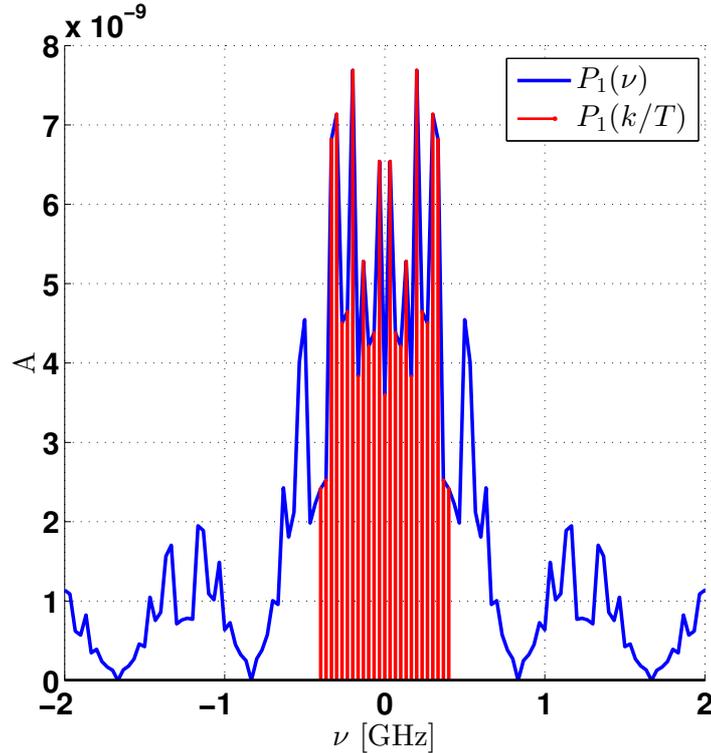


FIGURE 2.5 – Spectre d'amplitude  $P_1(\nu)$  de la séquence binaire de référence, et ses composantes spectrales après filtrage  $P_1(\frac{k}{T})$ .

Ainsi, nous pouvons retrouver les coefficients de  $x(t)$  à partir de (2.19), à la différence que la matrice  $\mathbf{S}$  contiendra les coefficients complexes conjugués  $s_{ik}^*$  au lieu de  $s_{ik}$ .

Dans la section suivante, nous présentons la première contribution de la thèse qui est l'adaptation des méthodes d'échantillonnage FRI pour les signaux UWB.

### 2.3 Adaptation des méthodes d'échantillonnage FRI pour les signaux UWB

Pour des signaux ayant un spectre de type passe-bas comme les impulsions Gaussiennes, les valeurs de  $R(\nu)$  les plus élevées sont distribuées autour de la fréquence nulle. Ainsi, en définissant l'ensemble  $\mathbf{k}$  de  $K = 2M + 1$  indices consécutifs comme  $\{-M, \dots, +M\}$  avec  $M \geq L$ , le filtre du schéma SoS (éq. (2.4)), ainsi que les filtres de réponses impulsionnelles  $g(t)$  du schéma MCMW (éq. (2.22)) sont des filtres passe-bas réels, facilement concevables.

Nous ferons référence aux schémas ainsi obtenus pour des signaux de type passe-bas (low-pass - LP) par LP-SoS et LP-MCMW.

Les signaux IR-UWB sont généralement des dérivées de l'impulsion Gaussienne ou des signaux optimisés sous des contraintes sur le masque spectral imposées par la FCC [ARA10] ; ils ont donc un spectre de type passe-bande comme le montre la figure 1.21. Les valeurs de  $R(\nu_k)$  sont distribués autour de la fréquence centrale  $\nu_0$  à la position notée par  $K_0$  ( $\nu_0 = K_0/T$ ). Ainsi, l'ensemble  $\mathbf{k}'$  des nouvelles positions des CF à acquérir est défini comme  $\{K_0 - M, \dots, K_0 + M\}$ , avec  $M \geq L$ . Le problème est que le filtre du schéma SoS ainsi que les filtres de la méthode MCMW deviennent des filtres de réponses impulsionnelles complexes et donc non réalisables. La figure 2.6 montre les CF à récupérer pour  $M = 7$ , à partir d'une impulsion Gaussienne et d'une dérivée première de l'impulsion Gaussienne.

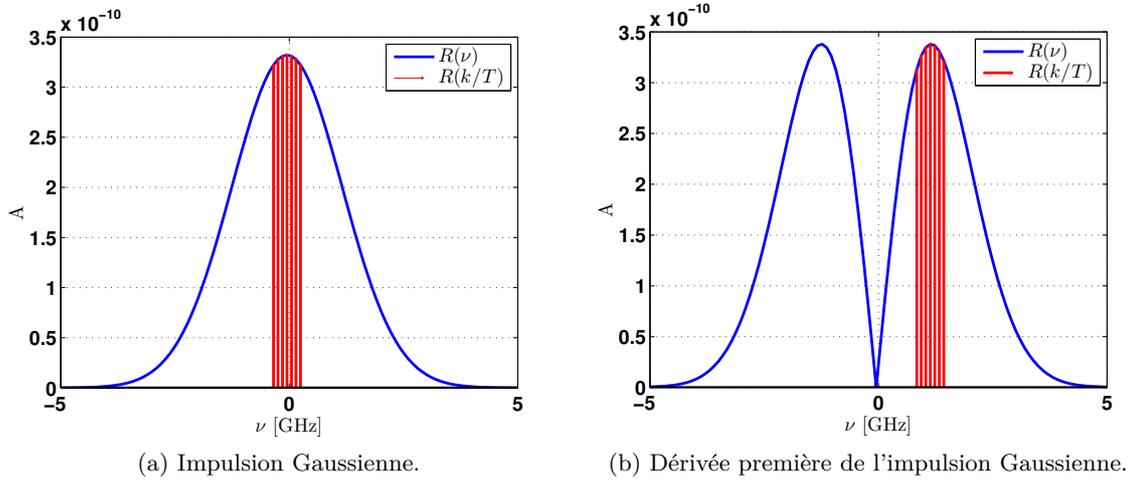


FIGURE 2.6 – CF à partir de deux impulsions pour  $M = 7$ .

Dans cette section, nous développons les deux méthodes pour le cas des signaux passe-bande typiques d'une transmission UWB, notre but étant donc d'obtenir les valeurs  $X(\nu_k)$ ,  $k = K_0 - M, \dots, K_0 + M$  à partir des schémas d'échantillonnage. Tous les résultats numériques seront donnés pour une dérivée première de l'impulsion Gaussienne,  $r(t)$  de durée  $T_r = 1$  ns.

### 2.3.1 Méthode monovoie filtre SoS adaptée

Afin d'adapter la méthode SoS au signal UWB, nous considérons deux filtres réels de réponses impulsionnelles  $g_r(t)$  et  $g_i(t)$  données par :

$$\begin{cases} g_r(t) = \text{rect}\left(\frac{t}{T}\right) \sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k \cos\left(2\pi \frac{k}{T} t\right) \\ g_i(t) = \text{rect}\left(\frac{t}{T}\right) \sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k \sin\left(2\pi \frac{k}{T} t\right) \end{cases} \quad (2.26)$$

Soit  $z_r(t)$  la sortie du filtre  $g_r(t)$  obtenue par la convolution entre  $x_p(t)$  et  $g_r(t)$  :

$$z_r(t) = x_p(t) * g_r(t) \implies Z_r(\nu) = \sum_{m \in \mathbb{Z}} c_m \delta\left(\nu - \frac{m}{T}\right) G_r(\nu) \quad (2.27)$$

La fonction de transfert  $G_r(\nu)$  du filtre s'écrit :

$$\begin{aligned} G_r(\nu) &= T \operatorname{sinc}(\pi\nu T) * \sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k \frac{1}{2} [\delta(\nu - \frac{k}{T}) + \delta(\nu + \frac{k}{T})] \\ &= \frac{T}{2} \sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k [\operatorname{sinc}(\pi(\nu - \frac{k}{T})T) + \operatorname{sinc}(\pi(\nu + \frac{k}{T})T)] \end{aligned} \quad (2.28)$$

En remplaçant l'expression de  $G_r(\nu)$  dans l'équation (2.27) par sa valeur donnée dans (2.28), et en utilisant (2.8), nous obtenons :

$$\begin{aligned} Z_r(\nu) &= \sum_{m \in \mathbb{Z}} \frac{1}{T} X(\frac{m}{T}) \delta(\nu - \frac{m}{T}) \frac{T}{2} \sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k [\operatorname{sinc}(\pi(\nu - \frac{k}{T})T) + \operatorname{sinc}(\pi(\nu + \frac{k}{T})T)] \\ &= \frac{1}{2} \sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k \sum_{m \in \mathbb{Z}} X(\frac{m}{T}) [\operatorname{sinc}(\pi(\frac{m-k}{T})T) + \operatorname{sinc}(\pi(\frac{m+k}{T})T)] \delta(\nu - \frac{m}{T}) \\ &= \frac{1}{2} [\sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k X(\frac{k}{T}) \delta(\nu - \frac{k}{T}) + \sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k X(\frac{-k}{T}) \delta(\nu + \frac{k}{T})] \end{aligned} \quad (2.29)$$

Enfin, à partir de (2.29) nous pouvons retrouver facilement l'expression de  $z_r(t)$  et cela en passant dans le domaine temporel. On obtient ainsi :

$$\begin{aligned} z_r(t) &= \frac{1}{2} \sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k X(\frac{k}{T}) e^{j2\pi \frac{k}{T} t} + b_k X^*(\frac{k}{T}) e^{-j2\pi \frac{k}{T} t} \\ &= \sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k \operatorname{Re}\{X(\frac{k}{T}) e^{j2\pi \frac{k}{T} t}\} \end{aligned} \quad (2.30)$$

Un calcul similaire permet d'obtenir le signal  $z_i(t)$  en sortie du second filtre  $g_i(t)$  :

$$z_i(t) = \sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k \operatorname{Im}\{X(\frac{k}{T}) e^{j2\pi \frac{k}{T} t}\} \quad (2.31)$$

Tout comme dans [TEF11], en choisissant la période d'échantillonnage  $T_e$  telle que :

$$T_e = \frac{T}{N} \quad \text{avec } N \in \mathbb{N} \quad \text{et } N \geq K, \quad (2.32)$$

les échantillons obtenus à l'instant  $t = nT_e = \frac{nT}{N}$  seront :

$$\begin{cases} z_n^{(r)} = \sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k \operatorname{Re}\{X(\frac{k}{T}) e^{j2\pi \frac{kn}{N}}\} \\ z_n^{(i)} = \sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k \operatorname{Im}\{X(\frac{k}{T}) e^{j2\pi \frac{kn}{N}}\} \end{cases}, \quad (2.33)$$

avec  $n = 0, \dots, N-1$ .

A partir de  $z_n^{(r)}$  et  $z_n^{(i)}$ , nous obtenons :

$$z_n = z_n^{(r)} + jz_n^{(i)} = \sum_{k=K_0-M}^{K_0+M} b_k X(\frac{k}{T}) e^{j2\pi \frac{kn}{N}}, \quad \text{avec } n = 0, \dots, N-1 \quad (2.34)$$

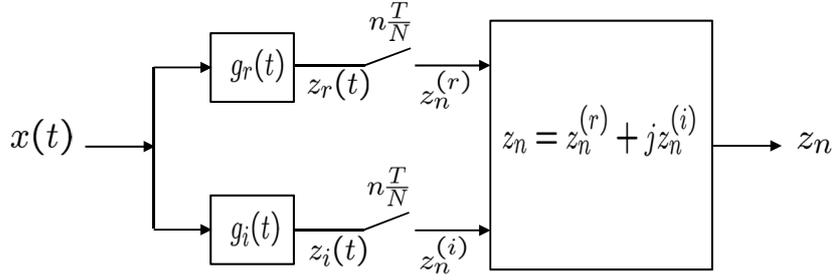


FIGURE 2.7 – Schéma de la méthode du filtre SoS modifiée.

Le schéma proposé est illustré sur la figure 2.7.

Nous notons par  $\mathbf{z}$  le vecteur de taille  $N$  contenant les échantillons  $z_n$ , par  $\mathbf{x}$  le vecteur de taille  $K = 2M + 1$  contenant les valeurs  $X[k]$ , par  $\mathbf{V}$  la matrice  $N \times K$  avec  $v_{nk} = e^{j2\pi \frac{kn}{N}}$  et par  $\mathbf{B}$  la matrice diagonale  $K \times K$  des coefficients  $b_k$  du filtre  $g(t)$ . L'écriture matricielle de l'équation (2.34) sera alors :

$$\mathbf{z} = \mathbf{VB}\mathbf{x} \quad (2.35)$$

Le vecteur  $\mathbf{x}$  est alors calculé en utilisant la pseudo-inverse de la matrice  $\mathbf{VB}$  exactement comme dans la méthode originale :

$$\mathbf{x} = [\mathbf{VB}]^\dagger \mathbf{z} \quad (2.36)$$

Pour vérifier les résultats, nous considérons que le canal  $h(t)$  est une réalisation de (1.35) avec  $L = 12$  trajets de gains et délais aléatoires, et nous considérons un nombre minimal de CF  $K = 25$ . La période  $T$  est supposée égale à 30 ns et la fréquence de Nyquist égale à 10 GHz ce qui donne un nombre d'échantillons égal à 300. La figure 2.8 montre que les CF obtenus à partir de cette méthode sont les mêmes que ceux calculés classiquement par la FFT, celle-ci étant calculée sur 300 points. L'avantage de cette méthode est que les CF sont obtenus sans avoir à appliquer la FFT au signal déjà échantillonné à la fréquence de Nyquist. Ainsi, pour  $N = K = 25$ , l'échantillonnage est réalisé à la fréquence  $F_e = \frac{N}{T} = 833.33$  MHz, 12 fois inférieure à la fréquence de Nyquist. Une fois que les CF sont acquis, ils seront utilisés pour estimer les trajets (gains et délais) du canal  $h(t)$ , comme il sera montré dans la section 2.4.1.

### 2.3.2 Méthode multivoie MCMW adaptée

Afin de trouver les CF  $c_k^{(x)}$ ,  $k \in \{K_0 - M, \dots, K_0 + M\}$  à partir du schéma MCMW, nous proposons de décaler le spectre  $S_i(\nu)$  des signaux modulateurs  $s_i(t)$  déjà obtenus, à la position  $K_0$ , ce qui équivaut à la multiplication de  $s_i(t)$  par l'exponentielle complexe  $e^{-j2\pi \frac{K_0}{T} t}$ . En réalité, dans le circuit, chaque forme d'onde modulante va donner deux signaux de référence :

$$\begin{cases} s_i^{(1)}(t) = s_i(t) \cos(2\pi \frac{K_0}{T} t) \\ s_i^{(2)}(t) = s_i(t) \sin(2\pi \frac{K_0}{T} t) \end{cases} \quad (2.37)$$

Chaque voie sera donc dupliquée deux fois comme le montre la figure 2.9 du schéma de la méthode MCMW modifiée. La figure 2.10 montre la séquence pseudo-aléatoire  $(\pm 1)$   $p_1(t)$

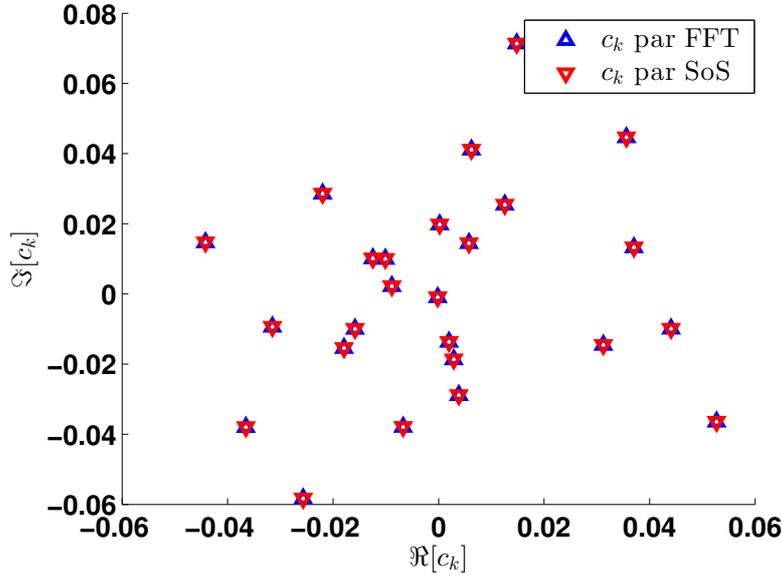


FIGURE 2.8 – Valeurs des coefficients  $c_k$  pour  $K = 25$  CF de la bande passante du signal reçu, déterminées avec la FFT et la méthode du filtre SoS adaptée aux signaux de type passe-bande.

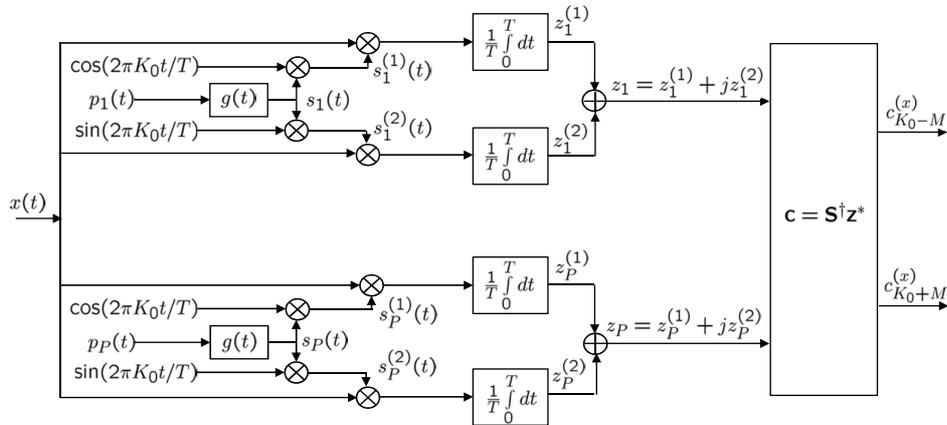


FIGURE 2.9 – Schéma de la méthode MCMW modifiée.

choisie, la forme d'onde  $s_1(t)$  qu'elle génère, ainsi que la forme d'onde  $s_1^{(1)}(t)$ , résultat de la multiplication de  $s_1(t)$  avec la fonction cosinus. La figure 2.11 permet de voir le spectre  $S_1^{(1)}(\nu)$ , qui est une duplication du spectre de  $S_1(\nu)$  aux positions  $K_0$  et  $-K_0$ . Elle montre aussi la position des composantes spectrales filtrées qui se trouvent maintenant autour de la fréquence correspondant à la position  $K_0$ .  $z_i^{(1)}$  est le résultat de l'intégrale sur  $T$  du produit de  $x(t)$  avec  $s_i^{(1)}(t)$  :

$$\begin{aligned}
 z_i^{(1)} &= \frac{1}{T} \int_0^T x(t) s_i^{(1)}(t) dt = \frac{1}{T} \int_0^T x(t) \sum_{k=-M}^M s_{ki} e^{j2\pi \frac{k}{T} t} \frac{1}{2} [e^{j2\pi \frac{K_0}{T} t} + e^{-j2\pi \frac{K_0}{T} t}] dt \\
 &= \frac{1}{2} \sum_{k=-M}^M s_{ki} [(c_{K_0+k}^{(x)})^* + c_{K_0-k}^{(x)}]
 \end{aligned} \tag{2.38}$$

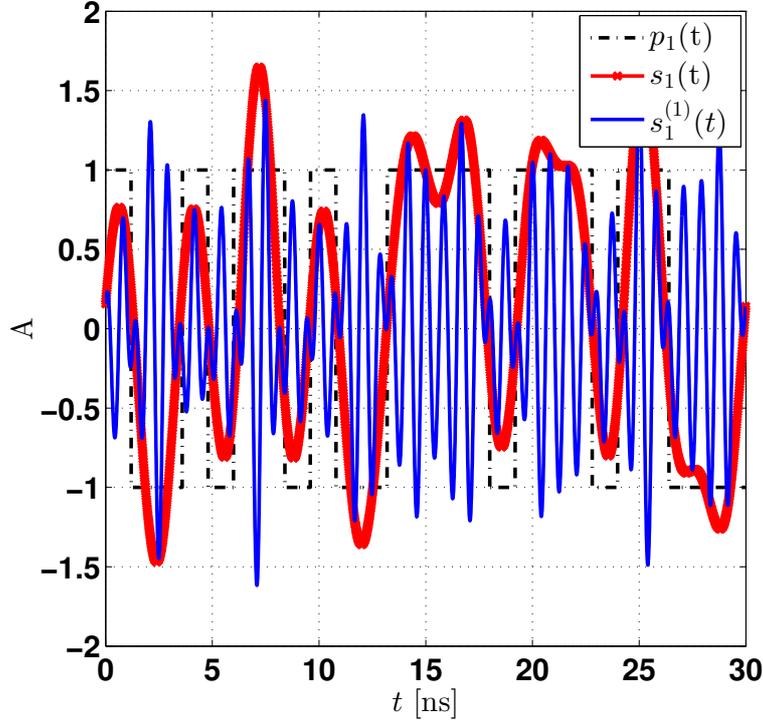


FIGURE 2.10 – Séquence binaire  $p_1(t)$ , forme d'onde filtrée  $s_1(t)$ , forme d'onde filtrée et portée sur un cosinus  $s_1^{(1)}(t)$ .

De la même manière, l'intégrale du produit de  $x(t)$  avec  $s_i^{(2)}(t)$  donne :

$$z_i^{(2)} = \frac{1}{2j} \sum_{k=-M}^M s_{ki} [(c_{K_0+k}^{(x)})^* - c_{K_0-k}^{(x)}] \quad (2.39)$$

Par conséquent, la combinaison des CF que nous souhaitons obtenir sur chaque voie sera :

$$z_i^* = z_i^{(1)} - jz_i^{(2)} = \sum_{k=-M}^M s_{ki}^* c_{K_0+k}^{(x)} \quad (2.40)$$

Les CF sont obtenus à partir de (2.19) avec  $\mathbf{z}$  le vecteur de taille  $P$  contenant les valeurs conjuguées complexes  $z_i^*$ ,  $\mathbf{c}$  le vecteur de taille  $K$  contenant les CF  $c_{K_0+k}$  et  $\mathbf{S}$  la matrice  $P \times K$  telle que  $s_{ik}$  est le coefficient conjugué complexe  $s_{ik}^*$ .

Pour vérifier les résultats, nous considérons les mêmes paramètres que ceux de la section 2.3.1. La figure 2.12 montre que les CF obtenus à partir de cette méthode sont les mêmes que ceux calculés par la FFT sur 300 points. La fréquence d'échantillonnage des convertisseurs pour chaque voie est égale à  $1/T = 33.33$  MHz, environ 300 fois plus réduite par rapport à la fréquence de Nyquist (égale à 10 GHz) et aussi 25 fois plus réduite que celle obtenue par la méthode du filtre SoS.

Pour différentes valeurs de  $T$  et de  $L$  et pour  $F_{\text{Nyq}} = 10$  GHz, le tableau 2.1 montre l'avantage du schéma MCMW par rapport à la méthode classique d'échantillonnage à la fréquence de Nyquist (en utilisant une simple FFT) et au schéma du filtre SoS, en présentant

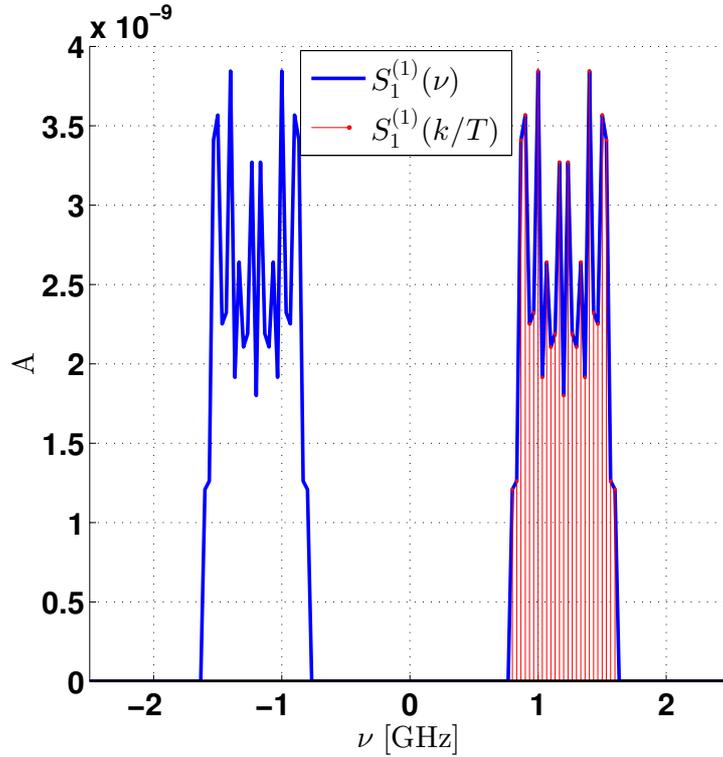

 FIGURE 2.11 – Spectre  $S_1^{(1)}(\nu)$  et les coefficients  $S_1^{(1)}(\frac{k}{T})$ .

TABLE 2.1 – Fréquences d'échantillonnage atteintes par les schémas filtre SoS et MCMW, et la méthode classique.

	Filtre SoS	MCMW	FFT classique
$T = 30 \text{ ns}, L = 15$	$\geq 1.03 \text{ GHz}$	33.33 MHz	10 GHz
$T = 100 \text{ ns}, L = 15$	$\geq 0.31 \text{ GHz}$	10 MHz	10 GHz
$T = 100 \text{ ns}, L = 75$	$\geq 1.51 \text{ GHz}$	10 MHz	10 GHz

les fréquences d'échantillonnage atteintes par chacune de ces méthodes. En effet, la fréquence d'échantillonnage atteinte sur chaque voie du schéma MCMW est indépendante du nombre des trajets  $L$  alors que la fréquence de Nyquist ne prend pas en compte le nombre de degrés de liberté du signal.

### 2.3.3 Méthode équivalente d'adaptation des schémas pour les signaux UWB

Nous avons vu que les méthodes du filtre SoS et MCMW tels que proposés dans la littérature, ne sont pas applicables directement pour le cas des signaux ayant un spectre passe-bande. Pour cela nous avons proposé d'utiliser deux filtres SoS réels, et de doubler le nombre de voies MCMW en multipliant les formes d'onde modulantes avec les fonctions  $\cos(2\pi \frac{K_0}{T})$  et  $\sin(2\pi \frac{K_0}{T})$ . Dans le schéma MCMW ainsi obtenu, le nombre d'intégrateurs et de CANs est doublé, et le nombre de multiplicateurs est quadruplé puisque chaque  $s_i(t)$  est

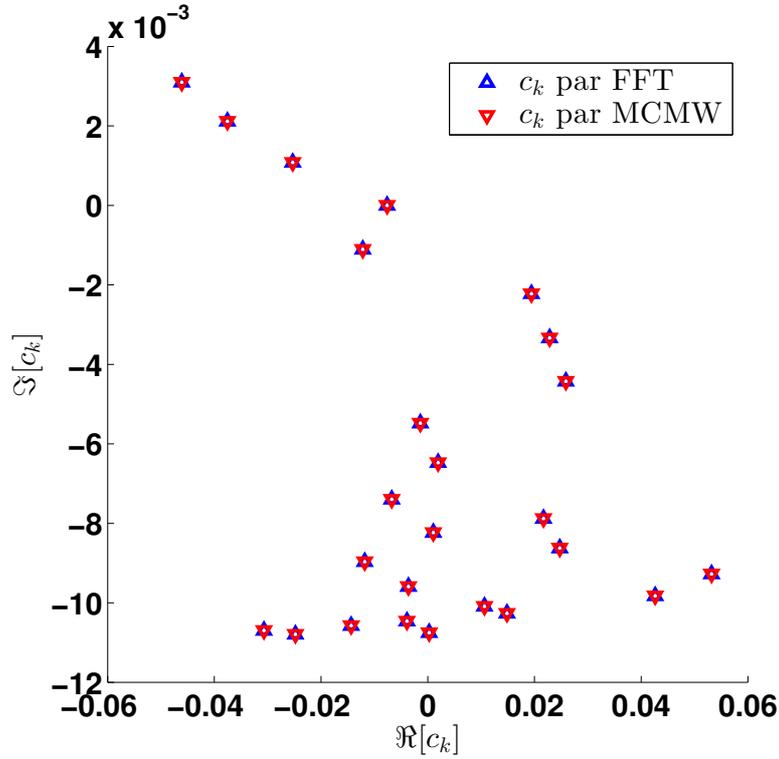


FIGURE 2.12 – Valeurs des coefficients  $c_k$  pour  $K = 25$  CF de la bande passante du signal reçu, déterminées avec la FFT et la méthode MCMW adaptée aux signaux de type passe-bande.

multiplié par les deux fonctions cosinus et sinus dans chaque voie. Dans cette section, nous proposons une approche plus efficace en termes d'implémentation pour les signaux IR-UWB mais qui reste néanmoins mathématiquement équivalente à la première méthode proposée. Cette approche est valable pour tous les schémas d'échantillonnage puisque les modifications apportées ne concernent pas ces schémas mais seulement le signal  $x(t)$  à leur entrée. En effet, l'idée est de décaler le spectre de  $x(t)$  de la fréquence centrale  $\nu_0 = K_0/T$  à la fréquence nulle. Dans le domaine temporel, il s'agit de multiplier  $x(t)$  par  $\cos(2\pi\nu_0 t)$  et  $\sin(2\pi\nu_0 t)$  dans deux voies différentes, dans le but d'avoir les deux signaux :

$$\begin{cases} x_c(t) = x(t) \cos(2\pi \frac{K_0}{T} t) \\ x_s(t) = x(t) \sin(2\pi \frac{K_0}{T} t). \end{cases} \quad (2.41)$$

La figure 2.13 montre le schéma MCMW ainsi proposé pour l'échantillonnage des signaux à spectre passe-bande, et qui sera identifié par BP-MCMW (Band-Pass MCMW).  $x_c(t)$  et  $x_s(t)$  sont des signaux réels ramenés en bande de base, et dont les fréquences basses du spectre sont récupérées par un filtrage passe-bas. La ligne (a) de la figure 2.14 montre le spectre du signal passe-bande ramené en bande de base, après multiplication par une fonction cosinus et filtrage passe-bas. La ligne (b) illustre le signal obtenu après multiplication par une fonction sinus et filtrage passe-bas. Nous pouvons noter la symétrie des spectres  $X_c(\nu)$  et  $X_s(\nu)$ .  $x_c(t)$  et  $x_s(t)$  sont donc des signaux réels qui peuvent être traités par deux schémas LP-MCMW. Nous récupérons alors  $K = 2M + 1$  CF de chacun, soit  $c_k^{(x_c)}$  et  $c_k^{(x_s)}$ , tel que

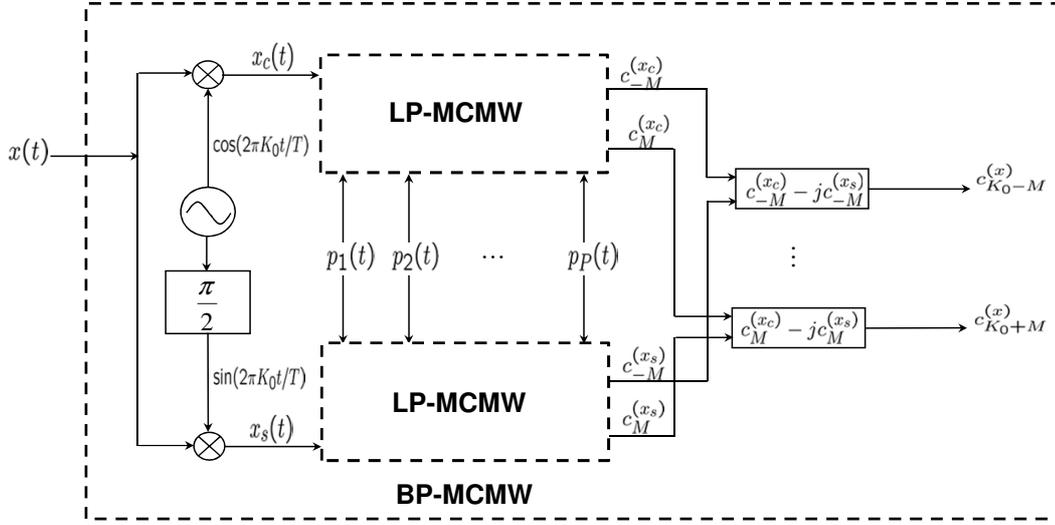
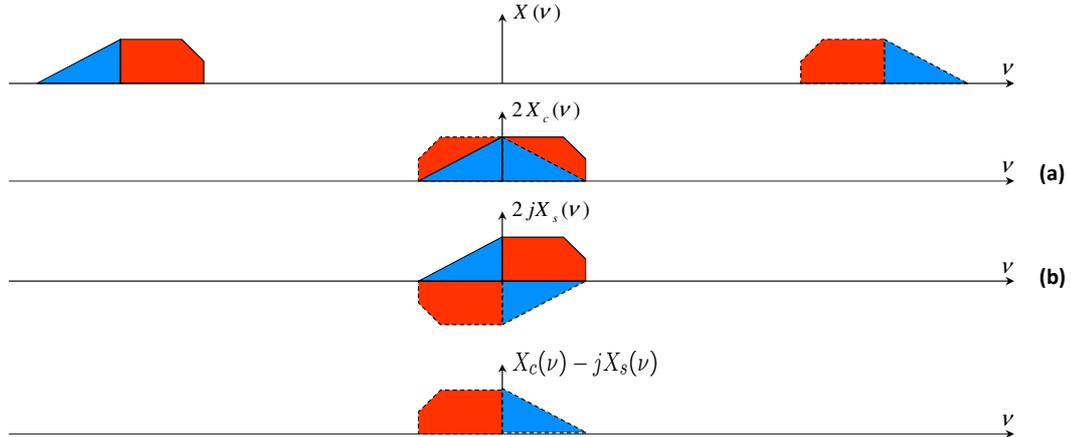


FIGURE 2.13 – Méthode équivalente d'échantillonnage de signaux à spectre passe-bande.

$k \in \mathbf{k} = \{-M, \dots, +M\}$ . Nous pouvons démontrer facilement que les coefficients  $c_{k'}^{(x)}$ , tel que  $k' \in \mathbf{k}' = \{K_0 - M, \dots, K_0 + M\}$  seront obtenus par :

$$c_{k'}^{(x)} = c_k^{(x_c)} - jc_k^{(x_s)} \quad (2.42)$$

Nous pouvons également voir sur la figure 2.14 le spectre  $X_c(\nu) - jX_s(\nu)$  qui correspond au signal  $x(t)e^{-j2\pi\frac{K_0}{T}t}$ .


 FIGURE 2.14 – Spectres  $X(\nu)$ ,  $X_c(\nu)$  et  $X_s(\nu)$ .

Enfin, en référence au même exemple proposé dans la section 2.3.2 où les CF ont été retrouvés par une première méthode de schéma MCMW adapté, nous validons sur la figure 2.15 que ces CF sont également retrouvés par le schéma BP-MCMW proposé ici.

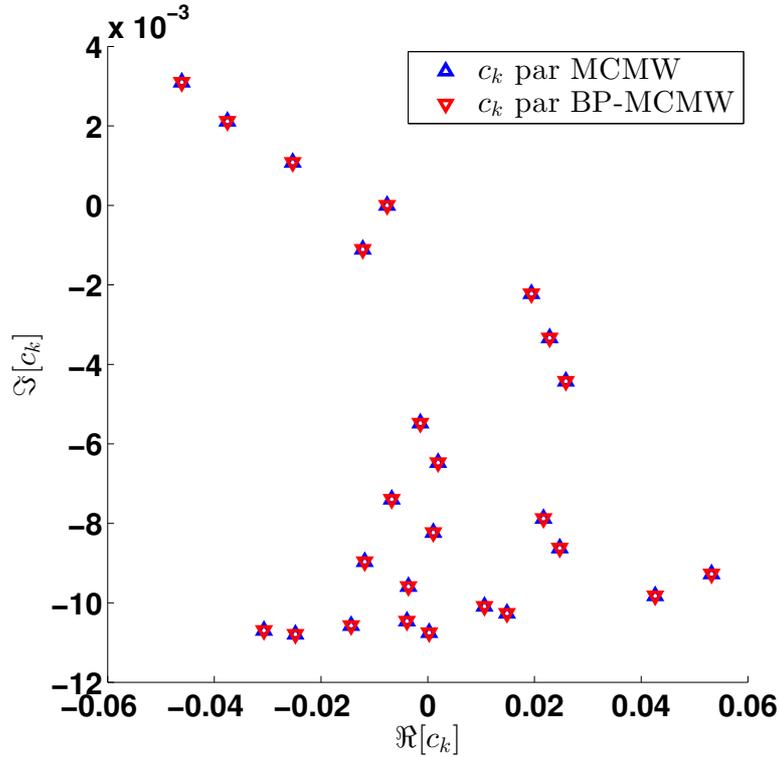


FIGURE 2.15 – Valeurs des coefficients  $c_k$  pour  $K = 25$  CF de la bande passante du signal reçu, déterminées avec les deux méthodes d’adaptation de MCMW aux signaux de type passe-bande.

## 2.4 Exemples d’applications UWB, en utilisant les schémas d’échantillonnage adaptés basés sur le FRI

Dans cette section, nous utilisons les schémas d’échantillonnage adaptés aux signaux UWB pour deux applications différentes : l’estimation du canal UWB et la localisation précise en environnement intérieur. Les performances des algorithmes MUSIC et OMP sont évaluées par un ensemble de simulations de Monte-Carlo.

### 2.4.1 Estimation du canal UWB et réception cohérente

Des valeurs typiques de  $T$  pour un canal UWB IEEE 802.15.4a [MCC<sup>+</sup>06] vont de 50 ns (CM1) à 300 ns (CM8) ce qui donne des valeurs de  $(\frac{1}{T})$  entre 3 MHz et 20 MHz, très inférieures à la fréquence de Nyquist. Cependant, comme  $N \geq K \geq 2L$ , la fréquence d’échantillonnage  $F_e = \frac{N}{T}$  de la méthode monovoie peut devenir inappropriée pour des CANs à faible coût et consommation. Par conséquent, il est plus intéressant de considérer la méthode multivoie MCMW qui permet de réduire la fréquence d’échantillonnage pour chaque voie à  $1/T$  au lieu de  $N/T$ . Dans le reste de la thèse, nous adoptons donc ce schéma multivoie BP-MCMW et nous cherchons, dans cette section, à évaluer ses performances pour l’estimation du canal UWB.

### 2.4.1.1 Reconstruction avec MUSIC

Nous évaluons les performances de la méthode BP-MCMW, en présence d'un bruit blanc additif Gaussien pour l'estimation du canal UWB. La méthode d'analyse spectrale choisie est MUSIC et l'impulsion envoyée est la dérivée première de l'impulsion Gaussienne de durée 1 ns représentée sur la figure 1.21. Le canal est une réalisation du canal CM2 de la norme IEEE.802.15.4a; son code Matlab est fourni dans [MBC<sup>+</sup>04]. Il est tronqué à 15 trajets et sa résolution correspond à la durée de l'impulsion (1 ns). Le signal reçu après convolution de l'impulsion émise avec la réponse impulsionnelle du canal consiste en 15 versions décalées et atténuées de l'impulsion émise. Les algorithmes d'analyse spectrale tels que MUSIC permettent une estimation parfaite du canal à fort SNR, avec possibilité d'estimer des délais très proches. Cette caractéristique est mise en avant sur la figure 2.16 qui montre une estimation parfaite pour une seule réalisation de canal tronqué avec un nombre de mesures minimal (31 mesures) et quasiment sans bruit (SNR = 100 dB).

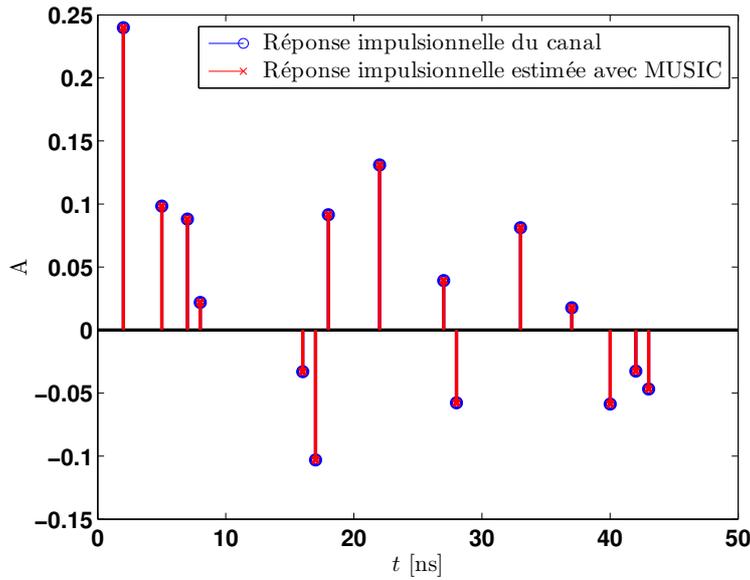


FIGURE 2.16 – Estimation des paramètres du canal à fort SNR (SNR = 100 dB) avec MUSIC.

Afin d'évaluer les performances du système en fonction du SNR, nous considérons 1000 réalisations de canal et nous calculons le coefficient de corrélation  $\eta$  entre la réponse impulsionnelle composite du canal ( $c(t) = r(t) * h(t)$ ), et la réponse impulsionnelle composite estimée ( $\hat{c}_{\tau, \mathbf{a}} = r(t) * \hat{h}_{\tau, \mathbf{a}}$ ) obtenue à partir des valeurs estimées des gains et retards, ce qui permet de prendre en compte simultanément les estimations des retards et des gains. Dans la méthode MCMW, chaque voie est échantillonnée à  $1/T$  mais le taux d'échantillonnage global du système est égal à  $(2L + 1)/T$  si le nombre de voies est minimal. Nous nous intéressons à l'impact de ce taux sur les performances, en augmentant le nombre de mesures et donc de voies. Nous considérons que ce nombre de voies est donné par :

$$P = 2\beta L + 1, \quad \beta = 1, 2 \quad (2.43)$$

ce qui correspond à des taux globaux respectifs de 620 MHz et 1.22 GHz pour une période

$T = 50$  ns correspondant à l'étalement des échos (à comparer à la fréquence de Nyquist égale à 10 GHz dans ce cas). Les résultats sur la figure 2.17 montrent que le facteur de corrélation est égal à 0.5 même pour un SNR égal à 0 dB, au taux d'innovation fini. Quand on double le nombre de mesures, le facteur de corrélation part de 0.9 et tend vers 1 à fort SNR.

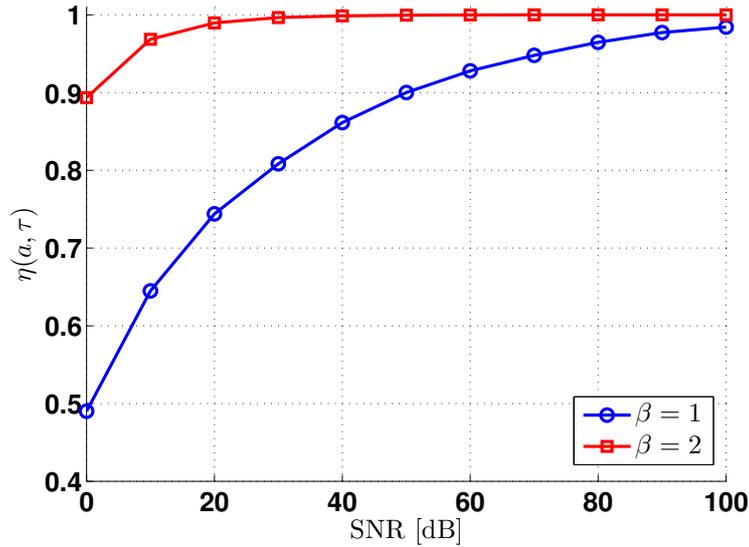


FIGURE 2.17 – Performance de l'algorithme MUSIC pour l'estimation de canal CM2 802.15.4a, en termes de corrélation entre les réponses impulsionnelles composites réelle et estimée et en fonction du SNR et du nombre de voies.

D'autre part, nous avons effectué les mêmes simulations pour un canal CM1 802.15.3a. La différence avec les canaux de la norme 802.15.4a, est que les trajets arrivent plus rapidement dans le temps, ce qui permet de trouver 15 trajets dans un intervalle de temps d'environ 15 ns alors qu'ils sont obtenus chaque environ 70 ns pour un canal 802.15.4a. Nous observons sur la figure 2.18 une amélioration remarquable des performances de MUSIC, au taux d'échantillonnage fini pour des SNR très petits.

Nous étudions maintenant les performances de 4 récepteurs Rake en termes de taux d'erreur binaire (Bit Error Rate - BER) comme une fonction de  $E_b/N_0$ ,  $E_b$  étant l'énergie du signal associée avec chaque bit de données et  $N_0$  la densité spectrale du bruit. Pour chaque symbole ou bit d'information, 3 impulsions modulées avec la modulation BPSK sont envoyées : si le bit est 0, 3 impulsions  $-r(t)$  sont émises alors que si le bit est 1, 3 impulsions  $+r(t)$  sont émises. Les estimations du canal sont effectuées avec la méthode MUSIC pour des rapports signal-à-bruit égaux à 20 dB et 10 dB respectivement. Le canal considéré est CM1 IEEE 802.15.3a tronqué à 30 trajets. Nous considérons les 8 trajets les plus forts pour observer les performances des S-Rake avec 8 voies pour les deux configurations. Nous comparons les résultats avec ceux de S-Rake à 8 voies et A-Rake à 30 voies où le canal est parfaitement estimé. La figure 2.19 permet de visualiser les résultats. Comme prévu, à faible  $E_b/N_0$ , les performances du S-Rake avec une estimation du canal à 20 dB ne sont pas loin de celles du S-Rake utilisant la vraie réponse impulsionnelle du canal. Cependant, l'écart augmente quand  $E_b/N_0$  augmente. Pour une estimation de canal à 10 dB, les performances sont dégradées par

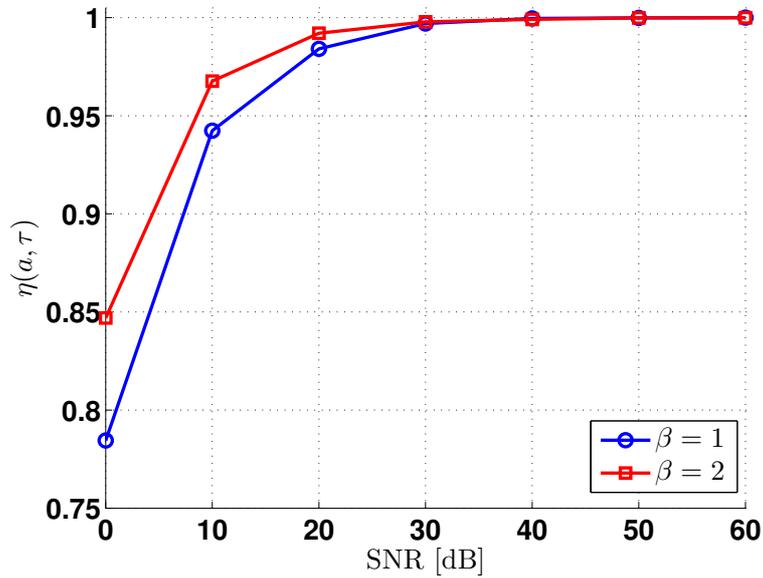


FIGURE 2.18 – Performance de l'algorithme MUSIC pour l'estimation de canal CM1 802.15.3a, en termes de corrélation entre les réponses impulsionnelles composites réelle et estimée et en fonction du SNR et du nombre de voies.

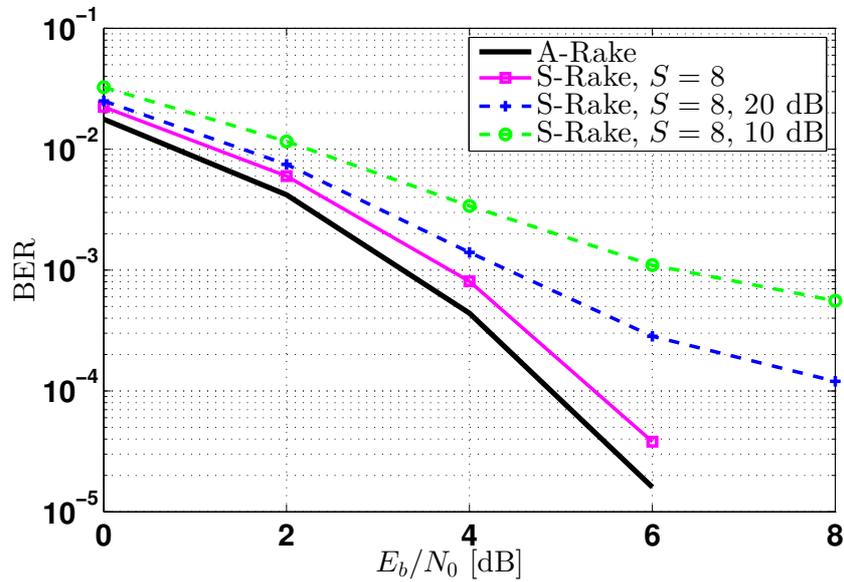


FIGURE 2.19 – Performance en termes de BER en fonction de  $E_b/N_0$  pour une estimation du canal CM1 802.15.3a à 20 et 10 dB avec MUSIC.

rapport à l'estimation à 20 dB. En plus, il est intéressant de voir que les performances du S-Rake à 8 voies avec une estimation parfaite du canal, sont proches de celles du A-Rake avec 30 voies. Ceci est dû au fait que la plupart de l'énergie du canal est contenue dans les trajets les plus forts.

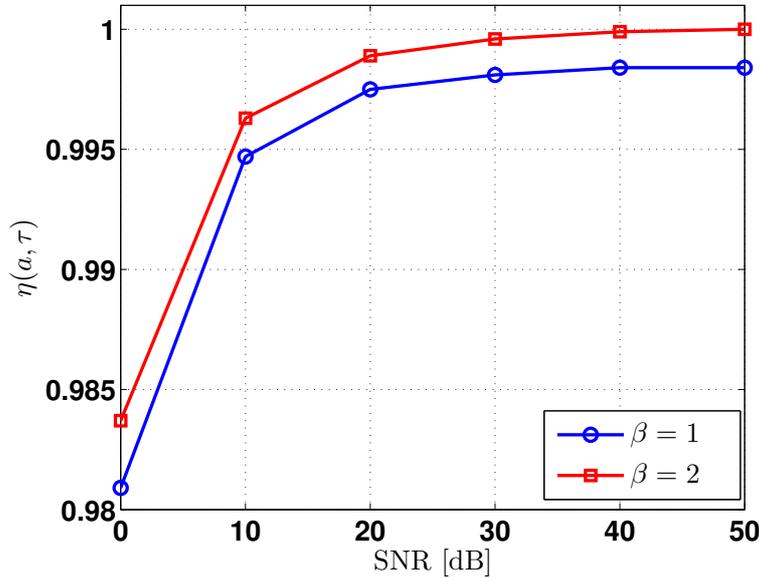


FIGURE 2.20 – Performance de l’algorithme OMP pour l’estimation de canal CM1 802.15.3a, en termes de corrélation entre les réponses impulsionnelles composites réelle et estimée et en fonction du SNR et du nombre de voies.

#### 2.4.1.2 Reconstruction avec OMP

Les algorithmes d’analyse spectrale ont l’inconvénient d’une performance dégradée pour de faibles SNR. C’est pour cela que nous nous sommes intéressés aux performances de l’algorithme OMP en formulant la reconstruction sous forme de problème CS comme expliqué dans la section 1.3.3.

Nous nous mettons dans les mêmes conditions de simulation que dans la section 2.4.1.1. Le canal considéré est une version tronquée à 15 trajets du canal CM1 de la norme IEEE 802.15.3a. L’estimation des 8 trajets les plus forts est étudiée. La figure 2.20 montre le coefficient de corrélation entre les réponses impulsionnelles composites, réelles et estimées en fonction du SNR, et du nombre de voies de MCMW respectivement. En comparant les résultats avec ceux observés pour MUSIC (figure 2.18), nous concluons que OMP présente de meilleures performances pour de faibles SNR. En effet, même au taux d’innovation fini, le coefficient de corrélation tend vers 1 même pour de faibles SNR.

Il est à noter que dans toutes les simulations, le canal est tronqué à 15 trajets ce qui fait qu’il est limité à des périodes d’environ 15 ns pour un canal CM1. Plus cette période augmente, plus le nombre d’échantillons  $N$  de Nyquist augmente. Or, le nombre de mesures requis par OMP dépend de  $N$ , donc il va augmenter.

Enfin, similairement à la section 2.4.1.1, nous cherchons les performances de S-Rake à 8 voies, pour une modulation BPSK et une estimation du canal à 10 et 20 dB. Les performances sont comparés avec A-Rake à 30 voies et S-Rake à 8 voies pour une estimation parfaite du canal UWB. La figure 2.21 montre le BER en fonction de  $E_b/N_0$  pour les différents récepteurs considérés. Nous pouvons voir que pour une estimation de canal à 20 ou à 10 dB, les performances du S-Rake sont les mêmes que celles obtenues avec un S-Rake à 8 voies,

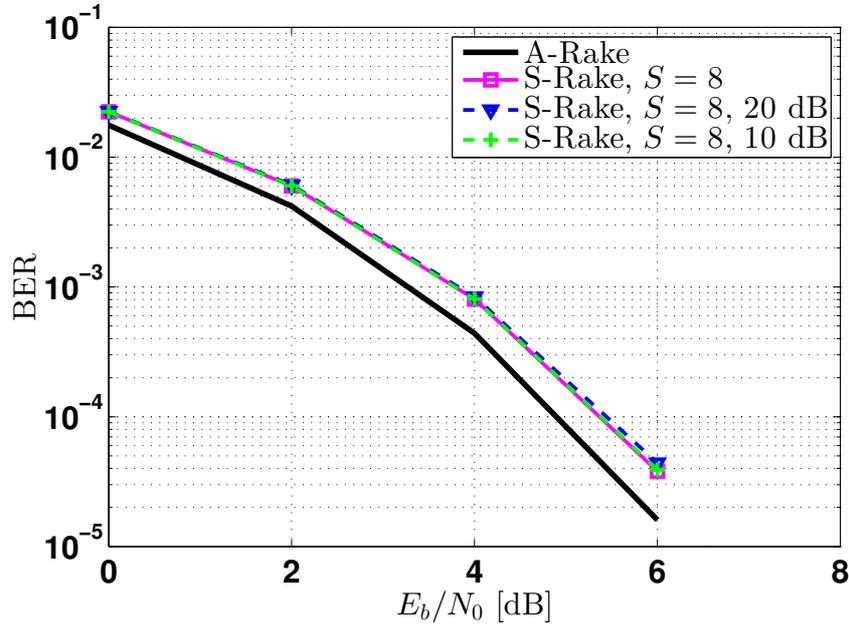


FIGURE 2.21 – Performance en termes de BER en fonction de  $E_b/N_0$  pour une estimation du canal CM1 à 20 et 10 dB avec OMP.

avec une estimation parfaite du canal. D'où l'intérêt d'utiliser l'algorithme OMP ou d'autres algorithmes CS pour l'estimation du canal.

#### 2.4.2 Localisation précise en environnement intérieur

La deuxième application pour la méthode proposée concerne la localisation de précision d'un robot en environnement intérieur. Une description détaillée de ce contexte applicatif a été donnée dans [EDA<sup>+</sup>13]. En résumé, un robot mobile est conçu pour interagir à distance avec une personne agissant en tant que superviseur, et aussi pour surveiller un environnement. Une méthode de localisation à faible complexité, basée sur l'utilisation d'impulsions UWB optimisées et de l'algorithme de Bancroft a été proposée. La détection et l'estimation de l'instant d'arrivée (Time of Arrival - ToA) du premier trajet multiple était réalisée dans ce cas par corrélation du signal reçu avec un signal de référence appelé *dirty template*. L'inconvénient de cette méthode est qu'elle présente de faibles performances en présence du bruit. Ce comportement s'explique par le fait que le signal de référence est extrait du signal reçu et représente une version déformée et bruitée du signal transmis.

Nous proposons ici une nouvelle approche pour l'estimation de la distance, qui repose essentiellement sur un détecteur d'énergie, la méthode MCMW modifiée présentée à la section 2.3.2, et l'algorithme OMP. Le schéma bloc de cette approche est représenté sur la figure 2.22.

Contrairement à l'application précédente sur l'estimation du canal, qui visait à déterminer tous les trajets multiples, nous nous intéressons ici seulement au premier d'entre eux, qui correspond au trajet direct. L'hypothèse sous-jacente, justifiée par le positionnement des capteurs UWB, est que ceux-ci se trouvent à tout moment en visibilité directe par rapport

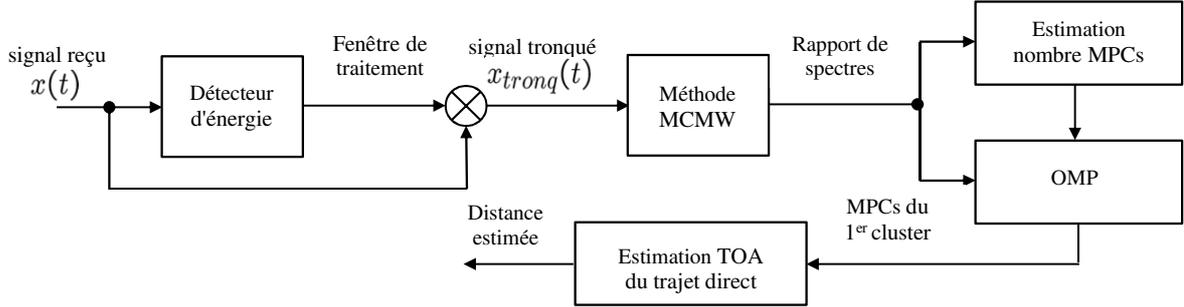


FIGURE 2.22 – Schéma d'estimation de la distance basé sur la méthode MCMW.

au robot. Un exemple de réponse impulsionnelle de canal IEEE 802.15.3a CM1 est représenté sur la figure 2.23. Dans ce cas, la distance entre les deux capteurs UWB vaut  $D_0 = \tau_0 c = 6$

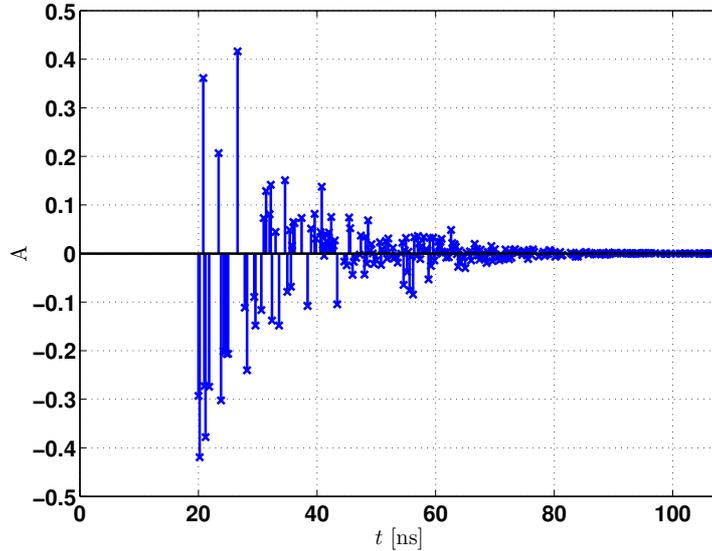


FIGURE 2.23 – Exemple de réponse impulsionnelle du canal IEEE 802.15.3a CM1.

m, où  $\tau_0 = 20$  ns représente le retard correspondant au premier trajet et  $c \cong 3.10^8$  m/s est la vitesse de propagation des ondes électromagnétiques dans l'atmosphère.

A partir de cette hypothèse, nous avons mis en place une procédure de troncature temporelle correspondant au premier paquet, afin de réduire le nombre de multitrajets à estimer et rendre ainsi possible l'utilisation des algorithmes parcimonieux, de type OMP, conjointement avec la méthode MCMW. Le signal tronqué est noté par  $x_{\text{tronq}}(t)$ . La fenêtre de traitement est déterminée par une procédure de seuillage en sortie du détecteur d'énergie. La figure 2.24 illustre le résultat de l'application de cette procédure sur une réalisation du signal reçu  $x(t)$  en sortie du canal dont la réponse impulsionnelle est donnée sur la figure 2.23.

Le signal transmis  $r(t)$  et le signal reçu tronqué  $x_{\text{tronq}}(t)$ , ainsi que les spectres correspondants, sont représentés sur la figure 2.25.

La méthode MCMW permet ensuite de déterminer les valeurs des spectres des deux signaux pour  $K$  fréquences de la bande effective du signal transmis, et finalement le rapport

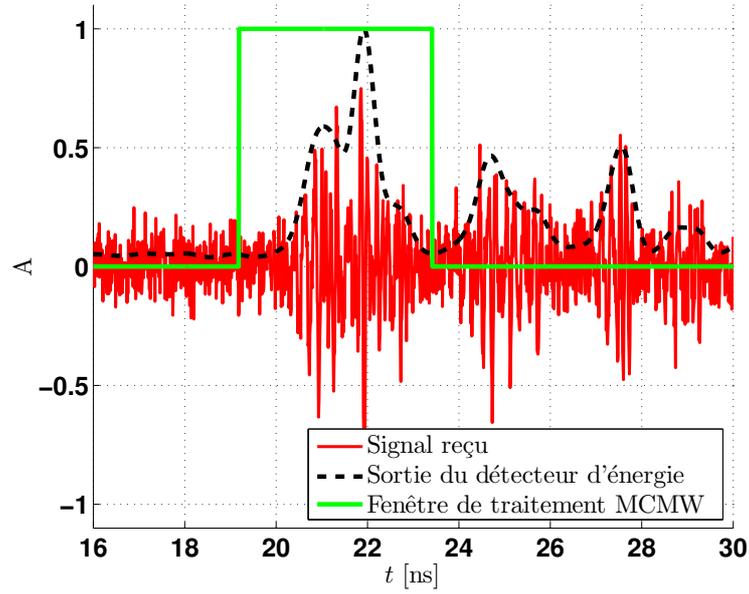


FIGURE 2.24 – Illustration de la procédure de troncature du signal reçu (SNR = 0 dB), au niveau du premier paquet, au moyen d'un détecteur d'énergie.

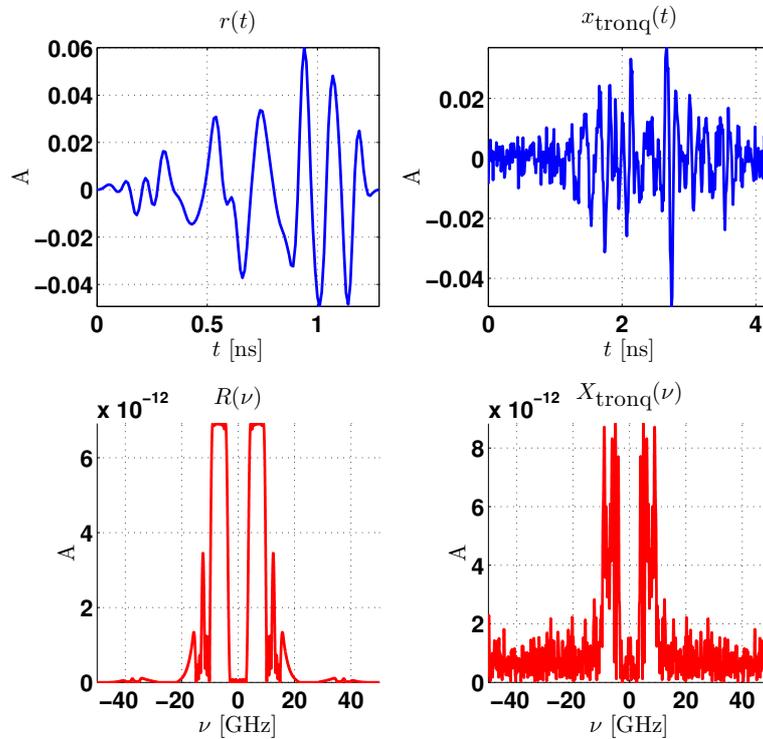


FIGURE 2.25 – Signal transmis  $r(t)$ , signal reçu tronqué  $x_{\text{tronq}}(t)$ , et spectres correspondants, pour SNR = 0 dB.

des spectres correspondant à ces mêmes fréquences. Nous avons considéré ici une valeur  $K = 31$ , qui correspond à un nombre maximum de multitrajets  $L = 15$ . Vu que le nombre de trajets au sein d'un paquet suit une loi de Poisson de paramètre 2.5, pour le modèle de canal considéré (IEEE 802.15.3a CM1), on en déduit que la probabilité d'avoir un nombre de trajets supérieur à  $L$  est d'environ  $10^{-8}$ . On peut noter que la valeur de  $K$  peut être réduite de moitié ( $K = 15$ ) ou à un tiers ( $K = 11$ ) lorsque cette probabilité augmente à  $10^{-2}$  ( $L = 7$ ) ou  $10^{-1}$  ( $L = 5$ ) respectivement.

Le vecteur représenté par le rapport des spectres pour les  $K$  fréquences de la bande effective du signal transmis, permet d'estimer à la fois le nombre de trajets du premier paquet (figure 2.26) par le critère AIC (Akaike Information Criterion) [WK85] et ensuite les amplitudes et les retards correspondants (figure 2.27). L'utilisation de l'algorithme OMP pour cette dernière étape est justifiée par le caractère parcimonieux de la réponse impulsionnelle du canal UWB.

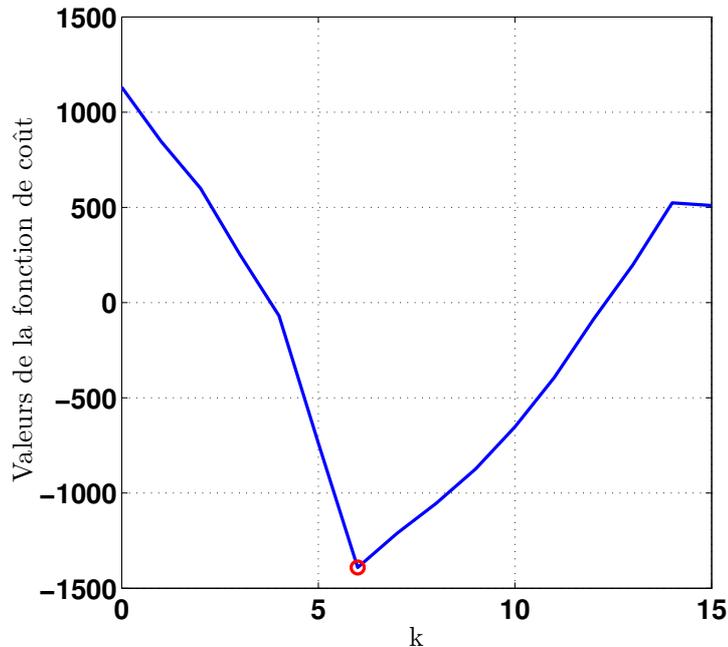


FIGURE 2.26 – Exemple d'estimation du nombre de trajets multiples.

Le résultat représenté sur la figure 2.27 permet en même temps d'illustrer un phénomène typique pour l'approche proposée. Ainsi, le signal reçu tronqué  $x_{\text{tronq}}(t)$  au niveau du premier paquet inclut, à côté des signaux correspondant aux trajets multiples de celui-ci, des bouts de signaux correspondant aux premiers trajets multiples du deuxième paquet. Ceux-ci n'ont pas d'influence significative sur les résultats obtenus, le plus souvent n'étant même pas détectés, comme c'est le cas du dernier trajet sur la figure 2.27. De toute manière, seul le premier trajet est important, car celui-ci permet d'estimer la distance entre les deux capteurs UWB.

Les performances de localisation de l'approche proposée ont tout d'abord été évaluées en termes d'erreur moyenne d'estimation de la distance  $\Delta D_{\text{moyenne}}$ , pour des SNRs compris entre  $-5$  dB et  $30$  dB (figure 2.28). Pour chaque valeur du SNR nous avons moyenné les

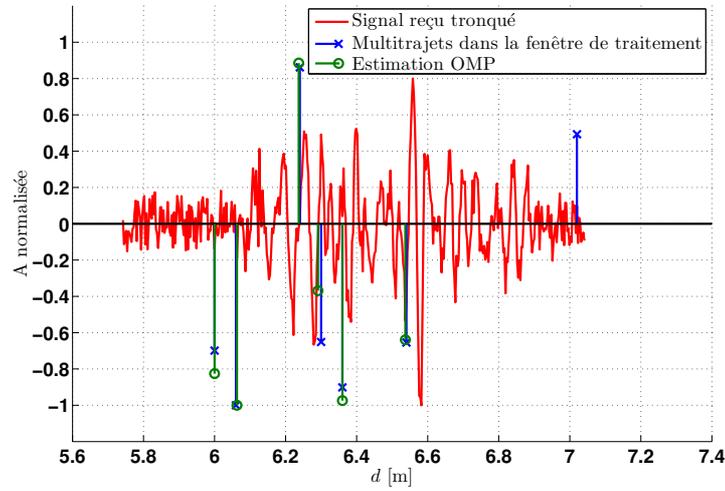


FIGURE 2.27 – Exemple d'estimation de la distance et des amplitudes des trajets multiples du premier paquet.

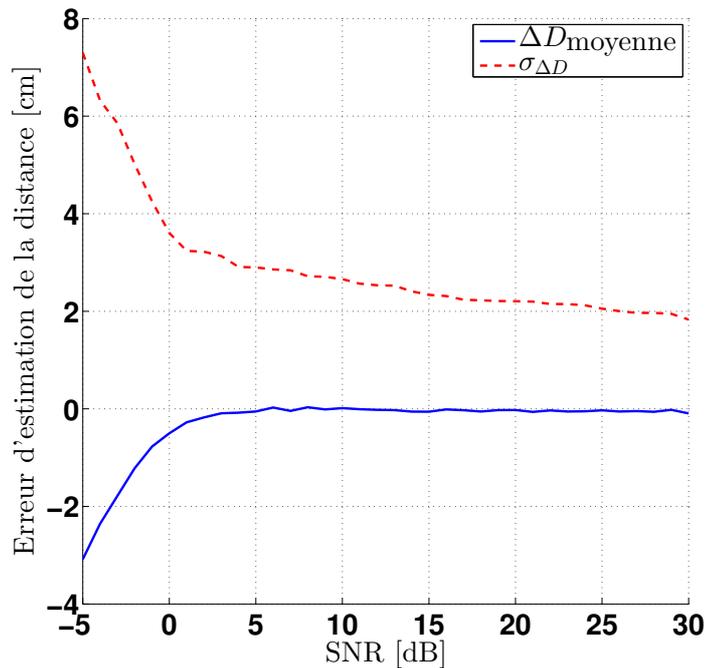


FIGURE 2.28 – Performance en termes de biais et écart type.

résultats de 10000 réalisations. Pour chacune de ces réalisations, la distance entre les deux capteurs UWB est tirée aléatoirement entre 1 m et 12 m. On peut constater que l'estimation de la distance proposée est non-biaisée pour les SNRs supérieurs à 5 dB. Nous avons également représenté sur la même figure l'écart type  $\sigma_{\Delta D}$  associé, qui s'avère relativement faible pour les SNRs supérieurs à 0 dB.

En réalité, les performances de l'approche proposée pour l'estimation de la distance sont

encore meilleures que données par les valeurs de l'écart type  $\sigma_{\Delta D}$ , car la distribution de l'erreur d'estimation s'éloigne significativement d'une Gaussienne pour les SNRs élevés, le kurtosis étant d'environ 50. C'est pourquoi nous avons aussi représenté sur la figure 2.29 la moyenne de l'erreur absolue d'estimation de la distance  $|\Delta D|_{\text{moyenne}}$ , ainsi que l'intervalle  $|\Delta D|_{95}$  qui concentre 95% de ses valeurs. Cette figure fait apparaître une erreur absolue

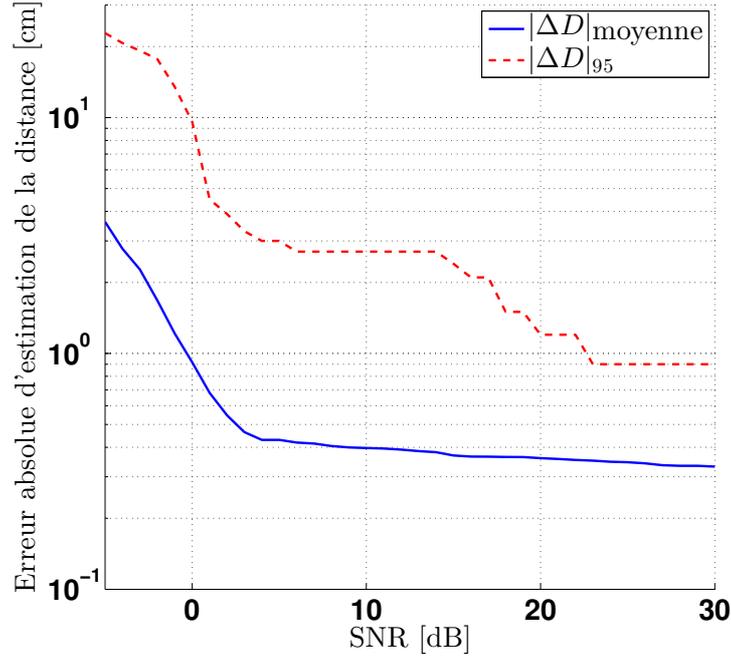


FIGURE 2.29 – Performance en termes d'erreur absolue moyenne et intervalle contenant 95% des valeurs.

moyenne bien plus faible que dans le cas de l'approche décrite dans [EDA<sup>+</sup>13], surtout pour les faibles SNRs. On peut également constater que l'erreur maximale est inférieure à 1 cm, avec une probabilité de 0.95, pour les SNR élevés, et inférieure à 10 cm pour un SNR  $\geq 0$  dB, avec la même probabilité.

## 2.5 Effets des filtres réels sur les performances de MCMW

Jusque-là, nous avons utilisé des filtres idéaux pour filtrer les séquences pseudo-aléatoires du schéma MCMW. Ces filtres ont un gain égal à 1 dans la bande passante parfaitement rectangulaire. Les filtres analogiques existants sont en général de types Butterworth, Chebyshev-1, Chebyshev-2 ou elliptique. La figure 2.30 montre un exemple de bandes passantes de tels filtres, d'ordre 5 et de fréquence de coupure normalisée  $\nu_c = 0.5$ .

Nous pouvons regrouper les caractéristiques de ces filtres comme suit :

- Le filtre Butterworth présente la réponse fréquentielle la plus plate dans la bande passante mais sa bande de transition est très large.
- Le filtre Chebyshev-1 présente des ondulations dans la bande passante, et une transition plus nette que pour un Butterworth.

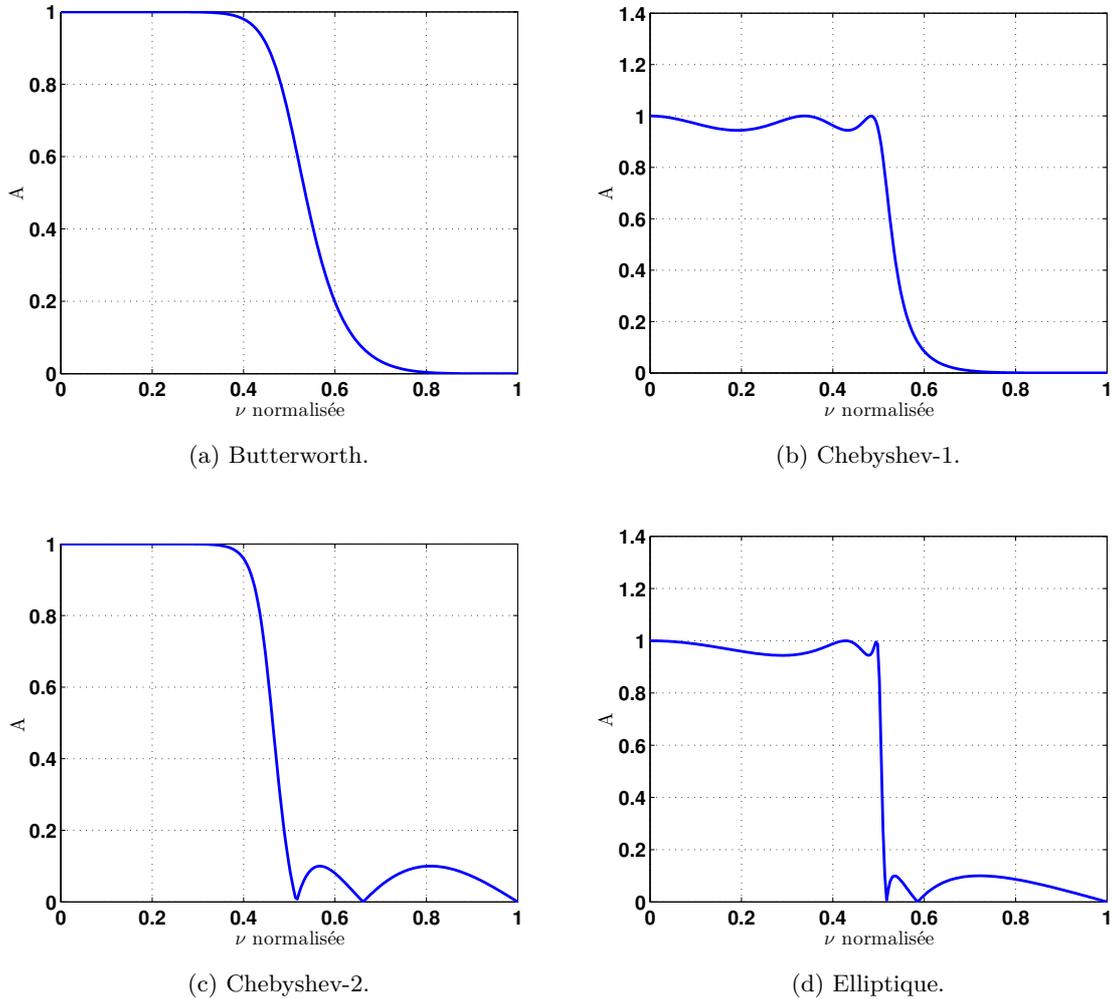


FIGURE 2.30 – Exemples de fonctions de transfert de filtres d'ordre 3.

- Le filtre Chebyshev-2 présente une bande passante plate et plus d'ondulations dans la bande de coupure ;
- Le filtre elliptique présente des ondulations dans les deux bandes et une pente de transition très raide.

Les séquences pseudo-aléatoires filtrées dans le schéma MCMW conduisent aux formes d'onde modulantes  $s_i(t)$  (éq.(2.25)). Les valeurs des amplitudes de celles-ci sont enregistrées dans la matrice  $\mathbf{S}$  et sont donc connues par le récepteur. Plusieurs sources de bruit peuvent altérer ces amplitudes : le bruit de l'environnement, le bruit de mesure ou aussi le bruit provenant du facteur d'ondulation des filtres. Cependant, ceci ne change pas les performances de MCMW puisque le bruit est pris en compte dans la récupération des CF à partir de l'inversion de la matrice  $\mathbf{S}$  (éq.(2.19)). Ainsi, nous pouvons utiliser indifféremment des filtres à réponse plate ou très ondulée dans la bande passante. Ce qui est primordial dans la conception des filtres MCMW est la sélectivité de la bande de transition. En effet, pour un schéma MCMW permettant la récupération de  $M = 2L + 1$  CF, la fréquence limite de la bande passante des filtres (éq.(2.22)) doit être égale à  $L/T$ , et l'atténuation doit être maximale

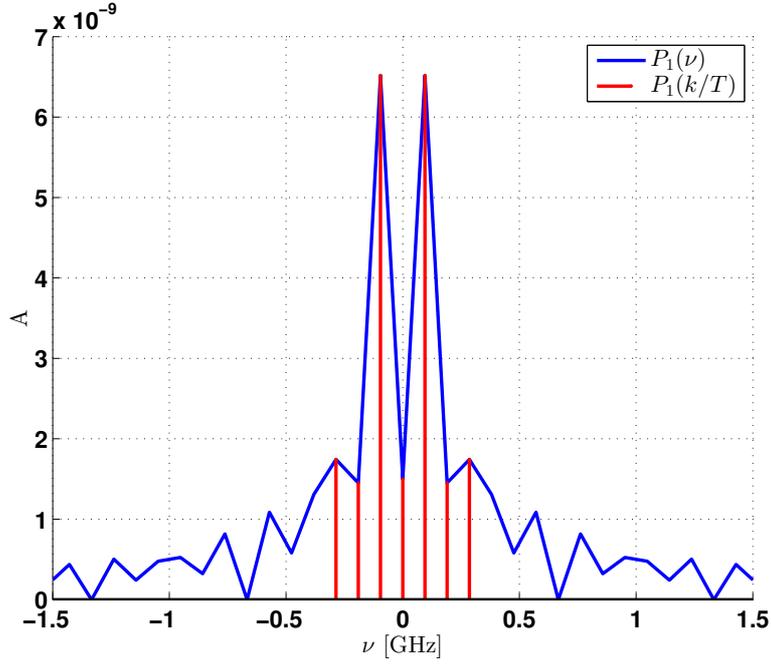
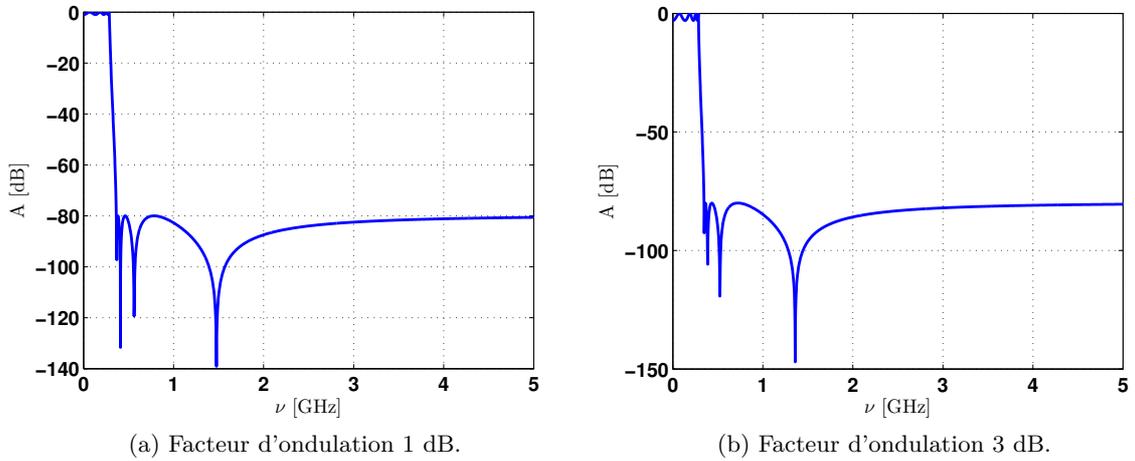

 FIGURE 2.31 –  $P_1(\nu)$  et  $P_1(k/T)$  pour  $M = 7$ .


FIGURE 2.32 – Fonctions de transfert de filtres elliptiques d'ordre 8.

pour le CF à la fréquence suivante  $(L + 1)/T$ . Pour  $T = 50$  ns par exemple, la largeur de la bande de transition ne doit pas dépasser  $1/T = 20$  MHz. C'est pour cette raison que nous optons pour des filtres elliptiques très sélectifs en fréquence.

Prenons l'exemple d'un schéma MCMW avec  $P = 7$  voies permettant de récupérer  $M = 7$  CF afin d'estimer un canal UWB aléatoire à  $L = 3$  trajets multiples, et de profondeur  $T = 10$  ns. L'impulsion émise est une dérivée première de l'impulsion Gaussienne de durée  $T_r = 1$  ns, et la fréquence de Nyquist est considérée égale à 20 GHz. Ainsi la fréquence limite de la bande passante est égale à  $L/T = 300$  MHz et la bande de transition est de largeur  $1/T = 100$  MHz. La figure 2.31 montre les 7 CF à garder après filtrage du spectre  $P_1(\nu)$  d'une séquence

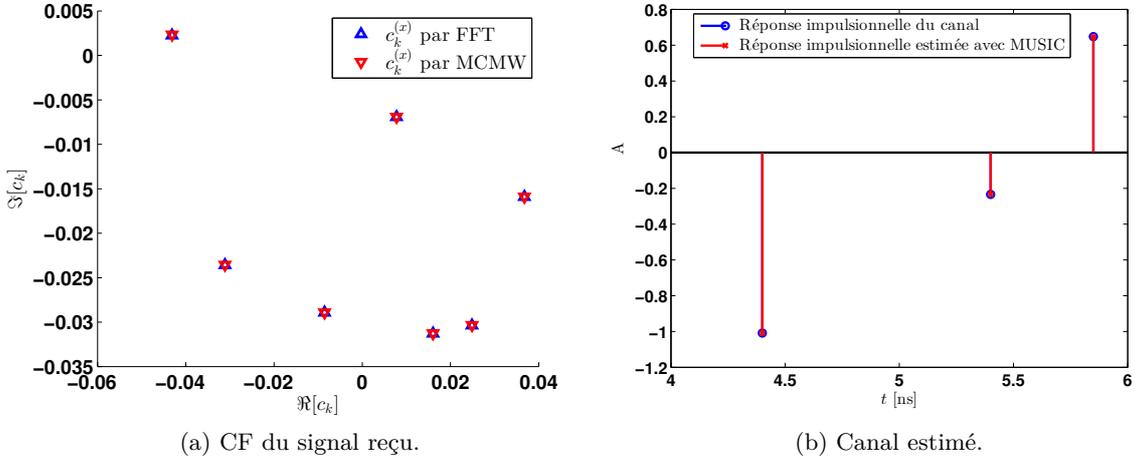


FIGURE 2.33 – Performance de MCMW avec des filtres elliptiques d'ordre 8 et de facteur d'ondulation 1 dB.

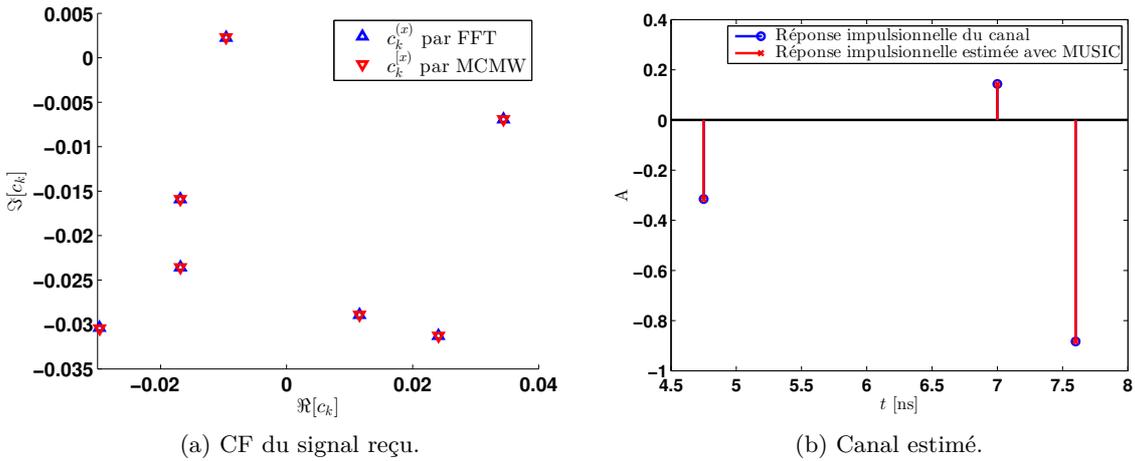


FIGURE 2.34 – Performance de MCMW avec des filtres elliptiques d'ordre 8 et de facteur d'ondulation 3 dB.

pseudo-aléatoire.

La figure 2.32 (a) montre la fonction de transfert d'un filtre elliptique d'ordre 8 ayant une atténuation dans la bande de coupure égale à 80 dB et un facteur d'ondulation égal à 1 dB dans la bande passante. La figure 2.33 montre que les CF du signal reçu sont parfaitement récupérés par le schéma MCMW et que le canal est aussi parfaitement estimé pour un SNR égal à 100 dB.

En considérant un filtre elliptique de même ordre avec la même atténuation dans la bande de coupure et un facteur d'ondulation à 3 dB (figure 2.32 (b)), nous pouvons toujours récupérer sans erreur tous les CF et ainsi estimer parfaitement le canal comme le montre la figure 2.34. Ainsi, nous validons que le facteur d'ondulation n'altère pas les performances de reconstruction des CF par le schéma MCMW.

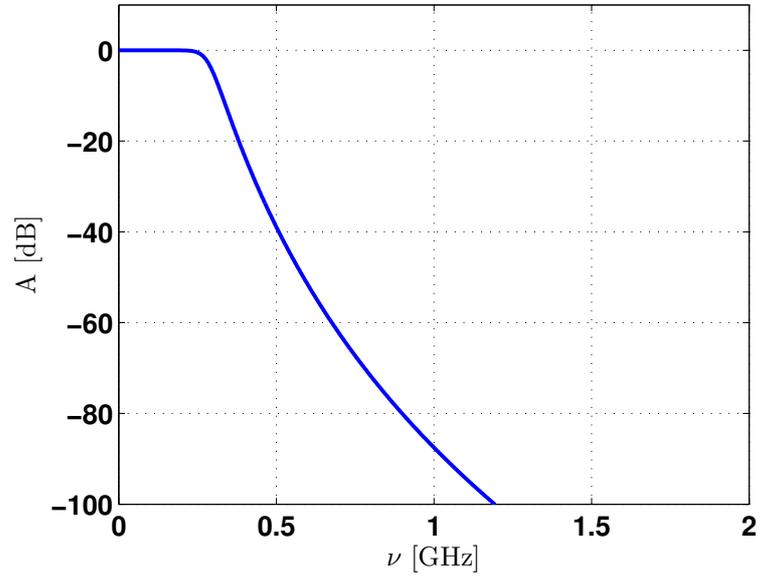
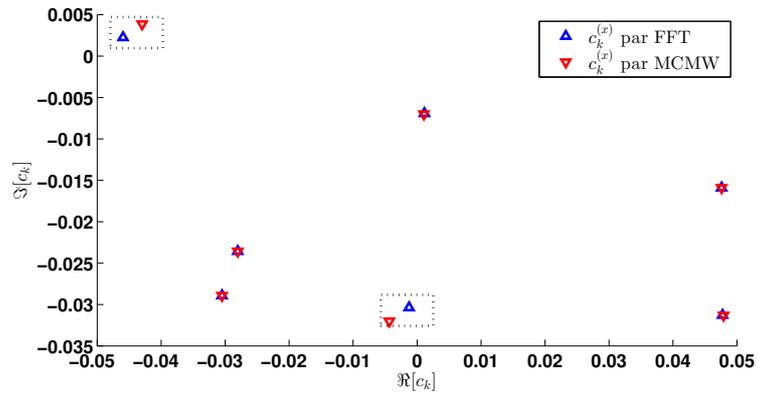
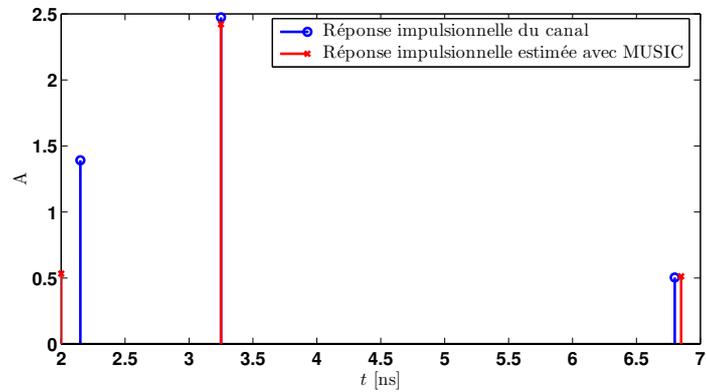


FIGURE 2.35 – Fonction de transfert d'un filtre Butterworth d'ordre 8.



(a) CF du signal reçu.



(b) Canal estimé.

FIGURE 2.36 – Performance de MCMW avec des filtres Butterworth d'ordre 8.

Nous considérons ensuite, un filtre Butterworth de même ordre 8 que le filtre elliptique précédent (figure 2.35) et donc ayant le même niveau de complexité. La figure 2.36 montre l'erreur de récupération de 2 CF du spectre du signal reçu ce qui engendre une mauvaise estimation du canal. La sélectivité des filtres est donc le critère de choix le plus important dans un schéma MCMW.

## 2.6 Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons identifié deux schémas simples d'échantillonnage au taux d'innovation fini. Ensuite, nous avons détaillé la première contribution de la thèse qui est l'adaptation de ces schémas pour le cas de signaux UWB ayant un spectre de type passe-bande. Le schéma MCMW a été identifié comme une solution très avantageuse pour l'estimation du canal UWB à faible complexité et consommation, ainsi que pour la localisation précise en environnement intérieur. Au lieu d'échantillonner le signal à la fréquence de Nyquist, incompatible avec les paramètres technologiques des CANs actuels, le signal est échantillonné sur chaque voie à une fréquence minimale égale à l'inverse de la durée du canal UWB.

Nous avons vu que pour des canaux IEEE 802.15.4a typiques, cette fréquence va de 3 à 20 MHz ce qui permet l'utilisation de CANs à faible coût. En plus, nous avons mis l'accent sur la simplicité de la mise en œuvre du schéma MCMW. En effet, une seule séquence pseudo-aléatoire est générée et les autres sont obtenues par décalage circulaire et ces séquences sont générées à la fréquence  $P/T$  très inférieure à la fréquence de Nyquist, ce qui facilite leur multiplication avec le signal d'entrée et diminue la complexité des multiplieurs.

Enfin, nous avons testé quelques filtres réels pour le filtrage des séquences  $p_i(t)$  dans le schéma MCMW et nous avons choisi les filtres elliptiques caractérisés par une pente de transition raide permettant ainsi une reconstruction équivalente aux filtres idéaux.

## Chapitre 3

# Nouvelle approche pour réduire le coût et la complexité des schémas d'échantillonnage des signaux IR-UWB

Le schéma MCMW présente de nombreux avantages, qui rendent son utilisation intéressante pour l'estimation du canal UWB dans le cadre d'un récepteur cohérent, à faible coût, complexité et consommation. Cependant, le plus souvent dans ces applications, ce schéma présente un nombre de voies assez conséquent. Dans ce chapitre, une nouvelle approche est proposée pour réduire ce nombre de voies en augmentant de façon modérée le nombre d'impulsions pilotes utilisées pour l'estimation du canal. La même approche est aussi proposée dans le but de réduire davantage la fréquence d'échantillonnage pour chaque voie. Nous expliquons ainsi les modifications opérées sur le schéma MCMW dans les deux cas, et présentons les améliorations obtenues dans l'estimation du canal UWB. Nous proposons aussi un ensemble de filtres analogiques réels qui peuvent être utilisés dans un schéma MCMW à nombre réduit de voies, et nous donnons les résultats obtenus pour un récepteur cohérent de type Rake.

### Sommaire

---

<b>3.1</b>	<b>Motivation</b>	<b>86</b>
<b>3.2</b>	<b>Nouveau modèle du système</b>	<b>86</b>
<b>3.3</b>	<b>Schéma MCMW avec un nombre de voies réduit</b>	<b>87</b>
3.3.1	Méthode MCMW modifiée	88
3.3.2	Estimation du canal UWB	90
3.3.3	Réception cohérente et filtres réels	92
<b>3.4</b>	<b>Schéma MCMW avec une fréquence d'échantillonnage réduite</b>	<b>94</b>
3.4.1	Méthode MCMW modifiée	94
3.4.2	Estimation du canal UWB	97
<b>3.5</b>	<b>Conclusions</b>	<b>100</b>

---

### 3.1 Motivation

Le schéma MCMW s'avère être le schéma le plus intéressant pour l'estimation du canal UWB, du fait de sa simplicité de mise en œuvre et de la fréquence d'échantillonnage minimale qu'il permet d'atteindre sur chacune de ses voies. Nous cherchons ici à réduire sa complexité en termes de nombre de voies et par conséquent, son coût d'implémentation et sa consommation.

En effet, au taux d'innovation fini, ce schéma présente un nombre de voies au minimum égal à  $2L + 1$ . Cependant, dans le cas des canaux UWB, les trajets multiples arrivent densément et  $L$  peut atteindre des valeurs de l'ordre de la centaine. Un schéma avec 200 voies par exemple, est impossible à réaliser en pratique. De plus, nous avons vu que les performances des algorithmes d'analyse spectrale tels que MUSIC ou ESPRIT, sont améliorées en doublant pratiquement le nombre de mesures. Les algorithmes de reconstruction CS nécessitent, quant à eux, un nombre de mesures encore plus élevé, puisque ce dernier dépend entre autres, de la largeur de la bande du signal. Pour ces raisons, nous proposons une approche qui permet de réduire le nombre de voies nécessaire pour acquérir le nombre requis de mesures, et cela en augmentant d'une façon réalisable le nombre des impulsions pilotes  $r(t)$ .

D'autre part, en utilisant cette même approche pour un nombre fixé de voies, nous montrons qu'il est possible de réduire davantage la fréquence d'échantillonnage sur chacune. En effet, vu que le prix d'un CAN dépend de la plage de fréquence d'opération, cette approche permet de choisir les plages de fréquence les plus avantageuses pour des CANs à faible coût et consommation.

### 3.2 Nouveau modèle du système

Au lieu de considérer une seule impulsion pilote  $r(t)$ , considérons maintenant que le nouveau signal émis  $r'(t)$  est formé de  $N_f$  impulsions identiques  $r_q(t)$  de durée  $T_r$  chacune, et périodisées de période  $T$ , tel que la condition (1.37) est toujours satisfaite.  $r'(t)$  est donné par :

$$r'(t) = \sum_{q=1}^{N_f} r_q(t) = \sum_{q=1}^{N_f} r(t - (q-1)T) \quad (3.1)$$

Soit dans le domaine fréquentiel :

$$R'(\nu) = \sum_{q=1}^{N_f} R(\nu) e^{-j2\pi\nu(q-1)T} \quad (3.2)$$

Les signaux émis et reçu sont de durée  $T_s = N_f T$ , et nous considérons que le canal est invariant durant  $T_s$ . Cette hypothèse est le point crucial de l'élaboration de l'approche proposée. En effet, les impulsions UWB sont ultra courtes en durée et elles sont transmises à des vitesses beaucoup plus élevées que dans les systèmes à bande étroite, ce qui permet au canal d'être stationnaire sur un nombre de périodes bien plus important. Il est affirmé dans [TIL12] que le canal UWB reste invariant sur des durées de milliers de périodes dans les environnements médicaux. De ce fait, cette hypothèse s'avère plausible pour des environnements résidentiels ou des environnements bureaux intérieurs, par exemple, pour des communications à haut débit.

Le signal reçu à l'entrée des schémas de réception s'écrit :

$$x'(t) = \sum_{q=1}^{N_f} x_q(t) + \lambda(t) \quad (3.3)$$

où  $x_q(t) = \sum_{l=1}^L a_l r(t - (q-1)T - \tau_l)$ .

Ce qui se traduit dans le domaine fréquentiel par :

$$X'(\nu) = \sum_{q=1}^{N_f} \sum_{l=1}^L a_l R(\nu) e^{-j2\pi\nu(q-1)T} e^{-j2\pi\nu\tau_l} + \Lambda(\nu) \quad (3.4)$$

Enfin, le rapport des spectres est identique à celui obtenu dans le cas de l'émission d'une seule impulsion :

$$\frac{X'(\nu)}{R'(\nu)} = \sum_{l=1}^L a_l e^{-j2\pi\nu\tau_l} + I(\nu) \quad (3.5)$$

Ainsi, le signal  $x'(t)$  est maintenant complètement représenté par  $2L$  coefficients à chaque période  $T_s$  au lieu de  $T$ . Le nouveau taux d'innovation fini  $\rho'$  est donc réduit d'un facteur  $N_f$  par rapport à  $\rho$  et est donné par :

$$\rho' = \frac{2L}{T_s} = \frac{\rho}{N_f} \quad (3.6)$$

En augmentant le nombre de pilotes  $r(t)$ , deux propositions en découlent :

- Estimer le canal à partir de  $2L$  CF de  $x'(t)$  chaque  $T_s$  est équivalent à l'estimer à partir de  $2L/N_f$  coefficients de  $x_q(t)$  chaque  $T$ . Ainsi, nous pouvons concevoir un schéma MCMW ayant un nombre de voies réduit où les  $N_f$  signaux  $x(t)$  se succèdent à son entrée, la fréquence d'échantillonnage pour chaque voie restant toujours égale à  $1/T$ .
- Les paramètres du canal pouvant être reconstruits à partir de  $2L$  coefficients seulement chaque  $T_s$ , nous proposons un schéma MCMW ayant comme entrée le signal  $x'(t)$ , et composé de  $2L + 1$  voies où la fréquence d'échantillonnage pour chaque voie est  $F_e = 1/T_s$ . Le nombre de voies reste le même mais la fréquence d'échantillonnage pour chaque voie est réduite d'un facteur  $N_f$  par rapport à la fréquence du schéma original  $1/T$ .

Suivant les exigences en nombre de voies et en fréquence d'échantillonnage des CANs des applications visées, nous pouvons utiliser l'une ou l'autre des approches, voire aussi une combinaison des deux. Ces propositions seront détaillées indépendamment dans la suite de ce chapitre avec des applications directes sur l'estimation du canal UWB.

### 3.3 Schéma MCMW avec un nombre de voies réduit

Dans cette section, nous proposons de modifier la méthode MCMW pour réduire le nombre de voies sans toutefois augmenter la fréquence d'échantillonnage sur chaque voie.

### 3.3.1 Méthode MCMW modifiée

Au lieu d'acquérir  $2L + 1$  coefficients chaque  $T$ , il s'agit d'acquérir  $2L + 1$  coefficients à partir de  $x'(t)$ , soit chaque  $T_s = N_f T$ . Considérons pour simplifier que  $L = 6$  et  $N_f = 3$ . Au lieu d'acquérir 13 coefficients  $c_k^{(x)}$  ( $k \in \{K_0 - 6 \dots K_0 + 6\}$ ), 4 coefficients sont choisis de  $x_1(t)$  ( $k \in \{K_0 - 6; K_0 - 5; K_0 + 5; K_0 + 6\}$ ), 4 de  $x_2(t)$  ( $k \in \{K_0 - 4; K_0 - 3; K_0 + 3; K_0 + 4\}$ ) et 5 de  $x_3(t)$  ( $k \in \{K_0 - 2; K_0 - 1; K_0; K_0 + 1; K_0 + 2\}$ ). Le nombre minimal de voies requis sera ainsi réduit à :

$$P_r = 2 \frac{L}{N_f} + 1 \quad (3.7)$$

ce qui correspond à 5 voies au lieu de 13 dans l'exemple ci-dessus. Notons que  $N_f$  est choisi de telle sorte que  $L$  en est un multiple. Si  $N_f$  est égal à  $L$ , le nombre de voies devient égal à 3, ce qui représente le nombre de voies minimal réalisable avec cette approche. Dans ce cas, la perte en termes de débit utile de données est maximale, d'où la nécessité de trouver un compromis suivant les exigences particulières de chaque application.

Le schéma modifié est donné sur la figure 3.1. Par simplification, et sans perte de géné-

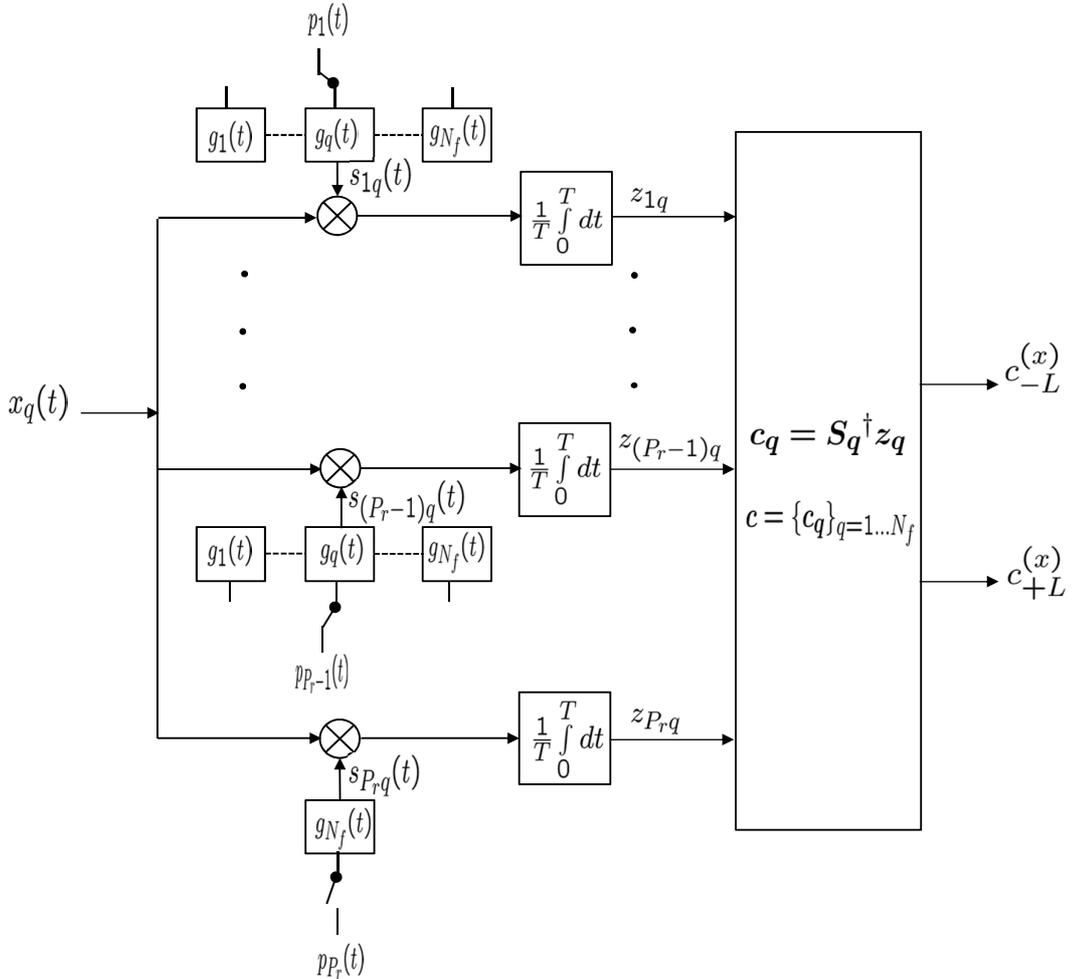


FIGURE 3.1 – Méthode MCMW proposée pour diminuer le nombre de voies.

ralité, nous avons choisi de dessiner le schéma correspondant au cas des signaux à spectre

passé-bas. Les mêmes modifications de transposition des signaux en entrée du schéma MCMW en bande de base sont faites pour les signaux UWB de type passe-bande et le schéma ainsi obtenu sera identifié par BPLC-MCMW (Band-Pass Less-Channels MCMW).

Une groupe de  $N_f$  filtres est utilisé sur chaque voie  $i$ , un commutateur permettant de choisir le filtre  $g_q(t)$  correspondant au signal  $x_q(t)$  reçu à  $(q-1)T$ . Sur la dernière voie, seul le filtre  $g_{N_f}(t)$  est utilisé. En effet, la dernière voie n'est utilisée que pour le traitement du dernier signal  $x_{N_f}(t)$ , duquel le coefficient spectral à la position 0 (ou  $K_0$  pour les signaux de type passe-bande) est récupéré en plus. Ainsi tous les filtres sont des filtres passe-bande à l'exception de  $g_{N_f}(t)$  qui est un filtre passe-bas. Nous définissons le vecteur des positions des CF des signaux  $x_q(t)$ ,  $q = 1, \dots, N_f - 1$  comme  $\mathbf{k}_q = \{-L + \frac{L}{N_f}(q-1), \dots, -L + q(\frac{L}{N_f}) - 1\} \cup \{L - q(\frac{L}{N_f}) + 1, \dots, L + \frac{L}{N_f}(1-q)\}$  et le vecteur des positions des CF de  $x_{N_f}(t)$  comme  $\mathbf{k}_{N_f} = \{-L + \frac{L}{N_f}(N_f - 1), \dots, L + \frac{L}{N_f}(1 - N_f)\} = \{-\frac{L}{N_f}, \dots, \frac{L}{N_f}\}$ .

Les séquences modulantes  $p_i(t)$  sont des séquences aléatoires  $(\pm 1)$   $T$ -périodiques. Il y a  $P$  impulsions durant chaque période au lieu de  $P_r$  impulsions. La façon la plus simple est de considérer une seule séquence  $p_1(t)$  et de former les autres impulsions en la décalant de  $(i-1)T/P_r$  sur chaque voie. Les fonctions de transfert  $G_q(\nu)$  des filtres de réponse impulsionnelles  $g_q(t)$  appliqués à ces séquences sont définis par :

$$G_q(\nu) = \begin{cases} \neq 0 & \text{si } \nu = \frac{k}{T}, k \in \mathbf{k}_q \\ = 0 & \text{si } \nu = \frac{k}{T}, k \notin \mathbf{k}_q \\ \text{arbitraire} & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.8)$$

Ainsi, pour chaque  $x_q(t)$ ,  $q = 1, \dots, N_f - 1$ , la forme d'onde modulante correspondante à la voie  $i$  a pour spectre :

$$\begin{aligned} S_{iq}(\nu) &= G_q(\nu)P_i(\nu) \\ &= \sum_{k=-L+\frac{L}{N_f}(q-1)}^{-L+q(\frac{L}{N_f})-1} c_k^{(p_i)} G_q(\frac{k}{T}) \delta(\nu - \frac{k}{T}) \\ &\quad + \sum_{k=L-q(\frac{L}{N_f})+1}^{L+\frac{L}{N_f}(1-q)} c_k^{(p_i)} G_q(\frac{k}{T}) \delta(\nu - \frac{k}{T}) \end{aligned} \quad (3.9)$$

Pour  $x_{N_f}(t)$ , le coefficient à  $K_0$  est pris en plus, et donc le spectre de la forme d'onde modulante est donné par :

$$S_{iN_f}(\nu) = \sum_{k=-\frac{L}{N_f}}^{\frac{L}{N_f}} c_k^{(p_i)} G_{N_f}(\frac{k}{T}) \delta(\nu - \frac{k}{T}) \quad (3.10)$$

En notant  $s_{k iq} = c_k^{(p_i)} G_q(\frac{k}{T})$  pour  $q = 1, \dots, N_f$ , nous pouvons écrire les échantillons  $z_{iq}$ ,

TABLE 3.1 – Exemples de caractéristiques de schémas MCMW avec un nombre de voies réduit quand  $L = 50$ .

	$N_f = 1$	$N_f = 10$	$N_f = 25$	$N_f = 50$
Nombre minimal de voies	$P = 101$	$P_r = 11$	$P_r = 5$	$P_r = 3$
Nombre d'intégrateurs	$P = 101$	$P_r = 11$	$P_r = 5$	$P_r = 3$
Nombre de CANs	$P = 101$	$P_r = 11$	$P_r = 5$	$P_r = 3$
Nombre de multiplieurs	$P = 101$	$P_r = 11$	$P_r = 5$	$P_r = 3$
Nombre de filtres	$K = 101$	$K = 101$	$K = 101$	$K = 101$

$q = 1, \dots, N_f - 1$  sur chaque voie comme suit :

$$z_{iq} = \sum_{k=-L+\frac{L}{N_f}(q-1)}^{-L+q(\frac{L}{N_f})-1} s_{k iq}^* c_k^{(x_q)} + \sum_{k=L-q(\frac{L}{N_f})+1}^{L+\frac{L}{N_f}(1-q)} s_{k iq}^* c_k^{(x_q)} \quad (3.11)$$

et l'échantillon  $z_{iN_f}$  comme :

$$z_{iN_f} = \sum_{k=-\frac{L}{N_f}}^{\frac{L}{N_f}} s_{k iN_f}^* c_k^{(x_{N_f})} \quad (3.12)$$

En notant par  $\mathbf{z}_q$  le vecteur des échantillons  $z_{iq}$ ,  $\mathbf{c}_q$  le vecteur des CF  $c_k^{(x_q)}$  et  $\mathbf{S}_q$  la matrice où les  $ik$ -èmes coefficients sont les conjugués complexes  $s_{ik}^*$ , nous obtenons  $\mathbf{c}_q$  à partir de  $\mathbf{z}_q$  :

$$\mathbf{c}_q = \mathbf{S}_q^\dagger \mathbf{z}_q \quad (3.13)$$

Une fois que tous les signaux  $x_q(t)$  sont traités par le schéma d'échantillonnage, le vecteur  $\mathbf{c}$  des  $2L + 1$  CF  $c_k^{(x)}$  est formé en concaténant les vecteurs  $\{\mathbf{c}_q\}_{q=1, \dots, N_f}$ .

Afin d'illustrer le gain de cette approche en termes de ressources, considérons que  $L = 50$  pour un exemple d'estimation de canal UWB. Le tableau 3.1 montre les ressources nécessaires pour différentes valeurs de  $N_f$ . Nous observons que pour  $N_f > 1$ , moins de CANs, d'intégrateurs et de multiplieurs sont requis, ce qui permet une réduction de la complexité et du coût du système. Le nombre de ces composants est réduit d'un facteur égal à  $N_f$  environ, et le nombre de filtres reste constant. Les schémas MCMW sont formés de 11, 5 ou de 3 voies au lieu de 101 pour des  $N_f$  égaux à 10, 25 et 50 respectivement au lieu de 1. Cet exemple montre donc clairement, que la complexité de ces schémas est très réduite, et leur implémentation devient ainsi facilement réalisable.

### 3.3.2 Estimation du canal UWB

Pour illustrer l'approche proposée, considérons un canal UWB à  $L = 12$  trajets multiples, et d'une profondeur égale à  $T = 30$  ns.  $N_f = 4$  impulsions pilotes identiques  $r_q(t)$ , choisies

comme étant des dérivées premières de l'impulsion Gaussienne sont transmises sur une période  $T_s = 4T = 120$  ns. Le nombre de voies du schéma MCMW est réduit donc à 7 au lieu de 25. Le nombre de filtres reste égal à 25 mais celui des intégrateurs, CANs et multiplieurs est diminué à 7. La figure 3.2 montre les positions des coefficients spectraux de la première et la dernière impulsions pilotes  $r(t)$ , par rapport auxquelles le choix des coefficients spectraux de  $x_1(t)$  et de  $x_4(t)$  doit être réalisé. Elle illustre aussi les coefficients des séquences pseudo-

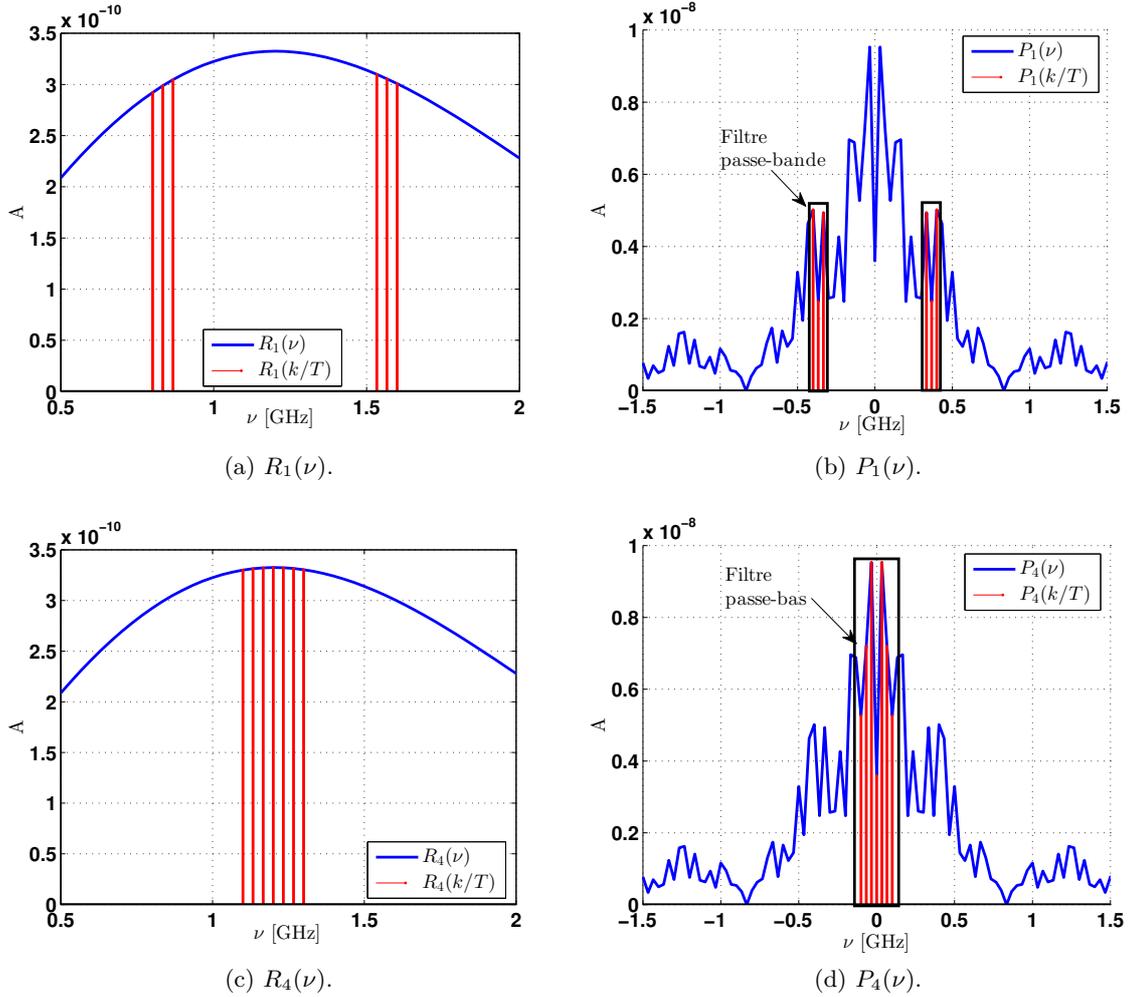


FIGURE 3.2 – Coefficients spectraux choisis de la première et la dernière impulsions émises et séquences pseudo-aléatoires filtrées.

aléatoires filtrées sur chaque voie, et montre bien que le filtre de réponse impulsionnelle  $g_1(t)$  est de type passe-bande et que le filtre de réponse impulsionnelle  $g_4(t)$  est de type passe-bas. Le filtre passe-bas a une bande passante égale à  $6/T = 200$  MHz et les filtres passe-bande ont une bande passante égale à  $4/T = 133.33$  MHz.

La figure 3.3 permet de vérifier que les 25 coefficients obtenus par une FFT avec 300 points sont les mêmes que ceux obtenus par le schéma proposé à partir des signaux  $x_1(t)$ ,  $x_2(t)$ ,  $x_3(t)$  et  $x_4(t)$ . Une fois que tous les CF sont trouvés, l'algorithme MUSIC est appliqué pour estimer le canal. La figure 3.4 permet de valider l'estimation parfaite du canal, pour un

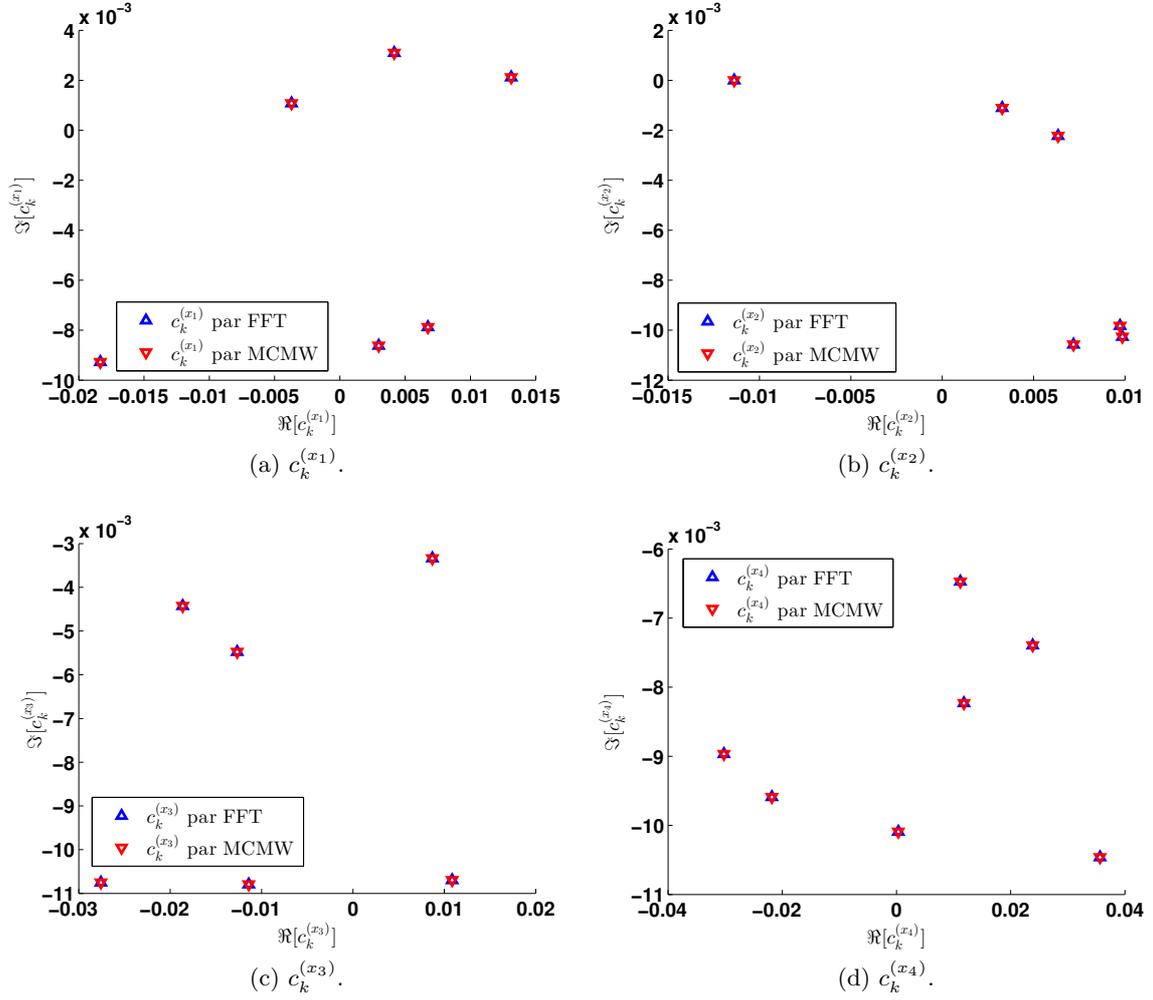


FIGURE 3.3 – Valeurs des coefficients  $c_k^{(x_q)}$  déterminées avec la FFT et la méthode MCMW proposée pour diminuer le nombre de voies.

SNR égal à 100 dB.

### 3.3.3 Réception cohérente et filtres réels

Dans cette section nous présentons un autre exemple d'estimation de canal au taux d'innovation fini, et nous proposons d'étudier son effet sur les performances d'un récepteur cohérent de type Rake (MGC) en termes de taux d'erreur binaire BER. Le canal UWB consiste en  $L = 12$  multitrajets de gains et retards aléatoires.  $10^6$  réalisations de canal sont considérées, où pour chaque réalisation, après avoir estimé le canal avec l'algorithme MUSIC,  $10^2$  symboles modulés en BPSK sont démodulés. Deux types de récepteurs sont étudiés :

- un récepteur A-Rake où tous les  $L = 12$  trajets sont parfaitement estimés ;
- des récepteurs S-Rake où seuls les  $S = 5$  trajets les plus forts sont estimés, parfaitement d'abord, puis à 40 et à 20 dB.

L'impulsion émise  $r(t)$  est la première dérivée de l'impulsion Gaussienne de durée  $T_r = 1$  ns. La durée de réception est égale à  $T = 25$  ns, de telle sorte que les interférences inter-

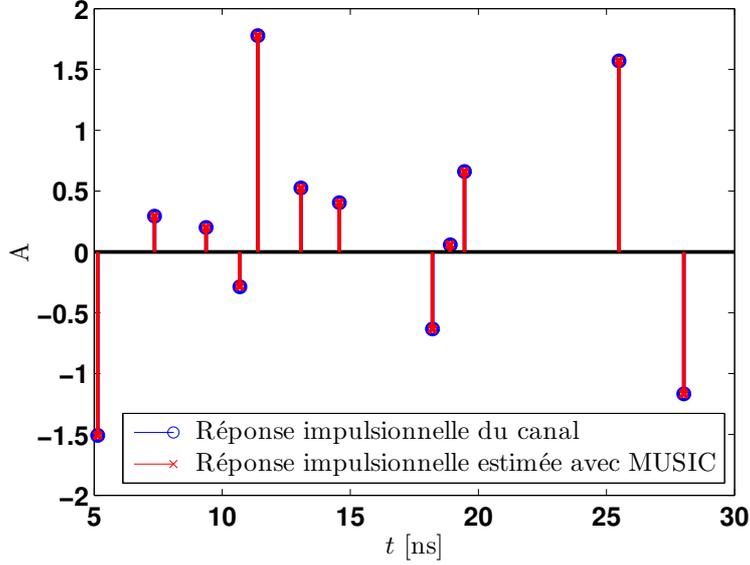


FIGURE 3.4 – Estimation des paramètres d'un canal aléatoire de  $L = 12$  trajets, SNR= 100 dB,  $N_f = 4$ .

symboles ne se produisent pas. Le signal reçu  $x(t)$  occupe une bande de fréquence de 4 GHz, centrée autour de  $\nu_0 = 1.2$  GHz, correspondant à une fréquence de Nyquist au moins égale à 8 GHz. Le taux d'échantillonnage minimal pour les algorithmes d'analyse spectrale tels que MUSIC est égal à  $(2L + 1)/T = 1$  GHz, 8 fois inférieur au taux d'échantillonnage imposé par la limite de Nyquist. Les 25 coefficients  $c_k^{(x)}$  ayant les valeurs les plus élevées peuvent être récupérés en utilisant les approches BP-MCMW ou BPLC-MCMW où, pour chaque voie, la fréquence d'échantillonnage est égale à  $1/T = 40$  MHz, permettant ainsi l'utilisation de CANs peu coûteux et ayant une bonne résolution.

Dans le schéma BP-MCMW, 25 voies sont requises au minimum pour acquérir les 25 CF. Dans un schéma BPLC-MCMW où  $N_f = 4$  par exemple, 7 voies suffisent pour cette acquisition. Ainsi, 6 CF sont récupérés de chaque  $x_q(t)$ ,  $q = 1, \dots, 3$  en utilisant des filtres passe-bande pour filtrer les séquences pseudo-aléatoires, et 7 CF sont récupérés de  $x_4(t)$  en utilisant un filtre passe-bas, ce qui correspond à un nombre de voies réduit à 7. Les 25 CF  $T$ -espacés occupent une bande passante totale de  $2L/T = 960$  MHz. Les filtres passe-bande ont une bande passante égale à  $6/T = 240$  MHz et le filtre passe-bas a une bande passante égale à  $3/T = 120$  MHz. La figure 3.5 illustre les bandes passantes de tels filtres idéaux, de gains 1 et de fonctions de transfert rectangulaires.

Des filtres commerciaux ayant des caractéristiques très proches de celles des filtres idéaux peuvent être identifiés, comme les filtres mentionnés dans le tableau 3.2. Ainsi, les mêmes performances en termes de taux d'erreur binaire en fonction du SNR sont observées sur la figure 3.6. Les performances du S-Rake avec une estimation parfaite du canal sont très proches de celles du A-Rake, puisque la majorité de l'énergie est contenue dans les multitrajets les plus forts. Pour un BER égal à  $10^{-2}$ , une différence de 1.5 et de 3 dB est observée pour un canal estimé à 40 et 20 dB, respectivement.

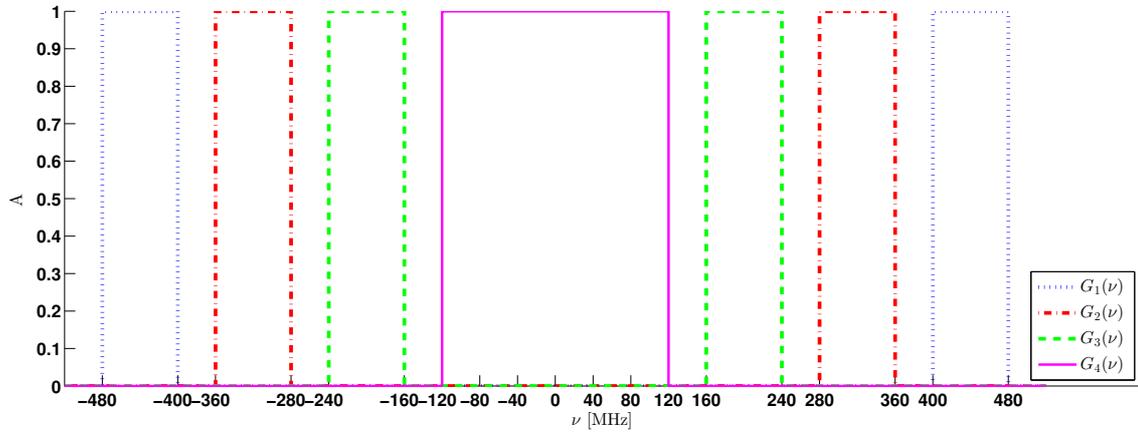


FIGURE 3.5 – Bandes passantes de filtres idéaux pour un schéma BPLC-MCMW.

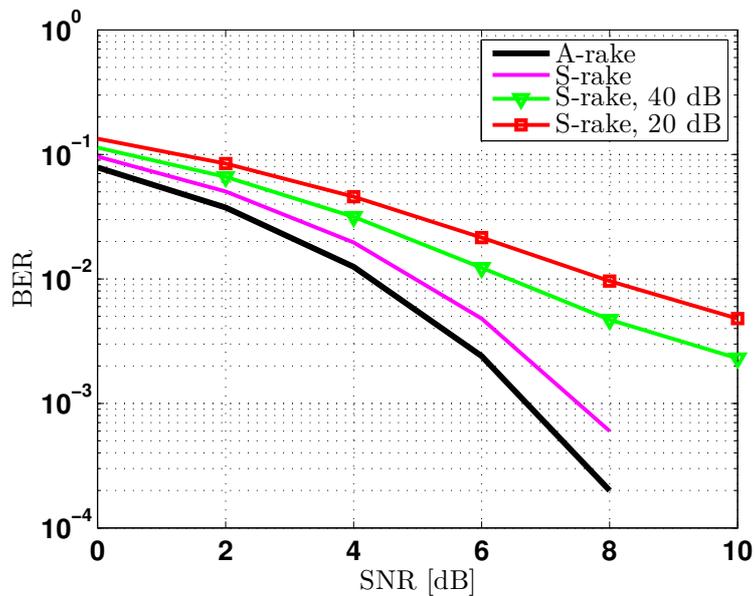


FIGURE 3.6 – Performance en termes du BER en fonction du SNR pour une estimation du canal avec MUSIC.

### 3.4 Schéma MCMW avec une fréquence d'échantillonnage réduite

Dans cette section, nous proposons de modifier la méthode MCMW pour réduire la fréquence d'échantillonnage sur chaque voie, sans toutefois augmenter leur nombre.

#### 3.4.1 Méthode MCMW modifiée

En augmentant le nombre d'impulsions pilotes émises à  $N_f$ , le taux d'échantillonnage global est divisé par le même facteur  $N_f$ . Ainsi, en considérant le signal  $x'(t)$  à l'entrée du schéma MCMW,  $K$  CF  $c_k^{(x')}$  sont à trouver chaque  $T_s$ . Les CF  $c_k$  non nuls sont espacés de  $1/T$  au lieu

TABLE 3.2 – Caractéristiques de quelques filtres commerciaux.

Nom du filtre	ZLPF-120+	K& L 7LB40-200
Bande passante (MHz)	0 – 120	160 – 240
Perte d'insertion dans la bande passante	2.5 dB	0.79 dBa
Bande de coupure (MHz)	125 – 2000	< 120; > 280
Perte d'insertion dans la bande de coupure	30.3 dB	63.21; 40.68 dBc

Nom du filtre	K&L 8B110-320	KR Electronics 3284
Bande passante (MHz)	280 – 360	400 – 480
Perte d'insertion dans la bande passante	0.48 dBa	1.5 dBa
Bande de coupure (MHz)	< 240; > 400	< 360; 510 – 2000
Perte d'insertion dans la bande de coupure	47.17; 59.75 dBc	45; 45 dB

de  $1/T_s$ . Le schéma MCMW modifié est montré sur la figure 3.7. Les séquences modulantes

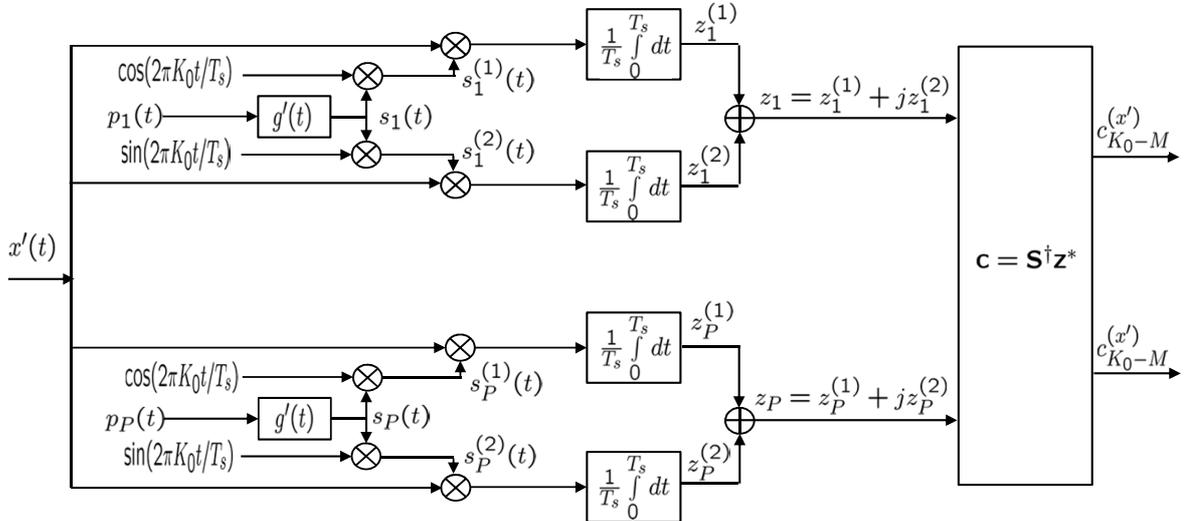


FIGURE 3.7 – Schéma de la méthode MCMW proposée pour diminuer la fréquence d'échantillonnage.

$\{p_i(t)\}$  sont des séquences pseudo-aléatoires ( $\pm 1$ ) périodisées d'une période  $T_s$  avec exactement  $P$  impulsions durant chaque période. Dans chaque voie  $i$ , la séquence correspondante s'écrit :

$$p_i(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_k^{(p_i)} e^{j2\pi \frac{k}{T_s} t} \quad (3.14)$$

Soit dans le domaine fréquentiel,

$$P_i(\nu) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_k^{(p_i)} \delta(\nu - \frac{k}{T_s}) \quad (3.15)$$

Le filtre passe-bas de réponse impulsionnelle  $g'(t)$  est modifié de telle sorte qu'il ne garde que  $K$  CF de  $p_i(t)$ . Ces coefficients doivent être choisis aux mêmes positions que les CF de  $r'(t)$  désirés, et sont donc aussi espacés de  $N_f/T_s$ . La fonction de transfert  $G'(\nu)$  du filtre que nous proposons s'écrit alors :

$$G'(\nu) = \begin{cases} \neq 0 & \text{si } \nu \in \left\{ -\frac{N_f M}{T_s}, \dots, \frac{N_f M}{T_s} \right\} \\ = 0 & \text{si } \nu = \frac{N_f k}{T_s}, |k| > M \\ \text{arbitraire} & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.16)$$

Les formes d'ondes modulantes sont le résultat du filtrage des séquences  $p_i(t)$  par le filtre  $g'(t)$  et sont données par :

$$s_i(t) = \sum_{k=-M}^M s_{N_f ik} e^{j2\pi \frac{N_f k}{T_s} t} \quad (3.17)$$

avec,

$$s_{N_f ik} = c_{N_f k}^{(p_i)} G'\left(\frac{N_f k}{T_s}\right) \quad (3.18)$$

Pour les signaux de type passe-bande, nous procédons alors comme expliqué dans la section 2.3.2. Le spectre des formes d'ondes modulantes doit être décalé à la position  $K_0$  et nous obtenons la duplication de chaque voie  $i$ . Les deux formes d'ondes obtenues s'écrivent :

$$\begin{cases} s_i^{(1)}(t) = s_i(t) \cos\left(2\pi \frac{K_0}{T_s} t\right) \\ s_i^{(2)}(t) = s_i(t) \sin\left(2\pi \frac{K_0}{T_s} t\right) \end{cases} \quad (3.19)$$

En intégrant sur  $T_s$  le produit de  $x(t)$  avec  $s_i^{(1)}(t)$  et  $s_i^{(2)}(t)$ , puis en échantillonnant à chaque période  $T_s$ , nous obtenons à chaque voie les échantillons  $z_i^{(1)}$  et  $z_i^{(2)}$  respectivement :

$$\begin{cases} z_i^{(1)} = \frac{1}{2} \sum_{k=-M}^M s_{N_f ki} [(c_{K_0+N_f k}^{(x')})^* + c_{K_0+N_f k}^{(x')}] \\ z_i^{(2)} = \frac{1}{2j} \sum_{k=-M}^M s_{N_f ki} [(c_{K_0+N_f k}^{(x')})^* - c_{K_0+N_f k}^{(x')}] \end{cases} \quad (3.20)$$

Par conséquent, la combinaison des CF que nous obtenons pour chaque voie sera :

$$z_i^* = z_i^{(1)} - jz_i^{(2)} = \sum_{k=-M}^M s_{N_f ki}^* c_{K_0+N_f k}^{(x')} \quad (3.21)$$

Afin de mieux illustrer cette approche, prenons l'exemple d'une émission de  $N_f = 6$  impulsions de durée  $T_r = 1$  ns chacune et périodisées de  $T = 30$  ns. La figure 3.8 montre le nouveau signal émis et son spectre fréquentiel. Celui-ci est discret, et nous pouvons voir que les CF non nuls sont espacés de  $1/T$ . Le canal UWB est aléatoire avec  $L = 12$  multitrajets. La condition (1.37) permet d'assurer qu'il n'y ait pas d'interférences intersymboles, ce que montre la figure 3.9 illustrant le signal considéré à l'entrée du récepteur limité à  $T_s = 180$  ns.  $K = 25$  CF sont recherchés par un schéma MCMW à 25 voies, opérant au taux d'échantillonnage minimal.

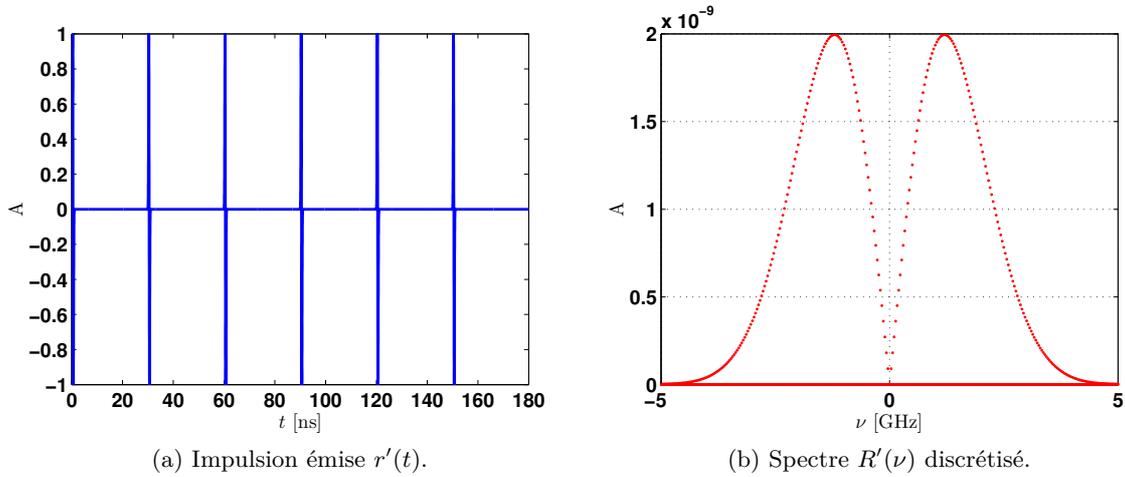


FIGURE 3.8 –  $r'(t)$  et  $R'(\nu)$  pour  $N_f = 6$ .

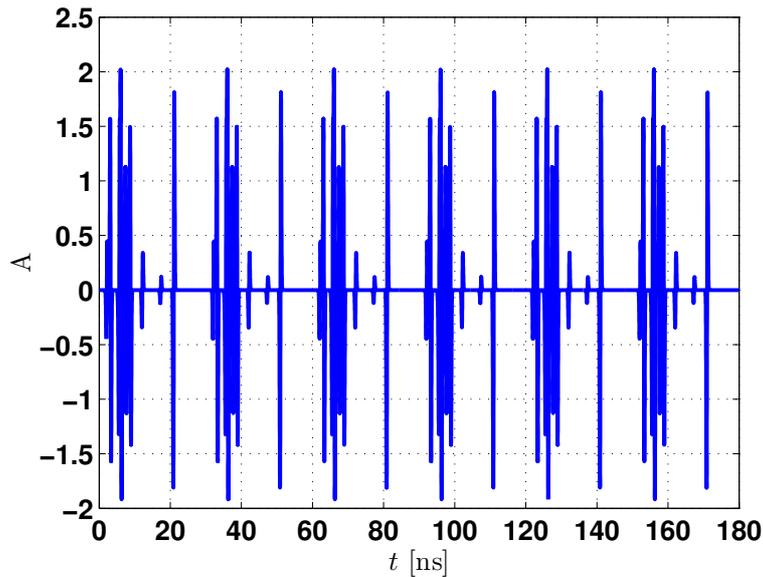


FIGURE 3.9 – Signal reçu  $x'(t)$  résultat de la convolution de  $r'(t)$  avec le canal.

La figure 3.10 montre les positions des coefficients spectraux dans le spectre du signal émis. La figure 3.11 montre le spectre de la séquence binaire  $P(\nu)$ , et ses composantes spectrales filtrées  $P(\frac{k}{T})$  choisies aux positions fixées par les coefficients spectraux  $R'(\frac{k}{T})$  désirés. Enfin, la figure 3.12 permet de valider que les  $c_{K_0+N_f k}^{(x')}$  ainsi trouvés sont les mêmes que ceux obtenus par une FFT avec 1800 points.

### 3.4.2 Estimation du canal UWB

Le principal avantage de la méthode proposée est la diminution de la fréquence d'échantillonnage, ce qui favorise l'utilisation de CANs à faible coût et surtout à faible consommation. Ceci est assuré au prix d'un nombre plus grand d'impulsions pilotes. Pour l'exemple d'estima-

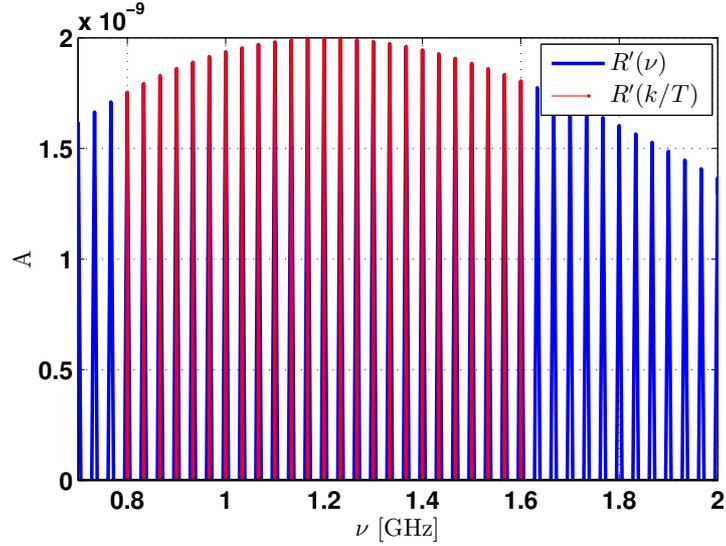


FIGURE 3.10 – Zoom sur les coefficients spectraux  $R'(\frac{k}{T})$  désirés.

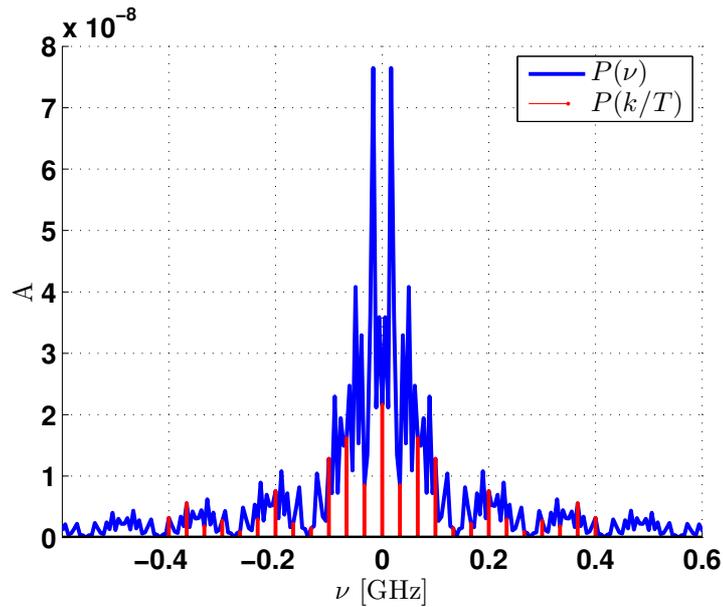


FIGURE 3.11 – Spectre de la séquence binaire  $P(\nu)$ , et ses composantes spectrales filtrées  $P(\frac{k}{T})$ .

tion d'un canal avec 12 trajets, et en considérant  $N_f = 6$  impulsions pilotes sur une période  $T_s = 180$  ns, la fréquence d'échantillonnage pour chaque voie est égale à  $1/T_s = 5.55$  MHz. Celle-ci est réduite d'un facteur 6 par rapport au cas où seule une impulsion est émise. Afin de valider cette approche, la figure 3.13 montre le canal parfaitement estimé avec MUSIC pour un SNR= 100 dB.

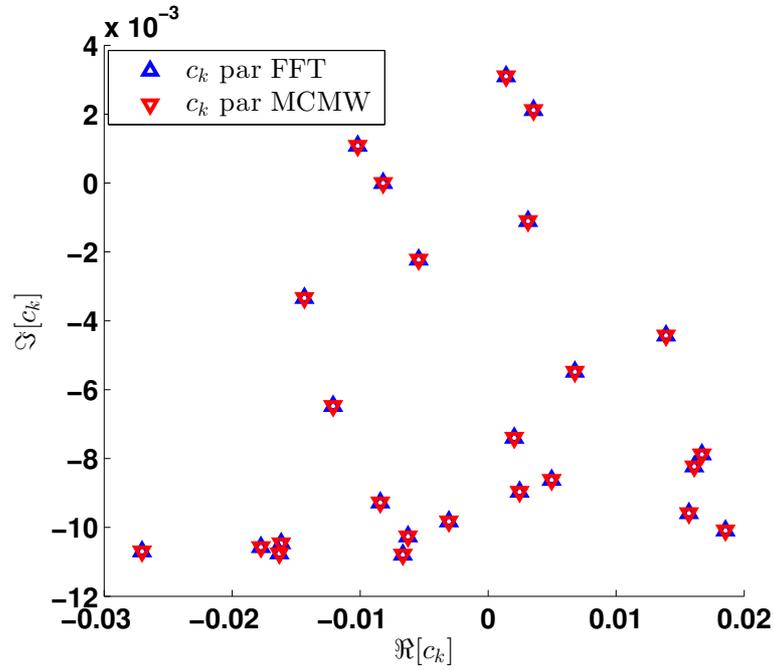


FIGURE 3.12 – Valeurs des coefficients  $c_k$  pour  $K = 25$  CF de la bande passante du signal reçu, déterminées avec la FFT et la méthode MCMW proposée pour diminuer la fréquence d'échantillonnage.

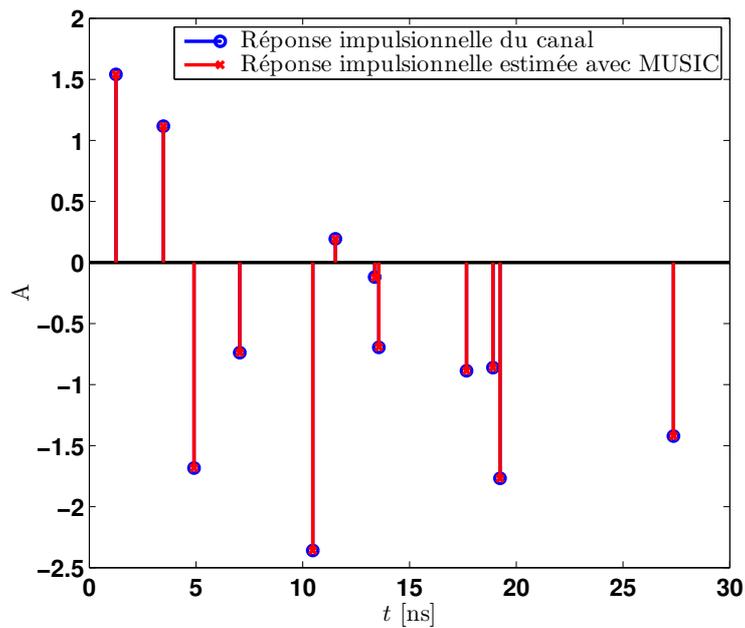


FIGURE 3.13 – Estimation des paramètres d'un canal de 12 trajets, SNR= 100 dB,  $N_f = 6$ .

## 3.5 Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons pallié l'inconvénient majeur de la méthode MCMW qui est le nombre de voies très élevé, particulièrement dans le contexte d'estimation de canal UWB. La solution proposée consiste à diminuer ce nombre de voies en augmentant d'une façon raisonnable le nombre des impulsions pilotes. Ainsi, le signal reçu sera vu comme une somme de  $N_f$  signaux quasi-identiques à partir desquels des nombres réduits de CF sont choisis. Une approche similaire a été aussi proposée pour diminuer davantage la fréquence d'échantillonnage sur chaque voie. L'avantage de ces méthodes a été démontré au travers des exemples d'estimation de canal UWB dans le cadre d'une réception cohérente et ceci avec des filtres idéaux et commerciaux.

## Chapitre 4

# Optimisation des performances d'estimation du canal UWB par échantillonnage compressé

La troisième contribution de la thèse porte sur l'optimisation des performances des algorithmes de reconstruction CS pour l'estimation du canal UWB. Alors que jusque-là, nous n'avons considéré que les coefficients consécutifs du spectre du signal reçu, nous cherchons dans ce chapitre, l'ensemble des coefficients spectraux qui optimise les performances de l'algorithme OMP, par rapport au critère de la minimisation de la cohérence de la matrice de mesure. D'abord, l'ensemble optimal des positions spectrales des coefficients est trouvé par une recherche exhaustive. Des contraintes supplémentaires sont ensuite considérées sur l'ensemble des coefficients optimaux, afin de permettre la récupération de ces coefficients par un schéma d'échantillonnage sous-Nyquist à faible complexité, tel que le schéma MCMW. Une méthode de calcul théorique pour simplifier la recherche exhaustive de ces ensembles est proposée, en prenant en compte la répartition symétrique des coefficients dans le spectre fréquentiel. Enfin, l'amélioration des performances de l'estimation du canal UWB est démontrée et l'approche proposée est validée à partir de signaux simulés ainsi que de signaux mesurés, obtenus à partir d'une plate-forme expérimentale.

### Sommaire

---

<b>4.1</b>	<b>Ensemble optimal des CF</b>	<b>102</b>
4.1.1	Motivation	102
4.1.2	Critère de choix	102
<b>4.2</b>	<b>Ensemble optimal contraint des CF</b>	<b>106</b>
<b>4.3</b>	<b>Simplification de la recherche exhaustive de l'ensemble optimal de CF</b>	<b>107</b>
4.3.1	Vecteurs propres de $\Sigma$	107
4.3.2	Calcul simplifié de la cohérence	109
<b>4.4</b>	<b>Validation numérique des résultats</b>	<b>113</b>
<b>4.5</b>	<b>Validation expérimentale des résultats</b>	<b>116</b>
4.5.1	Plate-forme expérimentale	116

4.5.2	Scénario 1 : Impulsion réfléchiée par un réflecteur métallique . . . . .	117
4.5.3	Scénario 2 : Canal UWB à 3 trajets multiples . . . . .	121
4.6	Conclusions . . . . .	125

---

## 4.1 Ensemble optimal des CF

### 4.1.1 Motivation

Les signaux UWB utilisés pour l'estimation du canal, caractérisés par leur taux d'innovation fini, peuvent être reconstruits avec un nombre minimal d'échantillons grâce à des algorithmes d'analyse spectrale. Nous avons vu que pour la majorité de ces algorithmes, les échantillons sont des CF consécutifs ou uniformément espacés du spectre du signal reçu. Cependant, ces algorithmes présentent quelques inconvénients :

- les algorithmes comme MUSIC ont de mauvaises performances à faible SNR [WkL14],
- le nombre des multitrajets doit être connu avant l'échantillonnage,
- tous les multitrajets doivent être estimés même s'ils ne seront pas utilisés.

Rappelons que les récepteurs de type S-Rake ont seulement besoin de l'estimation des trajets les plus forts et que, dans les applications de localisation, seul le trajet LOS est à estimer.

Ainsi, en écrivant le système comme un problème CS (éq. 2.2), ces inconvénients peuvent être palliés en utilisant des algorithmes CS tels l'algorithme BP ou les algorithmes gloutons orthogonaux (*Orthogonal Greedy Algorithms*). En effet, ces algorithmes ont de bonnes performances à faible SNR et permettent la reconstruction itérative des multitrajets en commençant par les plus forts.

Jusque-là, nous nous sommes intéressés aux performances de l'algorithme OMP pour un ensemble de CF consécutifs. Cependant, cet ensemble n'étant pas du tout aléatoire, il n'est pas optimal en termes de cohérence et de RIP de la matrice de reconstruction et donc en termes de performance de reconstruction des algorithmes CS. Ainsi, nous cherchons dans ce chapitre l'ensemble optimal des localisations des CF à acquérir, dans le spectre du signal reçu pour optimiser les performances de reconstruction CS.

### 4.1.2 Critère de choix

Considérons dans ce qui suit que les  $M \ll N$  CF sont choisis aux positions  $\mathbf{k} = \{k_i\}_{i=1,\dots,M}$  tel que  $1 \leq k_i \leq N, \forall i = 1, \dots, M$ . Rappelons que le problème d'estimation du canal UWB à partir de ce nombre réduit de CF du signal reçu peut s'écrire comme :

$$\mathbf{c}_k^{(x)} = \sum_{n=1}^N a_n e^{-j2\pi \frac{k}{N} \tau_n} \mathbf{c}_k^{(r)} + \mathbf{c}_k^{(\lambda)}. \quad (4.1)$$

Notons par  $\mathbf{a}$  le vecteur de taille  $N$ ,  $L$ -parcimonieux, et par  $\mathbf{c}$  le vecteur des  $M$  CF  $c_k^{(x)}$  choisis du signal reçu  $x(t)$ . Soit

$$\mathbf{E} = \begin{bmatrix} 1 & \omega^{k_1} & \omega^{2k_1} & \dots & \omega^{(N-1)k_1} \\ 1 & \omega^{k_2} & \omega^{2k_2} & \dots & \omega^{(N-1)k_2} \\ 1 & \omega^{k_3} & \omega^{2k_3} & \dots & \omega^{(N-1)k_3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 1 & \omega^{k_M} & \omega^{2k_M} & \dots & \omega^{(N-1)k_M} \end{bmatrix}$$

la sous-matrice  $M \times N$  de la transformée de Fourier discrète avec  $\omega = e^{-j\frac{2\pi}{N}}$ .  $\mathbf{R}$  est la matrice diagonale  $M \times M$  des CF  $c_k^{(r)}$ , connus au récepteur et choisis aux positions correspondant au vecteur  $\mathbf{k}$ . En considérant la parcimonie du vecteur  $\mathbf{a}$  dans le domaine temporel, la matrice de mesure  $M \times N$  devient  $\mathbf{U} = \mathbf{R}\mathbf{E}$  dont les colonnes s'écrivent comme :

$$\mathbf{u}_n = [c_{k_1}^{(r)}\omega^{(n-1)k_1}, c_{k_2}^{(r)}\omega^{(n-1)k_2}, \dots, c_{k_M}^{(r)}\omega^{(n-1)k_M}]^T. \quad (4.2)$$

Nous pouvons remarquer que la matrice  $\mathbf{U}$  dépend seulement du signal transmis et peut être obtenue antérieurement à la transmission, une fois que les positions  $k_i$  des CF dans le spectre du signal émis sont définies.

Dans le but d'atteindre les meilleures performances avec des algorithmes de reconstruction CS, nous recherchons l'ensemble optimal  $\mathbf{k}_{\text{opt}}$  qui minimise la cohérence  $\mu_{\mathbf{U}}(\mathbf{k})$  de la matrice de mesure  $\mathbf{U}$  :

$$\mathbf{k}_{\text{opt}} = \min_{\mathbf{k}} \mu_{\mathbf{U}}(\mathbf{k}) \quad (4.3)$$

Notons que dans certaines applications, le but est de reconstruire directement  $x(t)$  au lieu des paramètres  $\{a_l, \tau_l\}$ . Ainsi, si  $x(t)$  est parcimonieux dans le domaine temporel, la base de représentation sera la matrice d'identité  $\mathbf{I}$  et la matrice de mesure sera  $\mathbf{E}$ . Dans ce cas, le meilleur ensemble de coefficients est connu pour être l'ensemble de différence cyclique (cyclic difference set) [QYW<sup>+</sup>14], [PAM12].

Rappelons que la cohérence est définie comme étant la plus grande valeur absolue des produits internes normalisés parmi toutes les paires de colonnes dans  $\mathbf{U}$  :

$$\mu_{\mathbf{U}}(\mathbf{k}) = \max_{m \neq n} \frac{|\langle \mathbf{u}_m, \mathbf{u}_n \rangle|}{\|\mathbf{u}_m\|_2 \|\mathbf{u}_n\|_2}. \quad (4.4)$$

En effet, il est montré dans [CW08] que si  $L < 2^{-1}(1 + \mu_{\mathbf{U}}(\mathbf{k})^{-1})$ , alors la représentation la plus parcimonieuse de  $\mathbf{x}$  est unique et l'erreur de reconstruction avec BP ou les algorithmes gloutons orthogonaux est bornée par  $\|\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{x}\|_2^2 \leq \epsilon^2[1 - \mu_{\mathbf{U}}(\mathbf{k})(2L - 1)]^{-1}$ , pour une constante quelconque  $\epsilon > 0$ . Ainsi, minimiser  $\mu_{\mathbf{U}}(\mathbf{k})$  conduit à une borne-supérieure plus élevée pour  $L$  et une borne d'erreur de reconstruction plus petite.

Puisque tous les vecteurs colonnes de  $\mathbf{U}$  ont la même norme  $l_2$

$$\|\mathbf{u}_n\|_2^2 = \sum_{i=1}^M |c_{k_i}^{(r)}\omega^{(n-1)k_i}|^2 = \sum_{i=1}^M |c_{k_i}^{(r)}|^2 = \sum_{i=1}^M \beta_{k_i}, \quad (4.5)$$

où  $\beta_{k_i} = |c_{k_i}^{(r)}|^2 \geq 0$ , la cohérence  $\mu_{\mathbf{U}}(\mathbf{k})$  peut être calculée comme :

$$\begin{aligned} \mu_{\mathbf{U}}(\mathbf{k}) &= \max_{0 \leq m < n \leq N-1} \frac{|\langle \mathbf{u}_m, \mathbf{u}_n \rangle|}{\|\mathbf{u}_m\|_2 \|\mathbf{u}_n\|_2} = \frac{\max_{0 \leq m < n \leq N-1} \left\{ \left| \sum_{i=1}^M |c_{k_i}^{(r)}|^2 \omega^{(n-m)k_i} \right| \right\}}{\sum_{i=1}^M \beta_{k_i}} \\ &= \sqrt{\frac{\max_{0 \leq m < n \leq N-1} \left\{ \left| \sum_{i=1}^M \beta_{k_i} \omega^{(n-m)k_i} \right|^2 \right\}}{\left( \sum_{i=1}^M \beta_{k_i} \right)^2}} \\ &= \sqrt{\frac{\max_{1 \leq p \leq N-1} \left\{ \sum_{i=1}^M \beta_{k_i}^2 + 2 \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{l=i+1}^M \beta_{k_i} \beta_{k_l} \cos(2\pi p(k_i - k_l)/N) \right\}}{\left( \sum_{i=1}^M \beta_{k_i} \right)^2}}, \quad p = n - m. \end{aligned} \quad (4.6)$$

En notant  $\boldsymbol{\beta}(\mathbf{k}) = [\beta_{k_1}, \beta_{k_2}, \dots, \beta_{k_M}]^T$ ,  $\mathbf{U} = \mathbf{1}_{M \times M}$ , et  $\boldsymbol{\Sigma}(\mathbf{k})(p) = \{\cos(\frac{2\pi p(k_l - k_m)}{N})\}_{l=1, \dots, M, m=1, \dots, M}$ ,  $\mu_{\mathbf{U}}(\mathbf{k})$  peut être exprimée sous la forme matricielle suivante :

$$\mu_{\mathbf{U}}(\mathbf{k}) = \max_{1 \leq p \leq N-1} f_{(\mathbf{k})}(p) \quad (4.7)$$

où

$$f_{(\mathbf{k})}(p) = \sqrt{\frac{\boldsymbol{\beta}(\mathbf{k})^T \boldsymbol{\Sigma}(\mathbf{k})(p) \boldsymbol{\beta}(\mathbf{k})}{\boldsymbol{\beta}(\mathbf{k})^T \mathbf{U} \boldsymbol{\beta}(\mathbf{k})}} \quad (4.8)$$

Il est facilement démontrable que

$$\mu_{\mathbf{U}}(\mathbf{k}) = \max_{1 \leq p \leq N/2} f_{(\mathbf{k})}(p) = \max_{N/2 \leq p \leq N-1} f_{(\mathbf{k})}(p) \quad (4.9)$$

Prenons l'exemple de la dérivée première de l'impulsion Gaussienne émise dans un canal de profondeur  $T = 15$  ns, et cherchons l'ensemble optimal dans la bande de fréquence du signal émis à  $-4.4$  dB afin d'éviter les valeurs proches de zéro. La valeur de  $N$  résultante dans ce cas, par rapport à la fréquence d'échantillonnage considérée, vaut 50. La figure 4.1 montre les valeurs de  $f_{(\mathbf{k})}(p)$ , pour  $p = 1, \dots, N/2$  ainsi que le maximum  $f_{(\mathbf{k})}(p_{\text{opt}})$  de cette fonction pour un choix aléatoire de  $\mathbf{k}$ .

L'ensemble optimal  $\mathbf{k}_{\text{opt}}$  est le vecteur qui minimise la valeur de cette cohérence entre les vecteurs  $\mathbf{k} = \{k_i\}_{i=1, \dots, M}$ ,  $1 \leq k_i \leq N$ , de toutes les combinaisons possibles ( $C_N^M = \frac{N!}{M!(N-M)!}$ ) des localisations des CF. Nous nous attendons à ce que les CF correspondants aient une distribution aléatoire dans les spectres des signaux émis et reçu. Ainsi, l'optimisation des performances sera atteinte au prix d'une complexité élevée dans la conception de systèmes d'échantillonnage sous-Nyquist. La figure 4.2 montre cette répartition aléatoire des CF de l'ensemble optimal, obtenu pour  $M = 8$ , dans le spectre des fréquences positives de l'impulsion émise.

Si nous voulons utiliser un schéma MCMW pour récupérer ces CF avec une fréquence minimale, son niveau de complexité sera essentiellement déterminé par le filtrage des séquences

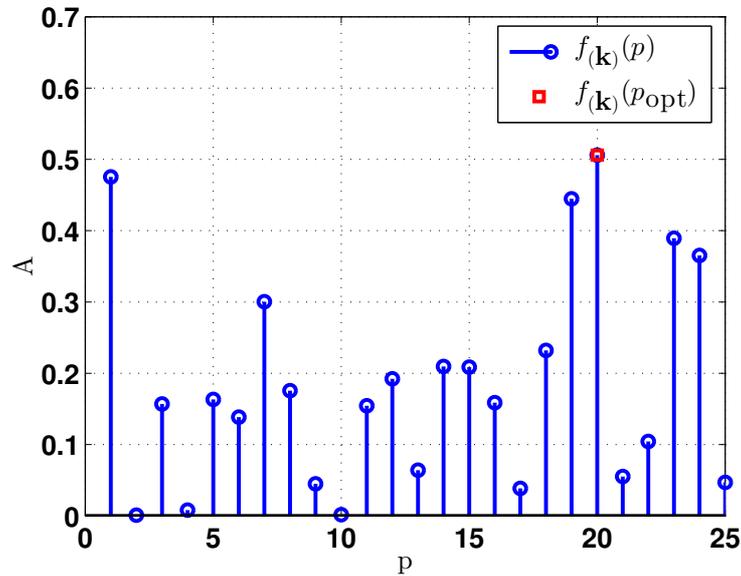


FIGURE 4.1 – Valeurs et maximum de  $f_{\mathbf{k}}(p)$  pour un vecteur  $\mathbf{k}$  aléatoire.

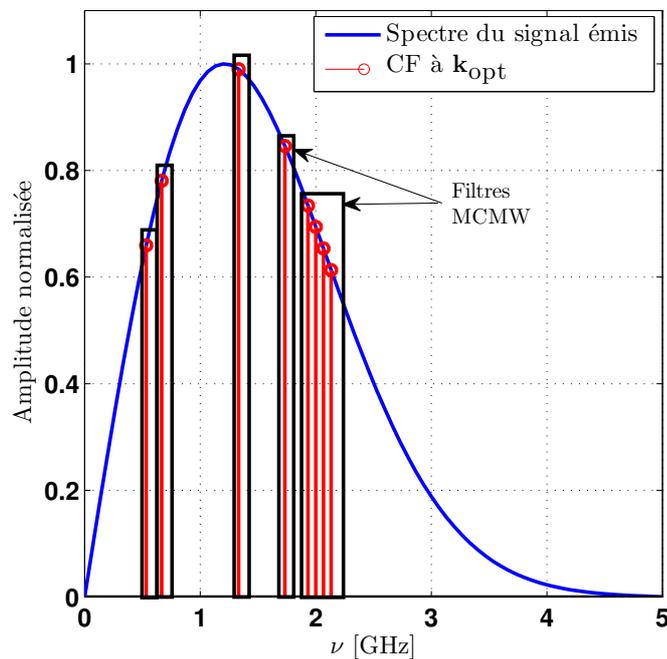


FIGURE 4.2 – Ensemble optimal de CF pour  $M = 8$ .

pseudo-aléatoires. En effet, en regardant la fonction de transfert du filtre idéal (éq. (2.22)) représentée sur la même figure, nous remarquons qu'il faut au moins 5 filtres analogiques passe-bande pour filtrer chaque séquence.

Dans la section suivante, nous ajoutons des contraintes sur l'ensemble optimal pour limiter le nombre de filtres par séquence pseudo-aléatoire à un seul, et permettre ainsi d'utiliser un

schéma MCMW simplifié.

## 4.2 Ensemble optimal contraint des CF

Au lieu de chercher l'ensemble optimal des CF parmi les  $C_N^M$  ensembles possibles, nous nous limitons aux CF appartenant à deux bandes de fréquence symétriques par rapport au centre du spectre du signal émis et qui sont consécutifs dans chacune de ces deux bandes, ce qui permettra l'utilisation d'un schéma MCMW à faible coût et complexité. L'ensemble optimal contraint  $\mathbf{k}_{\text{copt}}$  devient le vecteur qui minimise la valeur de  $\mu_{\mathcal{U}}(k)$  entre les vecteurs :

$$\mathbf{k} = [i, i + 1, \dots, i + \frac{M}{2} - 1, N - i - \frac{M}{2} + 2, \dots, N - i, N - i + 1] \quad (4.10)$$

où  $M$  est pair et  $1 \leq i \leq \frac{N-M+1}{2}$ . Le nombre total des ensembles  $\mathbf{k}$  possibles est donc réduit à  $\frac{N-M+1}{2}$ .

La figure 4.3 montre l'ensemble  $\mathbf{k}_{\text{copt}}$  pour  $M = 8$  dans le spectre des fréquences positives de la dérivée première de l'impulsion Gaussienne et la fonction de transfert des filtres idéaux des séquences pseudo-aléatoires dans un schéma MCMW. Un seul filtre analogique passe-

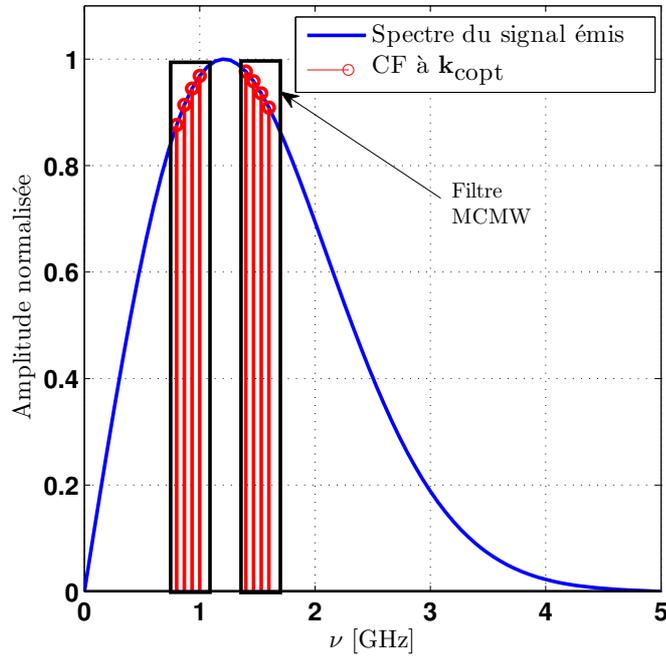


FIGURE 4.3 – Ensemble optimal contraint de CF pour  $M = 8$ .

bande est maintenant utilisé par séquence. Les CF correspondants sont donc récupérés par un schéma MCMW standard et simplifié. L'effet du choix des coefficients optimaux avec ou sans contraintes sur les performances de l'algorithme OMP sera étudié dans la section 4.4.

### 4.3 Simplification de la recherche exhaustive de l'ensemble optimal de CF

La recherche exhaustive de  $\mathbf{k}_{\text{opt}}$  et de  $\mathbf{k}_{\text{copt}}$  implique uniquement la forme d'onde du signal émis et donc tous les calculs peuvent être effectués hors ligne, une seule fois avant la transmission. Pour chaque ensemble  $\mathbf{k}$ ,  $N/2$  opérations matricielles  $\beta_{(\mathbf{k})}^T \Sigma_{(\mathbf{k})}(p) \beta_{(\mathbf{k})}$  (éq.(4.8) et éq(4.9)) sont effectuées lors du calcul de la cohérence. Pour  $\mathbf{k}_{\text{copt}}$ , le nombre total de calculs matriciels devient  $(\frac{N}{2}) \times (\frac{N-M+1}{2})$ , alors que pour  $\mathbf{k}_{\text{opt}}$  il est encore beaucoup plus élevé et est égal à  $(\frac{N}{2}) \times (\frac{N!}{M!(N-M)!})$ . Dans le cas de signaux UWB, la valeur de  $N$  qui dépend de la bande passante du signal peut être très grande, ce qui augmente de façon considérable le temps de calcul, même si celui-ci est effectué hors-ligne.

Dans cette section, nous cherchons à simplifier le calcul de la cohérence (éq.(4.9)) en simplifiant la fonction  $f_{(\mathbf{k})}(p)$  (éq.(4.8)). En effet, en considérant la symétrie des CF par rapport à la fréquence nulle du spectre, et en remarquant que la matrice  $\Sigma$  présente une structure particulière, le produit matriciel  $\beta_{(\mathbf{k})}^T \Sigma_{(\mathbf{k})}(p) \beta_{(\mathbf{k})}$  peut être remplacé par un produit scalaire simple. Nous démontrons dans un premier temps que  $\Sigma$  ne possède que deux vecteurs propres non nuls. Ensuite, nous démontrons que dans le cas de CF symétriques par rapport à la fréquence nulle du spectre, la projection de  $\beta$  sur un des vecteurs propres de  $\Sigma$  est toujours nulle, ce qui facilite d'une façon considérable le calcul. Le même calcul peut être effectué directement à partir de l'équation (4.6) mais la structure de  $\Sigma$  n'est pas observée explicitement.

#### 4.3.1 Vecteurs propres de $\Sigma$

Dans cette section, nous montrons que le calcul matriciel  $\beta_{(\mathbf{k})}^T \Sigma_{(\mathbf{k})}(p) \beta_{(\mathbf{k})}$  peut être remplacé par un calcul vectoriel, en projetant le vecteur  $\beta_{(\mathbf{k})}$  sur l'ensemble des vecteurs propres de  $\Sigma_{(\mathbf{k})}(p)$ . En effet, nous démontrons dans ce qui suit que la matrice  $\Sigma$  a seulement 2 vecteurs propres non nuls, et que la projection de  $\beta_{(\mathbf{k})}$  sur l'un deux est toujours nulle, ce qui simplifie beaucoup les calculs. Nous cherchons d'abord, dans cette section, les vecteurs propres de  $\Sigma$ .

L'écriture matricielle développée de  $\Sigma$  est :

$$\Sigma_{(\mathbf{k})}(p) = \cos \left( \frac{2\pi p}{N} \begin{bmatrix} 0 & k_2 - k_1 & k_3 - k_1 & \dots & k_{M-1} - k_1 \\ k_2 - k_1 & 0 & k_3 - k_2 & \dots & k_{M-1} - k_2 \\ k_3 - k_1 & k_3 - k_2 & 0 & \dots & k_{M-1} - k_3 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ k_{M-1} - k_1 & k_{M-1} - k_2 & k_{M-1} - k_3 & \dots & 0 \end{bmatrix} \right)$$

Nous pouvons vérifier facilement qu'elle s'écrit comme :

$$\Sigma = \frac{1}{2}(\mathbf{W} + \mathbf{W}^T) \quad (4.11)$$

avec  $\mathbf{W} = \mathbf{v}\mathbf{v}^H$ ,  $\mathbf{v} = [e^{j2\pi\frac{pk_1}{N}}, \dots, e^{j2\pi\frac{pk_i}{N}}, \dots, e^{j2\pi\frac{pk_M}{N}}]^T$  et  $\mathbf{W}^T = (\mathbf{v}(\mathbf{v}^*)^T)^T = \mathbf{v}^*\mathbf{v}^T = \mathbf{v}^*(\mathbf{v}^*)^H$ . Il s'ensuit que :

$$\mathbf{\Sigma} = \frac{1}{2}(\mathbf{v}\mathbf{v}^H + \mathbf{v}^*(\mathbf{v}^*)^H) = \frac{1}{2}(\mathbf{v}\mathbf{v}^H + \mathbf{v}^*\mathbf{v}^T) \quad (4.12)$$

ce qui met en évidence la structure de la matrice. Cette structure montre que  $\mathbf{\Sigma}$  est de rang 2 au maximum :

$$\begin{aligned} \text{rg}(\mathbf{\Sigma}) &\leq \text{rg}(\mathbf{v}\mathbf{v}^H) + \text{rg}(\mathbf{v}^*(\mathbf{v}^*)^H) \\ &\leq 1 + 1 = 2 \end{aligned} \quad (4.13)$$

Elle a donc 2 valeurs propres non nulles au maximum et les 2 vecteurs propres associés sont dans le sous-espace généré par  $\mathbf{v}$  et  $\mathbf{v}^*$  et sont donc des combinaisons linéaires de  $\mathbf{v}$  et  $\mathbf{v}^*$  :

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_1 &= \gamma_1\mathbf{v} + \gamma'_1\mathbf{v}^* \\ \mathbf{v}_2 &= \gamma_2\mathbf{v} + \gamma'_2\mathbf{v}^* \end{aligned} \quad (4.14)$$

Nous pouvons vérifier facilement que  $\mathbf{\Sigma}$  est réelle :

$$\mathbf{\Sigma}^* = \frac{1}{2}(\mathbf{v}\mathbf{v}^H + \mathbf{v}^*(\mathbf{v}^*)^H)^* = \frac{1}{2}(\mathbf{v}^*(\mathbf{v}^*)^H + \mathbf{v}\mathbf{v}^H) = \mathbf{\Sigma} \quad (4.15)$$

Elle est également symétrique :

$$\mathbf{\Sigma}^H = \frac{1}{2}(\mathbf{v}\mathbf{v}^H + \mathbf{v}^*(\mathbf{v}^*)^H)^H = \frac{1}{2}(\mathbf{v}\mathbf{v}^H + \mathbf{v}^*(\mathbf{v}^*)^H) = \mathbf{\Sigma} \quad (4.16)$$

Ses valeurs propres  $\lambda_1$  et  $\lambda_2$  et ses vecteurs propres  $\mathbf{v}_1$  et  $\mathbf{v}_2$  sont donc réels. Ainsi, pour obtenir des vecteurs propres réels, il faut que les coefficients des combinaisons linéaires soient conjugués. Nous avons donc :

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_1 &= \gamma_1\mathbf{v} + \gamma'_1\mathbf{v}^* = 2\Re(\gamma_1\mathbf{v}) \\ \mathbf{v}_2 &= \gamma_2\mathbf{v} + \gamma'_2\mathbf{v}^* = 2\Re(\gamma_2\mathbf{v}) \end{aligned} \quad (4.17)$$

Dans les circuits analogiques traitant des signaux réels, nous trouvons toujours les CF avec leurs valeurs conjuguées complexes, c'est-à-dire des CF choisis symétriquement par rapport à la fréquence zéro du spectre. Sous ces hypothèses, nous montrons dans l'annexe **A**, que les vecteurs propres de  $\mathbf{\Sigma}$  s'écrivent :

$$\begin{cases} \mathbf{v}_1 = \frac{[\cos(\xi pk_1 + \theta_1), \cos(\xi pk_2 + \theta_1), \dots, \cos(\xi pk_M + \theta_1)]^T}{\sqrt{\lambda_1}} \\ \mathbf{v}_2 = \frac{[\cos(\xi pk_1 + \theta_2), \cos(\xi pk_2 + \theta_2), \dots, \cos(\xi pk_M + \theta_2)]^T}{\sqrt{\lambda_2}} \end{cases} \quad (4.18)$$

avec

$$\left\{ \begin{array}{l} \xi = \frac{2\pi}{N} \\ \mathbf{v}^H \mathbf{v}^* = r e^{i\phi} \\ r \text{ réel positif} \\ -\pi \leq \phi \leq \pi \\ \theta_1 = \frac{\phi}{2} \\ \theta_2 = \frac{\phi}{2} \pm \frac{\pi}{2} \\ \lambda_1 = \frac{M+r}{2} \\ \lambda_2 = \frac{M-r}{2} \end{array} \right. \quad (4.19)$$

La figure 4.4 confirme, pour  $M = 8$  et un vecteur  $\mathbf{k}$  quelconque, que les valeurs propres de  $\Sigma_{(\mathbf{k})}(p)$  calculées par la méthode de décomposition en valeurs singulières sont les mêmes que celles obtenues théoriquement.

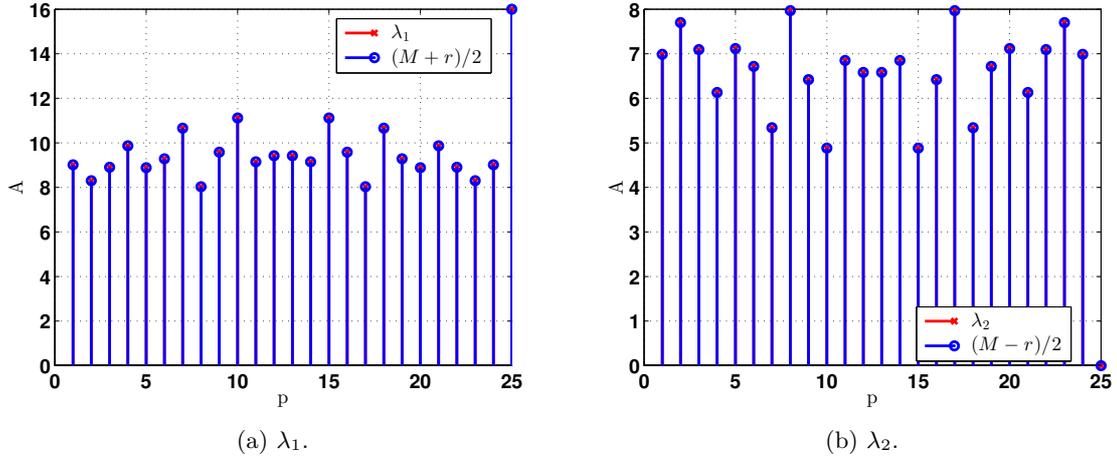


FIGURE 4.4 – Calcul des valeurs propres de  $\Sigma$  théoriquement et par la méthode de décomposition en valeurs singulières.

### 4.3.2 Calcul simplifié de la cohérence

Nous cherchons à simplifier le calcul de la cohérence par deux méthodes. Dans la première, et suite aux conclusions tirées des sections précédentes, nous calculons la projection du  $\beta$  sur les deux vecteurs propres de  $\Sigma$ . Dans la deuxième méthode, nous calculons la cohérence directement à partir de l'équation (4.6). Même si la seconde méthode semble plus directe, l'intérêt de la première méthode réside dans l'explication détaillée de la structure de  $\Sigma$ , ce qui ouvre des perspectives de recherche intéressantes, faisant appel à des interprétations géométriques.

#### 4.3.2.1 Première méthode

Le produit matriciel  $\beta_{(\mathbf{k})}^T \Sigma_{(\mathbf{k})}(p) \beta_{(\mathbf{k})}$  peut s'écrire comme la somme des projections du vecteur  $\beta_{(\mathbf{k})}$  sur les différents vecteurs propres de  $\Sigma$ . Comme  $\Sigma$  ne possède que deux vecteurs propres non nuls, nous obtenons :

$$\beta_{(\mathbf{k})}^T \Sigma_{(\mathbf{k})}(p) \beta_{(\mathbf{k})} = \beta_{(\mathbf{k})}^T \sum_{l=1}^2 \lambda_l^{(p)} \mathbf{v}_l^{(p)} (\mathbf{v}_l^{(p)})^T \beta_{(\mathbf{k})} \quad (4.20)$$

Calculons d'abord la projection du vecteur  $\beta$  sur le premier vecteur propre  $\mathbf{v}_1$  :

$$\begin{aligned} \beta_{(\mathbf{k})}^T \mathbf{v}_1 &= \frac{\sum_{i=1}^M \beta_{k_i} \cos(\xi p k_i + \theta_1)}{\sqrt{\lambda_1}} \\ &= \frac{\sum_{i=1}^{M/2} \left( \beta_{k_{M-i+1}} \cos(\xi p k_{M-i+1} + \theta_1) + \beta_{k_i} \cos(\xi p k_i + \theta_1) \right)}{\sqrt{\lambda_1}} \\ &= \frac{2 \sum_{i=1}^{M/2} \left( \beta_{k_i} \cos(\xi p N_0 + \theta_1) \cos(\xi p(N_0 - k_i)) \right)}{\sqrt{\lambda_1}} \\ &= \frac{2 \cos(\xi p N_0 + \phi/2) \sum_{i=1}^{M/2} \beta_{k_i} \cos(\xi p(N_0 - k_i))}{\sqrt{\lambda_1}} \\ &= \frac{2 \cos\left(\frac{n\pi}{2}\right) \sum_{i=1}^{M/2} \beta_{k_i} \cos(\xi p(N_0 - k_i))}{\sqrt{\lambda_1}} \end{aligned} \quad (4.21)$$

De la même façon, la projection de  $\beta$  sur le second vecteur propre  $\mathbf{v}_2$  s'écrit :

$$\begin{aligned} \beta_{(\mathbf{k})}^T \mathbf{v}_2 &= \frac{2 \cos(\xi p N_0 + \phi/2 \pm \pi/2) \sum_{i=1}^{M/2} \beta_{k_i} \cos(\xi p(N_0 - k_i))}{\sqrt{\lambda_2}} \\ &= \frac{2 \cos\left(\frac{n\pi}{2} \pm \frac{\pi}{2}\right) \sum_{i=1}^{M/2} \beta_{k_i} \cos(\xi p(N_0 - k_i))}{\sqrt{\lambda_2}} \\ &= \frac{\mp \sin\left(\frac{n\pi}{2}\right) \sum_{i=1}^{M/2} \beta_{k_i} \cos(\xi p(N_0 - k_i))}{\sqrt{\lambda_2}} \end{aligned} \quad (4.22)$$

où  $n$  est un entier naturel.

Pour des valeurs paires  $n = 2q$ , avec  $q \in \mathbb{N}$  :

$$\begin{cases} \beta_{(\mathbf{k})}^T \mathbf{v}_1 = \frac{2(-1)^q \sum_{i=1}^{M/2} \beta_{k_i} \cos(\xi p(N_0 - k_i))}{\sqrt{\lambda_1}} \\ \beta_{(\mathbf{k})}^T \mathbf{v}_2 = 0 \end{cases} \quad (4.23)$$

Pour des valeurs impaires  $n = 2q + 1$  :

$$\begin{cases} \beta_{(\mathbf{k})}^T \mathbf{v}_1 = 0 \\ \beta_{(\mathbf{k})}^T \mathbf{v}_2 = \frac{\mp 2(-1)^q \sum_{i=1}^{M/2} \beta_{k_i} \cos(\xi p(N_0 - k_i))}{\sqrt{\lambda_2}} \end{cases} \quad (4.24)$$

Ainsi, la projection de  $\beta$  sur l'un des deux vecteurs propres est toujours nulle. La figure 4.5 permet de valider ce résultat.

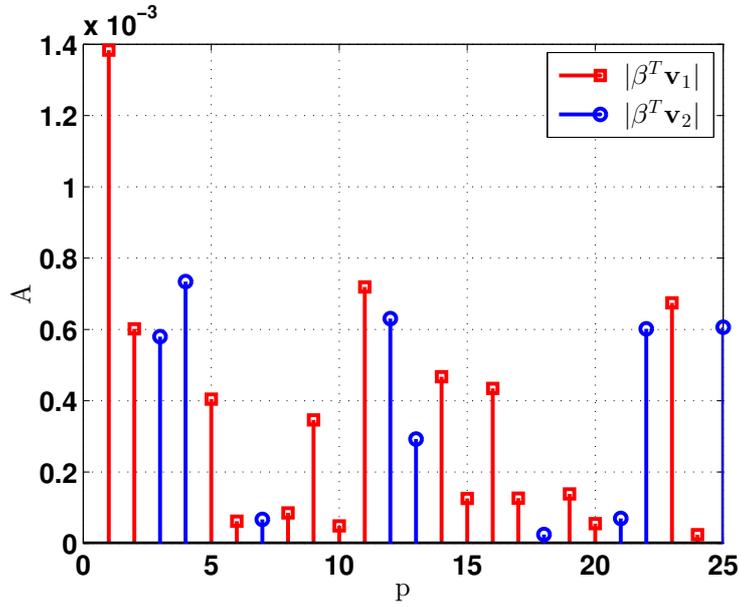


FIGURE 4.5 – Projections de  $\beta$  sur les deux vecteurs propres de  $\Sigma$ .

Par conséquent,

$$\beta_{(\mathbf{k})}^T \Sigma_{(\mathbf{k})}(p) \beta_{(\mathbf{k})} = \sum_{l=1}^2 \lambda_l^{(p)} \left( \beta_{(\mathbf{k})}^T \mathbf{v}_l^{(p)} \right)^2 \quad (4.25)$$

La fonction à maximiser afin de déterminer la valeur de  $p_{\text{opt}}$  devient donc :

$$\begin{aligned} f_{\mathbf{k}}(p) &\stackrel{n=2q}{=} \frac{|\beta_{(\mathbf{k})}^T \mathbf{v}_1| \sqrt{\lambda_1}}{\sum_{i=1}^M \beta_{k_i}} = \frac{2 \left| \sum_{i=1}^{M/2} \beta_{k_i} \cos(\xi p(N_0 - k_i)) \right| \sqrt{\lambda_1}}{\left( \sum_{i=1}^M \beta_{k_i} \right) \sqrt{\lambda_1}} \\ &= \frac{2 \left| \sum_{i=1}^{M/2} \beta_{k_i} \cos(\xi p(N_0 - k_i)) \right|}{\left( \sum_{i=1}^M \beta_{k_i} \right)} \end{aligned} \quad (4.26)$$

$$\begin{aligned}
 f_{\mathbf{k}}(p) \stackrel{n=2q+1}{=} \frac{|\boldsymbol{\beta}_{(\mathbf{k})}^T \mathbf{v}_2| \sqrt{\lambda_2}}{\sum_{i=1}^M \beta_{k_i}} &= \frac{2 \left| \sum_{i=1}^{M/2} \beta_{k_i} \cos(\xi p(N_0 - k_i)) \right| \sqrt{\lambda_2}}{\left( \sum_{i=1}^M \beta_{k_i} \right) \sqrt{\lambda_2}} \\
 &= \frac{2 \left| \sum_{i=1}^{M/2} \beta_{k_i} \cos(\xi p(N_0 - k_i)) \right|}{\left( \sum_{i=1}^M \beta_{k_i} \right)}
 \end{aligned} \tag{4.27}$$

Il en résulte par conséquent :

$$f_{\mathbf{k}}(p) = \frac{\left| \sum_{i=1}^{M/2} \beta_{k_i} \cos(\xi p(N_0 - k_i)) \right|}{\sum_{i=1}^{M/2} \beta_{k_i}} \tag{4.28}$$

Ainsi, la cohérence s'exprime comme :

$$\mu_{\mathbf{U}}(\mathbf{k}) = \frac{\max_{1 \leq p \leq N/2} \left[ \left| \sum_{i=1}^{M/2} \beta_{k_i} \cos(\xi p(N_0 - k_i)) \right| \right]}{\sum_{i=1}^{M/2} \beta_{k_i}} \tag{4.29}$$

Le calcul de la cohérence  $\mu_{\mathbf{U}}(\mathbf{k}) = \max_{1 \leq p \leq N/2} [f_{\mathbf{k}}(p)]$  se retrouve ainsi simplifié par rapport au cas où la fonction  $f_{\mathbf{k}}(p)$  est exprimée par le produit matriciel (éq.(4.8)). En effet, dans ce dernier cas, il est nécessaire d'évaluer  $N/2$  produits matriciels avant de prendre le maximum des valeurs ainsi obtenues, alors que la méthode proposée ne fait appel qu'à un seul produit matriciel.

#### 4.3.2.2 Seconde méthode

Dans cette section, nous présentons la méthode directe de calcul de la cohérence qui prend en compte d'une manière implicite toutes les démonstrations précédentes. En effet, la cohérence de l'équation (4.6) peut s'écrire également comme :

$$\mu_{\mathbf{U}}(\mathbf{k}) = \frac{\max_{1 \leq p \leq N/2} \left[ \sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{l=1}^M \beta_{k_i} \beta_{k_l} \cos(\xi p(k_i - k_l))} \right]}{\sum_{i=1}^M \beta_{k_i}} \tag{4.30}$$

Dans le cas d'un signal réel, en tenant compte des relations (A.13), il en résulte :

$$\begin{aligned}
& \sum_{i=1}^M \sum_{l=1}^M \beta_{k_i} \beta_{k_l} \cos(\xi p(k_i - k_l)) = \\
& = \sum_{i=1}^{M/2} \left( \sum_{l=1}^M \beta_{k_i} \beta_{k_l} \cos(\xi p(k_i - k_l)) + \beta_{k_{M-i+1}} \beta_{k_l} \cos(\xi p(k_{M-i+1} - k_l)) \right) \\
& = \sum_{i=1}^{M/2} \left( \sum_{l=1}^M \beta_{k_i} \beta_{k_l} (\cos(\xi p(k_i - k_l)) + \cos(\xi p(k_{M-i+1} - k_l))) \right) \\
& = 2 \sum_{i=1}^{M/2} \left( \sum_{l=1}^M \beta_{k_i} \beta_{k_l} \cos(\xi p(N_0 - k_i)) \cos(\xi p(N_0 - k_l)) \right) \\
& = 2 \sum_{i=1}^{M/2} \beta_{k_i} \cos(\xi p(N_0 - k_i)) \sum_{l=1}^M \beta_{k_l} \cos(\xi p(N_0 - k_l)) \\
& = 2 \sum_{i=1}^{M/2} \beta_{k_i} \cos(\xi p(N_0 - k_i)) \sum_{l=1}^{M/2} (\beta_{k_l} \cos(\xi p(N_0 - k_l)) + \beta_{k_{M-l+1}} \cos(\xi p(N_0 - k_{M-l+1}))) \\
& = 2 \sum_{i=1}^{M/2} \beta_{k_i} \cos(\xi p(N_0 - k_i)) \sum_{l=1}^{M/2} (\beta_{k_l} \cos(\xi p(N_0 - k_l)) + \beta_{k_l} \cos(\xi p(k_l - N_0))) \\
& = 2 \sum_{i=1}^{M/2} \beta_{k_i} \cos(\xi p(N_0 - k_i)) \cdot 2 \sum_{l=1}^{M/2} \beta_{k_l} \cos(\xi p(N_0 - k_l)) \\
& = 4 \left( \sum_{i=1}^{M/2} \beta_{k_i} \cos(\xi p(N_0 - k_i)) \right)^2
\end{aligned} \tag{4.31}$$

et :

$$\sum_{i=1}^M \beta_{k_i} = 2 \sum_{i=1}^{M/2} \beta_{k_i} \tag{4.32}$$

qui est la puissance moyenne du signal transmis.

Par conséquent, l'expression de la cohérence devient :

$$\mu_{\mathbf{U}}(\mathbf{k}) = \frac{\max_{1 \leq p \leq N/2} \left[ \left| \sum_{i=1}^{M/2} \beta_{k_i} \cos(\xi p(N_0 - k_i)) \right| \right]}{\sum_{i=1}^{M/2} \beta_{k_i}} \tag{4.33}$$

Ainsi, pour un vecteur  $\mathbf{k}$  donné, l'expression obtenue ne fait intervenir qu'un seul produit matriciel et une recherche du maximum sur  $N/2$  valeurs.

#### 4.4 Validation numérique des résultats

Considérons un exemple d'estimation de canal UWB en utilisant l'algorithme OMP.  $r(t)$  représente la dérivée première de l'impulsion Gaussienne de durée  $T_r = 1$  ns. Le canal consiste

en  $L = 3$  multitrajets d'amplitudes et de retards aléatoires et la durée de réception est définie à  $T = 15$  ns tel qu'il n'y a pas d'interférences intersymboles. Le taux d'échantillonnage de Nyquist est égal à 10 GHz, ce qui correspond à un nombre total d'échantillons égal à 150. Le nombre de CF du spectre du signal reçu est égal à  $M = 8$  puis à  $M = 16$ . La performance de l'algorithme OMP, comme une fonction du SNR est comparée entre 4 ensembles :

- l'ensemble optimal non contraint  $\mathbf{k}_{\text{opt}}$ ,
- l'ensemble optimal contraint  $\mathbf{k}_{\text{copt}}$  formé par deux sous-ensembles de CF consécutifs et symétriques,
- l'ensemble  $\mathbf{k}_{\text{pow}}$  de CF de puissance maximale,
- l'ensemble  $\mathbf{k}_{\text{rand}}$  de CF choisis aléatoirement.

Les CF aux fréquences positives correspondant aux ensembles  $\mathbf{k}_{\text{opt}}$  et  $\mathbf{k}_{\text{copt}}$  sont ceux montrés sur les figures 4.2 et 4.3. Ils sont choisis dans la bande de fréquence du signal émis, limitée à  $-4.4$  dB afin d'éviter des valeurs proches de zéro.

Pour  $10^6$  réalisations du canal, la figure 4.6 montre les performances de OMP en termes d'erreur quadratique moyenne (*Mean Square Error* - MSE) entre la réponse impulsionnelle réelle du canal et celle estimée. Nous avons choisi cette mesure de performance afin de tenir compte à la fois de l'erreur d'estimation des retards et des amplitudes. Comme prévu, les

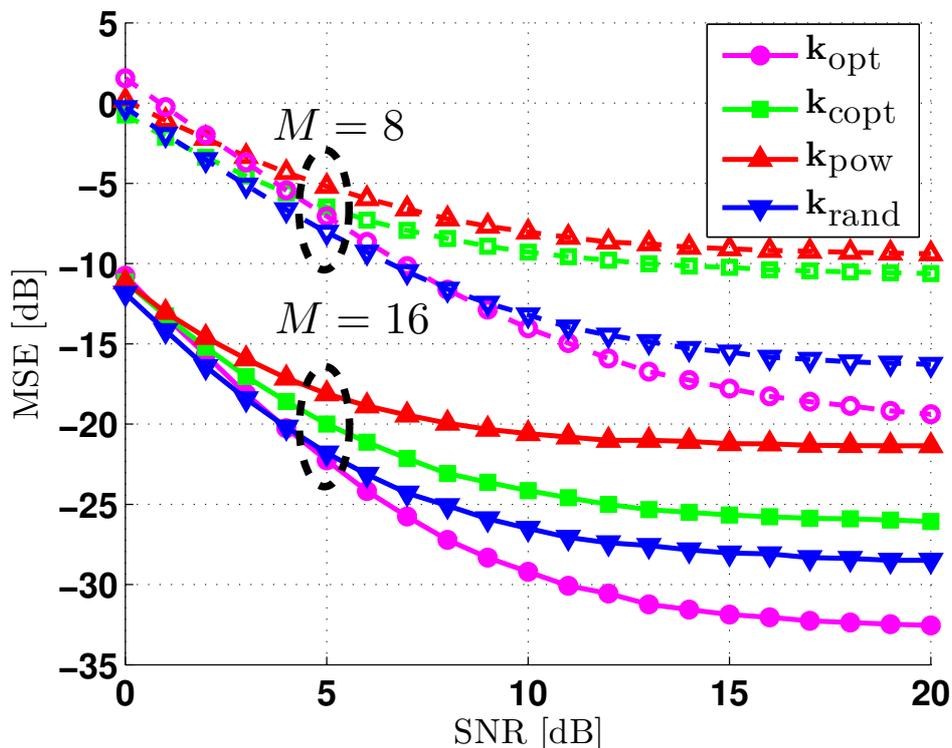


FIGURE 4.6 – Performance de OMP en termes du MSE en fonction du SNR, de l'ensemble des CF et de  $M$ .

performances s'améliorent quand  $M$  augmente.

Pour des valeurs élevées du SNR, la performance optimale est atteinte pour  $\mathbf{k}_{\text{opt}}$ , qui bénéficie d'une distribution aléatoire sur une large bande de fréquence, lui permettant de

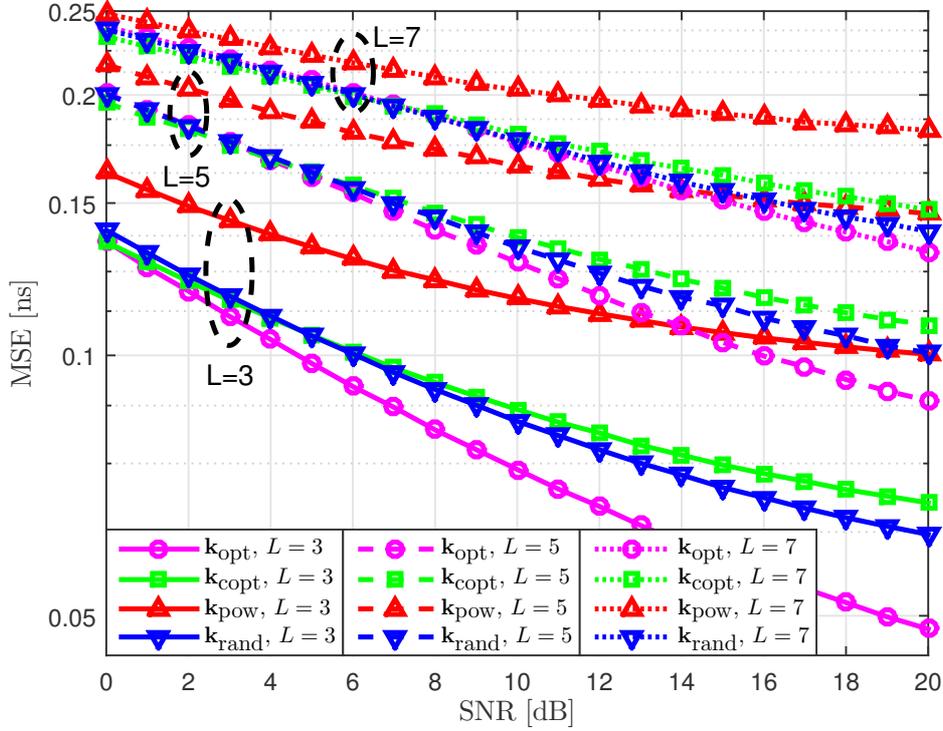


FIGURE 4.7 – Performance de OMP en termes du MSE en fonction du SNR, de l'ensemble des CF et de  $L$ .

TABLE 4.1 – Les valeurs des cohérences obtenues pour  $M = 8$  et  $M = 16$ .

	$\mathbf{k}_{\text{opt}}$	$\mathbf{k}_{\text{copt}}$
$M = 8$	0.55	0.72
$M = 16$	0.59	0.69

réaliser la plus faible valeur de la cohérence. Puisque l'influence du bruit peut être négligée dans ce cas, la performance de reconstruction est essentiellement déterminée par les valeurs des cohérences, montrées dans le tableau 4.1. Cependant, pour de faibles valeurs du SNR, la performance est déterminée à la fois par les valeurs des cohérences et la sensibilité des CF au bruit. Un bon compromis entre ces deux facteurs est atteint pour  $\mathbf{k}_{\text{copt}}$  et  $\mathbf{k}_{\text{rand}}$ . Contrairement à l'ensemble  $\mathbf{k}_{\text{rand}}$ , les CF de l'ensemble  $\mathbf{k}_{\text{copt}}$  peuvent être facilement obtenus avec un schéma MCMW. Pour  $M = 8$ , celui-ci consiste en 8 voies avec une fréquence d'échantillonnage de  $1/T = 66.7$  MHz sur chacune, ce qui correspond à un taux d'échantillonnage sous-Nyquist approximativement 19 fois inférieur au taux d'échantillonnage de Nyquist.

Nous avons également comparé les performances de OMP, en termes d'erreur quadratique moyenne sur l'estimation des retards, pour différentes valeurs de  $L$  et pour  $M = 16$ . La figure 4.7 montre les résultats. Nous observons le même comportement des performances pour les 4 ensembles de CF, quelle que soit la valeur des  $L$ . L'erreur d'estimation des retards augmente avec la valeur de  $L$ , puisque celle de  $M$  est maintenue constante, alors que la performance

du système serait naturellement améliorée si la valeur de  $M$  était augmentée en conséquence, pour maintenir le même rapport  $L/M$ . Dans la section suivante, les résultats seront validés au travers de mesures réalisées expérimentalement.

## 4.5 Validation expérimentale des résultats

Plusieurs séries de mesures expérimentales ont été menées dans le laboratoire Lab-STICC grâce à la plate-forme UWB de l'équipe Communications afin de valider expérimentalement l'approche d'optimisation des performances des algorithmes. Afin de maîtriser l'environnement de mesure (nombre et position des multitrajets) nous avons utilisé des réflecteurs métalliques puissants disposés dans la proximité des antennes UWB. Les nombreux multitrajets générés par les autres objets présents dans l'environnement intérieur ont des amplitudes relatives bien plus faibles, étant ainsi assimilés au bruit de mesure. Dans le premier scénario, nous avons considéré des exemples simples de canaux UWB à 2 trajets multiples, afin d'expliquer plus en détail le déroulement des expériences. Dans le second scénario, nous avons mis en place un canal UWB à 3 trajets multiples dans le but de reprendre expérimentalement les mêmes paramètres de simulation que dans la section précédente (4.4).

### 4.5.1 Plate-forme expérimentale

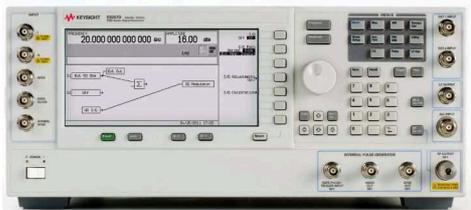
La plate-forme UWB, est un équipement mi-lourd acheté en 2011 sur fonds CNRS et fonds propres de l'équipe Communications du Lab-STICC. Elle est composée de deux générateurs de forme d'onde arbitraire UWB (M8190 et 81180A), du générateur de signaux vectoriels UWB (E8267D), de l'oscilloscope Infiniium (DSO91204A) équipé du logiciel VSA (*Vector Signal Analyser*) (figure 4.8) et de deux antennes UWB (Vivaldi et Satimo) (figure 4.9).



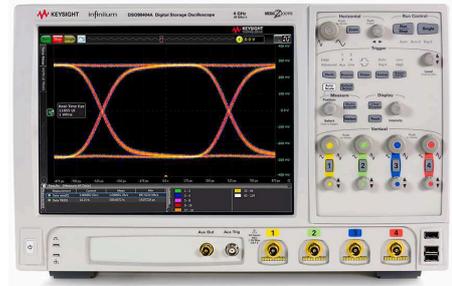
(a) AWG M8190.



(b) AWG 81180A.

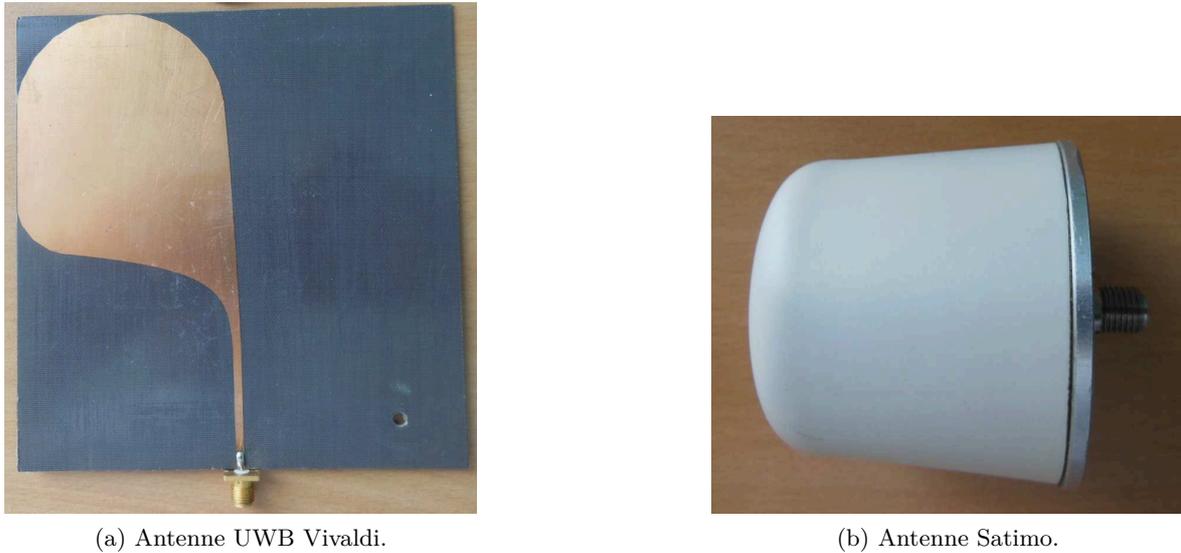


(c) PSG E8267D.



(d) Infiniium DSO9040A.

FIGURE 4.8 – Composants de la plate-forme UWB expérimentale.



(a) Antenne UWB Vivaldi.

(b) Antenne Satimo.

FIGURE 4.9 – Antennes de la plate-forme UWB expérimentale.

Les générateurs M8190 et 81180A sont capables de générer des formes d'onde UWB en bande de base, spécialement conçues et optimisées en fonction de différents critères et ayant une largeur de bande jusqu'à 2 et 6 GHz respectivement. Le générateur E8267D est utilisé dans notre montage expérimental pour décaler cette grande largeur de bande dans le domaine de fréquence de 3 GHz à 10 GHz. L'antenne UWB Vivaldi, représentée sur la figure 4.9 (a) est directionnelle et est utilisée en transmission, alors que l'antenne UWB Satimo, représentée sur la figure 4.9 (b) est omnidirectionnelle et est utilisée en réception. Le quatrième composant de notre plate-forme UWB est l'oscilloscope de haute performance Agilent DSO91204A Infiniium, qui dans la configuration actuelle est caractérisé par 6 GHz de bande passante et 20 Géch/sec sur chacun de ses 4 canaux analogiques.

#### 4.5.2 Scénario 1 : Impulsion réfléchie par un réflecteur métallique

Nous considérons tout d'abord une impulsion Gaussienne de durée 0.25 ns générée par le générateur AWG M8190 et mise sur une porteuse de 4 GHz grâce au générateur vectoriel PSG E8267D. La propagation de l'impulsion a lieu entre deux antennes UWB placées en ligne de vue directe (antenne Vivaldi directionnelle en émission et antenne Satimo non-directionnelle en réception). Comme l'illustrent les figures 4.10 et 4.11, nous nous intéressons à l'effet de réflexion induit par un réflecteur métallique placée à une distance  $D$  derrière une antenne. Trois configurations sont étudiées :



FIGURE 4.10 – Scénario 1 : réflexion par un réflecteur métallique.

- Configuration 0 : Aucun réflecteur métallique n'est placé. Le signal RF reçu et visualisé



FIGURE 4.11 – Plate-forme expérimentale pour le scénario 1.

par l'oscilloscope Infiniium DSO90404A à une fréquence d'échantillonnage  $F_e = 40$  GHz sera identifié par  $x_{rf_0}(t)$ . Le signal correspondant en bande de base sera identifié par  $x_{bb_0}(t)$ .

- Configuration 1 : un réflecteur métallique est ajouté à  $D = 50$  cm derrière l'antenne Satimo, ce qui correspondrait à une réflexion de l'impulsion émise après  $\tau_1 = 2D/c = 3.33$  ns, où  $c = 3 \times 10^8$  m/s est la vitesse des ondes électromagnétiques dans l'air. Nous notons par  $x_{rf_1}(t)$  et  $x_{bb_1}(t)$  les signaux reçus sur porteuse et en bande de base respectivement.
- Configuration 2 : le réflecteur métallique est à une distance  $D = 80$  cm correspondant à une réflexion à  $\tau_2 = 5.33$  ns. De façon similaire, les signaux reçus seront identifiés par  $x_{rf_2}(t)$  et  $x_{bb_2}(t)$ .

Le signal  $x_{rf_0}(t)$  et sa densité spectrale de puissance sont montrés sur la figure 4.12.

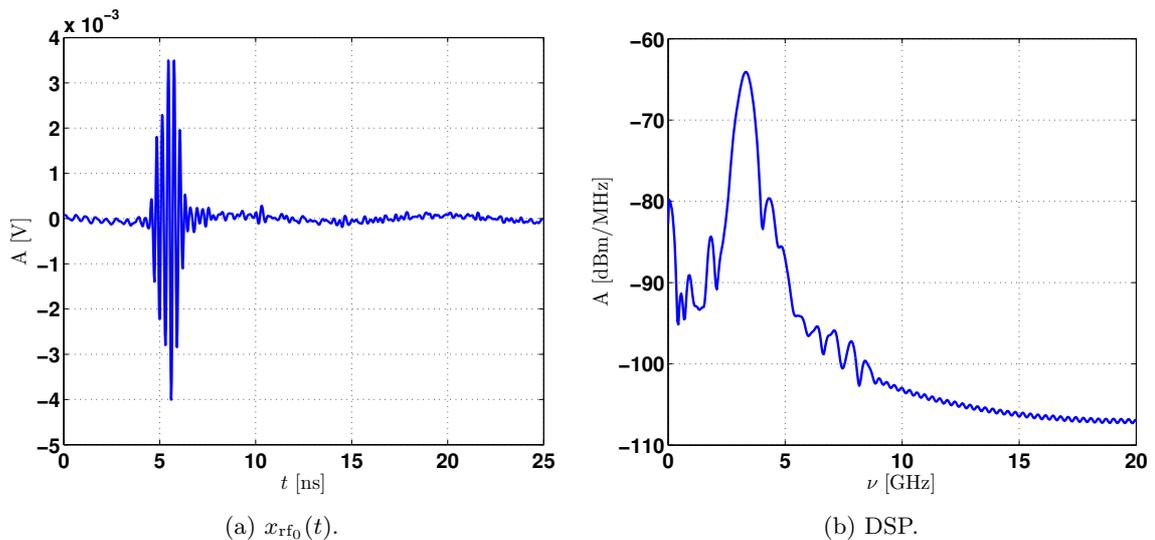


FIGURE 4.12 – Signal  $x_{rf_0}(t)$  et sa DSP.

TABLE 4.2 – Caractéristiques du filtre de garde et des filtres passe-bas pour les mélangeurs.

	$F_{c_1}$ (GHz)	$F_{p_1}$ (GHz)	$F_{p_2}$ (GHz)	$F_{c_2}$ (GHz)	$R_p$ (dB)	$R_s$ (dB)
Filtre de garde	0.5	1	5	6	0.1	60
Filtre passe-bas	0	0	1	1.5	0.1	60

Afin d'éliminer les composantes spectrales parasites à basse fréquence, et sous-échantillonner le signal sans effet de repliement du spectre, nous avons filtré  $x_{rf_0}(t)$  par un filtre de garde passe-bande, elliptique et d'ordre 7 puis, nous l'avons sous-échantillonné d'un facteur 4. La fréquence d'échantillonnage est donc réduite à  $F_e = 10$  GHz. Le tableau 4.2 montre les principales caractéristiques du filtre, en termes de fréquences limites de la bande passante  $F_{p_1}$  et  $F_{p_2}$ , et de la bande de coupure  $F_{c_1}$  et  $F_{c_2}$ , données en GHz, ainsi que du facteur d'ondulation  $R_p$  et d'atténuation  $R_s$  donnés en dB.

Enfin, le signal est ramené en bande de base et un filtre passe-bas lui est appliqué. Les caractéristiques de ce filtre sont aussi présentés dans le tableau 4.2. La figure 4.13 montre la réponse fréquentielle des filtres de garde et passe-bas. La figure 4.14 montre le signal  $x_{bb_0}(t)$

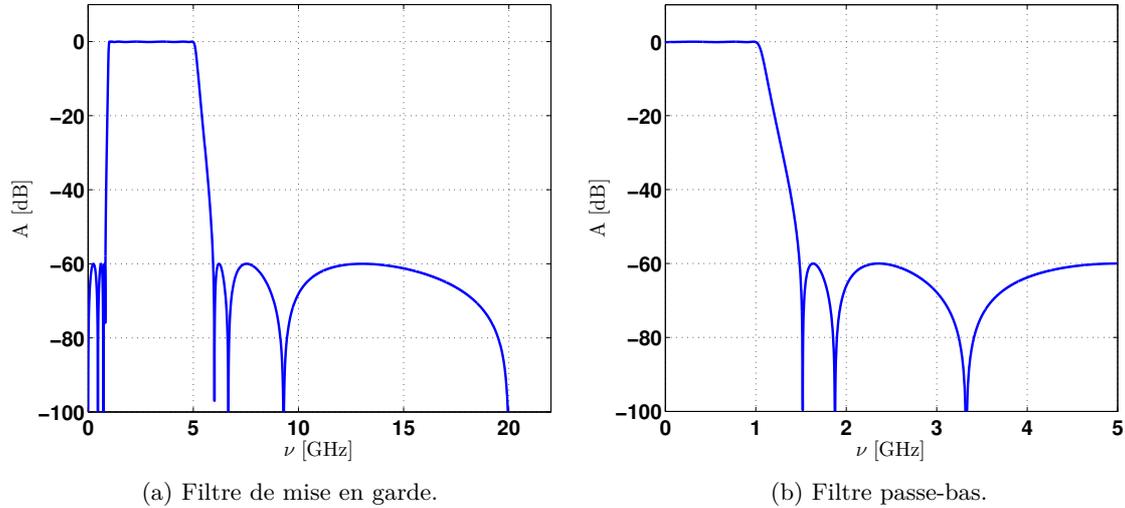


FIGURE 4.13 – Réponses fréquentielles des filtres.

et son spectre  $X_{bb_0}(\nu)$  de type passe-bas.

Le même traitement est réalisé pour les trois signaux  $x_{rf_0}(t)$ ,  $x_{rf_1}(t)$  et  $x_{rf_2}(t)$ . La figure 4.15 montre les signaux  $x_{bb_0}(t)$ ,  $x_{bb_1}(t)$  et  $x_{bb_2}(t)$ . L'allure des signaux montre bien l'effet dérivateur de l'antenne d'émission. Alors que la durée de l'impulsion émise était de 0.25 ns, nous nous apercevons qu'elle est élargie à environ 2 ns à cause de l'effet de dispersion dû à la bande limitée des antennes Satimo.

En considérant que le signal de référence est le signal  $x_{bb_0}(t)$  et en le comparant avec les signaux  $x_{bb_1}(t)$  et  $x_{bb_2}(t)$  respectivement, nous pouvons dégager facilement à partir de cette figure les valeurs des amplitudes et des retards des signaux réfléchis des configurations 1 et 2 respectivement. En effet, nous calculons les valeurs des atténuations  $a_1$  et  $a_2$  comme

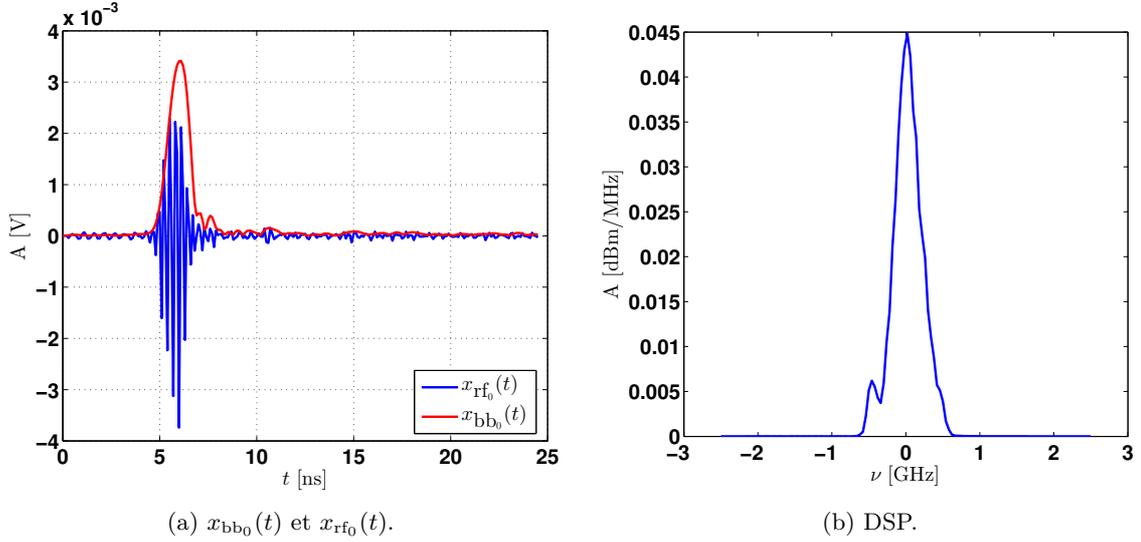


FIGURE 4.14 – Signal  $x_{bb_0}(t)$  reçu.

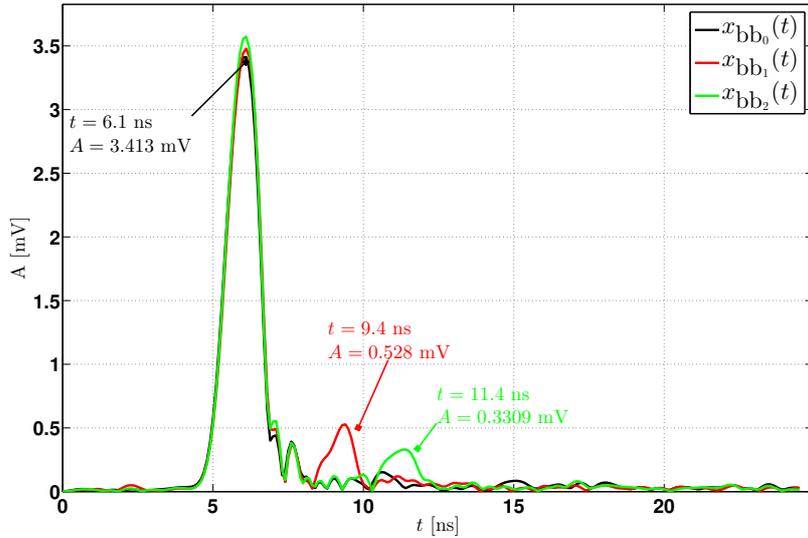


FIGURE 4.15 –  $x_{bb_0}(t)$ ,  $x_{bb_1}(t)$  et  $x_{bb_2}(t)$ .

étant le rapport des valeurs pics des signaux  $x_{bb_1}(t)$  et  $x_{bb_2}(t)$  sur la valeur pic du signal  $x_{bb_0}(t)$ . Les retards  $\tau_1$  et  $\tau_2$  sont égaux à la différence entre le temps d'occurrence des pics des signaux  $x_{bb_1}(t)$  et  $x_{bb_2}(t)$  et le temps d'occurrence du pic de  $x_{bb_0}(t)$ . Nous avons donc  $a_1 = 0.528/3.413 = 0.1547$ ,  $a_2 = 0.3309/3.413 = 0.097$ ,  $\tau_1 = 9.4 - 6.1 = 3.3$  ns et  $\tau_2 = 11.4 - 6.1 = 5.3$  ns. Nous vérifions que les valeurs expérimentales des retards correspondent à la disposition des réflecteurs métalliques, et que l'atténuation augmente quand  $D$  augmente.

Enfin, nous allons réaliser la reconstruction de ces trajets par les algorithmes MUSIC et OMP. Le nombre d'échantillons est égal à  $N = 246$  correspondant à la fréquence d'échantillonnage  $F_e = 10$  GHz et une durée d'acquisition  $T = 24.6$  ns. Les rapports des spectres des

signaux  $x_{bb1}(t)$  et  $x_{bb2}(t)$  sur le spectre du signal  $x_{bb0}(t)$  sont donnés par :

$$\begin{aligned}\frac{X_{bb1}(\nu)}{X_{bb0}(\nu)} &= a_0 + a_1 e^{j2\pi\nu\tau_1} \\ \frac{X_{bb2}(\nu)}{X_{bb0}(\nu)} &= a_0 + a_2 e^{j2\pi\nu\tau_2}\end{aligned}\quad (4.34)$$

où  $a_0 \approx 1$  correspond au gain de l'impulsion initiale non réfléchiée ( $\tau_0 = 0$ ). Nous prenons  $M = 29$  valeurs consécutives des spectres  $X_{bb1}(\nu)$  et  $X_{bb2}(\nu)$ . Ceci peut être réalisé par un schéma MCMW à 29 voies où la fréquence d'échantillonnage sur chacune serait égale à  $1/T = 40.816$  MHz ce qui correspond à un taux d'échantillonnage global de 1.1837 GHz environ 8.5 fois inférieur à  $F_e$ .

La figure 4.16 montre les trajets estimés avec MUSIC et OMP pour les deux configurations. Les erreurs relatives d'estimation des valeurs des retards par MUSIC et OMP sont données

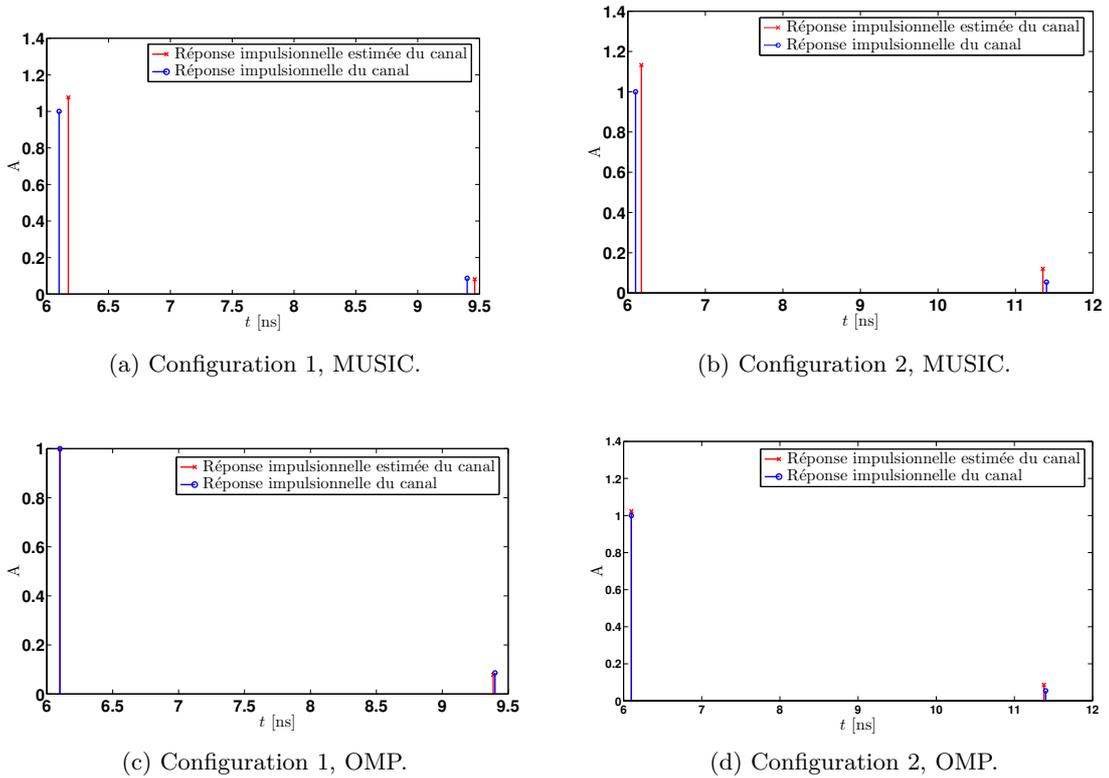


FIGURE 4.16 – Trajets estimés avec MUSIC et OMP.

dans le tableau 4.3. Le trajet le plus éloigné et le moins énergétique est mieux reconstruit par OMP que par MUSIC. En effet, l'algorithme OMP présente de meilleures performances dans des environnements à faible SNR, ce qui est bien le cas dans cette expérience.

### 4.5.3 Scénario 2 : Canal UWB à 3 trajets multiples

La première expérience a montré que malgré la durée très courte de l'impulsion en sortie du générateur M8190 (0.25 ns), celle-ci est élargie à environ 2 ns en raison de la superposition des

TABLE 4.3 – Erreur relative pour l'estimation du canal UWB à 2 trajets multiples.

	$\tau_1$	$\tau_2$
Expérience	3.3 ns	5.3 ns
MUSIC	0.65%	0.41%
OMP	0.14%	0.19%

différentes caractéristiques fréquentielles des éléments de circuit utilisés (câbles, connecteurs, antennes UWB). Nous avons dès lors considéré pour la deuxième expérience des impulsions de durée 1 ns, qui sont plus énergétiques et permettent d'avoir un meilleurs SNR en réception. Cette expérience est illustrée sur les figures 4.17 et 4.18.

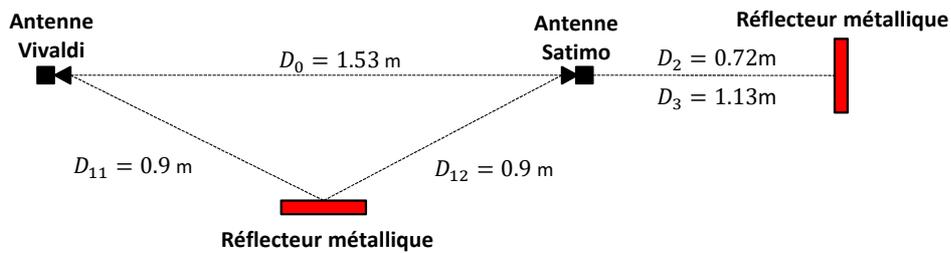


FIGURE 4.17 – Scénario 2 : Canal UWB à 3 trajets multiples.

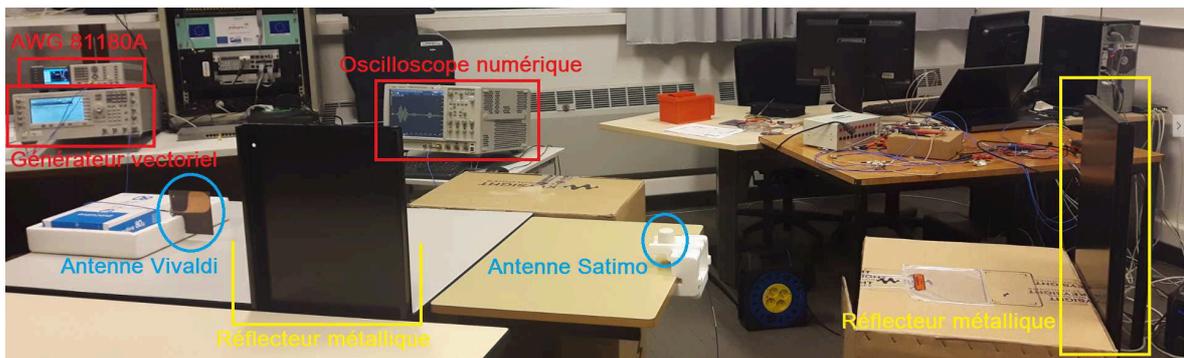


FIGURE 4.18 – Plate-forme expérimentale pour le scénario 2.

Une impulsion Gaussienne de durée  $T_r = 1$  ns, est d'abord générée par le générateur UWB AWG 81180A. Ensuite, une fréquence porteuse à 4 GHz est ajoutée au signal, en utilisant le générateur vectoriel UWB PSG E8267D, dans le but de décaler le spectre de l'impulsion dans la bande de fréquence permise par la régulation FCC. Les signaux en bande de base et RF à la sortie des générateurs UWB sont montrés sur la figure 4.19.

Deux antennes Vivaldi et Satimo, séparées par une distance  $D_0 = 1.53$  m, sont utilisées pour l'émission et la réception, respectivement. Le délai correspondant au trajet direct est calculé comme  $\tau_0 = D_0/c = 5.1$  ns. Un réflecteur métallique est ajouté à des distances égales

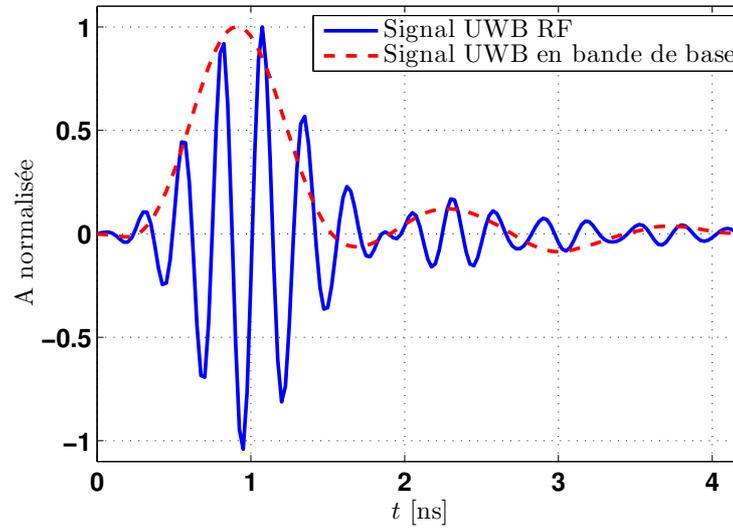


FIGURE 4.19 – Signaux UWB émis mesurés.

$D_{11} = D_{12} = 0.9$  m des deux antennes, afin de créer un multitrajet de délai  $\tau_1 = 6$  ns. Un second réflecteur est ajouté derrière l'antenne de réception à une distance  $D_2 = 0.72$  m, puis à une distance  $D_3 = 1.13$  m, correspondant à deux configurations de mesure de délais de multitrajets égaux à  $\tau_2 = 9.9$  ns et  $\tau_3 = 12.63$  ns, respectivement.

L'acquisition est réalisée avec l'oscilloscope digital Infiniium DSO90404A, avec une fréquence d'échantillonnage égale à 40 GHz. La figure 4.20 montre le signal RF et le signal en bande de base reçus dans le domaine temporel. Nous pouvons remarquer que la valeur crête

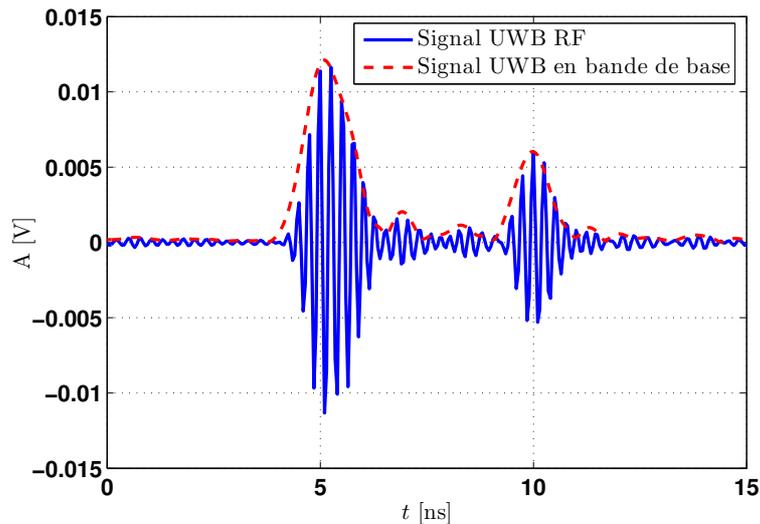


FIGURE 4.20 – Signaux UWB reçus mesurés.

correspondant au trajet de délai  $\tau_2$  est clairement visible, alors que les pics correspondant aux trajets de délais  $\tau_0$  et  $\tau_1$  ne sont pas séparables. En effet, cela est dû au fait que la différence entre ces 2 retards est inférieure à la résolution du récepteur, égale à la durée de l'impulsion

émission ( $\tau_1 - \tau_0 = 0.9 \text{ ns} < T_r$ ).

La figure 4.21 montre la DSP du signal reçu filtré et sous-échantillonné, correspondant à la première configuration. Nous pouvons voir que la fréquence centrale est à 4 GHz.

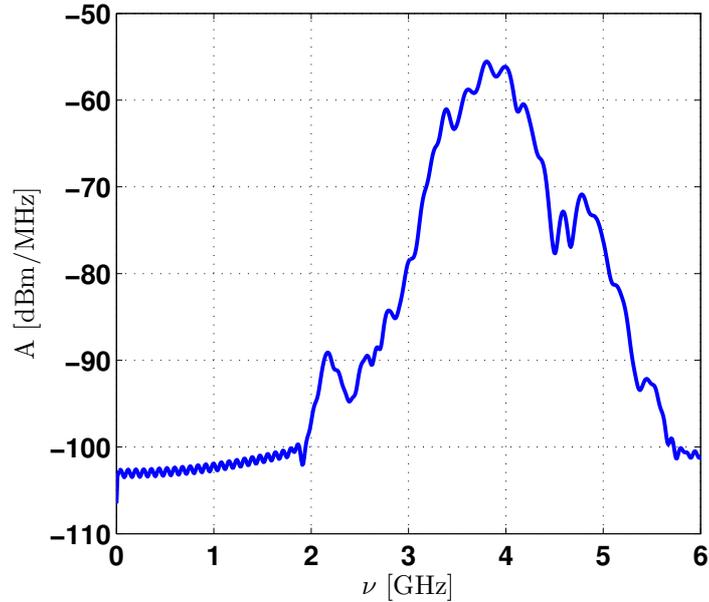


FIGURE 4.21 – DSP du signal reçu correspondant à la première configuration.

Les signaux sont ramenés en bande de base puis sous-échantillonnés encore une fois, tel que le nombre total d'échantillons est égal à 150 pour une durée de réception  $T = 15 \text{ ns}$ . Nous considérons que les délais des multitrajets estimés par l'algorithme OMP pour un nombre  $M = N$  de CF du signal reçu correspond aux performances de référence de l'algorithme pour le SNR spécifique de l'expérience. Le tableau 4.4 montre que les erreurs relatives les plus élevées sont observées pour l'estimation de  $\tau_1$ . Ceci est dû, encore une fois, au fait

TABLE 4.4 – Erreur relative pour l'estimation du canal UWB à 3 trajets multiples.

	Configuration 1			Configuration 2		
	$\tau_0$	$\tau_1$	$\tau_2$	$\tau_0$	$\tau_1$	$\tau_3$
Expérience	5.1 ns	6 ns	9.9 ns	5.1 ns	6 ns	12.63 ns
$M = 150$	0.28%	1.64%	0.28%	0.28%	3.78%	0.63%
$M = 28$	0.28%	1.64%	0.28%	0.28%	3.78%	0.63%
$M = 20$	0.28%	1.64%	0.6%	0.28%	3.78%	0.67%
$M = 16$	4.9%	3%	2.38%	3.37%	4.35%	1.48%

que la différence  $\tau_1 - \tau_0 = 0.9$  ns est inférieure à la résolution temporelle du récepteur  $T_r$ . Nous avons déterminé expérimentalement que la performance de référence peut être toujours atteinte avec un nombre minimal de mesures  $M = 28$  choisies aux positions données par  $\mathbf{k}_{\text{copt}}$ . Quand  $M$  diminue, l'erreur d'estimation des délais les plus grands  $\tau_2$  et  $\tau_3$  augmente puisque les multitrajets correspondants sont moins énergétiques. Enfin, les performances se dégradent considérablement pour un nombre de mesures  $M$  inférieur à 16.

## 4.6 Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons déterminé l'ensemble optimal  $\mathbf{k}_{\text{opt}}$  des CF qui maximise les performances de reconstruction des algorithmes CS. L'ensemble optimal contraint  $\mathbf{k}_{\text{copt}}$  des CF est aussi déterminé, permettant de récupérer ces CF par un schéma MCMW à faible complexité. Une méthode de calcul théorique a été proposée pour simplifier la recherche exhaustive de ces ensembles en remplaçant les produits matriciels par des produits scalaires. Ensuite, l'amélioration des performances de OMP pour les ensembles  $\mathbf{k}_{\text{opt}}$  et  $\mathbf{k}_{\text{copt}}$  a été démontrée au travers d'un exemple numérique.

Enfin, deux séries de mesures ont été réalisées expérimentalement à l'aide de la plateforme UWB de l'équipe Communications du Lab-STICC. Ces mesures ont permis de valider l'optimalité des performances pour l'ensemble  $\mathbf{k}_{\text{copt}}$ , ainsi que l'avantage de OMP par rapport à MUSIC à faible SNR.



# Conclusions et perspectives

La nouvelle technologie IR-UWB est un moyen de communication simple et avantageux qui répond aux demandes de hauts débits et de localisation précise, tout en éliminant le problème d'encombrement du spectre RF. Les meilleures performances sont obtenues avec des récepteurs cohérents de type Rake, au prix d'une complexité accrue notamment due à l'étape d'estimation du canal UWB où la fréquence d'échantillonnage est très élevée (de l'ordre de dizaine de GHz). Ainsi, dans cette thèse, nous avons proposé une nouvelle approche pour l'estimation du canal UWB à faibles coût, complexité et consommation et nous avons démontré son efficacité pour une réception cohérente, ainsi que pour la localisation précise en environnement intérieur.

Le canal est reconstruit à partir d'un nombre réduit de CF du signal reçu, par l'algorithme CS OMP ou l'algorithme superrésolution d'analyse spectrale MUSIC. Nous avons vu que pour la majorité des algorithmes d'analyse spectrale, un nombre minimal de CF est requis, ceux-ci étant en général consécutifs et choisis dans la bande passante à  $-3$  dB du signal reçu. Cette valeur minimale correspond au nombre de degrés de liberté du signal IR-UWB par unité de temps, conformément au principe de l'échantillonnage au taux d'innovation fini. Les CF étant consécutifs, et donc présentant une certaine structure déterministe, ils peuvent être récupérés à l'aide de schémas simples d'échantillonnage sous-Nyquist, tels que le filtre SoS ou le schéma MCMW. L'avantage du schéma multivoie MCMW est que la fréquence d'échantillonnage sur chaque voie est minimale, permettant l'utilisation de CANs à faible coût. De plus, les formes d'onde modulantes sont facilement obtenues à l'aide d'un filtrage de séquences pseudo-aléatoires, permettant de ne garder que les coefficients spectraux aux mêmes positions que les CF à récupérer. En effet, la mise en œuvre de l'étape de filtrage est simplifiée quand les CF sont consécutifs et donc quand les filtres sont passe-bas et passe-bande.

Les schémas SoS et MCMW proposés dans la littérature, s'appliquent facilement aux signaux de type passe-bas. Cependant, les signaux UWB sont en général de type passe-bande. Nous avons proposé deux solutions mathématiquement équivalentes pour transposer ces méthodes au cas des signaux de type passe-bande.

Pour les algorithmes d'analyse spectrale comme MUSIC, le nombre minimal de mesures est  $2L$ , alors que pour les algorithmes gloutons, ce nombre est plus grand puisqu'il dépend de la parcimonie du signal, de sa bande passante, de la cohérence entre les matrices de mesure et de parcimonie, ainsi que de l'algorithme de reconstruction (OMP, LASSO, ...). Le nombre minimal de mesures est déjà très élevé pour un canal UWB où la valeur de  $L$  peut dépasser la centaine, ce qui conduit à un nombre de voies irréalisable pour le schéma MCMW. Nous avons pallié cet inconvénient en proposant d'augmenter de façon modérée le nombre d'impulsions

pilotes émises. Le nombre de voies du schéma MCMW peut ainsi être réduit à 3, en utilisant  $L$  impulsions pilotes.

L'inconvénient des algorithmes superrésolution est leur faible performance en environnement fortement bruité. Nous avons alors eu recours à l'algorithme glouton itératif OMP présentant de meilleures performances à SNR dégradé. Nous avons cherché l'ensemble optimal des positions des CF optimisant la performance de OMP, en minimisant la valeur de la cohérence de la matrice de mesure. Comme il était attendu, ces CF sont répartis de manière aléatoire compliquant la conception des filtres du schéma MCMW. En imposant que les CF choisis soient consécutifs et appartenant à deux bandes de fréquences symétriques, nous avons trouvé l'ensemble optimal contraint des CF pouvant être facilement déterminés par un schéma MCMW simple. L'étape de recherche exhaustive de ces ensembles a été simplifiée, par un calcul analytique, associé à une interprétation géométrique. Enfin, tout au long de cette thèse, nous avons validé numériquement ou expérimentalement les approches proposées en utilisant des filtres idéaux et réels pour le schéma MCMW.

Ainsi, nous avons proposé un schéma d'échantillonnage à faible coût, complexité et consommation, permettant l'estimation optimale du canal UWB. Une des perspectives possible de la thèse consiste à intégrer le récepteur ainsi développé dans la structure optimisée du système IR-UWB intelligent, proposé dans le cadre de la thèse de Rizwan Akbar [Akb13]. Une deuxième perspective concerne le module de détection spectrale (spectrum sensing), dont un système IR-UWB intelligent est muni et qui lui permet de détecter les utilisateurs primaires et de modifier son fonctionnement afin d'éviter toute éventuelle interférence réciproque. La différence par rapport à un système de radio cognitive est que le système IR-UWB peut continuer à utiliser tout le temps quasiment la même bande de fréquence, seules des bandes de fréquence étroites correspondant aux différents utilisateurs primaires pouvant être évitées par une conception adaptative de la forme d'onde. Par ailleurs, un système IR-UWB intelligent a la possibilité, grâce à sa capacité cognitive, de transmettre plus de puissance dans les bandes où les utilisateurs primaires peuvent être identifiés et évités. Ainsi, la signalisation et la transmission de données associées peuvent être façonnées de telle sorte qu'une partie du spectre soit utilisée en mode opportuniste (overlay) et une autre partie en mode superposé (underlay), ce qui conduit à une augmentation du débit de données et de la portée du système IR-UWB. Jusque-là, cette fonctionnalité est réalisée pour des utilisateurs primaires déjà identifiés, dont les bandes de fréquence sont constamment surveillées par le module de détection spectrale du système IR-UWB. Une perspective de cette thèse est donc d'étendre cette fonctionnalité à toute la bande occupée par les impulsions UWB, et de s'affranchir ainsi de l'information a priori concernant la localisation spectrale des utilisateurs primaires. Vu la largeur de bande très importante des signaux IR-UWB, les techniques d'acquisition compressée étudiées et proposées dans le cadre de cette thèse pourront être mises à profit pour atteindre ce but.

# Annexe A : Calcul des vecteurs propres de $\Sigma$ dans le cas de CF symétriques

## Valeurs propres de $\Sigma$

Nous cherchons à trouver les valeurs propres de la matrice  $\Sigma$ . Notons  $\lambda$  une valeur propre et  $\mathbf{u}$  le vecteur propre associé. Par définition nous devons avoir :

$$\Sigma \mathbf{u} = \lambda \mathbf{u} \quad (\text{A.1})$$

Or, nous avons vu que le vecteur propre peut s'écrire sous la forme :

$$\mathbf{u} = \gamma \mathbf{v} + \gamma^* \mathbf{v}^* \quad (\text{A.2})$$

et que la matrice  $\Sigma$  s'écrit sous la forme (4.12). Ainsi, nous obtenons :

$$\begin{aligned} \Sigma \mathbf{u} &= \frac{1}{2}(\mathbf{v}\mathbf{v}^H + \mathbf{v}^*\mathbf{v}^T)(\gamma \mathbf{v} + \gamma^* \mathbf{v}^*) \\ &= \frac{1}{2}[(\gamma \mathbf{v}^H \mathbf{v} + \gamma^* \mathbf{v}^H \mathbf{v}^*)\mathbf{v} + (\gamma \mathbf{v}^T \mathbf{v} + \gamma^* \mathbf{v}^T \mathbf{v}^*)\mathbf{v}^*] \end{aligned} \quad (\text{A.3})$$

En identifiant le coefficient devant  $\mathbf{v}$ , nous obtenons :

$$(\mathbf{v}^H \mathbf{v})\gamma + (\mathbf{v}^H \mathbf{v}^*)\gamma^* = 2\lambda\gamma \quad (\text{A.4})$$

Nous pourrions aussi identifier le facteur devant  $\mathbf{v}^*$  mais cela n'apporterait rien de plus, puisque nous obtiendrions l'équation ci-dessus conjuguée. Nous pouvons écrire l'équation (A.4) sous la forme suivante :

$$[(\mathbf{v}^H \mathbf{v}) - 2\lambda]\gamma + (\mathbf{v}^H \mathbf{v}^*)\gamma^* = 0 \quad (\text{A.5})$$

Et donc :

$$\frac{\gamma^*}{\gamma} = \frac{2\lambda - (\mathbf{v}^H \mathbf{v})}{\mathbf{v}^H \mathbf{v}^*} \quad (\text{A.6})$$

Nous pouvons diviser par  $\gamma$  puisque si le coefficient était nul, le vecteur propre serait nul, ce qui est impossible, par définition.

Nous pouvons noter que

$$\mathbf{v}^H \mathbf{v} = M \quad (\text{A.7})$$

Posons :

$$\begin{aligned} \mathbf{v}^H \mathbf{v}^* &= r e^{i\phi} \quad \text{avec } r \text{ réel positif et } -\pi \leq \phi \leq \pi \\ \gamma &= \rho e^{i\theta} \quad \text{avec } \rho \text{ réel non nul et } -\frac{\pi}{2} \leq \theta \leq \frac{\pi}{2} \end{aligned} \quad (\text{A.8})$$

La notation de  $\gamma$  n'est pas une notation polaire classique, car  $\rho$  peut être négatif et en compensation, le domaine de variation de la phase est réduit. L'équation (A.6) devient :

$$e^{-2i\theta} = \frac{2\lambda - M}{r} e^{-i\phi} \quad (\text{A.9})$$

L'égalité des modules donne :

$$\left| \frac{2\lambda - M}{r} \right| = 1 \quad (\text{A.10})$$

D'où nous déduisons les deux solutions :

**Solution 1 :**

$\frac{2\lambda - M}{r} = 1$  donne la première solution  $\lambda_1 = \frac{M+r}{2}$ . Dans ce cas  $e^{-2i\theta} = e^{-i\phi}$  donne  $\theta_1 = \frac{\phi}{2}$ .

**Solution 2 :**

$\frac{2\lambda - M}{r} = 1$  donne la première solution  $\lambda_2 = \frac{M-r}{2}$ . Dans ce cas  $e^{-2i\theta} = -e^{-i\phi}$  donne  $\theta_2 = \frac{\phi}{2} \pm \pi/2$ .

## Vecteurs propres de $\Sigma$

Nous cherchons maintenant à trouver les vecteurs propres de  $\Sigma$  quand les CF choisis sont symétriques par rapport à la fréquence nulle du spectre.

Considérons le vecteur des positions des CF, choisies d'une manière aléatoire :

$$\mathbf{k} = [k_1, k_2, \dots, k_M]^T, \quad 1 \leq k_i \leq N, \quad \forall i = 1, \dots, M \quad (\text{A.11})$$

et le vecteur des puissances moyennes associées :

$$\boldsymbol{\beta}_{(\mathbf{k})} = [\beta_{k_1}, \beta_{k_2}, \dots, \beta_{k_M}]^T, \quad \text{avec } \beta_{k_i} = |c_{k_i}^{(x)}|^2 \geq 0. \quad (\text{A.12})$$

Notons par  $N_0 = \frac{N_{\text{FFT}} - 1}{2}$  la position associée à la fréquence nulle du spectre,  $N_{\text{FFT}}$  étant le nombre de points sur lequel le spectre est calculé.  $N$  est égal à  $N_{\text{FFT}}$  en général, sauf dans le cas où un seuil est imposé au choix des CF dans le spectre. Vu que les positions  $\{k_i\}_{i=1, \dots, M}$  correspondent à un signal réel, nous pouvons alors écrire :

$$\begin{cases} \frac{k_{M-i+1} + k_i}{2} = N_0 \\ \frac{k_{M-i+1} - k_i}{2} = N_0 - k_i \\ \beta_{k_i} = \beta_{k_{M-i+1}} \end{cases} \quad (\text{A.13})$$

Nous avons précédemment obtenu que :

$$\begin{cases} r = |\mathbf{v}^H \mathbf{v}^*| \\ \phi = \arg(\mathbf{v}^H \mathbf{v}^*) \end{cases} \quad (\text{A.14})$$

où  $\mathbf{v}^H \mathbf{v}^* = \sum_{i=1}^M e^{-j2\xi p k_i}$  et  $\xi = \frac{2\pi}{N}$ .

Calculons maintenant :

$$\begin{aligned} \phi &= -\tan^{-1} \left( \frac{\sum_{i=1}^M \sin(2\xi p k_i)}{\sum_{i=1}^M \cos(2\xi p k_i)} \right) = -\tan^{-1} \left( \frac{\sum_{i=1}^{M/2} \sin(2\xi p k_{M-i+1}) + \sin(2\xi p k_i)}{\sum_{i=1}^{M/2} \cos(2\xi p k_{M-i+1}) + \cos(2\xi p k_i)} \right) \\ &= -\tan^{-1} \left( \frac{\sin(2\xi p N_0) \sum_{i=1}^{M/2} \cos(2\xi p(N_0 - k_i))}{\cos(2\xi p N_0) \sum_{i=1}^{M/2} \cos(2\xi p(N_0 - k_i))} \right) = -\tan^{-1}(\tan(2\xi p N_0)) \\ &= -2\xi p N_0 + n\pi, \quad -\pi \leq -2\xi p N_0 + n\pi \leq \pi \end{aligned} \quad (\text{A.15})$$

et

$$\begin{aligned} r^2 &= \left( \sum_{i=1}^M \cos(2\xi p k_i) \right)^2 + \left( \sum_{i=1}^M \sin(2\xi p k_i) \right)^2 \\ &= 4 \cos^2(2\xi p N_0) \left( \sum_{i=1}^{M/2} \cos(2\xi p(N_0 - k_i)) \right)^2 \\ &\quad + 4 \sin^2(2\xi p N_0) \left( \sum_{i=1}^{M/2} \cos(2\xi p(N_0 - k_i)) \right)^2 \\ &= 4 \left( \sum_{i=1}^{M/2} \cos(2\xi p(N_0 - k_i)) \right)^2 \end{aligned} \quad (\text{A.16})$$

Remarquons également que :

$$\begin{aligned} \Re(\mathbf{v}^H \mathbf{v}^*) &= \sum_{i=1}^M \cos(2\xi p k_i) = 2 \cos(2\xi p N_0) \sum_{i=1}^{M/2} \cos(2\xi p(N_0 - k_i)) \\ \Rightarrow \sum_{i=1}^{M/2} \cos(2\xi p(N_0 - k_i)) &= \frac{\Re(\mathbf{v}^H \mathbf{v}^*)}{2 \cos(2\xi p N_0)} = \frac{r \cos(\phi)}{2 \cos(n\pi - \phi)} = (-1)^n \frac{r}{2} \end{aligned} \quad (\text{A.17})$$

Nous avons aussi précédemment obtenu les expressions des vecteurs propres de la matrice  $\Sigma_{(\mathbf{k})}$  correspondant aux deux valeurs propres non nulles :

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_1 &= 2\Re(\gamma_1 \mathbf{v}) \\ \mathbf{v}_2 &= 2\Re(\gamma_2 \mathbf{v}) \end{aligned} \quad (\text{A.18})$$

où :

$$\begin{cases} \mathbf{v} = [e^{j\xi p k_1}, e^{j\xi p k_2}, \dots, e^{j\xi p k_M}]^T \\ \gamma_1 = \rho_1 e^{j\theta_1} \\ \gamma_2 = \rho_2 e^{j\theta_2} \\ \theta_1 = \frac{\phi}{2}, \theta_2 = \frac{\phi \pm \pi}{2}, -\frac{\pi}{2} \leq \theta_{1,2} < \frac{\pi}{2} \end{cases} \quad (\text{A.19})$$

Il en résulte :

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_1 &= 2\Re\left(\rho_1 e^{j\theta_1} [e^{j\xi p k_1}, e^{j\xi p k_2}, \dots, e^{j\xi p k_M}]^T\right) \\ &= 2\rho_1 [\cos(\xi p k_1 + \theta_1), \cos(\xi p k_2 + \theta_1), \dots, \cos(\xi p k_M + \theta_1)]^T \end{aligned} \quad (\text{A.20})$$

Par ailleurs :

$$\|\mathbf{v}_1\| = 1 \Rightarrow \rho_1 = \frac{1}{2\sqrt{\sum_{i=1}^M \cos^2(\xi p k_i + \theta_1)}} \quad (\text{A.21})$$

Vu que

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^M \cos^2(\xi p k_i + \theta_1) &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^M 1 + \cos(2\xi p k_i + 2\theta_1) \\ &= \frac{M}{2} + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{M/2} \cos(2\xi p k_i + 2\theta_1) + \cos(2\xi p k_{M-i+1} + 2\theta_1) \\ &= \frac{M}{2} + \sum_{i=1}^{M/2} \cos(2\xi p N_0 + 2\theta_1) \cos(2\xi p(N_0 - k_i)) \\ &= \frac{M}{2} + \cos(2\xi p N_0 + \phi) \sum_{i=1}^{M/2} \cos(2\xi p(N_0 - k_i)) \\ &= \frac{M}{2} + \cos(n\pi) \sum_{i=1}^{M/2} \cos(2\xi p(N_0 - k_i)) \\ &= \frac{M}{2} + (-1)^n \sum_{i=1}^{M/2} \cos(2\xi p(N_0 - k_i)) \\ &= \frac{M+r}{2} = \lambda_1 \end{aligned} \quad (\text{A.22})$$

et que de la même manière,

$$\sum_{i=1}^M \cos^2(\xi p k_i + \theta_2) = \frac{M-r}{2} = \lambda_2 \quad (\text{A.23})$$

nous obtenons donc finalement :

$$\begin{cases} \mathbf{v}_1 = \frac{[\cos(\xi p k_1 + \theta_1), \cos(\xi p k_2 + \theta_1), \dots, \cos(\xi p k_M + \theta_1)]^T}{\sqrt{\lambda_1}} \\ \mathbf{v}_2 = \frac{[\cos(\xi p k_1 + \theta_2), \cos(\xi p k_2 + \theta_2), \dots, \cos(\xi p k_M + \theta_2)]^T}{\sqrt{\lambda_2}} \end{cases} \quad (\text{A.24})$$

# Liste des publications

## Articles de revues

[1] T. Yaacoub, O. A. Dobre, R. Youssef, E. Radoi, Optimal Selection of Fourier Coefficients for Compressed Sensing-Based UWB Channel Estimation, *IEEE Wireless Communications Letters*, Early Access, doi : 10.1109/LWC.2017.2704105.

[2] T. Yaacoub, A. M. Pisteia, R. Youssef, E. Radoi, G. Burel, Echantillonnage compressé des signaux passe-bande à taux d'innovation fini : application pour l'estimation du canal ultra-large bande et la localisation de précision en environnement intérieur, accepté pour publication dans la revue *Traitement du Signal*, 2017.

## Article de conférence

[1] T. Yaacoub, R. Youssef, E. Radoi, G. Burel, Low Complexity FRI Based Sampling Scheme For UWB Channel Estimation, *EUSIPCO 2016*, Budapest, Hungary, 29 August - 2 September 2016.



# Bibliographie

- [AAG<sup>+</sup>06] A. R. Alizad, B. Alipanahi, A. Ghasemi, M. Shiva, S. H. Jamali, and S. Nader-Esfahani. A blind channel estimation technique for TH-PPM UWB systems. In *2006 IEEE International Conference on Communications*, volume 10, pages 4717–4722, June 2006.
- [Akb13] Rizwan Akbar. *Contribution à la conception d'un système de radio impulsionnelle ultra large bande intelligent*. PhD thesis, Université de Bretagne Occidentale, Brest, France, January 2013.
- [ARA10] R. Akbar, E. Radoi, and S. Azou. Conception d'une forme d'onde IR-UWB optimisée et analyse de ses performances dans le canal IEEE 802.15.3a. In *Conference MajecSTIC 2010*, pages 1–8, 13–15, Bordeaux, France, 2010.
- [ASK04] H. Akahori, Y. Shimazaki, and A. Kasamatsu. Examination of the automatic integration time length selection system using ppm in uwb. In *International Workshop on Ultra Wideband Systems, joint with Conference on Ultrawideband Systems and Technologies (Joint UWBST & IWUWBS)*, pages 268–272, 2004.
- [BD09] T. Blumensath and M. E. Davies. Sampling theorems for signals from the union of finite-dimensional linear subspaces. *IEEE Transactions on Information Theory*, 55(4) :1872–1882, April 2009.
- [Beg11] X. Begaud. *Ultra Wide Band Antennas*. ISTE Ltd, Great Britain, 2011.
- [BLW<sup>+</sup>03] R. Blazquez, F.S. Lee, D.D. Wentzloff, P.P. Newaskar, J.D. Powell, and A.P. Chandrakasan. Digital architecture for an ultra-wideband radio receiver. In *2003 IEEE 58th Vehicular Technology Conference, 2003. VTC 2003-Fall*, pages 1303–1307, Orlando, FA, 2003. IEEE.
- [BV04] S. Boyd and L. Vanderberghe. *Convex Optimization*. Cambridge University Press, 2004.
- [Can06] E.J. Candes. Compressive sampling. In *International Congress of Mathematicians*, volume 3, pages 1433–1452, Madrid, Spain, 2006.
- [CDS98] S. Chen, D. L. Donoho, and M. Saunders. Atomic decomposition by basis pursuit. *Official Journal of European Union*, 20(1) :33–61, 1998.
- [CFSG17] Y. Chen, W. Feng, R. Shi, and N. Ge. Pilot-based channel estimation for af relaying using energy harvesting. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, PP(99) :1–1, 2017.
- [CRT06] E.J. Candes, J. Romberg, and T. Tao. Robust uncertainty principles : exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information. *IEEE Transactions on Information Theory*, 52(2) :489–509, 2006.
- [CS03] Y.L. Chao and R.A. Scholtz. Optimal and suboptimal receivers for ultra-wideband transmitted reference systems. In *Global Telecommunication Conference, (GLOBECOM'03)*, volume 2, pages 759–763. IEEE, 2003.
- [CW08] E.J. Candes and M.B. Wakin. An introduction to compressive sampling. *IEEE Signal Processing Magazine*, 25(2) :21–30, 2008.

- [DE03] D. L. Donoho and M. Elad. Optimally sparse representation in general (nonorthogonal) dictionaries via  $l_1$  minimization. In *Proceedings of the National Academy of Sciences*, volume 100, pages 2197–2202, March 2003.
- [DE11] M.F. Duarte and Y.C. Eldar. Structured compressed sensing : From theory to applications. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 59(9) :4053–4085, 2011.
- [DH01] D. L. Donoho and X. Huo. Uncertainty principles and ideal atomic decomposition. *IEEE Transactions on Information Theory*, 47(7) :2845–2862, November 2001.
- [Don06] D. L. Donoho. Comressed sensing. *IEEE Transactions on Information Theory*, 52(4) :1289–1306, 2006.
- [DUR07] Yvan DUROC. *Contribution au développement de modèles orientés système pour les antennes des communications ultra large bande*. PhD thesis, Institut national polytechnique de Grenoble, Grenoble, France, April 2007.
- [DW10] M. A. Davenport and M. B. Wakin. Analysis of orthogonal matching pursuit using the restricted isometry property. *IEEE Transactions on Information Theory*, 56(9) :4395–4401, September 2010.
- [EDA<sup>+</sup>13] D. Espes, A. Daher, Y. Autret, E. Radoi, and P. Le Parc. Ultra-wideband positioning for assistance robots for elderly. In *10th IASTED International Conference on Signal Processing, Pattern Recognition and Applications (SPPRA 2013)*, Innsbruck, Austria, 2013.
- [EG12] Y. C. ELДАР and Kutyniok G. *Compressed Sensing : Theory and Applications*. Cambridge University Press, 2012.
- [FL04] J. Foerster and Q. Li. UWB channel modeling contribution from intel. *Project IEEE P802.15 Working Group for Wireless Personal Area Network*, September 2004.
- [FM04] S. Franz and U. Mitra. Integration interval optimization and performance analysis for uwb transmitted reference systems. In *International Workshop on Ultra Wideband Systems, joint with Conference on Ultrawideband Systems and Technologies (Joint UWBST & IWUWBS)*, pages 26–30, 2004.
- [Foe02] J. Foerster. Channel modeling sub-committee report final. *IEEE P802.15-02/368r5-SG3a, Technology Report*, November 2002.
- [FW10] J.R. Fernandes and D. Wentzloff. Recent advances in IR-UWB transceivers : An overview. In *2010 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)*, pages 3284–3287, Paris, 2010. IEEE.
- [GMKE04] M. Ghavami, L. B. Michael, R. Kohno, and I. Ebrary. *Ultra wideband signals and systems in communication engineering*, volume 5. Wiley Online Library, 2004.
- [GN03] R. Gribonval and M. Nielsen. Sparse representations in unions of bases. *IEEE Transactions on Information Theory*, 49(12) :3320–3325, December 2003.
- [GTE11] K. Gedalyahu, R. Tur, and Y. C. Eldar. Multichannel sampling of pulse streams at the rate of innovation. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 59(4) :1491–1504, 2011.
- [HC06] N. He and Tepedelenlioglu C. Performance analysis of non-coherent UWB receivers at different synchronization levels. *IEEE Transaction on Wireless Commununications*, 5(6) :1266–1273, June 2006.
- [HS90] Y. Hua and T. K. Sarkar. Matrix pencil method for estimating parameters of exponentially damped/undamped sinusoids in noise. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 38(5) :814–824, May 1990.
- [HS91] Y. Hua and T. K. Sarkar. On SVD for estimating generalized eigenvalues of singular matrix pencil in noise. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 39(4) :892–900, April 1991.

- [HSFR02] M. Ho, V.S. Somayazulu, J. Foerster, and S. Roy. A differential detector for an ultrawideband communications system. In *Vehicular Technology Conference*, pages 1896–1900. IEEE, May 2002.
- [KRL<sup>+</sup>06] S. Kirolos, T. Ragheb, J. Laska, M.F. Duarte, and R.G. Baraniuk. Practical issues in implementing analog-to-information converters. In *The 6th International Workshop on System-on-Chip for Real-Time Applications*, pages 141–146, Cairo, 2006. IEEE.
- [LKD<sup>+</sup>07] J.N. Laska, S. Kirolos, M.F. Duarte, T.S. Ragheb, R.G. Baraniuk, and Y. Massoud. Theory and implementation of an analog-to-information converter using random demodulation. In *IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 2007*, pages 1959–1962, New Orleans, LA, 2007. IEEE.
- [LN11] E. Lagunas and M. Najar. Sparse channel estimation based on compressed sensing for ultra wideband systems. In *2011 IEEE International Conference on Ultra-Wideband (ICUWB)*, pages 365–369, Bologna, 2011. IEEE.
- [LZZ<sup>+</sup>10] D. Li, Z. Zhou, F. Zhao, W. Zou, and B. Li. Improved channel estimation based on compressed sensing for pulse ultrawideband communication system. *Springer-Verlag Berlin Heidelberg*, pages 330–337, 2010.
- [MBC<sup>+</sup>04] A.F. Molisch, K. Balakrishnan, D. Cassioli, C.-C. Chong, S. Emami, A. Fort, J. Karedal, J. Kunisch, H.G. Schantz, U. Schuster, and K. Siwiak. IEEE 802.15.4a channel model - final report. *IEEE P802.15 Study Group 4a for Wireless Personal Area Network*, 15(4), November 2004.
- [MCC<sup>+</sup>06] A.F. Molisch, D. Cassioli, C.-C. Chong, S. Emami, A. Fort, B. Kannan, J. Karedal, J. Kunisch, H.G. Schantz, K. Siwiak, and M.Z. Win. A comprehensive standardized model for ultrawideband propagation channels. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 54(11) :3151–3166, 2006.
- [ME11] M. Mishali and Y.C. Eldar. Sub-nyquist sampling. *IEEE Signal Processing Magazine*, 28(6) :98–124, 2011.
- [MF03] A.F. Molisch and J. Foerster. Channel models for ultrawideband personal area networks. *IEEE Wireless Communications*, 10(6) :14–21, December 2003.
- [MLAE12] R. Maleh, Fudge G. L., Boyle F. A., and Pace P. E. Analog-to-information and the nyquist folding receiver. *IEEE journal on Emerging and Selected Topics in Circuits systems*, 2(3) :564–578, 2012.
- [MZ93] S. G. Mallat and Zhifeng Zhang. Matching pursuits with time-frequency dictionaries. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 41(12) :3397–3415, December 1993.
- [Nyq28] H. Nyquist. Certain topics in telegraph transmission theory. *Transactions of the American Institute of Electrical Engineers*, 47(2) :617–644, April 1928.
- [OCWB02] I.D. O’Donnell, S.W. Chen, S. Wang, and R.W. Brodersen. An integrated, low power, ultra-wideband transceiver architecture for low-rate, indoor wireless systems. In *IEEE CAS Workshop on Wireless Communications and Networking*. IEEE, 2002.
- [PAB04] S. Paquelet, L. M. Aubert, and Uguen B. An impulse radio asynchronous transceiver for high data rates. In *International Workshop on Ultra Wideband Systems, joint with Conference on Ultrawideband Systems and Technologies (Joint UWBST & IWUWBS)*, pages 1–5, 2004.
- [PAH91] M. Azizoglu P. A. Humblet. On the bit error rate of lightwave systems with optical amplifiers. *Journal of Lightwave Technology*, 9(11) :1576–1582, 1991.
- [PAM12] P. Pakrooh, A. Amini, and F. Marvasti. OFDM pilot allocation for sparse channel estimation. *EURASIP Journal on Advanced Signal Processing*, 2012(59) :1–9, 2012.

- [PAW07] J.L. Paredes, G.R. Arce, and Z. Wang. Ultra-wideband compressed sensing : Channel estimation. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 1(3) :383–395, 2007.
- [PJ04] M. Pausini and G. J. M. Janssen. Analysis and comparison of autocorrelation receivers for ir-uwband signals based on differential detection. In *2004 ICASSP International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, volume 4, pages iv 513–iv 516. IEEE, 2004.
- [PRK93] Y. C. Pati, R. Rezaiifar, and P. S. Krishnaprasad. Orthogonal matching pursuit : recursive function approximation with applications to wavelet decomposition. In *27th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, pages 40–44 vol.1, November 1993.
- [QYW<sup>+</sup>14] C. Qi, G. Yue, L. Wu, Y. Huang, and A. Nallanathan. Pilot design schemes for sparse channel estimation in OFDM systems. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 64(4) :1493–1505, 2014.
- [RA92] B. D. Rao and K. S. Arun. Model based processing of signals : a state space approach. *Proceedings of the IEEE*, 80(2) :283–309, February 1992.
- [RK89] R. Roy and T. Kailath. ESPRIT-estimation of signal parameters via rotational invariance techniques. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 37(7) :984–995, July 1989.
- [RO04] A. Rabbachin and I. Oppermann. Synchronization analysis for uwband systems with a low complexity energy collection receiver. In *International Workshop on Ultra Wideband Systems, joint with Conference on Ultrawideband Systems and Technologies. (Joint UWBST & IWUWBS)*, pages 288–292, 2004.
- [Sch86] R. Schmidt. Multiple emitter location and signal parameter estimation. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 34(3) :276–280, March 1986.
- [Sch93] R.A. Scholtz. Multiple access with time-hopping impulse modulation. In *Military Communications Conference, 1993. MILCOM '93. Conference record. Communications on the Move., IEEE*, pages 447–450, Boston, MA, 1993. IEEE.
- [Sha49] C. E. Shannon. Communication in the presence of noise. *Proceedings of the IRE*, 37(1) :10–21, January 1949.
- [SIJD06] S. M. S. Sadough, M. M. Ichir, E. Jaffrot, and P. Duhamel. Multiband OFDM UWB channel estimation via a wavelet based EM-MAP algorithm. In *2006 IEEE 7th Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications*, pages 1–5, July 2006.
- [SLCW08] G. Shi, Z. Liu, X.Y. Chen, and L.J. Wang. A parallel sampling scheme for ultra-wideband signal based on the random projection. In *IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, pages 2246–2249, Seattle, WA, 2008. IEEE.
- [SV87] A.A. Saleh and R.A. Valenzuela. A statistical model for indoor multi-path propagation. *IEEE Journal of Selected Areas in Communications*, 5(2) :128–137, 1987.
- [TEF11] R. Tur, Y.C. Eldar, and Z. Friedman. Innovation rate sampling of pulse streams with application to ultrasound imaging. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 59(4) :1827–1842, 2011.
- [TG05a] Z. Tian and G.B. Giannakis. BER sensitivity to mistiming in ultra-wideband impulse radios - part II :fading channels. *IEEE Trans. Signal Process.*, 53(5) :1550–1560, May 2005.
- [TG05b] Z. Tian and G.B. Giannakis. BER sensitivity to mistiming in ultra-wideband impulse radios - part I :nonrandom channels. *IEEE Trans. Signal Process.*, 53(4) :1550–1560, April 2005.
- [Tho02] E. Thomas. Walk don't run : The first step in authorizing ultra-wideband technology. In *IEEE Conference on Ultra Wideband Systems and Technologies (UWBST)*. IEEE, 2002.

- [TIL12] T. Thiasiriphet, M. Ibrahim, and J. Lindner. Compressed sensing for UWB medical radar applications. In *2012 IEEE International Conference on Ultra-Wideband (ICUWB)*, pages 106–110, Syracuse, NY, 2012. IEEE.
- [TLD<sup>+</sup>10] J.A. Tropp, J.N. Laska, M.F. Duarte, J.K. Romberg, and R.G. Baraniuk. Beyond nyquist : Efficient sampling of sparse bandlimited signals. *IEEE Transactions on Information Theory*, 56(1) :520–544, 2010.
- [Tro04] J. A. Tropp. Greed is good : algorithmic results for sparse approximation. *IEEE Transactions on Information Theory*, 50(10) :2231–2242, October 2004.
- [VMB02] M. Vetterli, P. Marziliano, and T. Blu. Multichannel sampling of pulse streams at the rate of innovation. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 5(6) :1417–1428, 2002.
- [WF92] P.I. Withington and L. Fullerton. An impulse radio communications system. In *International Conference on UWB, Short Pulse Electromagnetic*, pages 113–120, 1992.
- [WH04] M. Weisenhorn and W. Hirt. Robust noncoherent receiver exploiting uwb channel properties. In *International Workshop on Ultra Wideband Systems, joint with Conferernce on Ultrawideband Systems and Technologies (Joint UWBST & IWUWBS)*, pages 156–160, 2004.
- [WK85] M. Wax and T. Kailath. Detection of signals by information theoretic criteria. *IEEE Transactions on ASSP*, 33(2) :387–392, 1985.
- [WkL14] N.P. Waweru, D.B.O. konditi, and P.K. Langat. Performance analysis of MUSIC, root-MUSIC and ESPRIT DOA estimation algorithm. *International Journal of Electrical, Computer, Energetic, Electronic and Communication Engineering*, 8(1) :209–216, 2014.
- [WS98] M.Z. Win and R.A. Scholtz. On the robustness of ultra-wide bandwidth signals in dense multipath environments. *IEEE Communications Letters*, 2(2) :5153, 1998.
- [WS00] M.Z. Win and R.A. Scholtz. Ultra-wide bandwidth time-hopping spread-spectrum impulse radio for wireless multiple-access communications. *IEEE Transactions on Communications*, 48(4) :679–689, 2000.
- [WSF96] M. Z. Win, R.A. Scholtz, and Fu. Time-hopping SSMA techniques for impulse radio with an analog modulated data subcarrier. In *IEEE International Symposium on Spread Spectrum Techniques and Applications*, pages 359–364. IEEE, 1996.
- [WY05] Zhengdao Wang and Xiaofan Yang. Blind channel estimation for ultra wide-band communications employing pulse position modulation. *IEEE Signal Processing Letters*, 12(7) :520–523, July 2005.
- [YBM<sup>+</sup>12] J. Yoo, S. Becker, M. Monge, M. Loh, E. Candes, and A. Emami-Neyestanak. Design and implementation of a fully integrated compressed-sensing signal acquisition system. In *2012 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pages 5325–5328, March 2012.
- [Zha11] T. Zhang. Sparse recovery with orthogonal matching pursuit under RIP. *IEEE Transactions on Information Theory*, 57(9) :6215–6221, September 2011.





## **Nouvelles approches pour l'estimation du canal ultra-large bande basées sur des techniques d'acquisition compressée appliquées aux signaux à taux d'innovation fini IR-UWB**

La radio impulsionnelle UWB (IR-UWB) est une technologie de communication relativement récente, qui apporte une solution intéressante au problème de l'encombrement du spectre RF, et qui répond aux exigences de haut débit et localisation précise d'un nombre croissant d'applications, telles que les communications indoor, les réseaux de capteurs personnels et corporels, l'IoT, etc. Ses caractéristiques uniques sont obtenues par la transmission d'impulsions de très courte durée (inférieure à 1 ns), occupant une largeur de bande allant jusqu'à 7,5 GHz, et ayant une densité spectrale de puissance extrêmement faible (inférieure à -43 dBm/MHz). Les meilleures performances d'un système IR-UWB sont obtenues avec des récepteurs cohérents de type Rake, au prix d'une complexité accrue, due notamment à l'étape d'estimation du canal UWB, caractérisé par de nombreux trajets multiples. Cette étape de traitement nécessite l'estimation d'un ensemble de composantes spectrales du signal reçu, sans pouvoir faire appel aux techniques d'échantillonnage usuelles, en raison d'une limite de Nyquist particulièrement élevée (plusieurs GHz).

Dans le cadre de cette thèse, nous proposons de nouvelles approches, à faible complexité, pour l'estimation du canal UWB, basées sur la représentation parcimonieuse du signal reçu, la théorie de l'acquisition compressée, et les méthodes de reconstruction des signaux à taux d'innovation fini. La réduction de complexité ainsi obtenue permet de diminuer de manière significative le coût d'implémentation du récepteur IR-UWB et sa consommation. D'abord, deux schémas d'échantillonnage compressé, monovoie (filtre SoS) et multivoie (MCMW) identifiés dans la littérature sont étendus au cas des signaux UWB ayant un spectre de type passe-bande, en tenant compte de leur implémentation réelle dans le circuit. Ces schémas permettent l'acquisition des coefficients spectraux du signal reçu et l'échantillonnage à des fréquences très réduites ne dépendant pas de la bande passante des signaux, mais seulement du nombre des trajets multiples du canal UWB. L'efficacité des approches proposées est démontrée au travers de deux applications : l'estimation du canal UWB pour un récepteur Rake cohérent à faible complexité, et la localisation précise en environnement intérieur dans un contexte d'aide à la dépendance.

En outre, afin de réduire la complexité de l'approche multivoie en termes de nombre de voies nécessaires pour l'estimation du canal UWB, nous proposons une architecture à nombre de voies réduit, en augmentant le nombre d'impulsions pilotes émises. Cette même approche permet aussi la réduction de la fréquence d'échantillonnage associée au schéma MCMW. Un autre objectif important de la thèse est constitué par l'optimisation des performances des approches proposées. Ainsi, bien que l'acquisition des coefficients spectraux consécutifs permette une mise en œuvre simple des schémas multivoie, nous montrons que les coefficients ainsi choisis, ne donnent pas les performances optimales des algorithmes de reconstruction. Ainsi, nous proposons une méthode basée sur la cohérence des matrices de mesure qui permet de trouver l'ensemble optimal des coefficients spectraux, ainsi qu'un ensemble sous-optimal contraint où les positions des coefficients spectraux sont structurées de façon à faciliter la conception du schéma MCMW. Enfin, les approches proposées dans le cadre de cette thèse sont validées expérimentalement à l'aide d'une plateforme expérimentale UWB du laboratoire Lab-STICC CNRS UMR 6285.

**Mots clefs** – radio impulsionnelle ultra-large bande, récepteur Rake cohérent à faible complexité, acquisition compressée, reconstruction des signaux à taux d'innovation fini, estimation du canal UWB, localisation de précision en environnement intérieur.

### **New approaches for UWB channel estimation relying on the compressed sampling of IR-UWB signals with finite rate of innovation**

Ultra-wideband impulse radio (IR-UWB) is a relatively new communication technology that provides an interesting solution to the problem of RF spectrum scarcity and meets the high data rate and precise localization requirements of an increasing number of applications, such as indoor communications, personal and body sensor networks, IoT, etc. Its unique characteristics are obtained by transmitting pulses of very short duration (less than 1 ns), occupying a bandwidth up to 7.5 GHz, and having an extremely low power spectral density (less than -43 dBm / MHz). The best performances of an IR-UWB system are obtained with Rake coherent receivers, at the expense of increased complexity, mainly due to the estimation of UWB channel, which is characterized by a large number of multipath components. This processing step requires the estimation of a set of spectral components for the received signal, without being able to adopt usual sampling techniques, because of the extremely high Nyquist limit (several GHz).

In this thesis, we propose new low-complexity approaches for the UWB channel estimation, relying on the sparse representation of the received signal, the compressed sampling theory, and the reconstruction of the signals with finite rate of innovation. The complexity reduction thus obtained makes it possible to significantly reduce the IR-UWB receiver cost and consumption. First, two existent compressed sampling schemes, single-channel (SoS) and multi-channel (MCMW), are extended to the case of UWB signals having a bandpass spectrum, by taking into account realistic implementation constraints. These schemes allow the acquisition of the spectral coefficients of the received signal at very low sampling frequencies, which are not related anymore to the signal bandwidth, but only to the number of UWB channel multipath components. The efficiency of the proposed approaches is demonstrated through two applications: UWB channel estimation for low complexity coherent Rake receivers, and precise indoor localization for personal assistance and home care.

Furthermore, in order to reduce the complexity of the MCMW approach in terms of the number of channels required for UWB channel estimation, we propose a reduced number of channel architecture by increasing the number of transmitted pilot pulses. The same approach is proven to be also useful for reducing the sampling frequency associated to the MCMW scheme. Another important objective of this thesis is the performance optimization for the proposed approaches. Although the acquisition of consecutive spectral coefficients allows a simple implementation of the MCMW scheme, we demonstrate that it not results in the best performance of the reconstruction algorithms. We then propose to rely on the coherence of the measurement matrix to find the optimal set of spectral coefficients maximizing the signal reconstruction performance, as well as a constrained suboptimal set, where the positions of the spectral coefficients are structured so as to facilitate the design of the MCMW scheme. Finally, the approaches proposed in this thesis are experimentally validated using the UWB equipment of Lab-STICC CNRS UMR 6285.

**Keywords** – Ultra-wideband impulse radio, low complexity coherent Rake receiver, compressed sampling, reconstruction of signals with finite rate of innovation, UWB channel estimation, indoor precise localization.