

Thèse de Doctorat

Hayat SEMLALI

*Mémoire présenté en vue de l'obtention
du grade de Docteur de l'Université Cadi Ayyad de Marrakech - Maroc*

*Mémoire présenté en vue de l'obtention
du grade de Docteur de l'Université de Nantes - France
Sous le label de l'Université Nantes Angers Le Mans*

*Discipline : Electronique
Laboratoire : IETR UMR 6164*

Soutenance le 29 septembre 2015

École doctorale Sciences et Technologies de l'Information et Mathématiques (STIM)

DÉVELOPPEMENT DE NOUVELLES STRUCTURES ET D'ALGORITHMES APPLIQUANT L'ÉCHANTILLONNAGE ALÉATOIRE POUR DES SYSTÈMES DE TYPES RADIO LOGICIELLE ET RADIO COGNITIVE

JURY

Président	M. Yide WANG , Professeur, Ecole polytechnique de l'université de Nantes
Rapporteur	M. Ahmed MOUHSEN , Professeur, Université Hassan 1 ^{er} , FST Settat, Maroc
Rapporteur	M. Rodolphe VAUZELLE , Professeur, Université de Poitiers, France
Examineur	M. Abdelmajid BADRI , Professeur, Université Hassan II, FST Mouhamadia, Maroc
Examineur	M. Ahmed CHITNALAH , Professeur, Université Cadi Ayyad, Marrakech, Maroc
Directeur de Thèse	M. Jean-François DIOURIS , Professeur, Ecole polytechnique de l'université de Nantes, France
Directeur de Thèse	M. Abdellilah GHAMMAZ , Professeur, Université Cadi Ayyad, Marrakech, Maroc
Encadrant	M. Abdellah SOULMANI , Maître de Conférences, Ecole Supérieure de Technologie, Safi, Maroc
Invité	M. Najib BOUMAAZ , Maître de Conférences, Ecole Supérieure de Technologie, Safi, Maroc

A mes très chers parents

A mes chères sœurs et mes chers frères

A ma belle sœur et mes beaux frères

A mes nièces et mon neveu

A mes amies

A tous ceux qui me sont chers

REMERCIEMENTS

Le travail présenté dans cette thèse a été réalisé en collaboration entre le Laboratoire des Systèmes Electriques et Télécommunications à la Faculté des Sciences et Techniques (FSTG), Université Cadi Ayyad, Marrakech, Maroc. Et l'Institut d'Electronique et de Télécommunications de Rennes (UMR CNRS 6164), Ecole Polytechnique de l'Université de Nantes, France.

*A l'issue de ce travail, j'exprime mes vifs remerciements et toute ma profonde gratitude à mes Directeurs de thèse Messieurs **Jean-François DIOURIS**, Professeur à l'Ecole Polytechnique de l'Université de Nantes et **Abdelilah GHAMMAZ**, Professeur à la Faculté des Sciences et Techniques de Marrakech pour la confiance qu'ils m'ont témoignée, pour la qualité de leur encadrement, pour leur totale disponibilité et pour le soutien qu'ils n'ont cessé de m'apporter durant la période de ma thèse.*

*Mes vifs remerciements vont aussi à mes Co-encadrants Messieurs **Abdallah SOULMANI**, Professeur Habilité à l'Ecole Supérieure de Technologie de Safi, et **Najib BOUMAAZ**, Professeur Assistant à l'Ecole Supérieure de Technologie de Safi pour leur totale disponibilité, leur aide, leurs précieux conseils et pour leur temps consacré tout au long de la période de cette thèse.*

*Tous mes remerciements à Monsieur **Yide WANG**, Professeur à l'Ecole Polytechnique de l'Université de Nantes d'avoir accepté de présider le jury de ma soutenance.*

*Je tiens à remercier les rapporteurs : Monsieur **Rodolphe VAUZELLE**, Professeur à l'Université de Poitiers, Monsieur **Abdelmajid BADRI**, Professeur à la Faculté des Sciences et Technique de Mohammedia et Monsieur **Ahmed MOUHSEN**, Professeur à la Faculté des Sciences et Techniques de Settat, de l'honneur qu'ils m'ont fait en acceptant d'évaluer ce travail et d'être les rapporteurs de cette thèse.*

*Mes sincères remerciements vont également à Monsieur **Ahmed CHITNALAH**, Professeur à la Faculté des Sciences et Techniques de Marrakech, pour sa confiance, ses conseils, son écoute, son aide quand j'en avais besoin et pour avoir accepté d'examiner ce travail.*

Je tiens à exprimer mes vifs remerciements à tous les membres du Laboratoire des Systèmes Electriques et Télécommunications de leur contribution de près ou de loin à l'élaboration de ce travail.

Je remercie l'ensemble des personnes de l'Ecole Polytechnique de l'Université de Nantes et plus particulièrement celles du laboratoire IETR pour leur soutien et leur sympathie lors de mes séjours à Nantes.

Enfin, merci à mes chers parents, à mes chères sœurs, à mes chers frères et mes chères amies qui ont été toujours là pour me soutenir, m'encourager et me guider. Sans vous, je n'en serais pas là

Hayat SEMLALI

Fiche Présentative de la Thèse

- **Nom et Prénom de l'auteur:** SEMLALI Hayat
- **Intitulé du travail :** Développement de nouvelles structures et d'algorithmes appliquant l'échantillonnage aléatoire pour des systèmes de types radio logicielle et radio cognitive.
- **Encadrant:**
 - **Nom, Prénom et grade:** GHAMMAZ Abdelilah, Professeur de L'Enseignement Supérieur.
 - **Laboratoire et institution:** Laboratoire des Systèmes Electriques et Télécommunications, Faculté des Sciences et Techniques, Marrakech, Maroc.
- **Encadrant:**
 - **Nom, Prénom et grade:** DIOURIS Jean-François, Professeur de L'Enseignement Supérieur.
 - **Laboratoire et institution:** Institut d'Electronique et de Télécommunications de Rennes (UMR CNRS 6164), Ecole Polytechnique de l'Université de Nantes, France.
- **Co-encadrant:**
 - **Nom, Prénom et grade:** SOULMANI Abdallah, Professeur Habilité.
 - **Laboratoire et institution:** Laboratoire des Systèmes Electriques et Télécommunications, Faculté des Sciences et Techniques, Marrakech, Maroc.
- **Co-encadrant:**
 - **Nom, Prénom et grade:** BOUMAAZ Najib, Professeur Assistant.
 - **Laboratoire et institution:** Laboratoire des Systèmes Electriques et Télécommunications, Faculté des Sciences et Techniques, Marrakech, Maroc.
- **Lieux de réalisation des travaux (laboratoires, institution,...):**
 - Laboratoire des Systèmes Electriques et Télécommunications, Faculté des Sciences et Techniques, Marrakech, Maroc.
 - Institut d'Electronique et de Télécommunications de Rennes (UMR CNRS 6164), Ecole Polytechnique de l'Université de Nantes, France.

- **Période de réalisation du travail de thèse:** Décembre 2010 – Juin 2015
- **Cadres de coopération (ou de soutien):**
 - Thèse en cotutelle entre l'Université Cadi Ayyad et l'Université de Nantes.
 - Bourse d'excellence attribuée par le Centre National pour la Recherche Scientifique et Technique.
- **Ce travail a donné lieu aux résultats suivants (publications, communications, ...):**

Publications:

1. **H. Semlali**, N. Boumaaz, A. Soulmani, A. Ghammaz, J. F. Diouris, " Efficient Iterative Reconstruction Method for Randomly Sampled Multi-Band Signals in a Software Radio Context", **for Submission** to Circuit, Systems, and Signal Processing, Springer.
2. **H. Semlali**, N. Boumaaz, A. Soulmani, A. Ghammaz, J. F. Diouris, " Low complexity spectrum sensing method using random sampling", **Submitted** to Digital Signal Processing since 31 July 2015, Elsevier.
3. **H. Semlali**, N. Boumaaz, A. Soulmani, A. Ghammaz, J. F. Diouris, " Energy Detection Approach for Spectrum Sensing in Cognitive Radio Systems with the use of Random Sampling", Wireless Personal Communications, Springer, Vol. 79, issue 2, pp. 1053-1061, 2014. (**IF. 0.979, ISI Thomson Reuters**)
4. **H. Semlali**, N. Boumaaz, A. Soulmani, A. Ghammaz, J. F. Diouris, "Performance Analysis of an Energy Detector using Random Sampling for Cognitive Radio Systems", The Second World Conference on Complex Systems (WCCS'14), pp. 336-339, Nov. 2014, IEEE Xplore. DOI: 10.1109/ICoCS.2014.7060916.
5. **H. Semlali**, N. Boumaaz, A. Soulmani, A. Ghammaz, J. F. Diouris, "Application of ADPW Iterative Algorithm for Channel Selection with the use of Random Sampling in Software Radio Context", The International Conference on Complex Systems (ICCS'12), pp. 295-300, Nov. 2012, IEEE Xplore. DOI: 10.1109/ICoCS.2012.6458522.

Communications Internationales:

1. **H. Semlali**, A. Maali, N. Boumaaz, A. Soulmani, A. Ghammaz, J. F. Diouris, "Spectrum Sensing Operation based on a Real Signal of FM Radio: Feasibility Study

- using a Random Sampling Mode", **Submitted** to the 27th International Conference on Microelectronics (ICM 2015), December 20 - 23, 2015, Casablanca, Morocco.
2. **H. Semlali**, N. Boumaaz, A. Soulmani, A. Ghammaz, J. F. Diouris, "Performance Analysis of an Energy Detector using Random Sampling for Cognitive Radio Systems", The 2nd World Conference on Complex Systems (WCCS'14), November 10 -13, 2014, Agadir, Morocco.
 3. **H. Semlali**, N. Boumaaz, A. Soulmani, A. Ghammaz, J. F. Diouris, " Digital Front-end based on the ADPW Iterative Algorithm for Channel Selection with the use of Random Sampling in Software Radio Context", The 2nd Sino-French Workshop on Research Collaborations in Information and Communication Technologies (SIFWICT 2013), June 3–4th, 2013, Guangzhou, China.
 4. **H. Semlali**, N. Boumaaz, A. Soulmani, A. Ghammaz, J. F. Diouris, "Application of ADPW Iterative Algorithm for Channel Selection with the use of Random Sampling in Software Radio Context", The International Conference on Complex Systems (ICCS'12), November 5 - 6, 2012, Agadir, Morocco.
 5. **H. Semlali**, N. Boumaaz, A. Soulmani, A. Ghammaz, J. F. Diouris, " Méthode de Reconstruction Itérative ADPW appliquée à des Signaux Multi-bandes Aléatoirement Echantillonnés", Congrès Méditerranéen Des Télécommunications (CMT'12), 22 - 24 Mars 2012, Fès Maroc.

Résumé

Le travail proposé représente un croisement entre trois champs d'études récents: la radio logicielle, la radio cognitive et l'échantillonnage aléatoire. Le concept radio logicielle a émergé avec l'idée de permettre la réalisation d'équipements multi-modes et multi-standards reconfigurables. L'évolution ultime de la radio logicielle est la radio cognitive (ou la radio intelligente) dont l'objectif est de permettre à l'équipement de choisir les meilleures conditions de communications pour satisfaire les besoins de l'utilisateur. Dans ce travail, on s'intéresse à l'application de l'échantillonnage aléatoire dans des architectures de types radio logicielle et radio cognitive en vue de les optimiser. Le développement de systèmes opérant avec l'échantillonnage aléatoire permet de réduire les contraintes de repliement de spectre du signal échantillonné et de s'affranchir de la contrainte des bandes interdites imposées dans le cas d'un processus uniforme. Par conséquent, les contraintes sur les différents éléments de la chaîne de transmission seront allégées.

Ce travail est scindé en deux parties principales: la première partie est consacrée à l'élément clé de la radio logicielle qui est le front-end numérique. Nous avons présenté dans un premier temps différentes méthodes de reconstruction des signaux aléatoirement échantillonnés et de filtrage de canal (méthodes directes et méthode itératives) et nous nous sommes intéressés plus particulièrement aux méthodes itératives en raison de leur flexibilité et de leur rapidité de convergence. Par la suite nous avons proposé une nouvelle structure du front-end numérique basée sur la méthode itérative ADPW-GC pour la sélection de canal en appliquant l'échantillonnage aléatoire dans un contexte radio logicielle. Les performances de cette méthode sont analysées en termes de complexité, de qualité du signal reconstruit et de robustesse et sont comparées avec d'autres structures du front-end numérique afin de montrer l'intérêt de la structure proposée. Dans la seconde partie, nous nous sommes intéressés à la fonction clé de la radio cognitive à savoir la détection spectrale. Trois structures ont été proposées: détection spectrale en se basant sur la SVD pour la reconstruction et la sélection du canal d'intérêt, détection spectrale directement à partir des composantes fréquentielles calculées par la SVD et la LU sans passer par l'étape de reconstruction et une troisième structure moins complexe de la détection spectrale basée sur la DFT pour la sélection de la bande d'intérêt. Les performances de ces structures sont évaluées et comparées au cas d'un processus d'échantillonnage uniforme.

Les études théoriques et de simulation ont été complétées par quelques applications dans un contexte de la radio logicielle et de la radio cognitive en se basant sur des signaux réels de la radio FM captés par la clé RTL2832U.

Mots clés:

Radio cognitive, Radio logicielle, Echantillonnage aléatoire, Front-end numérique, Reconstruction des signaux multi-bandes, ADPW-GC, Détection spectrale, Evaluation des performances, Clé RTL2832U.

Abstract

The presented work is the result of a cross between three recent fields: Software Radio, Cognitive Radio and Random Sampling. The software radio concept has emerged with the idea to allowing the realization of multi-mode and multi-standard equipments. The ultimate evolution of software radio is the cognitive radio, whose objective is to allow the equipment to choose the best conditions for communications to satisfy the user needs. In this work, we are interested in the application of random sampling in software radio and cognitive radio architectures in order to optimize them. The development of systems operating with random sampling makes it possible to overcome the aliasing constraint imposed in the uniform sampling case. Therefore, the constraints on the various elements of the transmission system will be reduced.

This work is divided into two main parts: the first part is dedicated to the key element of software radio systems which is the digital front-end. We presented initially different methods for randomly sampled signals reconstruction and channel filtering, including direct and iterative methods. We are interested in particular to iterative methods due to their flexibility and convergence speed. Later we proposed a new structure of the digital front-end based on the ADPW-GC iterative method for channel selection by applying random sampling in a software radio context. The performances of this method are analyzed in terms of complexity, quality of reconstructed signal and robustness and compared with other structures of the digital front-end to show the interest of the proposed structure. In the second part, we are interested in the key function of cognitive radio which is the spectrum sensing. Three structures have been proposed: spectrum sensing based on the SVD direct algorithm for reconstruction and channel selection, spectrum sensing directly from the frequency components calculated by the SVD and the LU algorithms without reconstruction step and a third less complex structure of spectrum sensing based on the DFT for selection of the band of interest. The performance of these structures are evaluated and compared to the case of a uniform sampling process.

The theoretical and simulation studies were completed by some applications in the context of software defined radio and cognitive radio based on real FM radio signals captured by the RTL2832U key.

Keywords:

Cognitive radio, Software radio, Random sampling, Digital front-end, Multiband signals reconstruction, ADPW-GC, Spectrum sensing, Performances evaluation, RTL2832U key.

عنوان الرسالة:

تطوير هياكل جديدة و خوارزميات من تطبيق العينة العشوائية لأنظمة الراديو-برامج و الراديو الإدراكي

ملخص للرسالة

العمل المقترح في هذه الأطروحة هو مزيج بين ثلاث مجالات جديدة للدراسات: الراديو-برامج (Radio logicielle)، الراديو الإدراكي (Radio cognitive) ومجال أخذ العينات بطريقة عشوائية (Echantillonnage aléatoire). ظهر مفهوم الراديو-برامج مع فكرة السماح بتحقيق أجهزة متعددة الأنماط، متعددة القواعد و قابلة لإعادة التشكيل. التطور الأخير للراديو-برامج هو الراديو الإدراكي (أو الراديو الذكي) الذي يهدف بالسماح للأجهزة باختيار أفضل الظروف للاتصالات من أجل تلبية احتياجات المستخدم. في هذا العمل، نهتم بتطبيق الطريقة العشوائية لأخذ العينات من أجل تحسين هندسيات الراديو-برامج والراديو الإدراكي. يمكننا بفضل تطبيق العينة العشوائية تفادي الصور المتكررة للطيف (Répliques de spectres) و التي لا يمكن تجاوزها في حالة أخذ عينات الإشارة بطريقة منتظمة.

ينقسم هذا العمل إلى قسمين رئيسيين: خصصنا الجزء الأول إلى الواجهة النهائية الرقمية (Front-end numérique) و التي تمثل العنصر الرئيسي للراديو-برامج. قدمنا في البداية طرق مختلفة لإعادة بناء الإشارات ذات العينات المأخوذة عشوائيا و اختيار القناة المطلوبة (طرق مباشرة و طرق تكرارية) و ركزنا أكثر على الطرق التكرارية بسبب مرونتها و سرعة تقاربها. حيث اقترحنا هيكلا جديدا للواجهة النهائية الرقمية استنادا إلى الطريقة التكرارية ADPW_GC لاختيار القناة و اعتمادا على أخذ العينات بطريقة عشوائية في سياق الراديو-برامج. تم تحليل و مقارنة أداء هذه الطريقة من حيث التعقيد و جودة بناء الإشارة و متانتها مع غيرها من هياكل الواجهة النهائية الرقمية لإظهار أهمية الهيكل المقترح. في الجزء الثاني اهتمنا بالوظيفة الرئيسية للراديو الإدراكي وهي الكشف الطيفي (Détection spectrale). حيث تم اقتراح ثلاثة هياكل للكشف الطيفي بتطبيق العينة العشوائية: كشف طيفي اعتمادا على الخوارزمية SVD لإعادة البناء و اختيار القناة المطلوبة، كشف طيفي مباشرة من خلال المكونات الترددية التي اعتمدنا في حسابها على الخوارزميات SVD و LU دون المرور بمرحلة إعادة البناء و هيكل ثالث للكشف الطيفي اقل تعقيدا يعتمد على الخوارزمية DFT لاختيار القناة المطلوبة. تم تقييم أداء الهياكل المقترحة و مقارنتها مع حالة أخذ العينات بطريقة منتظمة.

واستكملنا الدراسات النظرية و المحاكاة ببعض التطبيقات في سياق الراديو-برامج و الراديو الإدراكي استنادا إلى إشارات حقيقية لموجات الراديو FM التقطت بواسطة المفتاح RTL2832U.

الكلمات المفتاح:

الراديو الإدراكي، الراديو برامج، عشوائية أخذ العينات، الواجهة النهائية الرقمية، إعادة بناء الإشارات المتعددة القنوات، ADPW-GC، الكشف الطيفي، تقييم الأداء، المفتاح RTL2832U

Liste des Acronymes

ADPW	: Adaptive Weights
ADPW-GC	: L'algorithme itératif ADPW accéléré par la méthode GC
ARS	: Additive Random Sampling
ASIC	: Application Specific Integrated Circuit
AWGN	: Additive White Gaussian Noise
BB	: Base Band
BI	: Bande Interdite
BP	: Bande Permise
CAN	: Convertisseur Analogique Numérique
CFE	: Conversion des Fréquences d'Echantillonnage
CNA	: Convertisseur Numérique Analogique
COFDM	: Coded Orthogonal Frequency Division Multiplexing
COR	: Courbe Opérationnelle du Récepteur
dB	: Décibel
DCS	: Détecteur à base de Cyclo-Stationnarité
DE	: Détecteur d'Energie
DFA	: Détecteur à base de Filtre Adapté
DFT	: Discrete Fourier Transform
DS	: Détection Spectrale
DSP	: Digital Signal Processor
DVB-T	: Digital Video Broadcasting-Terrestrial
FCS	: Fonction de Corrélation Spectrale
FEN	: Front-End Numérique
FFT	: Fast Fourier Transform
Flops	: Floating point operations
FM	: Frequency Modulation
FPGA	: Field-Programmable Gate Array
GC	: Gradient Conjugué
IF	: Intermediate Frequency
IEEE	: Institute of Electrical and Electronics Engineers

JRS	: Jittered Random Sampling
LU	: Algorithme d'élimination de Gauss
LR	: Level of Randomness
OTA	: Over The Air
Pd	: Probabilité de détection
Pfa	: Probabilité de fausse alarme
QPSK	: Quadrature Phase-Shift Keying
QR	: Orthogonal-triangular decomposition
RC	: Radio Cognitive
RF	: Radio Frequency
RL	: Radio Logicielle
RLR	: Radio Logicielle Restreinte
RSB	: Rapport Signal sur Bruit
SC	: Sélection de Canal
SNR	: Signal to Noise Ratio
SP	: Sensory Perception
SVD	: Singular Value Decomposition
UP	: Utilisateur Primaire
US	: Utilisateur Secondaire
WBFM	: Wide Band Frequency Modulation
WiFi	: Wireless Fidelity
WiMAX	: Worldwide Interoperability for Microwave Access
WRAN	: Wireless Regional Access Networks

Tables des Matières

Introduction Générale	1
Chapitre I: Introduction du concept de la radio logicielle et de la radio cognitive	5
I.1. Introduction.....	6
I.2. La radio logicielle	6
I.2.1. Définition.....	6
I.2.2. Architectures de la radio logicielle.....	7
I.2.3. Conversion analogique numérique.....	8
I.2.4. Composants programmables pour une architecture radio logicielle	9
I.2.5. La reconfigurabilité	9
I.2.6. Avantages de la radio logicielle	9
I.2.7. Contraintes sur les architectures radio logicielle.....	10
I.3. La radio cognitive	10
I.3.1. Définition.....	10
I.3.2. Architecture de la radio cognitive	11
I.3.3. Relation entre radio cognitive et radio logicielle	12
I.3.4. Fonctions de la radio cognitive	12
I.3.4.1. Détection du spectre (Spectrum sensing).....	12
I.3.4.2. Gestion du spectre (Spectrum management).....	13
I.3.4.3. Mobilité du spectre (Spectrum mobility)	13
I.3.5. Domaines d'applications de la radio cognitive	13
I.3.5.1. Les réseaux sans fil de prochaine génération.....	13
I.3.5.2. La coexistence de différentes technologies sans fil	13
I.3.5.3. Réseaux militaires	14
I.4. Conclusion	14
I.5. Références.....	15
Chapitre II: Rappels théoriques sur l'échantillonnage aléatoire et la reconstruction des signaux aléatoirement échantillonnés	16
II.1. Introduction	17
II.2. Processus d'échantillonnage aléatoire	17
II.2.1. Processus aléatoire ponctuel.....	18
II.2.2. Processus stationnaire ponctuel.....	18

II.2.3.	Echantillonnage aléatoire par jitter (JRS).....	19
II.2.4.	Echantillonnage aléatoire additif (ARS)	24
II.2.5.	Impact du mode d'échantillonnage aléatoire sur la densité spectrale de puissance des séquences d'échantillonnage	26
II.2.5.1.	Mode d'échantillonnage aléatoire JRS.....	27
II.2.5.2.	Mode d'échantillonnage aléatoire ARS	30
II.2.6.	Avantages de l'application de l'échantillonnage aléatoire au front-end numérique d'un récepteur radio logicielle.....	33
II.3.	Reconstruction des signaux aléatoirement échantillonnés	34
II.3.1.	Méthode de reconstruction par minimisation de l'erreur quadratique	35
II.3.2.	Choix des composantes fréquentielles	36
II.3.3.	Présentation des algorithmes directs de factorisation matricielle (SVD, LU et QR)	37
II.3.3.1.	Algorithme SVD.....	37
II.3.3.2.	Algorithme QR	38
II.3.3.3.	Algorithme LU	38
II.3.4.	Présentation des méthodes itératives: la méthode de descente, la méthode GC et la méthode ADPW-GC	39
II.3.4.1.	Méthode de descente	39
II.3.4.2.	Méthode du gradient conjugué	39
II.3.4.3.	Méthode ADPW-GC	40
II.3.5.	Comparaison de la vitesse de convergence des méthodes itératives présentées ...	42
II.3.6.	Comparaison des différents algorithmes en termes de complexité	43
II.4.	Application et résultats des simulations	44
II.4.1.	Caractéristiques du signal d'origine	44
II.4.2.	Effet de la fréquence centrale sur le processus de reconstruction	45
II.4.3.	Etude de l'effet du conditionnement	50
II.5.	Conclusion	52
II.6.	Références	54
	Chapitre III: Front-end numérique basée sur la méthode ADPW-GC associée avec l'échantillonnage aléatoire.....	56
III.1.	Introduction	57
III.2.	Définition du front-end numérique dans une architecture radio logicielle.....	58
III.3.	Structures de front-end numérique utilisant l'échantillonnage aléatoire	60

III.3.1. Structure1: front-end numérique basé sur le calcul des composantes fréquentielles du signal échantillonné par la méthode de minimisation quadratique en utilisant l'algorithme SVD	60
III.3.2. Structure2: front-end numérique basé sur le calcul des composantes fréquentielles du signal par la transformée de Fourier discrète (DFT)	61
III.3.3. Structure3: approche proposée du front-end numérique basée sur la méthode itérative ADPW-GC pour la sélection de canal en appliquant un mode d'échantillonnage aléatoire	62
III.4. Application et résultats des simulations	63
III.4.1. Evaluation du SNR de reconstruction	64
III.4.2. Evaluation du SNR de reconstruction en fonction des interférences	67
III.4.3. Analyse de la complexité des trois structures	68
III.5. Conclusion	68
III.6. Références	70
Chapitre IV: Applications de l'échantillonnage aléatoire pour la Détection Spectrale (Spectrum Sensing) dans le contexte de la radio cognitive.....	71
IV.1. Introduction	72
IV.2. Présentation des algorithmes de détection spectrale	72
IV.2.1. Détecteur d'énergie (DE)	72
IV.2.1.1. Principe	72
IV.2.1.2. Formulation mathématique de P_d et P_{fa}	73
IV.2.1.3. Résultats et discussions	76
IV.2.2. Détecteur à base de filtre adapté (DFA)	76
IV.2.2.1. Principe	76
IV.2.2.2. Formulation mathématique de P_d et P_{fa}	77
IV.2.2.3. Résultats et discussions	78
IV.2.3. Détecteur à base de cyclo-stationnarité	79
IV.2.3.1. Principe	79
IV.2.3.2. Résultats et discussions	79
IV.3. Application1: La détection spectrale en se basant sur la SVD pour la reconstruction et la sélection du canal d'intérêt	81
IV.3.1. Principe	81
IV.3.2. Evaluation des performances en termes de courbes COR	81
IV.4. Application 2: la détection spectrale à partir des composantes fréquentielles c_k calculées par la SVD et la LU sans passer par l'étape de reconstruction.....	84

IV.4.1. Principe.....	84
IV.4.2. Evaluation des performances.....	84
IV.5. Application 3: Approche moins complexe de la détection spectrale basée sur la DFT pour la sélection de la bande d'intérêt:	87
IV.5.1. Principe.....	87
IV.5.2. Evaluation des performances en termes de courbes COR.....	87
IV.5.3. Effet du RSB et du nombre d'échantillons N sur les courbes COR	89
IV.5.4. Comparaison des performances de cette approche avec l'approche basée sur la LU (approche2) en terme de P_{fa}	91
IV.5.5. Analyse de la complexité	92
IV.5.6. Pertes en RSB en fonction du nombre d'échantillons N.....	93
IV.6. Conclusion	97
IV.7. Références	99
Chapitre V: Applications de la radio logicielle et de la radio cognitive en se basant sur des signaux réels de la radio FM captés par la clé RTL2832U	101
V.1. Introduction	102
V.2. Présentation des outils	102
V.2.1. Clé RTL2832U	102
V.2.2. GNU Radio.....	103
V.3. Réalisation de la RLR sous GNU Radio	103
V.3.1. Principe.....	103
V.3.2. Réception de la radio FM	104
V.3.3. Tests.....	107
V.4. Application de la radio logicielle	109
V.4.1. Etape 1: Conversion des fréquences d'échantillonnage.....	109
V.4.2. Etape 2: Reconstruction du signal réel aléatoirement échantillonné.....	111
V.5. Application de la radio cognitive: détection spectrale en se basant sur un signal réel de la radio FM	112
V.6. Conclusion.....	117
V.7. Références	119
Conclusion Générale	120
Perspectives.....	123
Annexe: Instructions d'installation de la clé RTL2832U et de la GNU Radio	124

Introduction Générale

Les futures générations des mobiles communicants intégreront les services multimédia et feront appel à des réseaux de communications divers. Ils permettront une adaptation permanente aux besoins de l'utilisateur et à la disponibilité des canaux de communication. Pour répondre à ces besoins et résoudre les problèmes soulevés par la coexistence de nombreuses normes de radiocommunications dans une même région géographique, « la radio logicielle » a émergé dans l'étude des systèmes de télécommunications en apportant des solutions intéressantes. La radio logicielle permet, idéalement, à des équipements de communiquer avec n'importe quel standard de radiocommunications en ne modifiant aucun élément matériel mais simplement par modification du logiciel embarqué [1]. Le concept radio logicielle est considéré comme une manière de rendre les usagers, les fournisseurs de services et les fabricants plus indépendants des normes.

L'évolution ultime de la radio logicielle est la radio intelligente (ou radio cognitive). Le concept radio cognitive est issu des travaux de Joseph Mitola publiés en 1999 et 2000 [2, 3]. Ces travaux sont le résultat d'un besoin accru en efficacité spectrale. En effet, l'utilisation du spectre des fréquences radio n'est pas uniforme: selon les heures de la journée, selon la position géographique, une bande fréquentielle peut être surchargée pendant qu'une autre reste inutilisée. D'où l'idée de développer des outils permettant de mieux utiliser le spectre. La radio cognitive est le concept qui permet de répondre à ce défi.

L'objectif de la radio cognitive est donc de rendre les appareils de communications plus autonomes, capables de décider quelles ressources utiliser et comment les utiliser efficacement. La radio cognitive vise donc à résoudre le problème de saturation du réseau de communication sans fil par une optimisation au niveau des terminaux.

Le principe des futurs systèmes de communication, comme il a été indiqué, consiste à numériser au plus près de l'antenne. Le reste des traitements doit être effectué numériquement afin de faciliter la reconfiguration. Ce principe présente de nombreux avantages, mais soulève aussi de très nombreux verrous technologiques aussi bien au niveau de la numérisation (fréquence d'échantillonnage élevée et dynamique du signal très importante), qu'au niveau du filtrage numérique du canal (filtres très sélectifs traitant des bandes élevées).

L'application de l'échantillonnage aléatoire dans des systèmes de types radio logicielle et radio cognitive présente plusieurs avantages par rapport au cas d'un échantillonnage uniforme [4]: grande flexibilité sur le choix des fréquences d'échantillonnage, réduction des contraintes sur l'opération de filtrage, atténuation voire suppression des répliques de spectres lorsque la séquence d'échantillonnage appliquée est stationnaire [5]. Par conséquent les contraintes sur les différents éléments de la chaîne de transmission sont allégées.

L'objectif de cette thèse est de proposer de nouvelles structures et algorithmes appliquant l'échantillonnage aléatoire pour des systèmes de types radio logicielle et radio cognitive en vue de les optimiser. Ce mémoire est organisé comme suit:

Le premier chapitre, présente le concept de la radio logicielle ainsi que les différents aspects qui lui sont associés. Ensuite nous donnons un aperçu général sur la radio cognitive, son architecture ainsi que sa relation avec la radio logicielle.

Pour proposer une architecture radio logicielle ou radio cognitive appliquant l'échantillonnage aléatoire, nous avons jugé utile de présenter les processus de l'échantillonnage. Ainsi, dans la première partie du second chapitre nous abordons quelques aspects théoriques sur le processus d'échantillonnage aléatoire et nous analysons leurs impacts sur le spectre du signal échantillonné. La deuxième partie comporte une étude de différentes méthodes de reconstruction des signaux aléatoirement échantillonnés: méthodes directes et méthodes itératives. Nous nous intéresserons plus particulièrement à la méthode itérative ADPW-GC (l'algorithme itératif ADPW (Adaptive Weights) accéléré par la méthode du Gradient Conjugué) en raison de sa robustesse et de sa rapidité de convergence.

Dans le troisième chapitre, nous nous intéresserons à l'élément clé de la radio logicielle, à savoir le front-end numérique. Nous proposons une nouvelle structure du front-end numérique basée sur la méthode itérative ADPW-GC pour la sélection de canal en appliquant l'échantillonnage aléatoire. Les performances de cette méthode seront analysées en termes de complexité, de qualité du signal reconstruit et de robustesse et seront comparées avec d'autres structures du front-end numérique afin de montrer l'intérêt de la structure proposée.

Le quatrième chapitre comporte deux parties. La première partie présente une analyse comparative de quelques techniques utilisées pour la détection spectrale et la seconde partie consiste en une proposition de quelques structures pour la détection spectrale appliquant l'échantillonnage aléatoire dans un contexte radio cognitive. Les performances des structures

proposées seront évaluées en termes de la caractéristique de fonctionnement du récepteur (la courbe COR), de la probabilité de fausse alarme (P_{fa}) et de la complexité et seront comparées au cas d'un processus uniforme.

Pour compléter les études théoriques et de simulation il était important de réaliser quelques applications de la radio logicielle et de la radio cognitive en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire. Ainsi, dans le cinquième chapitre, nous testons quelques structures proposées pour la radio logicielle et la radio cognitive sur des signaux réels de la radio FM captés par la clé RTL2832U sous le logiciel GNU Radio.

Références

- [1] J. Palicot, “*De la radio logicielle à la radio intelligente*”, Institut Télécom et Lavoisier, Paris, 2010.
- [2] J. Mitola, and G. Maguire, “*Cognitive radio: Making software radios more personal*”, IEEE Personal Communications, pp. 13-18, August 1999.
- [3] J. Mitola, “*Cognitive radio: an integrated agent architecture for software defined radio*”, Ph.D. dissertation, Royal Institute of Technology, Suède, mai 2000.
- [4] J. J. Wojtiuk, and R. J. Martin, “*Random sampling enables flexible design for multiband carrier signals*”, IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 49, no. 10, pp. 2438-2440, 2001.
- [5] I. Bilinskis, and A. Mikelsons, “*Randomized signal processing*”, Cambridge: Prentice Hall, 1992.

Chapitre I

Introduction du concept de la radio logicielle et de la
radio cognitive

I.1. Introduction

Les progrès technologiques en traitement numérique du signal ont ouvert la voie à une nouvelle approche d'implémentation de plateformes de communication sans fil dont la majeure partie du traitement du signal est réalisée au niveau logiciel plutôt qu'au niveau matériel. Cette approche a donné naissance à la radio logicielle dont l'objectif principal est de rendre possible la reconfiguration complète de l'interface radio.

L'évolution ultime de la radio logicielle est la radio intelligente (ou radio cognitive). Une radio cognitive est un système de communication « conscient » de son environnement, et peut prendre des décisions quant à son mode de fonctionnement. Elle est capable de modifier ses paramètres d'émission en cours de fonctionnement grâce à une interaction avec l'environnement dans lequel elle fonctionne [1]. Dans ce chapitre, nous donnons un aperçu général sur la radio logicielle et sur la radio cognitive.

I.2. La radio logicielle

I.2.1. Définition

Le terme radio logicielle est apparu en 1991 grâce aux travaux de Joseph Mitola pour définir une classe de radio reprogrammable et reconfigurable. La radio logicielle, en anglais Software Radio, est un système de communication sans fil multi-modes multi-standards reconfigurable dans lequel une majeure partie du traitement est réalisé en logiciel.

Le concept de la radio logicielle peut être considéré comme une manière de rendre les usagers, les fournisseurs de services et les fabricants plus indépendants des normes. C'est-à-dire que les interfaces radio peuvent être adaptées aux besoins d'un service particulier pour un usager particulier dans un environnement donné à un instant donné.

L'idée de base dans un système radio logicielle est d'utiliser un bloc analogique simple et universel en tête du récepteur (commun aux standards auxquels on s'intéresse) et de numériser au plus près de l'antenne (figure I.1). Le reste des traitements doit être effectué numériquement afin de faciliter la reconfiguration.

Le bloc front-end numérique (FEN) constitue le cœur d'une architecture radio logicielle. Il représente l'interface entre le convertisseur analogique-numérique qui numérise la bande système et les circuits numériques qui vont traiter un canal ou des canaux particuliers. Les trois fonctions essentielles du front-end numérique sont: la transposition IQ, la conversion des fréquences d'échantillonnage (CFE) entre l'entrée (numérisation de la bande système) et la sortie (fréquence chip ou symbole) et la sélection du canal (SC) ou des canaux désirés.

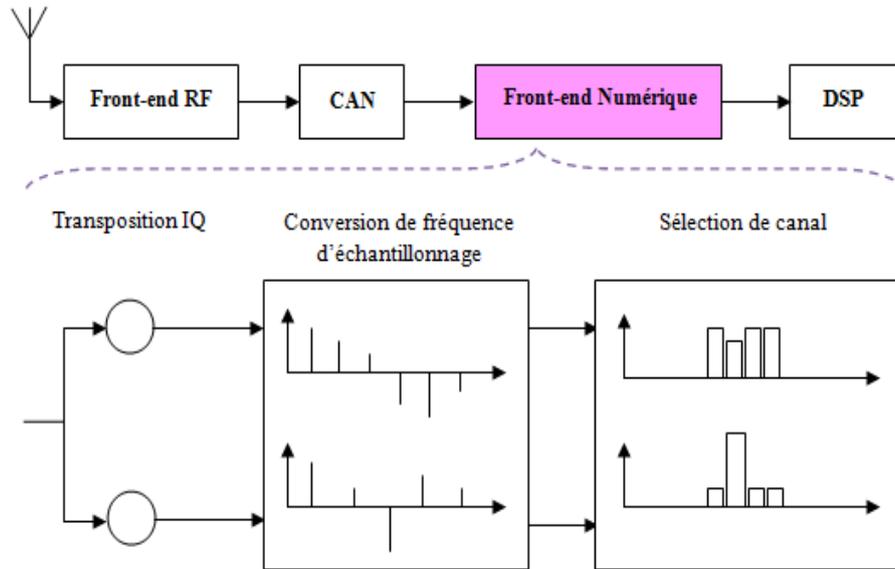


Figure I.1: Les trois fonctions du front-end numérique

I.2.2. Architectures de la radio logicielle

Dans une architecture radio logicielle idéale (architecture optimale), toute la bande des systèmes radio-mobiles auxquels on s'intéresse doit être numérisée. La conversion analogique-numérique doit donc être effectuée au plus proche de l'antenne (Figure I.2) [2].



Figure I.2: Approche radio logicielle

Dans une telle architecture, les fonctions CAN et CNA à haute fréquence et large bande seront très complexes à réaliser et constituent les éléments critiques de la RL, des antennes large bande sont nécessaires pour ce type de conception et l'échantillonnage du signal large bande nécessite des convertisseurs analogique numérique large bande très performants [1]. Ces difficultés parmi d'autres rendent le concept de la radio logicielle idéale irréalisable avec les moyens technologiques actuels.

Les solutions envisageables ne peuvent mettre en œuvre que des systèmes radio logicielle restreinte (RLR). Ces solutions reposent sur des systèmes de transmission constitués d'une partie analogique et d'une partie numérique. C'est une radio logicielle réaliste adaptée aux technologies existantes. La figure I.3 présente le schéma bloc des différents étages de traitement d'une RLR.

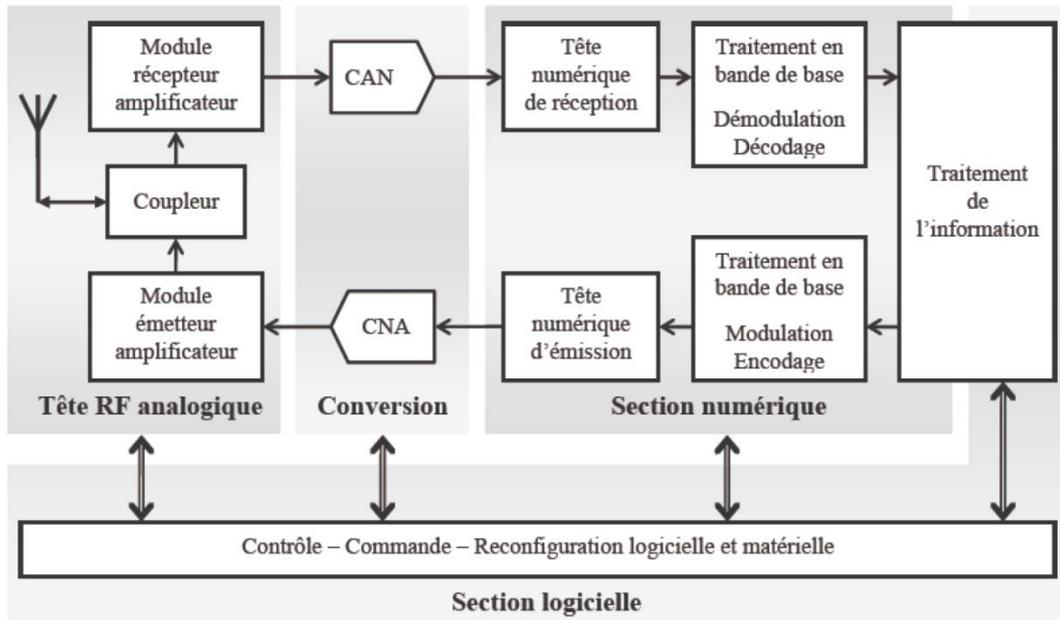


Figure I.3: Architecture de radio logicielle restreinte

Le schéma bloc d'une radio logicielle restreinte est composé de:

- une tête RF analogique configurable, composée de filtres, coupleurs, oscillateurs, transposition de fréquence, amplificateurs de puissance
- un étage de conversion analogique/numérique (CAN) et numérique/analogique (CNA)
- une section numérique programmable assurant la mise en forme du spectre, l'adaptation et le traitement numérique en bande de base
- une section logicielle assurant le contrôle, la commande et la configuration logicielle des différents étages

I.2.3. Conversion analogique numérique

Les convertisseurs analogique-numérique (CAN) représentent les éléments critiques dans les architectures radio logicielle. D'après la littérature, il existe différents types de CAN qui se différencient par leur vitesse de conversion, leur consommation et leur coût. Les CANs les plus répandus sont les convertisseurs flash, pipeline, sigma-delta, ...etc [3,4]. L'amélioration des performances de ces composants contribue au développement de la radio logicielle.

Pour les systèmes radio logicielle où les contraintes sur les convertisseurs sont majeures, le choix de la technique d'échantillonnage à adopter peut contribuer fortement à alléger les contraintes sur les convertisseurs.

I.2.4. Composants programmables pour une architecture radio logicielle

D'après la littérature, plusieurs composants programmables peuvent être utilisés dans les architectures radio logicielle tels que: DSPs, ASICs et FPGAs [3,5]. Le choix du type de composants à utiliser dépend des contraintes imposées en termes de flexibilité et de performances (vitesse, surface, consommation et coût).

Il est possible de développer une architecture hétérogène dans laquelle cohabitent le FPGA, l'ASIC et le DSP: le FPGA peut assurer les fonctions nécessitant des temps de calcul les plus faibles possibles et un degré de flexibilité important, l'ASIC peut être utilisé dans les modules mixtes analogiques-numériques de la partie RF, et le DSP peut être dédié au traitement du signal en bande de base.

I.2.5. La reconfigurabilité

Un certain nombre de plates-formes pour des systèmes reconfigurables basées sur des FPGA et des DSP ont été proposées dans la littérature [6, 7, 8, 9]. Le processus de reconfiguration peut être déclenché par l'utilisateur, par l'opérateur du réseau, ou par le fournisseur de service ou de l'application [10].

La reconfiguration peut être effectuée selon différentes manières [2]:

- Statique : configuration de l'équipement à l'arrêt au moyen de "smart card" par exemple.
- Pseudo-statique : configuration de l'équipement en utilisant le téléchargement via l'interface radio (OTA), mais le système reste inchangé si une communication est en cours.
- Dynamique : Possibilité d'auto-reconfiguration même si une communication est en cours.

I.2.6. Avantages de la radio logicielle

La radio logicielle est une évolution des systèmes de radiocommunication car elle apporte de nombreux avantages pour l'ensemble des acteurs du domaine (le concepteur de terminaux, l'opérateur et le fournisseur de services ainsi que pour l'utilisateur final) [1].

Pour le concepteur, la radio logicielle procure de nombreux avantages tels que: la facilité de développement et de validation sur des outils logiciels de programmation, la mise en commun de plate-forme pour plusieurs produits ou plusieurs générations de produits ainsi que la possibilité de corriger des erreurs jusqu'au dernier moment et même après la vente. Ensuite, pour le fournisseur des services radio, la radio logicielle offre une facilité d'ajout de

nouvelles fonctionnalités, l'amélioration des performances d'une infrastructure opérationnelle, une mobilité totale grâce à un fonctionnement multi-standards et le téléchargement et mise à jour logicielle à distance. Et enfin, avec la radio logicielle, l'utilisateur final pourra bénéficier des services adaptés à ses besoins en termes de qualité de service et du coût.

I.2.7. Contraintes sur les architectures radio logicielle

Les architectures radio logicielle doivent tenir compte des contraintes imposées sur les équipements radio logicielle (terminaux et stations de base). Ces contraintes peuvent être résumées comme suit :

- Une puissance de calcul suffisante pour gérer les différents traitements associés à différents standards
- Une faible consommation d'énergie
- Une taille réduite
- Un prix abordable

Le concept de la radio logicielle permet à des équipements de communiquer avec une famille de standards de radiocommunications par simple modification logicielle. Cette technologie présente de nombreux avantages, mais elle soulève aussi plusieurs difficultés technologiques dont il faut trouver des solutions.

L'évolution ultime de la radio logicielle est la radio intelligente (ou la radio cognitive). Cette intelligence doit permettre à l'équipement de choisir les meilleures conditions de communications pour satisfaire les besoins de l'utilisateur.

I.3. La radio cognitive

I.3.1. Définition

Le concept de la radio cognitive a également été proposé par Joseph Mitola lors d'un séminaire à KTH (Institut royal de technologie de Stockholm) en 1998 et publié plus tard dans un article de Mitola et Gerald Q. Maguire, Jr. en 1999[11].

La radio cognitive est une forme de communication sans fil dans laquelle un émetteur/récepteur peut détecter intelligemment les canaux de communication qui sont en cours d'utilisation et ceux qui ne le sont pas, et peut se déplacer dans les canaux inutilisés. Ceci permet d'optimiser l'utilisation des fréquences radio disponibles du spectre tout en minimisant les interférences avec d'autres utilisateurs. La radio cognitive vise donc

l'augmentation significative de l'efficacité des transmissions dans le monde futur des communications sans fil.

I.3.2. Architecture de la radio cognitive

L'architecture d'un système radio cognitive est définie par un ensemble cohérent de règles de conception par lequel un ensemble spécifique de composantes réalise une série de fonctions, de produits et de services [12].

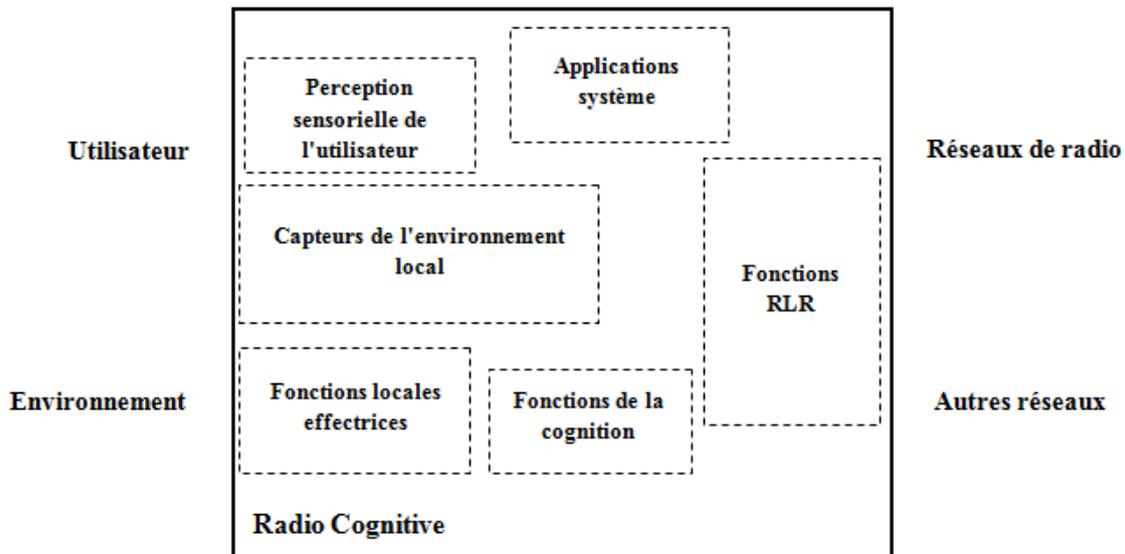


Figure I.4: Architecture d'un système radio cognitive

Les six composantes fonctionnelles de l'architecture d'un système radio cognitive sont:

- La perception sensorielle (Sensory Perception: SP) de l'utilisateur qui inclut l'interface haptique (du toucher), acoustique, la vidéo et les fonctions de détection et de la perception.
- Les capteurs de l'environnement local (emplacement, température, etc.)
- Les applications système (les services médias indépendants comme un jeu en réseau).
- Les fonctions RLR (qui incluent la détection RF et les applications radio de la RLR).
- Les fonctions de la cognition (pour les systèmes de contrôle, de planification, d'apprentissage).
- Les fonctions locales effectrices (synthèse de la parole, du texte, des graphiques et des affiches multimédias).

I.3.3. Relation entre radio cognitive et radio logicielle

L'une des principales caractéristiques de la RC est la capacité d'adaptation des paramètres de la radio (fréquence porteuse, puissance, modulation, bande passante) qui peuvent être modifiés en fonction de l'environnement radio, de la situation, des besoins de l'utilisateur, de l'état du réseau, de la géo-localisation,...etc.

D'autre part, la radio logicielle est capable d'offrir les fonctionnalités de flexibilité et de reconfigurabilité à l'aspect d'adaptation de la radio cognitive. Par conséquent, cette dernière doit être mise en œuvre autour d'une radio logicielle. En d'autres termes, la radio cognitive englobe la radio logicielle.

L'un des plus simples modèles qui décrit la relation entre la radio cognitive et la radio logicielle est illustré par la Figure I.5.

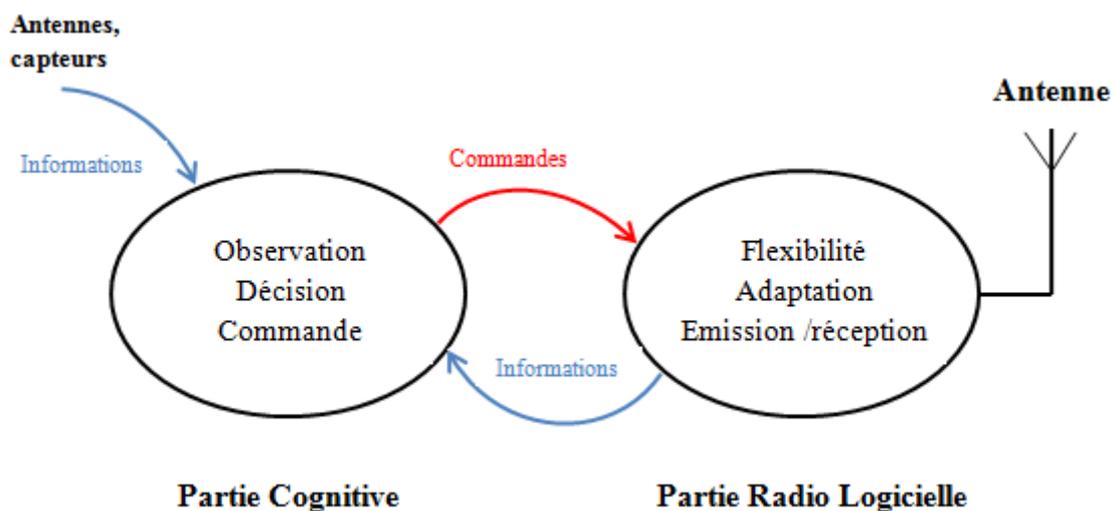


Figure I.5: Schéma simplifié de la radio cognitive

La partie cognitive comporte la détection des conditions de fonctionnement (antenne, environnement ...) et la décision des caractéristiques d'émission/réception et de la bande à utiliser. La partie radio logicielle doit alors être suffisamment souple pour pouvoir s'adapter à ces décisions.

I.3.4. Fonctions de la radio cognitive

La radio cognitive a pour objectif de résoudre la saturation du réseau de communication sans fil par une optimisation au niveau des terminaux. Les principales fonctions de la radio cognitive sont les suivantes [12]:

I.3.4.1. Détection du spectre (Spectrum sensing)

C'est la fonctionnalité de base dans une radio cognitive. Elle consiste à détecter les bandes non utilisées du spectre et à les partager sans interférence avec d'autres utilisateurs.

L'un des objectifs de la détection spectrale est d'obtenir le statut du spectre (libre/occupé), de sorte que le spectre puisse être consulté par un utilisateur secondaire (US) sans interférence avec un utilisateur primaire (UP).

I.3.4.2. Gestion du spectre (Spectrum management)

C'est la partie principale de la radio cognitive. Elle vise à déduire de l'analyse des données issues de la détection une décision sur la stratégie à adopter pour s'insérer dans le réseau.

I.3.4.3. Mobilité du spectre (Spectrum mobility)

C'est le processus qui permet à l'utilisateur de la radio cognitive de changer sa fréquence de fonctionnement. Les réseaux radio cognitive utilisent le spectre de manière dynamique en permettant à des terminaux radio de fonctionner dans la meilleure bande de fréquence disponible.

I.3.5. Domaines d'applications de la radio cognitive

Le concept de la radio cognitive peut être appliqué à une variété de scénarios de communication sans fil. Parmi les applications on peut citer:

I.3.5.1. Les réseaux sans fil de prochaine génération

La radio cognitive devrait être une technologie clé pour la prochaine génération de réseaux sans fil hétérogènes. La radio cognitive fournira des renseignements intelligents à la fois pour l'utilisateur et pour le fournisseur d'équipements. Pour l'utilisateur, un dispositif mobile avec des interfaces d'air multiples (WiFi, WiMAX, cellulaires) peut observer l'état des réseaux d'accès sans fil (la qualité de transmission, débit, délai) et prendre une décision sur la sélection de l'accès au réseau pour une communication. Pour le fournisseur, les ressources radio de plusieurs réseaux peuvent être optimisées pour l'ensemble des utilisateurs de mobiles.

I.3.5.2. La coexistence de différentes technologies sans fil

Les nouvelles technologies sans fil (IEEE 802.22) sont en cours d'élaboration pour la réutilisation des fréquences radio allouées à d'autres services sans fil (service TV). La radio cognitive est une solution qui rend possible la coexistence de ces différentes technologies et services sans fil. Ainsi, à titre d'exemple, la technologie IEEE 802.22 basée sur les utilisateurs WRAN peut utiliser efficacement la bande TV quand il n'y a pas d'utilisation du téléviseur à proximité ou quand une station de télévision ne diffuse pas.

I.3.5.3. Réseaux militaires

Avec la radio cognitive, les paramètres de la communication sans fil peuvent être adaptés de manière dynamique en fonction du temps et de l'emplacement ainsi que de la mission des soldats. Par exemple, si certaines fréquences sont brouillées ou bruyantes, les dispositifs radio cognitifs (émetteurs/récepteur) peuvent effectuer des recherches pour trouver des bandes de fréquence d'accès de rechange pour la communication.

I.4. Conclusion

Dans la première partie de ce chapitre nous avons introduit le concept de la radio logicielle ainsi que les différents aspects qui lui sont associés. Nous avons noté que dans les architectures radio logicielle, les convertisseurs analogiques numériques constituent des éléments critiques. L'amélioration des performances de ces composants contribue au développement de la radio logicielle. D'après la littérature, la technique d'échantillonnage adoptée peut contribuer fortement à alléger les contraintes sur les convertisseurs. La deuxième partie donne un aperçu général sur la radio cognitive, son architecture ainsi que sa relation avec la radio logicielle.

L'application de l'échantillonnage aléatoire dans des systèmes de types radio logicielle et radio cognitive permet de réduire les contraintes de repliement de spectre du signal échantillonné et de s'affranchir la contrainte des bandes interdites imposées dans le cas d'un processus uniforme. Par conséquent, les contraintes sur les différents éléments de la chaîne de transmission seront allégées. Dans la suite de ce travail, nous nous intéressons aux éléments clés de la radio logicielle et de la radio cognitive qui sont respectivement le front-end numérique et la détection spectrale pour lesquelles on peut chercher des solutions autour de l'échantillonnage aléatoire en vue de les optimiser.

I.5. Références

- [1] J. Palicot, “*De la radio logicielle à la radio intelligente*”, Institut Télécom et Lavoisier, Paris, 2010.
- [2] W. Tuttlebees, “*Software Defined Radio: Facets of Developing Technology*”, IEEE Personal Communications, pp. 38-44, avril 1999.
- [3] A. Soulmani, “*Outil de Simulation et de Synthèse Pour l’étude d’architectures Software Radio*”, thèse de Doctorat Soutenu en Octobre 2003 à la faculté des sciences Semlalia, Marrakech.
- [4] M. Ben Romdhane, “*Echantillonnage Non Uniforme appliqué à la Numérisation des signaux Radio Multistandard*”, thèse de Doctorat soutenu en Février 2009 à SUP'COM, Paris.
- [5] N. Boumaaz, “*Etude d’Opérateurs de Traitement de Signal Appliquant l’Echantillonnage Aléatoire pour la Radio Logicielle*”, thèse de Doctorat soutenu en Avril 2009 à la Faculté des Sciences Semlalia, Marrakech.
- [6] M. Mehta, and M. Wesseling, “*TRUST Approach to Software Defined Radio-Baseband Considerations*”, IST Mobile Communications Summit 2000, Galway, Ireland, pp. 273-281, October 2000.
- [7] W. Tuttlebee, “*Software Radio Technology: A European Perspective*”, IEEE Communications Magazine, pp. 118-123, February 1999.
- [8] D. Nicklin, “*Utilising FPGAs in Re-configurable Basestations And Software Radios*”, Electronics Engineering Magazine, April 2000.
- [9] R. Rümmler, A.H. Aghvami, S. Boorn, and B. Arram, “*Traffic Modelling of Software Download for Reconfigurable Terminals*”, 12th IEEE International Symposium on Personal Indoor and Mobile Radio Communications 2001 (PIMRC), San Diego, USA, September 2001.
- [10] N. Olaziregi, C. Niedermeier, R. Schmid, D. Bourse, T. Farnham, R. Haines, and F. Berzosa, “*Overall System Architecture for reconfigurable terminals*”, IST Summit 2001, Barcelona, Spain, September 2001.
- [11] J. Mitola, and G. Maguire, “*Cognitive radio: Making software radios more personal*”, IEEE Personal Communications, pp. 13-18, August 1999.
- [12] E. Hossain, D. Niyan, Zhu Han, “*Dynamic Spectrum Access and management in cognitive radio networks*”, Cambridge University, Press 2009.

Chapitre II

Rappels théoriques sur l'échantillonnage aléatoire et la reconstruction des signaux aléatoirement échantillonnés

II.1. Introduction

Comme il est bien connu, le spectre d'un signal échantillonné de manière uniforme avec une fréquence d'échantillonnage f_e présente des répliques à des fréquences multiples entières de f_e . L'existence de ces répliques impose d'énormes contraintes sur l'ensemble des éléments d'une chaîne de réception.

L'application de l'échantillonnage aléatoire permet de réduire les répliques de spectre (ou les éliminer complètement dans le cas d'une séquence stationnaire) [1,2] ce qui allège les contraintes sur les différents éléments de la chaîne. Cependant, le problème de reconstruction est plus complexe par rapport au cas uniforme. Il est donc nécessaire d'explorer différentes méthodes de reconstruction et d'en évaluer les performances.

Dans la première partie de ce chapitre, nous présentons deux séquences d'échantillonnage aléatoire, parmi les plus rencontrées dans la littérature et nous discuterons de leur capacité à réduire la puissance des répliques de spectre (Alias-reduction) ou à les supprimer dans le cas du régime stationnaire (Alias-free). La deuxième partie présente différentes méthodes de reconstruction des signaux aléatoirement échantillonnés: des méthodes directes de décomposition matricielle telles que la SVD (Singular Value Decomposition), la LU (Méthode d'élimination de Gauss) et la QR (Orthogonal-triangular decomposition) et des méthodes itératives telles que la méthode de Descente, la méthode du Gradient Conjugué (GC) et la méthode ADPW-GC (l'algorithme itératif ADPW (Adaptive Weights) accéléré par la méthode du gradient conjugué). Nous nous intéressons particulièrement à la méthode itérative ADPW-GC pour résoudre le problème de reconstruction des signaux aléatoirement échantillonnés en raison de sa robustesse et de sa rapidité de convergence.

II.2. Processus d'échantillonnage aléatoire

Comme pour le cas uniforme, un processus d'échantillonnage non uniforme permet de convertir un signal analogique continu $x(t)$ en une représentation discrète dans le temps $x_s(t)$. L'opération d'échantillonnage peut s'écrire sous la forme:

$$x_s(t) = x(t)s(t) \quad (\text{II.1})$$

où $s(t)$ est le signal échantillonneur donné par:

$$s(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \delta(t - t_n) \quad (\text{II.2})$$

avec t_n l'instant d'échantillonnage de l'échantillon n et $\delta(t)$ l'impulsion de Dirac.

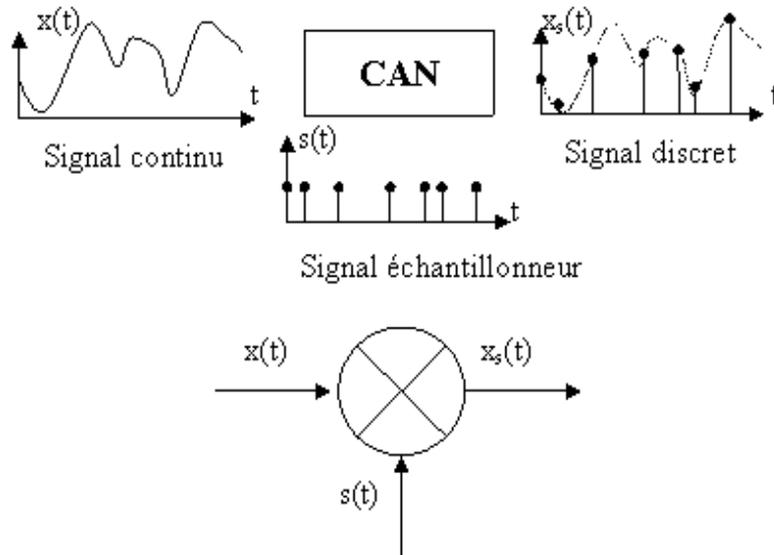


Figure II.1: Echantillonneur idéal

II.2.1. Processus aléatoire ponctuel

Un processus aléatoire ponctuel $t_n, n = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$, est une description statistique d'un ordonnancement d'une séquence de valeurs (généralement le long de l'axe temporel) [1]. Chaque élément du processus ponctuel peut être défini en termes d'un processus stochastique τ_n de la manière suivante:

$$t_n = \begin{cases} \tau_0 + \sum_{k=1}^n \tau_k & n \geq 1 \\ \tau_0 & n = 0 \\ \tau_0 + \sum_{k=n}^{-1} \tau_k & n \leq -1 \end{cases} \quad (\text{II.3})$$

avec $0 \leq \tau_n \leq +\infty$. Pour tout entier n , τ_n représente l'intervalle de temps entre les instants t_n et t_{n-1} . Pour $n=0$, la phase initiale de la séquence $\{t_n\}$ est donnée par $t_0 = \tau_0$.

II.2.2. Processus stationnaire ponctuel

Un processus stationnaire ponctuel est défini par Bilinskis comme étant un processus où la probabilité d'occurrence d'un échantillon est identique partout sur l'axe de temps [2, p.36]. Dans le cas d'un tel processus, la densité de probabilité $P_d(t)$ est constante et est égale au taux d'échantillonnage moyen $\beta = \frac{1}{T}$. Ceci peut être exprimé par:

$$p_d(t) = \sum_{n=1}^{\infty} p_n(t) = \beta = \frac{1}{T} \quad (\text{II.4})$$

avec $P_n(t)$, la densité de probabilité du $n^{\text{ième}}$ instant d'échantillonnage et T représente la période d'échantillonnage moyenne.

Cela peut se produire sur toute la séquence d'échantillonnage, ou la séquence peut devenir stationnaire seulement après une certaine période transitoire. Cette propriété dépend fortement du mode d'échantillonnage appliqué, des densités de probabilités utilisées pour générer les intervalles τ_n et de la phase initiale de la séquence d'échantillonnage τ_0 [1, p.20].

Dans les sections suivantes, nous présentons deux modes d'échantillonnage aléatoire, parmi les plus rencontrés dans la littérature à savoir le mode d'échantillonnage par jitter (JRS) et le mode d'échantillonnage additif (ARS), et nous discutons de leur faculté à réduire la puissance des répliques de spectre ou à les supprimer dans le cas du régime stationnaire.

II.2.3. Echantillonnage aléatoire par jitter (JRS)

Ce mode décrit une fluctuation autour des instants d'échantillonnage uniforme. Le processus d'échantillonnage par jitter est un processus ponctuel aléatoire où les instants d'échantillonnage sont donnés par l'expression suivante:

$$t_n = nT + \tau_n, T > 0 \quad n= 1, 2, \dots \quad (\text{II.5})$$

avec

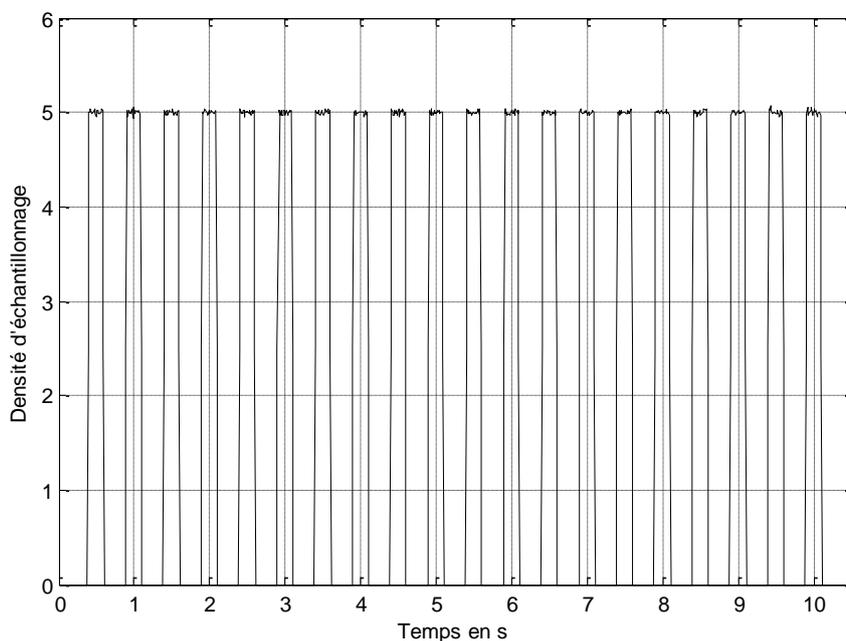
- T est la période d'échantillonnage moyenne (le taux d'échantillonnage moyen est défini par $\beta = \frac{1}{T}$,
- $\{\tau_n\}$ est un ensemble de variables aléatoires, défini pour $n \geq 1$, ayant une densité de probabilité $P(\tau)$ de variance σ^2 et de moyenne nulle.

La densité de probabilité du $n^{\text{ième}}$ instant d'échantillonnage est donnée par $P_n(t) = P(t - nT)$. Chaque échantillon t_n possède les mêmes caractéristiques statistiques: la densité de probabilité $P_n(t)$ est une translation de $p(t)$ et la variance de sa position est constante $\sigma_n^2 = \sigma^2$.

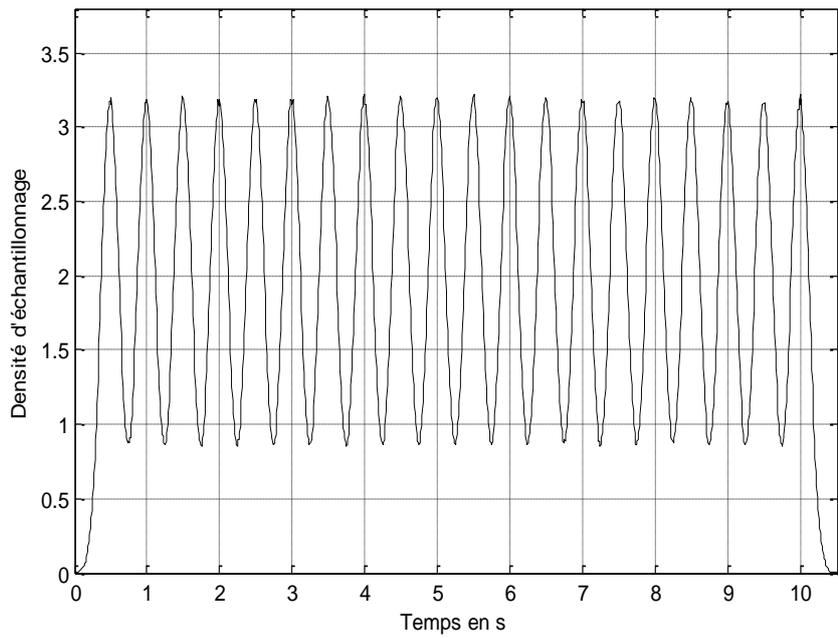
La figure II.2 illustre un exemple de densité ponctuelle résultant d'un mode d'échantillonnage JRS avec une distribution $P(\tau)$ uniforme.

Dans le cas d'une distribution uniforme, la stationnarité est obtenue pour un jitter de $[-0.5T, 0.5T]$. Ceci est illustré par la figure II.3(c) où la densité de probabilité est une valeur constante égale à $1/T$. En revanche, l'augmentation du degré d'aléatoire (Level of Randomness $LR=\sigma/T$) au delà de 0.3 dans le processus d'échantillonnage conduit à une perte de stationnarité de la séquence (figure II.3 (d)).

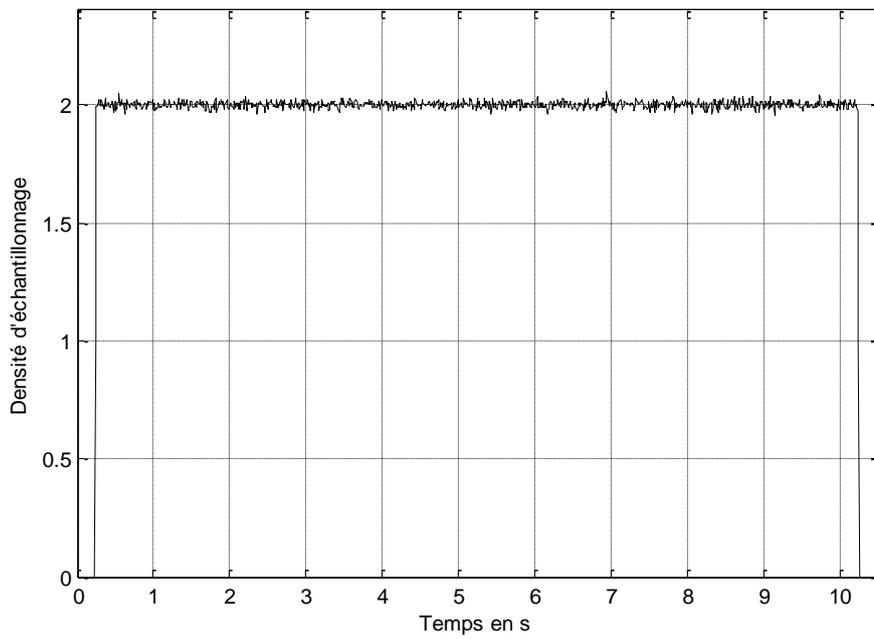
Le cas est différent pour une distribution normale où la stationnarité est acquise pour de grandes valeurs du degré d'aléatoire, (cas de la figure II.3 (e)). La densité de probabilité est pratiquement constante et égale à $1/T$.



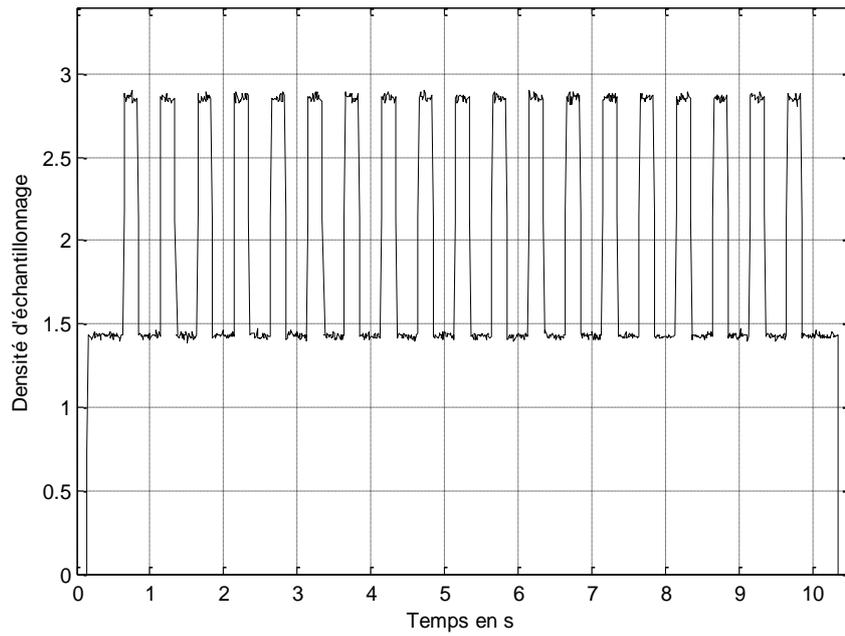
a: Loi uniforme de τ_n sur $[-0.2T, 0.2T]$, ($LR=\sigma/T=0.115$)



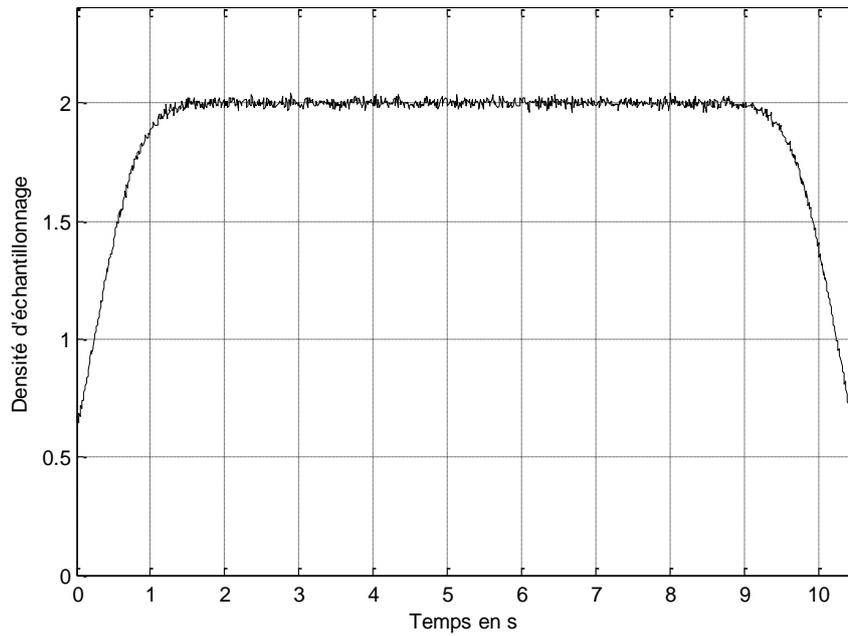
b: Loi normale de τ_n , $LR=\sigma/T=0.25$



c: Loi uniforme de τ_n sur $[-0.5T, 0.5T]$, ($LR=\sigma/T=0.289$)



d: Loi uniforme de τ_n sur $[-1.4T, 1.4T]$, ($LR=\sigma/T=0.808$)



e: Loi normale de τ_n , $LR=\sigma/T=1$

Figure II.3: Différents cas de figures de $P_d(t)$ pour le mode d'échantillonnage JRS

II.2.4. Echantillonnage aléatoire additif (ARS)

Le mode d'échantillonnage aléatoire additif a été proposé pour la première fois par Shapiro et Silverman [3] comme un mode d'échantillonnage aléatoire qui vise à réaliser le traitement des signaux avec absence de répliques de spectre (alias-free). Dans ce mode, les instants d'échantillonnage sont décrits par l'expression suivante:

$$t_n = t_{n-1} + \tau_n \quad n= 1, 2, \dots \quad (\text{II.7})$$

$\{\tau_n\}$ étant un ensemble de variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées avec une densité de probabilité $P(\tau)$, une moyenne μ et une variance σ^2 . Le taux moyen d'échantillonnage est donné par: $\beta=1/T$ et la densité de probabilité du $n^{\text{ième}}$ instant d'échantillonnage est donnée par la convolution d'ordre n de $P(t)$ avec elle-même:

$$p_n(t) = \underset{1}{\overset{n}{\otimes}} p(t) \quad (\text{II.8})$$

La figure II.4 illustre un exemple de la densité de probabilité ponctuelle résultant d'un mode d'échantillonnage ARS avec une distribution $P(t)$ uniforme.

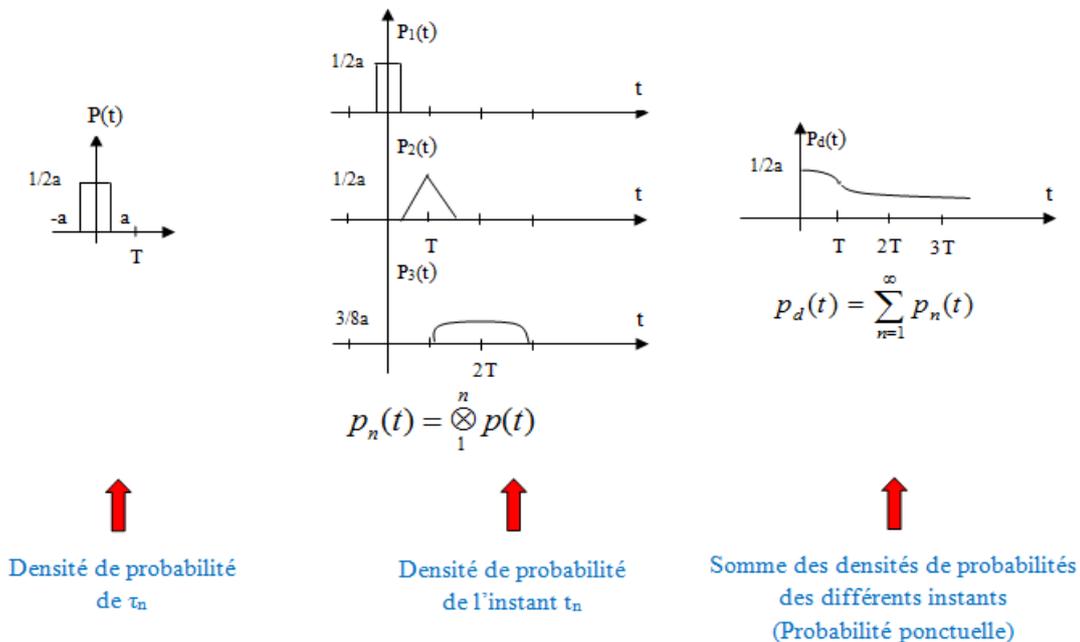
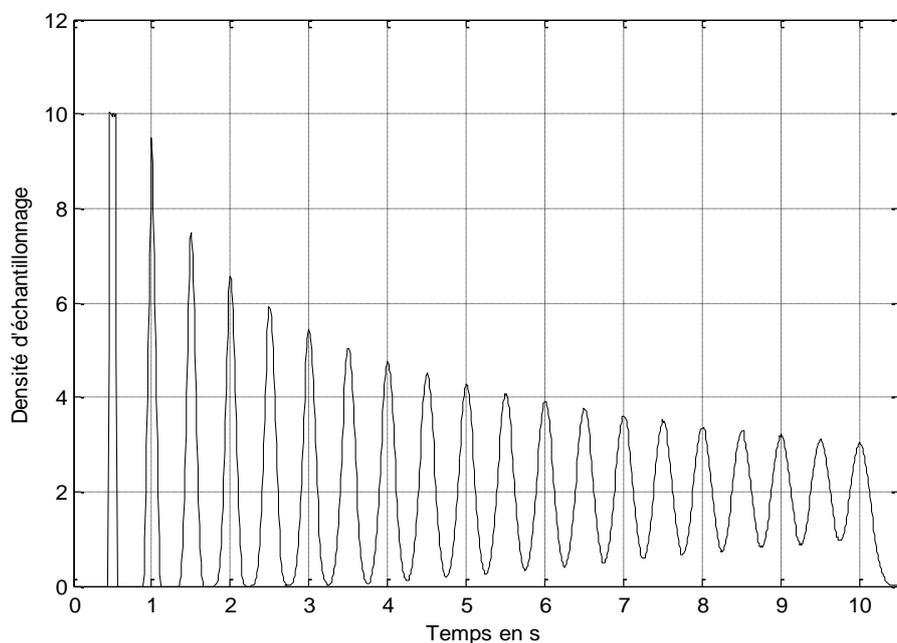


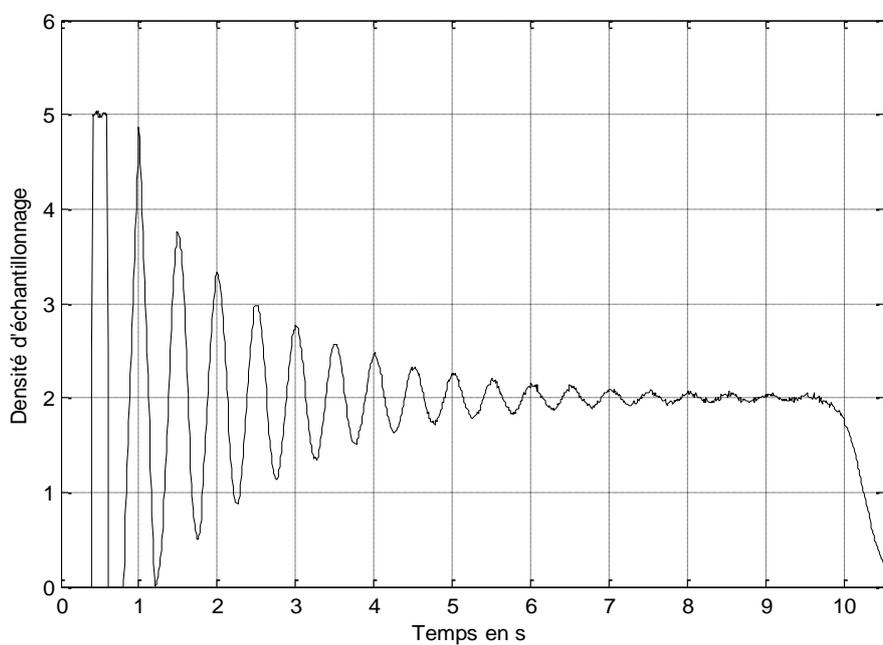
Figure II.4: Mode d'échantillonnage ARS avec une loi uniforme

Dans le cas d'un mode d'échantillonnage ARS, la variance du $n^{\text{ième}}$ instant d'échantillonnage est donnée par $\sigma_n^2 = n\sigma^2$. Elle augmente donc en fonction de n par le biais de l'opération de convolution élargissant ainsi la fonction $P_n(t)$.

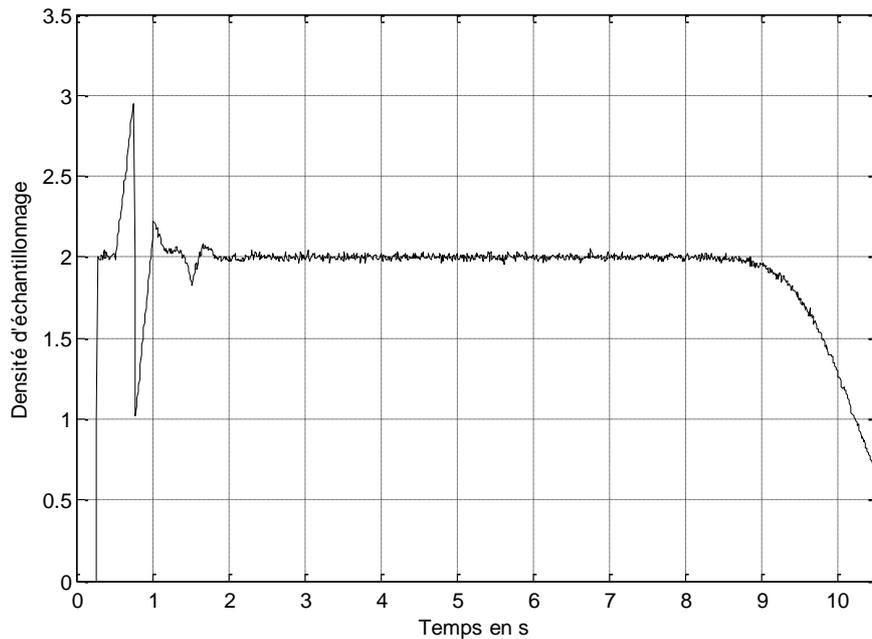
La figure II.5 illustre les histogrammes de $P_d(t)$ pour un mode d'échantillonnage ARS où les intervalles τ_n sont générés par une distribution uniforme.



a: Loi uniforme de τ_n sur $[-0.1T, 0.1T]$, ($LR=\sigma/T=0.058$)



b: Loi uniforme de τ_n sur $[-0.2T, 0.2T]$, ($LR=\sigma/T=0.115$)



c: Loi uniforme de τ_n sur $[-0.5T, 0.5T]$, ($LR=\sigma/T=0.289$)

Figure II.5: $P_d(t)$ pour le mode d'échantillonnage ARS, avec une loi uniforme

Ces histogrammes démontrent que toutes les séquences d'échantillonnage deviennent stationnaires après une certaine période transitoire qui est d'autant plus courte que le degré d'aléatoire est plus large. Cette stationnarité est due à l'accumulation de la variance dans les fonctions de la densité ponctuelle d'échantillonnage. Les mêmes résultats sont obtenus pour une distribution gaussienne.

II.2.5. Impact du mode d'échantillonnage aléatoire sur la densité spectrale de puissance des séquences d'échantillonnage:

Les expressions des densités spectrales de puissance (DSP) de différentes séquences d'échantillonnage ont été établies par un grand nombre d'auteurs [3, 4, 5 et 6].

D'après notre recherche bibliographique, il apparaît que seul Wojtiuk a vérifié ses modèles par des tests de simulations qui s'avéraient conformes aux analyses théoriques. Nous citons ci-dessous les expressions de Wojtiuk ainsi qu'un exemple de résultats de simulations obtenus.

II.2.5.1. Mode d'échantillonnage aléatoire JRS

Dans le cas d'un mode JRS, l'expression de la DSP proposée par Wojtiuk [1, p.49] est la suivante:

$$W_s(f) = \beta^2 \sum_{m=-\infty}^{\infty} |\phi(m\beta)|^2 \delta(f - m\beta) + \beta \left[1 - |\phi(f)|^2 \right] \quad (\text{II.9})$$

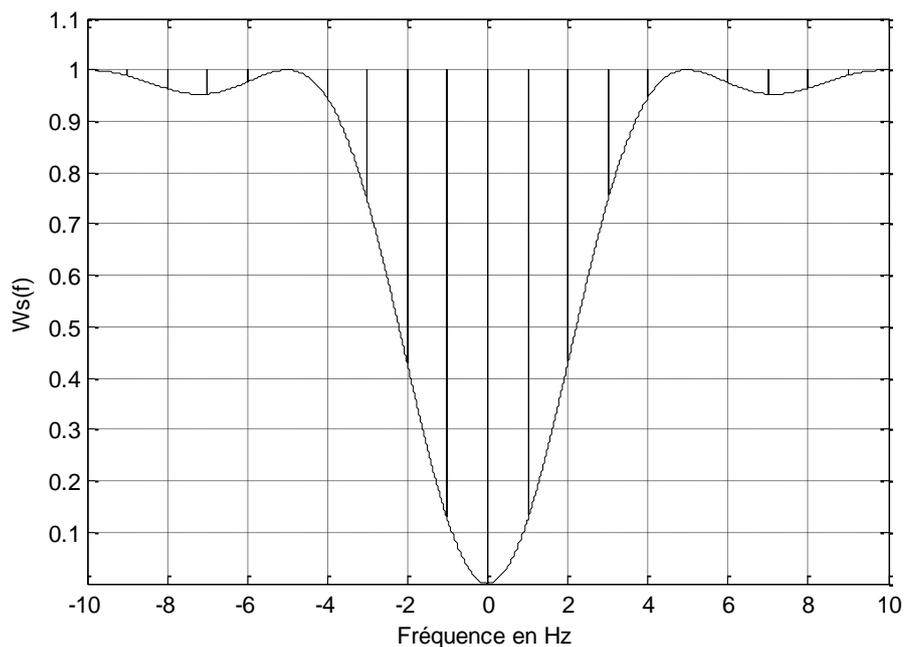
où :

- β désigne le taux d'échantillonnage moyen.
- $\Phi(f)$ est la fonction caractéristique de la densité de probabilité $p(\tau)$.

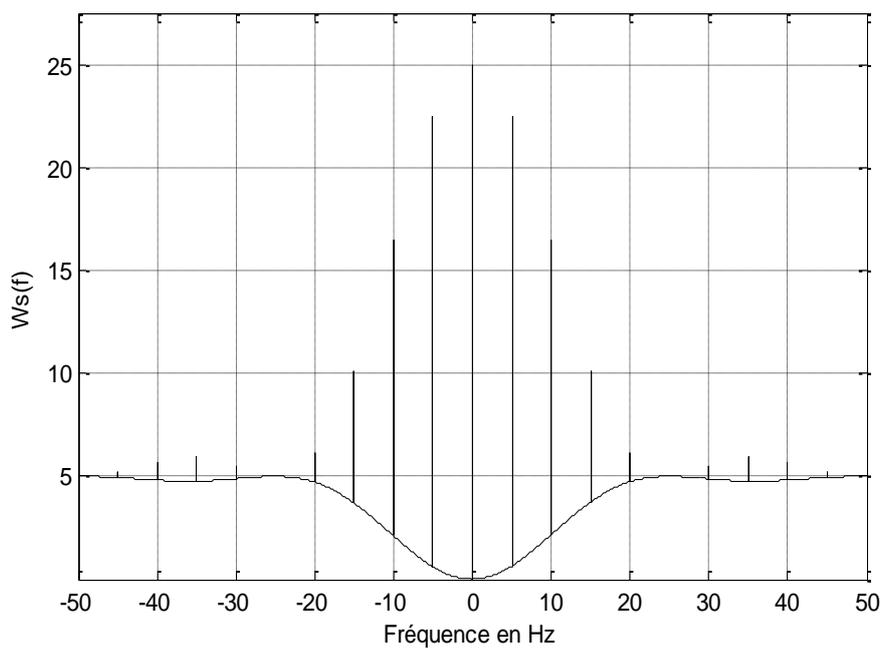
L'expression (II.9) se décompose de deux termes :

- Le premier terme (terme discret) décrit les composantes fréquentielles discrètes situées aux fréquences multiples de la fréquence d'échantillonnage β . Les amplitudes de ces composantes sont pondérées par l'enveloppe $|\phi(f)|^2$ qui tend à réduire l'amplitude des pics d'autant plus que leurs positions sur l'axe des fréquences s'éloignent de l'origine. Notons que pour $m=0$, l'impulsion de Dirac à l'origine ($f=0$) est pondérée par le poids β^2 . Ce terme permet de reproduire le spectre du signal d'origine à la fréquence $f=0$.
- Le deuxième terme (terme continu) représente un bruit large bande (généralement indésirable dans les architectures radio logicielle). Sa valeur est égale à zéro à l'origine et tend vers β lorsque $f \rightarrow \infty$.

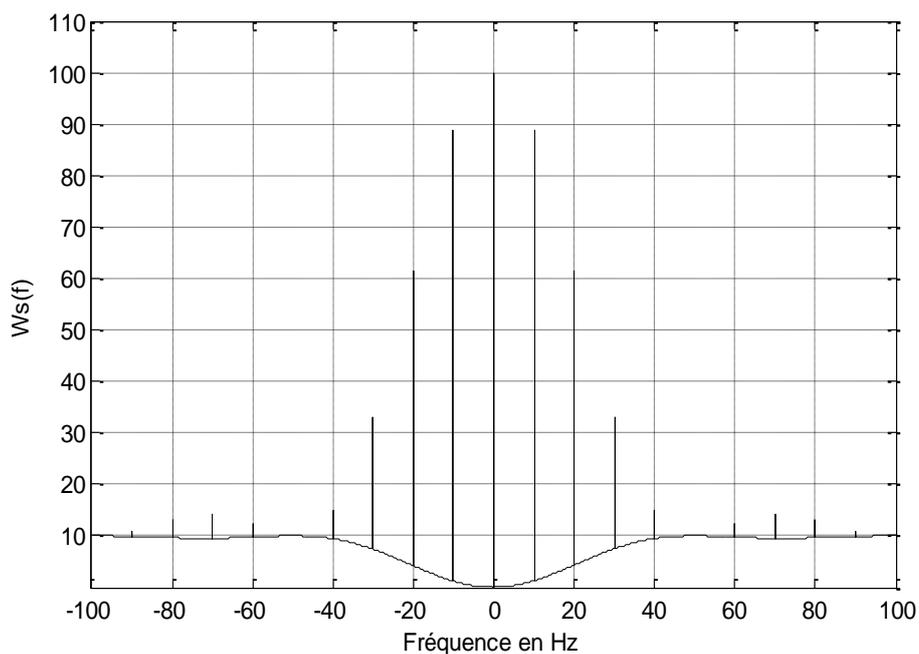
La figure II.6 représente la DSP des séquences d'échantillonnage JRS simulées pour trois valeurs différentes du taux d'échantillonnage ($1Hz$, $5Hz$ et $10Hz$) pour un jitter constant variant entre $[-0.1T, 0.1T]$ et la figure II.7 illustre la DSP réalisée pour différents jitter tout en fixant le taux d'échantillonnage à $5Hz$.



a: Jitter sur $[-0.1T, 0.1T]$, $\beta=1\text{Hz}$

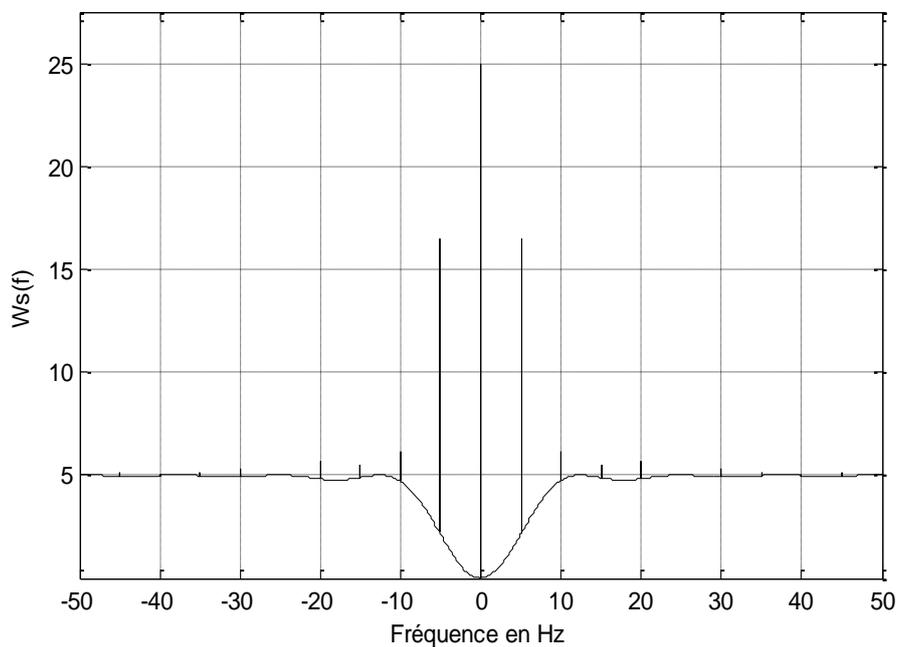


b: Jitter sur $[-0.1T, 0.1T]$, $\beta=5\text{Hz}$

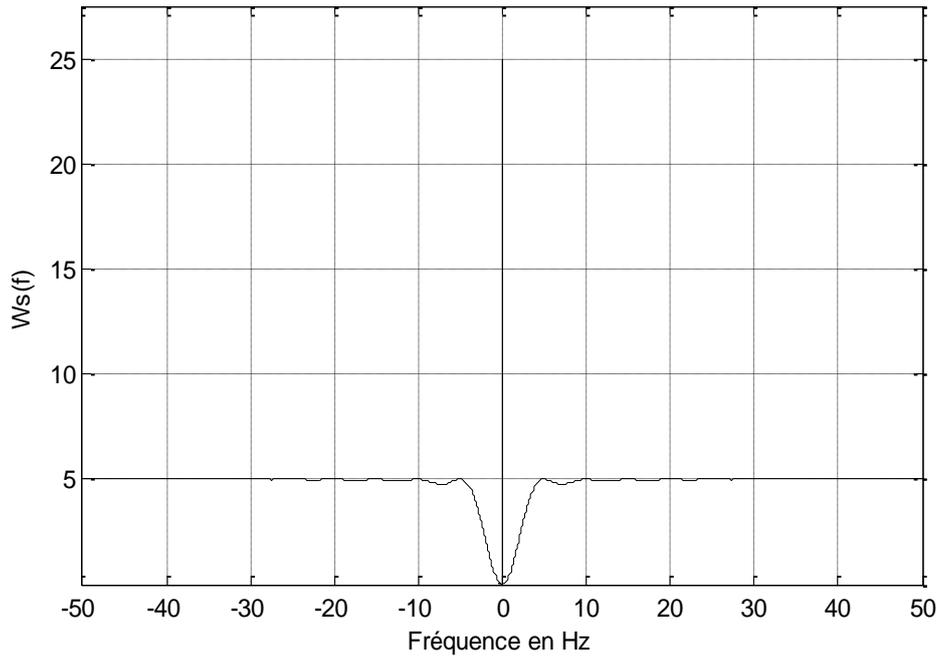


c: Jitter sur $[-0.1T, 0.1T]$, $\beta=10\text{Hz}$

Figure II.6: DSP en fonction du taux d'échantillonnage, mode JRS



a: Jitter sur $[-0.2T, 0.2T]$, $\beta=5\text{Hz}$



b: Jitter stationnaire $[-0.5T, 0.5T]$, $\beta=5\text{Hz}$

Figure II.7: DSP en fonction du Jitter, mode JRS

A partir des deux figures ci-dessus, nous pouvons conclure que l'accroissement de la fréquence d'échantillonnage (Figure II.6 a, b et c) permet d'augmenter rapidement la puissance du spectre d'origine relativement à la puissance des répliques. En revanche, l'augmentation du degré d'aléatoire (Figure II.7 a et b) permet de diminuer considérablement la puissance des répliques diminuant ainsi les contraintes sur le filtrage anti-repliement. Dans le cas où la séquence d'échantillonnage est stationnaire, toutes les répliques de spectres sont éliminées, et le filtrage anti-repliement n'est donc plus nécessaire.

II.2.5.2. Mode d'échantillonnage aléatoire ARS

Pour le mode d'échantillonnage ARS, Wojtiuk a proposé l'expression de la DSP présentée dans l'équation (II.10) [1, p. 63].

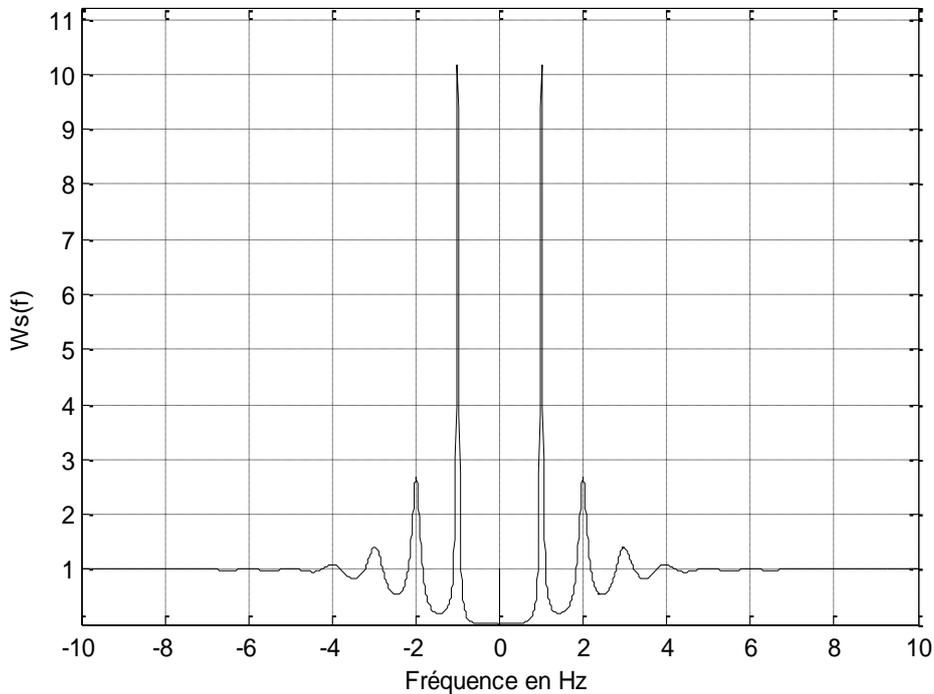
$$W_s(f) = \beta^2 \delta(f) + \beta \operatorname{Re} \left\{ \frac{1 + \phi(f)}{1 - \phi(f)} \right\} \quad (\text{II.10})$$

Cette équation comporte une composante discrète bien définie à l'origine $\beta^2 \delta(f)$. Par conséquent, le spectre du signal utile sera dupliqué à la fréquence $f=0$ (via l'opération de convolution) avec une pondération égale à β^2 . En revanche, et contrairement au JRS, le

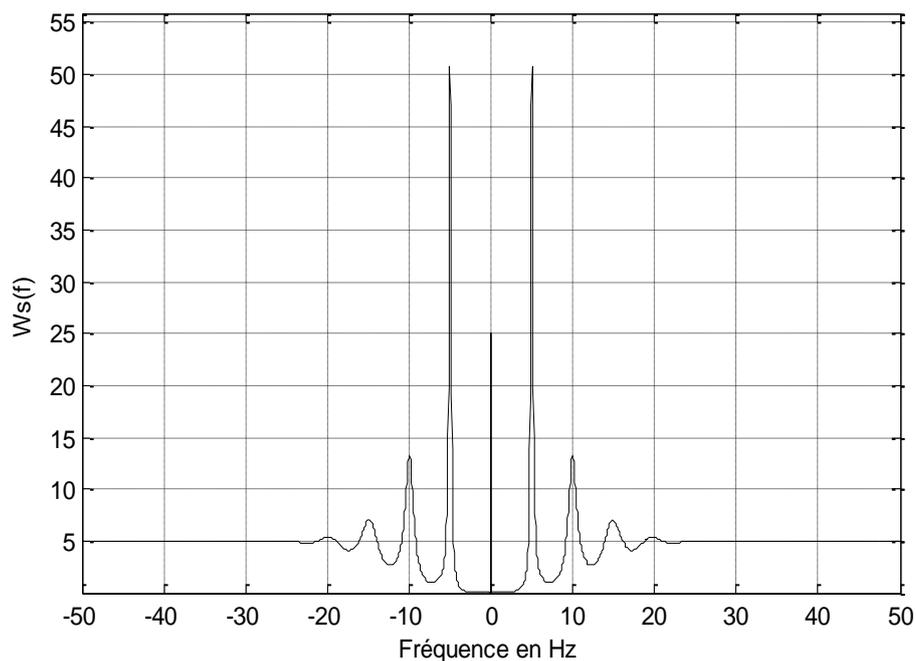
deuxième terme est un bruit large bande qui présente des singularités pondérées par le coefficient β situées aux fréquences multiples de la fréquence d'échantillonnage β [1].

La figure II.8 montre la variation de la DSP des séquences d'échantillonnage ARS simulées pour trois valeurs différentes du taux d'échantillonnage moyen ($1Hz$, $5Hz$ et $10Hz$) et un écart type $\sigma=0.1T$ constant (distribution normale). Comme pour le cas JRS, nous remarquons une atténuation relative des pics du bruit large bande par rapport au pic central au fur et à mesure que le taux d'échantillonnage augmente. Dans ce cas de figure et contrairement au JRS, nous observons la disparition des pics aux fréquences multiples du taux d'échantillonnage éloignées de l'origine. Ainsi, pour les fréquences élevées, on ne trouve qu'un bruit large bande avec des maximums locaux. Par conséquent, les signaux repliés vont subir un élargissement de spectre par l'opération de convolution.

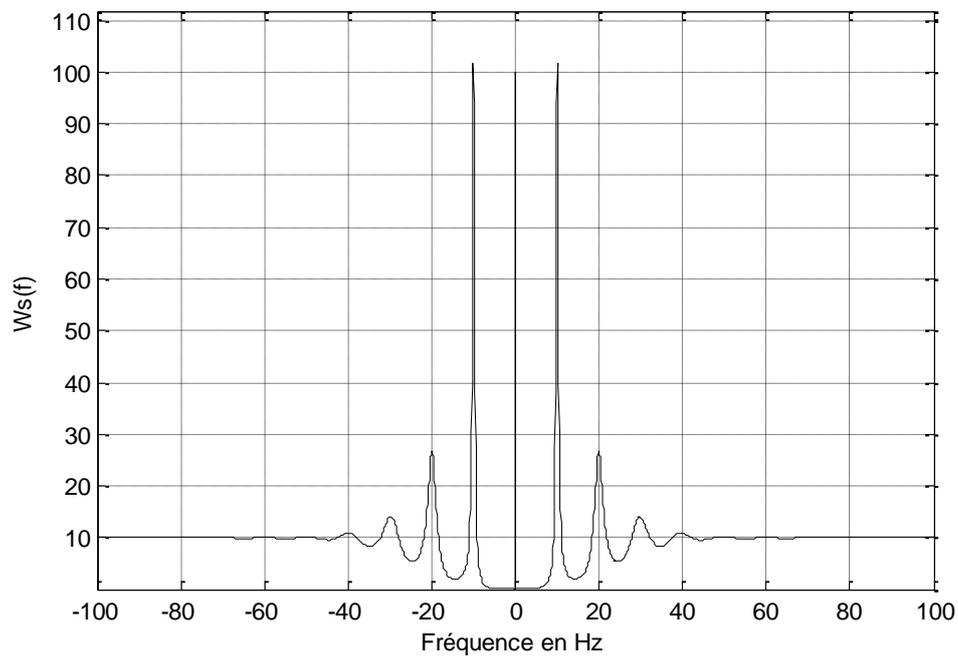
La figure II.9 illustre la DSP obtenue pour différentes valeurs d'écart type: $\sigma = 0.1T$, $\sigma = 0.15T$ et $\sigma = 0.3T$ tout en fixant le taux d'échantillonnage moyen à $5Hz$. D'après cette figure, nous remarquons que l'atténuation des pics hors origine est d'autant plus élevée que le degré d'aléatoire augmente.



$\alpha: \beta=1Hz$

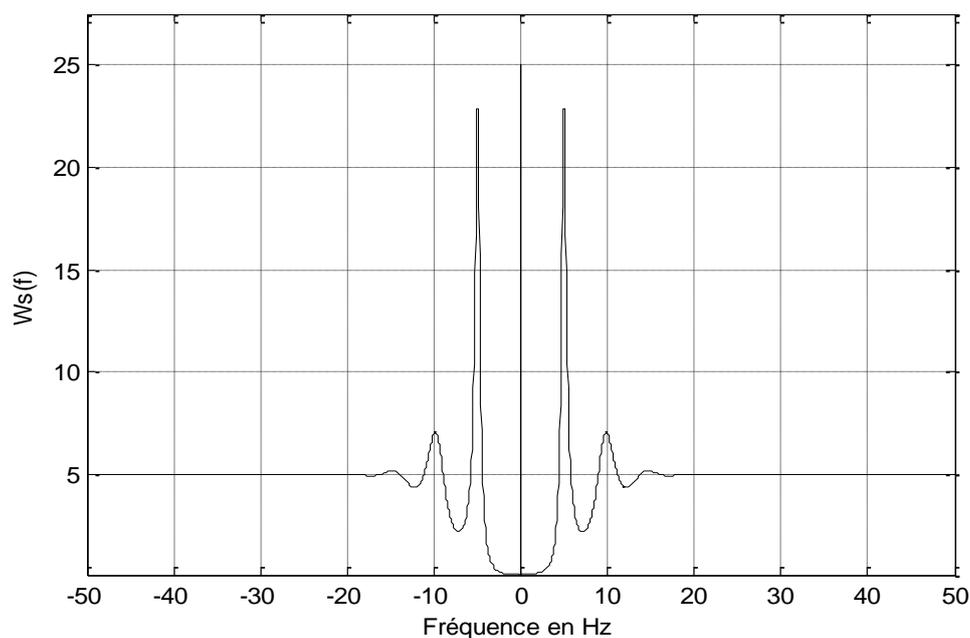


b: $\beta=5\text{Hz}$

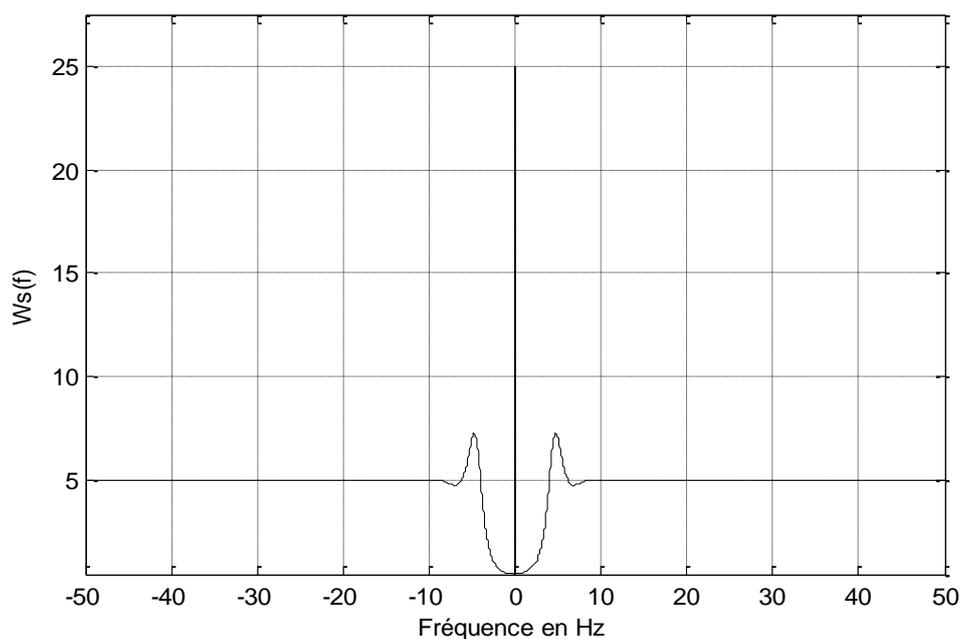


c: $\beta=10\text{Hz}$

Figure II.8: DSP en fonction du taux d'échantillonnage, mode ARS ($\sigma=0.1T$)



a: $\sigma=0.15T$



b: $\sigma=0.3T$

Figure II.9: DSP en fonction du degré d'aléatoire, mode ARS ($\beta=5\text{Hz}$)

II.2.6. Avantages de l'application de l'échantillonnage aléatoire au front-end numérique d'un récepteur radio logicielle

L'application de l'échantillonnage aléatoire dans les systèmes de type radio logicielle présente les avantages suivants:

- Les répliques de spectre sont atténuées et peuvent même être supprimées lorsque la séquence d'échantillonnage appliquée est stationnaire. Par conséquent les contraintes sur les différents éléments de la chaîne de transmission sont allégées et le filtrage anti-repliement fait partie intégrante du processus d'échantillonnage stationnaire,
- Dans le cas des signaux multi-bandes généralement rencontrés en télécommunications, et à l'opposé de l'échantillonnage uniforme, l'échantillonnage aléatoire offre un large choix sur les fréquences d'échantillonnage, ce qui offre une grande flexibilité pour le dimensionnement et la conception des systèmes de transmissions,
- la dynamique du signal sera plus élevée dans le cas d'un signal aléatoirement échantillonné que dans le cas d'un échantillonnage uniforme par une fréquence similaire,
- Cependant, le problème de reconstruction est plus complexe par rapport au cas uniforme.

Dans la section suivante, nous présentons certaines méthodes permettant la reconstruction des signaux aléatoirement échantillonnés.

II.3. Reconstruction des signaux aléatoirement échantillonnés

Différentes méthodes de reconstruction des signaux aléatoirement échantillonnés sont présentées dans la littérature: interpolation asymptotique se basant sur des fonctions splines [7,8], bloqueurs d'ordre n , algorithmes de reconstruction utilisant la minimisation de l'erreur quadratique entre le signal reconstruit et le signal d'origine,

Dans la suite de ce chapitre, nous présenterons différentes méthodes de reconstruction des signaux aléatoirement échantillonnés: des méthodes directes de décomposition matricielle telles que la SVD, la LU et la QR [9-12] et des méthodes itératives telles que la méthode de Descente, la méthode du Gradient Conjugué et la méthode ADPW-GC (l'algorithme itératif ADPW (Adaptive Weights) accéléré par la méthode du gradient conjugué) [13-18]. Parmi ces méthodes, on trouve des méthodes de reconstruction utilisant la minimisation de l'erreur quadratique telles que les méthodes directes de décomposition matricielle, la méthode de Descente et la méthode du Gradient Conjugué et des méthodes de reconstruction du signal échantillonné à partir de ses échantillons directement sans passer par le calcul des composantes fréquentielles telle que la méthode itérative ADPW-GC. Nous discuterons de ces

différentes méthodes dans les paragraphes suivants et nous nous intéressons particulièrement à la méthode itérative ADPW-GC pour résoudre le problème de reconstruction des signaux aléatoirement échantillonnés car c'est la méthode que nous jugeons la plus efficace des méthodes itératives en raison de sa robustesse et de sa rapidité de convergence.

II.3.1. Méthode de reconstruction par minimisation de l'erreur quadratique

Considérons un signal $x(t)$ de bande effective I . Les échantillons prélevés sont repérés par les couples $(t_i, x_i=x(t_i))$ pour i allant de 1 à N , où N est le nombre d'échantillons.

Le signal reconstruit est défini par l'expression suivante:

$$\hat{x}(t) = \sum_{k=1}^M c_k \exp(2j\pi f_k t) \quad (\text{II.11})$$

Les f_k sont choisies dans la largeur de la bande du signal (l'intervalle I) et les composantes fréquentielles c_k sont calculées à partir de la minimisation de l'erreur quadratique définie par :

$$E_q^2 = \|AC - X_s\|^2 \quad (\text{II.12})$$

où :

- X_s est un vecteur de dimension égale au nombre d'échantillons N , $X_s=[x(t_1), x(t_2), \dots, x(t_N)]$.
- C est un vecteur de dimension M comportant les éléments complexes c_k à calculer.
- A est une matrice de dimension $N \times M$ formée par les éléments de la base $A_m(t_n)$.

Pour des taux d'échantillonnage moyens supérieurs à la fréquence de Nyquist (bande effective), la base des fonctions exponentielles complexes s'avère un choix approprié pour le processus de reconstruction [19].

Chaque élément de la matrice A est donné par:

$$A_{ik} = \exp(2j\pi f_k t_i) \quad (\text{II.13})$$

Le minimum de (II.12) est obtenu par la résolution du système d'équations linéaires:

$$A^H AC = A^H X_s \quad (\text{II.14})$$

A^H est la matrice transposée conjuguée de A et $A^H A$ est donc une matrice carrée de dimension M .

La résolution du système (II.14) peut être effectuée par application des algorithmes directs de factorisation matricielle tels que la SVD, la LU et la QR ou par des méthodes itératives telles que la méthode de descente et la méthode du gradient conjugué.

Une fois les coefficients c_k calculés, le signal peut être reconstruit à partir de la formule (II.11) et ainsi comparé au signal d'origine par le biais de la formule (II.15):

$$E_m^2 = \frac{\sum_k |x(t_k) - \hat{x}(t_k)|^2}{\sum_k |x(t_k)|^2} \quad (\text{II.15})$$

Ce critère est d'autant plus performant que le nombre d'instant t_k choisis est très grand. A partir de cette mesure, nous pouvons définir le rapport signal sur bruit (SNR: Signal to Noise Ratio) de reconstruction par :

$$SNR = -10 \log_{10}(E_m^2) \quad (\text{II.16})$$

Il a été démontré dans plusieurs travaux [20-22] que des erreurs de reconstruction inévitables se présentent au début et à la fin du signal reconstruit (effets de bord de reconstruction). Par conséquent, le signal reconstruit doit être tronqué aux deux extrémités (au voisinage de 0 et de la période d'observation T_0) avant de procéder à l'évaluation des performances du processus de reconstruction par l'équation (II.15).

II.3.2. Choix des composantes fréquentielles

Les critères de choix des composantes fréquentielles f_k sont largement discutés dans la littérature [23-25]. D'après [25], le pas fréquentiel δf entre deux composantes fréquentielles successives f_k et f_{k+1} peut être défini à partir des deux conditions suivantes:

Premièrement, sur une période d'observation T_0 , deux signaux $e^{j2\pi f_1 t}$ et $e^{j2\pi f_2 t}$ diffèrent significativement si et seulement si $|f_1 - f_2| > 1/T_0$ (en effet, si $|f_1 - f_2|$ est un multiple entier non nul de $1/T_0$, les deux bases sont orthogonales). Deuxièmement, tout signal ayant des harmoniques situées à des fréquences $f_0 + \delta f, f_0 + 2\delta f, \dots$ est périodique de période $1/\delta f$ [9]. Par conséquent, si $\delta f > 1/T_0$ ($1/\delta f < T_0$), la reconstruction va se répéter à l'intérieur de la fenêtre d'observation (pendant une durée $T_0 - 1/\delta f$).

Pour éviter la répétition de la reconstruction du signal à l'intérieur de l'intervalle d'observation T_0 , le pas maximal doit être de $1/T_0$. Donc, nous pouvons définir les conditions de choix des composantes fréquentielles par les relations (II.17) [25]. L'écart de fréquence δf_{\max} et le nombre minimum de composantes M_{\min} sont définis par:

$$\begin{cases} \delta f_{\max} = \frac{1}{T_0} \\ M_{\min} = \frac{B}{\delta f_{\max}} = BT_0 \end{cases} \quad (\text{II.17})$$

où B est la largeur de la bande effective du signal $x(t)$.

II.3.3. Présentation des algorithmes directs de factorisation matricielle (SVD, LU et QR)

II.3.3.1. Algorithme SVD

Soit une matrice $A \in C^{N \times M}$. L'application de l'algorithme SVD à l'opérateur A génère trois matrices particulières U , S et V telles que:

$$A = U.S.V^H \quad (\text{II.18})$$

Les matrices U , S et V possèdent les caractéristiques suivantes:

- U est une matrice unitaire carrée de dimension N $\{U.U^H = U^H.U = I\}$,
- V est une matrice unitaire carrée de dimension M $\{V.V^H = V^H.V = I\}$,
- S est une matrice diagonale $S = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_p) \in C^{N \times M}$ et $p = \min(M, N)$. Les σ_i sont appelées les valeurs singulières et elles vérifient: $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_p \geq 0$.

En posant $Z = V^H.C$ et $Y = S^H.U^H.X_s$, l'équation (II.14) est équivalente à:

$$S^H.S.Z = Y \quad (\text{II.19})$$

Dans ce cas, on a:

$$Z_k = \frac{Y_k}{S_{kk}^2} \quad \forall k = 1, \dots, p \quad (\text{II.20})$$

Donc on peut déduire les coefficients c_k par:

$$C = V.Z \quad (\text{II.21})$$

Le vecteur C représente toutes les composantes fréquentielles du signal $x(t)$.

II.3.3.2. Algorithme QR

La factorisation QR d'une matrice $A \in C^{N \times M}$ est donnée par :

$$A = Q \times R \quad (\text{II.22})$$

avec $Q \in C^{N \times N}$ une matrice orthogonale ($Q \times Q^H = I$) et $R \in C^{N \times M}$ une matrice triangulaire supérieure.

La matrice Q est décomposée en deux matrices $Q_1 \in C^{N \times M}$ et $Q_2 \in C^{N \times (N-M)}$, R_1 est une matrice carrée supérieure de dimension M obtenue à partir de R .

Si on remplace A par sa factorisation QR et on transforme le vecteur $AC - X_s$ avec Q^H sans que ceci ne modifie sa norme: $\|Q^H QRC - Q^H X_s\|^2$,

$$\text{on obtient alors: } \left\| \begin{bmatrix} R_1 \\ 0 \end{bmatrix} C - \begin{bmatrix} Q_1^H \\ Q_2^H \end{bmatrix} X_s \right\|^2 = \|R_1 C - Q_1^H X_s\|^2 + \|Q_2^H X_s\|^2$$

La solution est donc obtenue au moyen des deux étapes suivantes :

1. Calcul du produit : $y = Q_1^H . X_s$.
2. Résolution du système triangulaire supérieur : $R_1 . C = y$.

Lorsque $M \geq N$, la matrice Q se réduit à Q_1 et la matrice R à R_1 .

II.3.3.3. Algorithme LU

L'application de l'algorithme LU à une matrice F carrée de dimension M permet de générer deux matrices L (triangulaire inférieure) et U (triangulaire supérieure) de même dimension que F telles que $F = L \times U$.

Les étapes de résolution du système d'équations (II.14) par la méthode LU sont les suivantes:

1. Calcul des matrices $F = A^H A$ et $E = A^H X_s$.
2. Décomposition de F par l'algorithme LU.
3. Résolution du système triangulaire inférieur : $L.x = E$.
4. Résolution du système triangulaire supérieur : $U.C = x$.

II.3.4. Présentation des méthodes itératives: la méthode de descente, la méthode GC et la méthode ADPW-GC

Une méthode itérative est un procédé de résolution (d'un système d'équations) qui consiste, à partir d'une estimation initiale $x_{(0)}$, à déterminer une suite de vecteurs $x_{(1)}$, $x_{(2)}$, ...etc, convergeant vers la solution optimale. En général, les méthodes itératives nécessitent moins d'espace mémoire que les méthodes directes.

De très nombreuses méthodes itératives ont été proposées dans la littérature pour résoudre ce type de problème. Dans cette section nous présentons successivement la méthode de descente, la méthode du gradient conjugué et la méthode ADPW-GC (l'algorithme itératif ADPW (Adaptives Weights) accéléré par la méthode du gradient conjugué) [13-18].

II.3.4.1. Méthode de descente

Soit $A^H A C = A^H X_s$ un système d'équations linéaires à résoudre. $F = A^H A$ est une matrice carrée de dimension M , C est le vecteur des composantes fréquentielles c_k ($k=1,2,\dots,M$) à calculer et X_s contient les informations sur les valeurs des échantillons.

Pour formuler cette méthode, on pose $E = A^H X_s$. La solution de l'équation (II.14) en utilisant la méthode de descente est achevée itérativement par les étapes suivantes:

$$r_{it} = E - F C_{it} \quad (\text{II.25})$$

$$\alpha_{it} = \frac{r_{it}^H r_{it}}{r_{it}^H F r_{it}} \quad (\text{II.23})$$

$$C_{it+1} = C_{it} + \alpha_{it} r_{it} \quad (\text{II.24})$$

avec C_0 arbitraire et l'indice it représente le numéro d'itérations ($it=0,1,\dots$).

II.3.4.2. Méthode du gradient conjugué

La méthode du gradient conjugué est une modification de la méthode de descente. Cette méthode est fréquemment employée en raison de sa flexibilité et de sa simplicité de calcul. En pratique on se borne à un nombre d'itérations bien inférieur au nombre d'inconnues.

Pour formuler cette méthode, on pose $F = A^H A$ et $E = A^H X_s$. La solution de l'équation (II.14) en utilisant la méthode GC est achevée itérativement par les étapes suivantes:

$$p_0 = r_0 = E - F C_0 \quad (\text{II.26})$$

$$\alpha_{it+1} = \frac{r_{it}^H r_{it}}{p_{it}^H F p_{it}} \quad (\text{II.27})$$

$$C_{it+1} = C_{it} + \alpha_{it+1} p_{it} \quad (\text{II.28})$$

$$r_{it+1} = r_{it} - \alpha_{it+1} F p_{it} \quad (\text{II.29})$$

$$p_{it+1} = r_{it+1} + \frac{r_{it+1}^H r_{it+1}}{r_{it}^H r_{it}} p_{it} \quad (\text{II.30})$$

avec C_0 arbitraire et l'indice it représente le numéro d'itérations ($it=0, 1, \dots$).

La méthode du gradient conjugué (GC) peut être résumée par les étapes ci-dessous:

1. Première étape: sélectionner l'estimation initiale C_0 et calculer le résidu r_0 et la direction p_0 par la formule (II.26).
2. Routine générale: Après avoir déterminé l'estimation C_{it} de l'itération it , le résidu r_{it} et la direction p_{it} , on calcule C_{it+1} , r_{it+1} et p_{it+1} successivement par les formules (II.28), (II.29) et (II.30).

II.3.4.3. Méthode ADPW-GC

Cette méthode combine l'idée de l'algorithme itératif ADPW (Adaptive Weights) avec l'approche du gradient conjugué. L'accélération de l'algorithme ADPW par la méthode du gradient conjugué permet de réduire le nombre d'itérations par rapport aux autres méthodes itératives. La méthode ADPW-GC est très efficace pour la reconstruction des signaux aléatoirement échantillonnés en raison de sa robustesse et de sa rapidité de convergence.

Soit $\{t_j\}_{j=1}^N$ une séquence des échantillons. La reconstruction d'un signal x à partir de ses échantillons $x(t_j)$ en se basant sur l'algorithme itératif ADPW peut être effectuée de la façon suivante:

$$\begin{aligned} x_0 &= Sx \\ x_{n+1} &= x_n + S(x - x_n) \end{aligned} \quad (\text{II.31})$$

avec $n=0, 1, \dots$ le numéro de l'itération et S est l'opérateur d'approximation. S est donné par l'équation II.32 [14]:

$$S_\omega x = \sum_{j=1}^N x(t_j) \omega_j T_{t_j} \text{sinc}_{BP} \quad (\text{II.32})$$

$x(t_j)$ représente les valeurs des échantillons du signal x , $W = (\omega_j)_{j=1}^N$ étant la séquence des poids adaptatifs (Adaptive Weights), sinc_{BP} dénote la fonction sinus cardinal, BP la bande passante et T_{t_j} un opérateur de décalage. T est donné par:

$$T_s x(t) = x(t - s) \quad (\text{II.33})$$

D'après la littérature, un bon choix pour la détermination des facteurs de poids ω_j est le suivant: on note les points médians entre les échantillons t_j et t_{j+1} par m_j et on définit les poids ω_j par [14, 18]:

$$\omega_j = m_j - m_{j-1} = \frac{t_{j+1} - t_{j-1}}{2} \quad (\text{II.34})$$

Pour un signal x de longueur N_s , la matrice S est de dimension $N_s * N_s$. Cela implique que pour les signaux longs, on pourrait facilement rencontrer des problèmes de temps de calcul ou de mémoire. Par conséquent, il est possible d'accélérer l'algorithme itératif ADPW en implémentant la méthode du gradient conjugué sans établir la matrice S . Donc, en utilisant la méthode ADPW-GC, le signal x peut être reconstruit itérativement à partir de ses échantillons (sans passer par le calcul des composantes fréquentielles c_k) par les étapes suivantes:

$$p_0 = r_0 = E - Sx_0 \quad (\text{II.35})$$

$$\alpha_{n+1} = \frac{r_n^H r_n}{p_n^H S p_n} \quad (\text{II.36})$$

$$x_{n+1} = x_n + \alpha_{n+1} p_n \quad (\text{II.37})$$

$$r_{n+1} = r_n - \alpha_{n+1} S p_n \quad (\text{II.38})$$

$$p_{n+1} = r_{n+1} + \frac{r_{n+1}^H r_{n+1}}{r_n^H r_n} p_n \quad (\text{II.39})$$

avec x_0 l'estimation initiale et $n=0, 1, \dots$ représente les itérations.

Dans ce cas, la multiplication de S avec un signal x peut être réalisée par:

- Echantillonnage du signal x aux positions d'échantillonnage p_j , $j=1, \dots, N$ et pour l'algorithme ADPW, on multiplie les valeurs $x_j(p_j)$ par les poids ω_j ce qui nécessite seulement N multiplications.
- Ensuite, l'action de S sur le vecteur x peut être bien réalisée par 2 FFT. La complexité en nombre d'opérations pour une itération est donc $O(N_s \log N_s)$ au lieu de $O(N_s^2)$.

N représente le nombre d'échantillons et N_s la longueur du signal $x(t)$.

II.3.5. Comparaison de la vitesse de convergence des méthodes itératives présentées

Pour analyser la vitesse de convergence de différentes méthodes itératives, nous pouvons calculer l'erreur $\|x - x_{it}\|_2$ entre le signal d'origine x et l'approximation après chaque itération.

La figure II. 10 illustre la comparaison du taux de convergence pour les trois méthodes itératives présentés ci-dessus: la méthode de descente, la méthode du gradient conjugué (GC) et la méthode ADPW-GC.

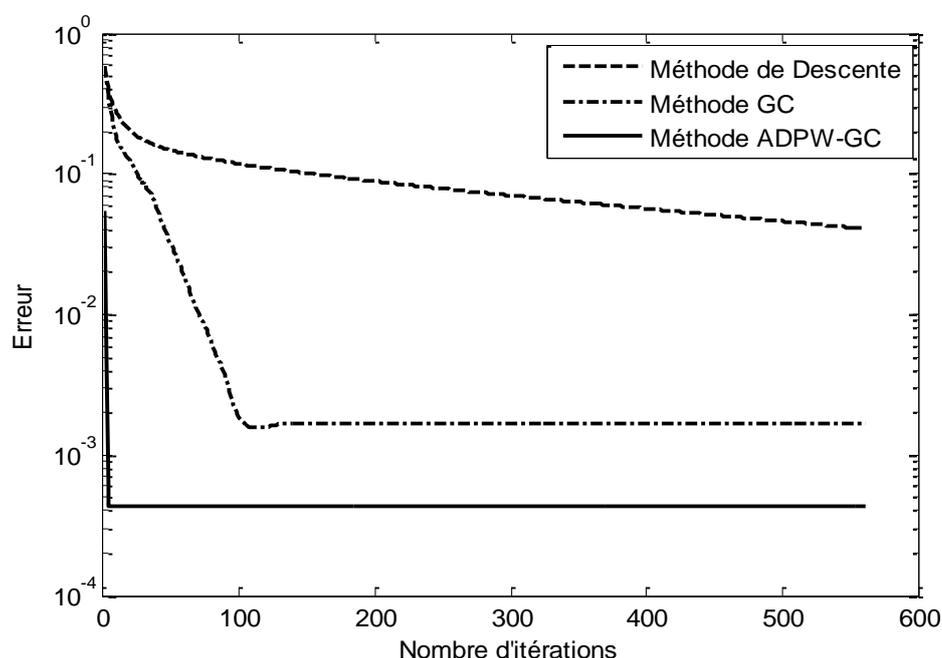


Figure II.10: Comparaison de la vitesse de convergence pour la méthode de Descente, la méthode GC et la méthode ADPW-GC

D'après cette figure, on peut noter que la méthode de descente reste moins efficace par rapport aux deux autres méthodes. Elle nécessite au moins M itérations pour avoir une solution (dans notre cas de simulation, le nombre des composantes fréquentielles M est égale à 562).

En comparant la méthode GC avec la méthode ADPW-GC, on peut constater que la méthode ADPW-GC atteint sa précision très rapidement après environ 5 itérations par rapport à 100 itérations pour la méthode GC. Donc, l'accélération de l'algorithme ADPW par la méthode du gradient conjugué offre une convergence plus rapide.

II.3.6. Comparaison des différents algorithmes en termes de complexité

La notion de complexité est utilisée pour évaluer les performances d'un algorithme en termes de temps d'exécution. Afin d'obtenir des résultats qui soient indépendants de la performance d'un ordinateur particulier (ou d'un compilateur particulier), on mesure le temps en comptant le nombre d'opérations élémentaires exécutées.

Pour évaluer la complexité des algorithmes présentés ci-dessus, on calcule le nombre des opérations élémentaires en flops (floating point operations). Chacune des quatre opérations élémentaires (addition, soustraction, multiplication et division) compte pour un flop. Le tableau suivant donne la complexité en nombre d'opérations des algorithmes de décomposition matricielle (SVD, LU et QR) [10, 26] et des trois méthodes itératives présentées.

Tableau II.1. Nombre d'opérations élémentaires des différents algorithmes présentés

Algorithmes	Nombre d'opérations
Algorithme SVD	$\approx 9M^3 + 6N^2M + 8NM^2 + 2M^2 + 2NM + 2M$
Algorithme LU	$\approx \frac{2}{3}M^3 + 2M^2N + \frac{3}{2}M^2 + 2MN + \frac{35}{6}M - 7$
Algorithme QR	$\approx 4N^2M + 3NM^2 - M^3 + M^2 + 2NM + 3M - 4$
Méthode de descente	$\approx n_D(4M^2 + 6M + 1) + 2M^2N + 2M^2 + 2MN + M$
Méthode GC	$\approx n_GC(4M^2 + 13M + 2) + 2M^2N + 2M^2 + 2MN + M$
Méthode ADPW-GC	$\approx n_ADPWGC(131N + 20N \log N + 3) + 20N \log N + 53N$

M et N sont respectivement le nombre de colonnes et de lignes de la matrice A . Pour simplifier l'analyse de la complexité, nous considérons que N et M ont le même ordre de grandeur (en réalité, $N \geq M$).

On peut noter que le nombre d'opérations est fixe dans le cas des algorithmes directs et dépend du nombre d'itérations pour les méthodes itératives. Le nombre d'itérations est noté par n_D , n_GC et n_ADPWGC respectivement pour la méthode de descente, la méthode du gradient conjugué et la méthode ADPW-GC. Conformément à la figure II.10 et pour avoir

une qualité de reconstruction équivalente pour les différents algorithmes, nous avons pris $n_D = 2M$, $n_{GC} = \frac{M}{5}$ et $n_{ADPWGC} = \frac{M}{100}$ itérations.

En comparant le nombre d'opérations élémentaires des trois algorithmes directs de décomposition matricielle: SVD (complexité d'ordre $23M^3$), QR (complexité d'ordre $6M^3$) et LU (complexité d'ordre $\frac{8}{3}M^3$), nous constatons que l'algorithme LU est le moins complexe. Cependant, en termes de stabilité de ces algorithmes, l'algorithme SVD reste théoriquement le plus stable, surtout lorsque la matrice A est mal conditionnée.

D'autre part, en comparant le nombre d'opérations élémentaires des méthodes itératives, la méthode ADPW-GC est moins complexe ($\frac{M^2}{5} \log M$) par rapport aux méthodes de descente (complexité d'ordre $10M^3$) et du gradient conjugué (complexité d'ordre $\frac{14}{5}M^3$). Ainsi, de point de vue complexité, la méthode ADPW-GC reste la moins coûteuse des six algorithmes présentés.

II.4. Application et résultats des simulations

II.4.1. Caractéristiques du signal d'origine

Le signal étudié est un signal multi-bandes constitué de 5 porteuses espacées de $0.8MHz$, modulées en QPSK puis filtrées par un filtre en cosinus surélevé dont le coefficient de roll-off est égal à 0.5 . Chaque porteuse a un débit de symbole $R_{sym} = 4 \cdot 10^5 sym/s$.

En simulation, le signal multi-bande est construit en utilisant un sur-échantillonnage régulier de $f_e = 100MHz$. La figure II.11 illustre les représentations temporelle et fréquentielle du signal d'origine modulé à une fréquence centrale $f_c = 12.5MHz$.

Pour obtenir le signal échantillonné, le signal d'origine est décimé tout d'abord de manière régulière avec une fréquence de $10MHz$ (décimation classique par 10), puis irrégulière avec un taux d'échantillonnage moyen $f_s = 1/T_1 = 10MHz$. Dans les deux cas, le nombre d'échantillons obtenu durant la durée d'observation T_0 ($T_0 = 70\mu s$) est pratiquement le même $N = T_0 \cdot f_s$.

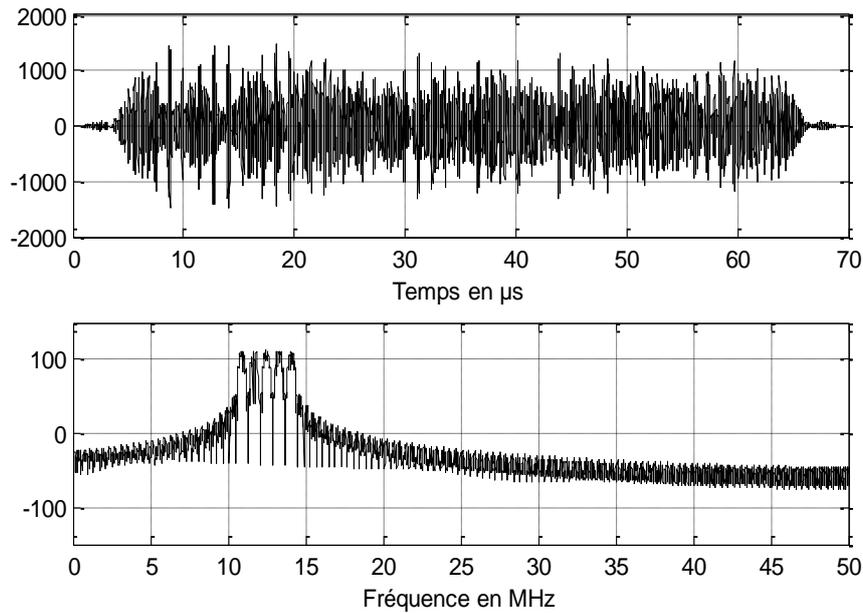


Figure II.11: Représentations temporelle et fréquentielle du signal d'origine

Pour toutes les simulations qui suivent, la reconstruction du signal sera élaborée pour tous les instants de l'axe temporel discret. Les performances de la méthode de reconstruction seront quantifiées par le critère énoncé par (II.16). La figure II.12 illustre le schéma bloc de simulation.

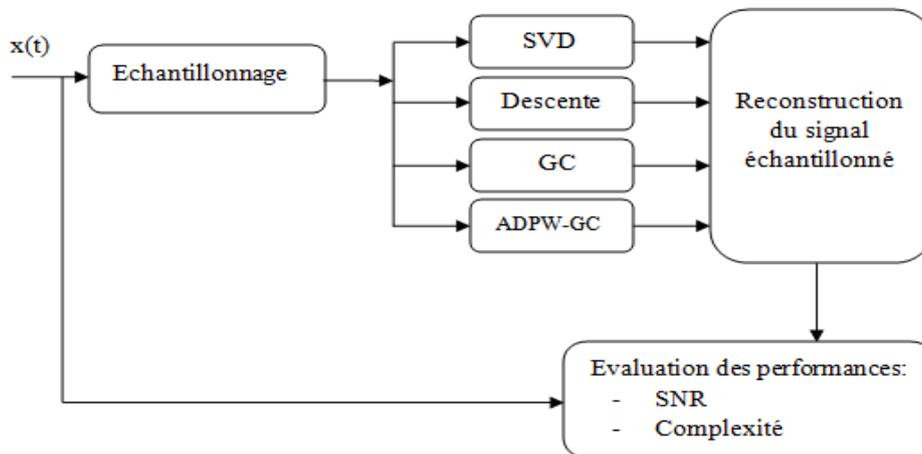


Figure II.12: Schéma bloc de simulation

II.4.2. Effet de la fréquence centrale sur le processus de reconstruction

La reconstruction d'un signal multi-bandes est possible si le taux d'échantillonnage moyen est supérieur à la fréquence de Nyquist. Pour assurer un niveau élevé du SNR de reconstruction, un choix judicieux des différents paramètres doit être effectué. Pour une base de fonctions exponentielles, les fréquences f_k doivent être choisies à l'intérieur de la bande du

signal et leur espacement doit être inférieur ou égal à l'inverse de la durée d'observation. Dans l'application suivante, nous essayons d'évaluer les performances de reconstruction d'un signal aléatoirement échantillonné au sein des bandes interdites. Les équations de reconstruction sont résolues par la méthode directe utilisant l'algorithme SVD puis par les méthodes itératives présentées ci-dessus. Les performances des différentes méthodes sont analysées.

Le calcul du SNR est répété pour des fréquences centrales allant de 6 à 40 MHz. Les taux d'échantillonnage (aléatoire et uniforme) sont pris constants durant toute la simulation. Dans ce cas de simulation, le nombre d'itérations n_D considéré pour la méthode de descente est de $2M$, pour la méthode du gradient conjugué $n_{GC}=M/5$ et pour la méthode ADPW-GC, le nombre d'itérations considéré est $n_{ADPWGC}=M/100$.

D'après les figures II.13 et II.14, nous constatons qu'avec un échantillonnage uniforme de 10 MHz, aucun recouvrement du signal ne se produit lorsque la fréquence centrale est située à l'intérieur des « bandes permises » : [12MHz, 13MHz], [17MHz, 18MHz], [22MHz, 23MHz],..., que le signal reconstruit est de bonne qualité (SNR > 65db), que le vecteur solution C est unique et que la reconstruction est accomplie avec suffisamment d'informations.

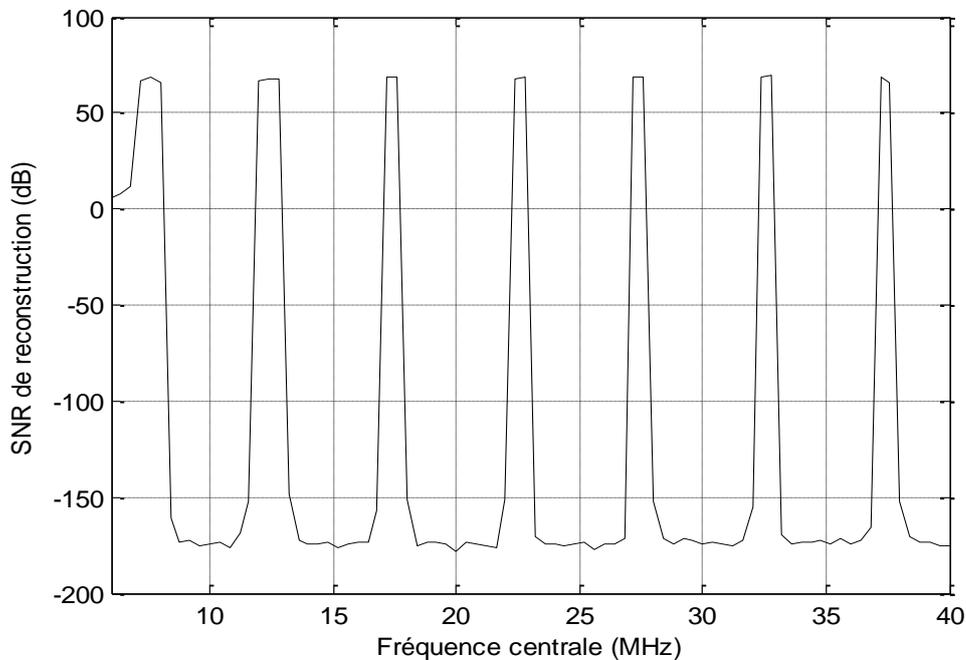


Figure II.13: Variation du SNR de reconstruction en fonction de la fréquence centrale en mode d'échantillonnage uniforme (cas de l'algorithme SVD)

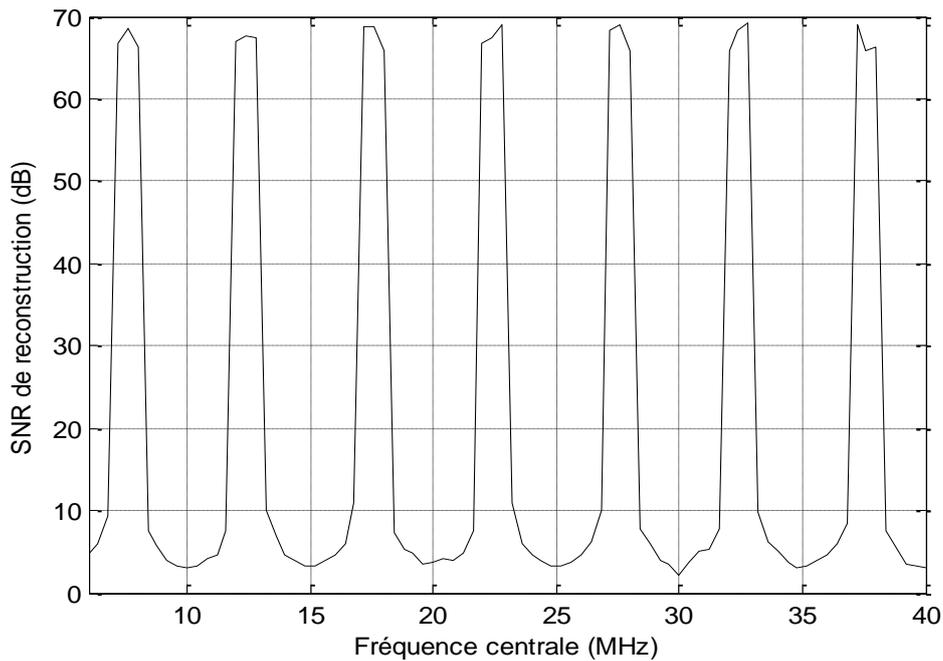


Figure II.14: Variation du SNR de reconstruction en fonction de la fréquence centrale en mode d'échantillonnage uniforme (même courbe pour les 3 méthodes itératives: la méthode de descente, la méthode GC et la méthode ADPW-GC)

En revanche, lorsque la porteuse centrale est située en dehors des intervalles permis (bandes interdites), les colonnes de la matrice A deviennent dépendantes et le signal est mal reconstruit.

Dans le cas d'échantillonnage aléatoire (figures III.15, III.16, III.17 et III.18), pour un taux d'échantillonnage moyen légèrement supérieur au taux de Nyquist, le processus de reconstruction est performant ($\text{SNR} > 30\text{dB}$) pour les différents algorithmes de reconstruction: l'algorithme direct SVD et les trois algorithmes itératifs (descente, GC et l'ADPW-GC). Il faut noter que pour beaucoup d'applications en télécommunications, cette valeur est suffisante pour rendre le bruit de reconstruction du signal négligeable devant les autres bruits (thermiques et interférences).

En comparant les différents algorithmes en terme de qualité de reconstruction (figures III.15, III.16, III.17 et III.18), on peut noter que la méthode itérative ADPW-GC est la plus performante car elle présente un SNR de reconstruction élevé par rapport aux autres méthodes quelque soit la valeur de la fréquence centrale.

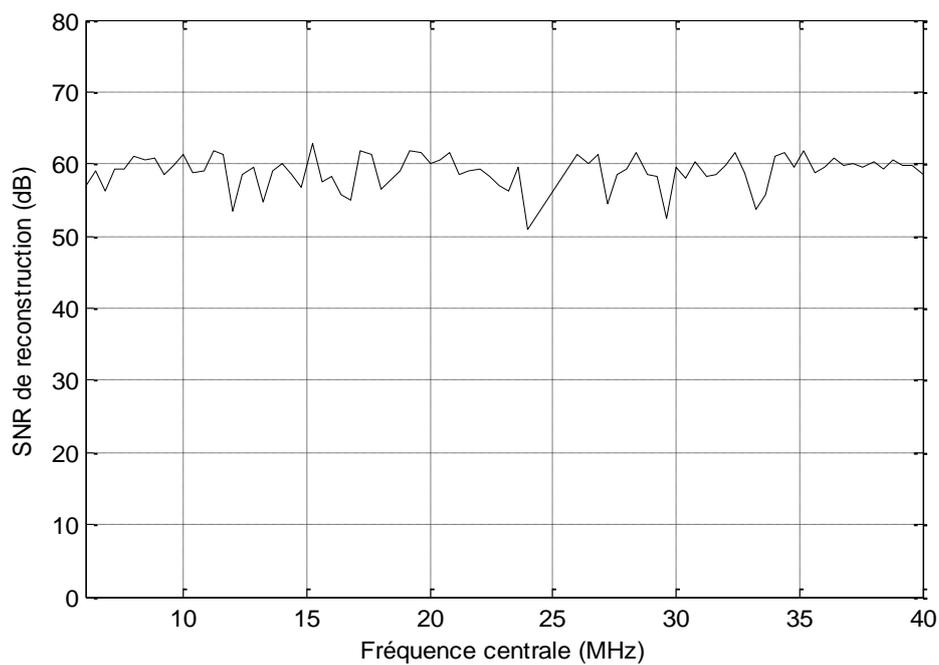


Figure II.15: Variation du SNR de reconstruction en fonction de la fréquence centrale en mode d'échantillonnage aléatoire (cas de l'algorithme SVD)

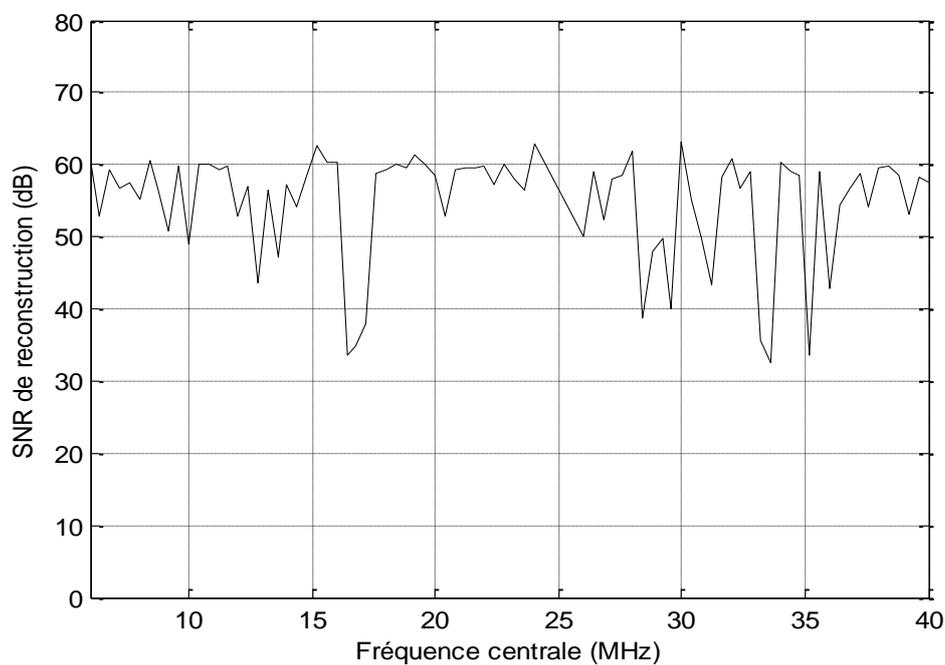


Figure II.16: Variation du SNR de reconstruction en fonction de la fréquence centrale en mode d'échantillonnage aléatoire (cas de la *méthode de descente*)

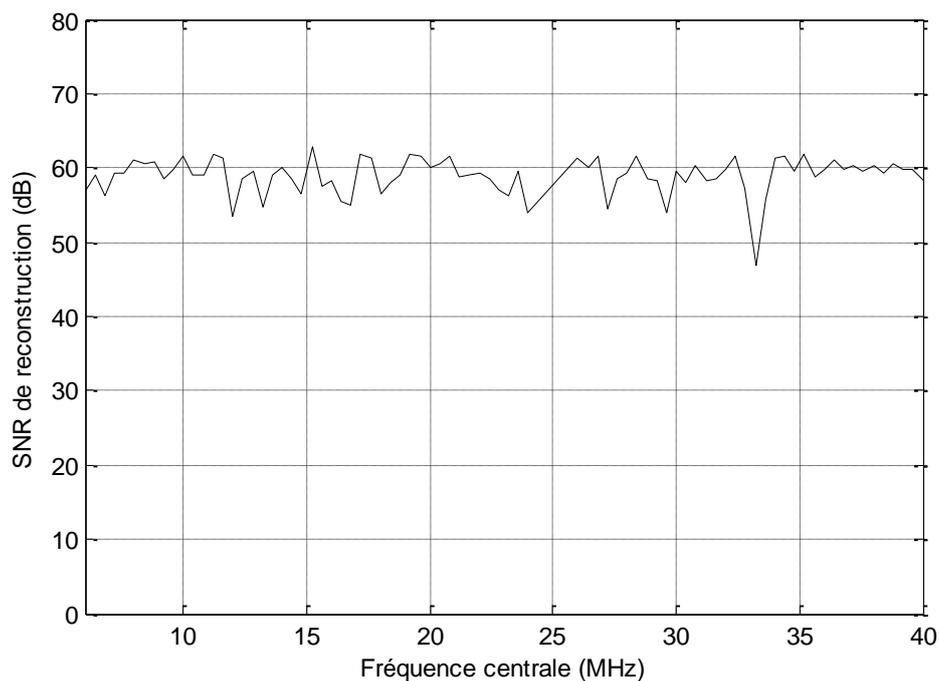


Figure II.17: Variation du SNR de reconstruction en fonction de la fréquence centrale en mode d'échantillonnage aléatoire (cas de la méthode GC)

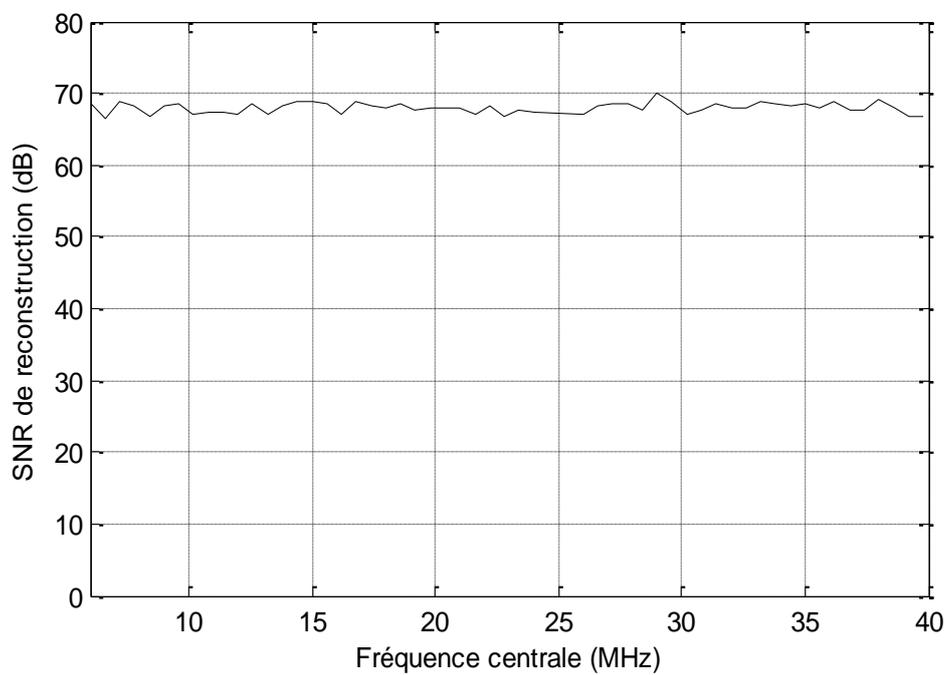


Figure II.18: Variation du SNR de reconstruction en fonction de la fréquence centrale en mode d'échantillonnage aléatoire (cas de la méthode ADPW-GC)

II.4.3. Etude de l'effet du conditionnement

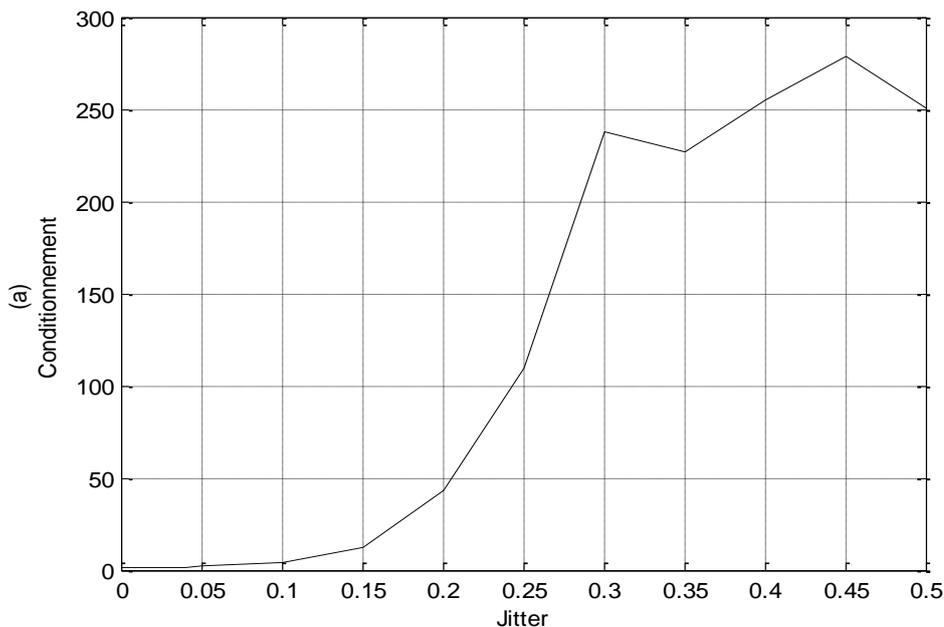
On appelle conditionnement d'une matrice A carrée inversible, le nombre réel $\chi(A)$:

$$\chi(A) = \|A\| \|A^{-1}\| \quad (\text{II.40})$$

Le conditionnement d'une matrice est toujours supérieur ou égale à 1. Lorsque $\chi(A) \gg 1$, on dit que la matrice est mal conditionnée.

Soit le système d'équations linéaire $A^H A C = A^H X_s$ à résoudre. Pour évaluer l'influence de la séquence d'échantillonnage sur le conditionnement de la matrice $A^H A$, on va choisir à titre d'exemple un mode d'échantillonnage aléatoire par jitter et on va varier la valeur du jitter α de 0 à 0.5. Les figures II.19 et II.20 représentent les variations du conditionnement et du SNR de reconstruction (en dB) en fonction du jitter α respectivement à l'intérieur des bandes permises et des bandes interdites.

A l'intérieur des bandes permises (figure II.19), on peut noter qu'en minimisant le jitter, la matrice $A^H A$ devient bien conditionnée (conditionnement égal à 1 pour $\alpha = 0$) ce qui est normal parce qu'on s'approche du cas d'un processus uniforme, les colonnes de la matrice A sont linéairement indépendantes et la reconstruction est accomplie avec suffisamment d'information. La qualité de reconstruction varie faiblement avec le jitter.



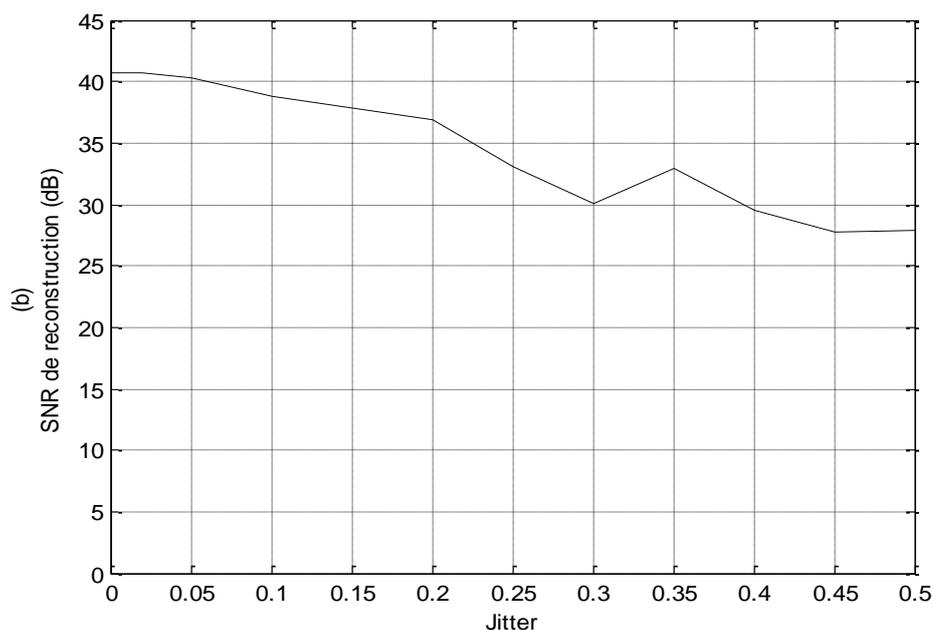
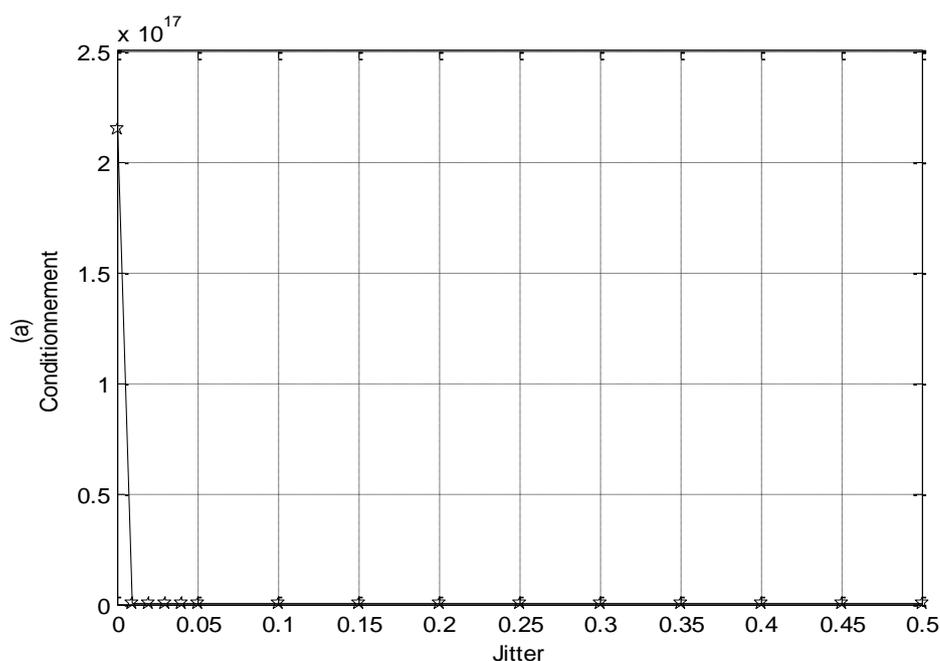


Figure II.19: Variation du conditionnement de la matrice $A^H A$ (a) et du SNR de reconstruction (b) en fonction du jitter à l'intérieur des bandes permises

En revanche, lorsqu'on est à l'intérieur des bandes interdites (figure III.20), pour un jitter nul (Cas d'un processus uniforme), on perd la stationnarité, on aura donc un recouvrement du spectre qui se présente à l'intérieur de ces bandes. Les colonnes de la matrice deviennent dépendantes et le signal échantillonné est mal reconstruit.



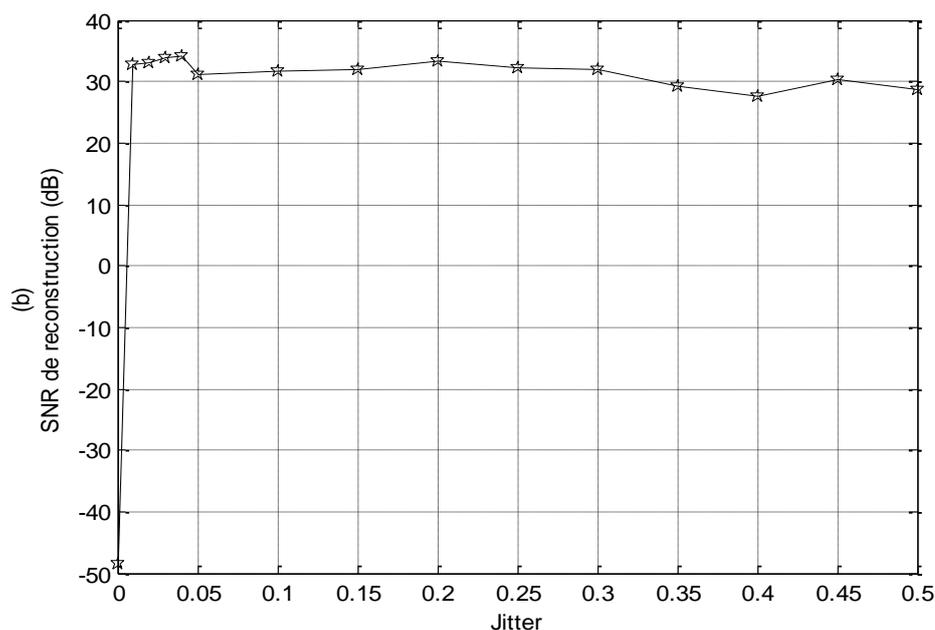


Figure II.20: Variation du conditionnement de la matrice $A^H A$ (a) et du SNR de reconstruction (b) en fonction du jitter à l'intérieur des bandes interdites

II.5. Conclusion

Dans la première partie de ce chapitre, une analyse de deux séquences d'échantillonnage aléatoire parmi les plus rencontrées dans la littérature : le mode d'échantillonnage par jitter (JRS) et le mode d'échantillonnage additif (ARS) illustrée par des résultats de simulations à été présentée. Nous avons noté que dans le cas d'échantillonnage aléatoire, les répliques de spectre sont généralement atténuées et peuvent même être supprimées lorsque la séquence d'échantillonnage appliquée est stationnaire. Nous avons présenté les avantages de l'application des processus d'échantillonnage aléatoire ainsi que les apports qu'ils peuvent apporter aux systèmes de communications radio logicielle.

La deuxième partie présente différentes méthodes de reconstruction des signaux aléatoirement échantillonnés: des méthodes directes de décomposition matricielle telles que la SVD, la LU et la QR ainsi que des méthodes itératives telles que la méthode de descente, la méthode du gradient conjugué et la méthode itérative ADPW-GC. Nous nous sommes particulièrement intéressés aux méthodes itératives pour résoudre le problème de reconstruction des signaux aléatoirement échantillonnés en raison de leur flexibilité et de leur rapidité de convergence. Nous avons évalué les performances des méthodes itératives présentées en termes de qualité du signal reconstruit et de complexité et nous avons comparé les résultats obtenus avec les performances des algorithmes directs. En comparant les

performances des six algorithmes présentés, nous avons noté que la méthode ADPW-GC présente une bonne qualité de reconstruction (un SNR de reconstruction de 67 dB) et de point de vue complexité, elle reste la moins coûteuse des six algorithmes présentés.

Dans le chapitre suivant, nous proposons une nouvelle approche du front-end numérique basée sur la méthode itérative ADPW-GC pour la sélection de canal en appliquant l'échantillonnage aléatoire dans un contexte radio logicielle.

II.6. Références

- [1] J. J. Wojtiuk, “*Randomized Sampling for Radio Design*”, Ph.D. Thesis, University of South Australia, School of Electrical and Information Engineering, Australia, March 2000.
- [2] Bilinskis and A. Mikelsons, “*Randomized Signal Processing*”, Cambridge: Prentice Hall, 1992.
- [3] H. S. Shapiro, R. A. Silverman, “Alias-Free Sampling of Random Noise”, SIAM, J.Appl. Math., vol8, pp. 225-237, 1960.
- [4] F. J. Beutler, O. A. Z. Leneman, “The Spectral Analysis of Impulse Processes”, Information and Control, vol. 12, pp.236-258, 1968.
- [5] F. Marvasti, “Nonuniform Sampling”, in *Advanced Topics in Shannon Sampling and Interpolation Theory* (R. J. Marks II, ed.), ch.4. New York: Springer-Verag, 1993.
- [6] R. J. Martin, “Irregularly Sampled Signals: Theories and Techniques for Analysis”, PhD thesis, University College London, 1998.
- [7] O. A. Z. Leneman, “Random Sampling of Random Processes: Optimum Linear Interpolation”, J. Franklin Inst., vol. 281, pp. 302-314, 1966.
- [8] F. J. Beutler, “Recovery of Randomly Sampled Signals by Simple Interpolation”, Information and control, vol. 26, pp. 312-340, 1974.
- [9] J.J. Wojtiuk, R.J.Martin, “Random Sampling Enables Flexible Design for Multiband Carrier Signals”, IEEE Trans. Sig. Proc. Vol. 49, pp 2438-2440, N°. 10, October 2001.
- [10] N. Boumaaz, “Etude d’Opérateurs de Traitement de Signal Appliquant l’Echantillonnage Aléatoire pour la Radio Logicielle”, thèse de Doctorat soutenu en Avril 2009 à la Faculté des Sciences Semlalia, Marrakech.
- [11] R. J. Martin, “Irregularly Sampled Signals: Theories and Techniques for Analysis”, PhD thesis, University College London, 1998.
- [12] J. Wingham, “*The Reconstruction of Band-Limited Function and its Fourier Transform from e Finite Number of Samples at Arbitrary Location by Singular Value Decomposition*”, IEEE Trans. Sig. Proc., vol. 40, pp.559-570, 1992.
- [13] M. R. Hestenes, “*The conjugate-gradient method for solving linear systems*”, in J. Curtiss editor, Numerical Analysis. McGraw-Hill, 1956.
- [14] T. Strohmer, “*Efficient Methods for Digital Signal and Image Reconstruction from Nonuniform Samples*”, Ph.D. Thesis, Dept. Mathematics, Univ. Vienna (1993)

- [15] H. G. Feichtinger, K. H. Grochenig, "*Theory and Practice of Irregular Sampling*", In J. Benedetto and M. Frazier, editors, *Wavelets: Mathematics and Applications*, pp. 305-363, CRC Press, 1993.
- [16] H. G. Feichtinger, T. Strohmer, "*Fast Iterative Reconstruction of Band-Limited Images from Irregular Sampling Values*", In D. Chetverikov and W. G. Kropatsch, editors, *Computer Analysis of Images and Patterns*, pp. 82-91, Conf. CAIP, Budapest, 1993.
- [17] T. Strohmer, "*Irregular Sampling, Frames and Pseudo-inverse*", Master's thesis, University of Vienna, 1991.
- [18] H. G. Feichtinger, C. Cenker, M. Herrmann, "*Iterative Algorithms in Irregular Sampling: A first comparison of methods*", In Conf. ICCCP'91, Phoenix, USA, pp. 483-489, March 1991.
- [19] F. J. Beutler, "*Error-Free Recovery of Signals from Irregularly Spaced Samples*", *SIAM Review*, vol. 8, pp.328-335, 1966.
- [20] H. D. Helms, J. B. Thomas, "*Truncation error of Sampling Theorem Expansion*", *Proc. IRE*, vol. 50, pp. 179-184, 1962.
- [21] K. Yao, J. B. Thomas, "*On Truncation Error for Sampling Representations of Bandlimited Signals*", *IEEE Trans. Aero. Electro. Syst.*, vol. 2, pp. 640-647, 1966.
- [22] P. J. S. G. Ferreira, J. M. N. Vieira, "*Detection and Correction of Missing Samples*", In *Sampling Theory and Applications*, Proc. Work-shop SAMPTA 95, Jurmala (Riga), Latvia, September 1995, pp. 263-267, 1995.
- [23] C. E. Shannon, "*Communication in the Presence of Noise*", *Proc. IRE*, vol. 37, pp. 10-21, 1949.
- [24] H. J. Landau, "*Sampling, Data Transmission, and the Nyquist Rate*", *Proc. IEEE*, vol. 55, pp. 1701-1706, 1967.
- [25] R. J. Martin, D. A. Castelow, "*Reconstruction of multiband Signals using irregular Sampling*", *GEC J. Tech.* vol. 14, pp. 180-185, 1997.
- [26] A. Bjorck, "*Numerical Methods for Least Squares Problems*". SIAM. Philadelphia, PA, 1996.

Chapitre III

**Front-end numérique basée sur la méthode ADPW-GC
associée avec l'échantillonnage aléatoire**

III.1. Introduction

La radio logicielle est un système de communication sans fil multi-modes, multi-standards reconfigurable dans lequel une majeure partie du traitement est réalisé en logiciel. Cette technologie présente de nombreux avantages, mais elle soulève aussi plusieurs difficultés technologiques en termes de puissance de calcul, de degré de miniaturisation, de consommation électrique et de coûts.

Pour concevoir un système radio logicielle optimisé, il est important de réduire la cadence des échantillons traités. Une des solutions pouvant aboutir à cet objectif est l'application de l'échantillonnage aléatoire où une cadence moyenne d'échantillons légèrement supérieure à la fréquence de Nyquist peut suffire à la reconstruction de l'information reçue [1]. En outre, l'application d'une séquence d'échantillonnage aléatoire permet de réduire les répliques de spectre (ou de les éliminer complètement dans le cas d'une séquence stationnaire) ce qui allège les contraintes sur les différents éléments de la chaîne de transmission et en particulier sur le filtrage de canal.

Un autre aspect avantageux du processus d'échantillonnage aléatoire par rapport à l'échantillonnage uniforme est que la conversion des fréquences d'échantillonnage est toujours effectuée à des vitesses inférieures ou égales à la bande système quel que soit le facteur de décimation. Alors que dans le cas d'un processus d'échantillonnage uniforme avec une valeur non entière du facteur de décimation, la fréquence de fonctionnement est supérieure à la bande du système suite à la présence d'interpolateurs [2].

Dans la littérature, différentes structures pour le front-end numérique ont été proposées pour les deux modes d'échantillonnage uniforme et aléatoire. Dans ce chapitre, nous proposons une nouvelle approche du front-end numérique basée sur la méthode itérative ADPW-GC (l'algorithme itératif ADPW (Adaptive Weights) accéléré par la méthode du gradient conjugué) pour la sélection du canal. L'application est faite dans le contexte d'un système radio logicielle et en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire. Les performances de la structure proposée en termes de qualité du canal sélectionné, de robustesse et de complexité, seront évaluées et comparées à celles du front-end numérique basé sur l'algorithme direct SVD et ensuite aux performances du front-end numérique basé sur la DFT pour la sélection du canal afin de montrer l'intérêt de l'approche proposée.

III.2. Définition du front-end numérique dans une architecture radio logicielle

Un des éléments clefs dans une architecture radio logicielle est le front-end numérique. Il constitue la partie du système où le traitement numérique remplace les traitements analogiques [3] (figure III.1). Dans les systèmes radio logicielle, le bloc front-end numérique doit s'adapter à des standards de communication numériques basés sur des débits chips ou symboles très différents.

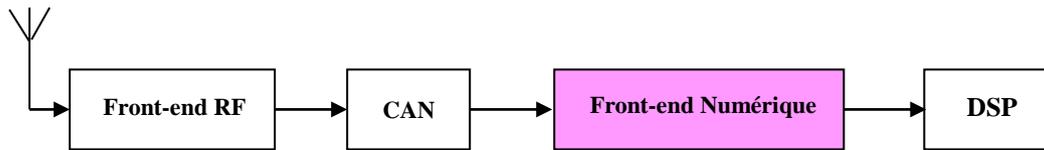


Figure III.1: Front-end numérique dans une architecture radio logicielle

Les trois fonctions principales du front-end numérique sont:

- La transposition IQ qui consiste à convertir les signaux réels numérisés par le CAN en signaux complexes le plus souvent en bande de base,
- La conversion des fréquences d'échantillonnage entre l'entrée (numérisation de la bande système) et la sortie (fréquence chip ou symbole),
- Sélection du canal ou des canaux utiles dans la bande système.

Dans l'hypothèse où la fréquence d'entrée du front-end numérique est fixe (par exemple dimensionnée sur la bande système ou sur la plus grande bande passante à recevoir), une des opérations à réaliser est d'effectuer une conversion des fréquences d'échantillonnage. Cette opération peut être réalisée naturellement par le filtrage de canal multi-cadence. Cependant lorsque le rapport des fréquences d'entrée et de sortie n'est pas entier, d'autres solutions utilisant des cascades d'interpolateurs et de décimateurs doivent être envisagées (figure III.2) [4, 5]. Un point important est que la définition d'une telle architecture optimisée en terme de complexité de calcul dépend très fortement des paramètres du standard.

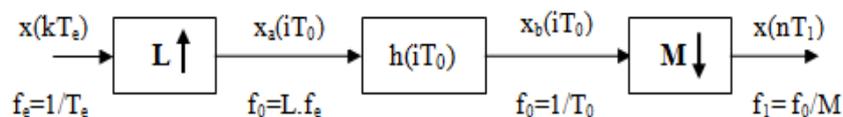


Figure III.2: Conversion de fréquence d'échantillonnage à base d'interpolateurs et de décimateurs

Dans le cas où le facteur de décimation $F_d = f_e / f_1 = M / L$ est non entier (avec M et L les plus petits entiers positifs vérifiant $M / L = T_1 / T_e$), la conversion des fréquences d'échantillonnage consiste à effectuer une interpolation du signal d'entrée à une fréquence intermédiaire $f_0 = 1 / T_0 = L / T_e$, suivie d'une décimation par M .

Pour bien illustrer le fonctionnement de cette architecture, nous prenons à titre d'exemple $f_e = 6\text{MHz}$ et $f_1 = 3.1\text{MHz}$. Le facteur de décimation correspondant est $F_d = 60 / 31 = 1.935$, par conséquent la fréquence intermédiaire f_0 est 31 fois supérieure à la fréquence d'entrée f_e . Cette technique de conversion présente donc l'inconvénient de fonctionner à grande vitesse puisque pour des facteurs de décimation non entiers, la fréquence d'échantillonnage est toujours supérieure à la bande système en raison de la présence d'interpolateurs.

Une des techniques pouvant remédier à ces problèmes est l'application du sous-échantillonnage aléatoire qui offre une grande flexibilité au niveau du traitement des signaux multi-bandes (pas de contraintes de bandes non permises) [1], et qui présente une structure allégée du convertisseur de fréquence d'échantillonnage en éliminant l'implantation conjointe des blocs interpolateur et décimateur. Ce principe est illustré par la figure III.3.

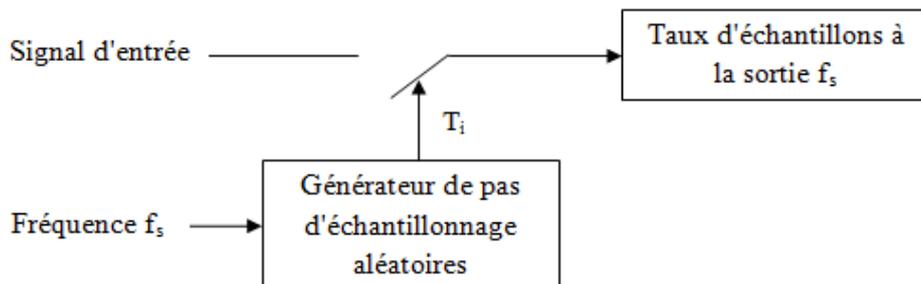


Figure III.3: Schéma de principe de l'échantillonnage aléatoire

Dans un tel système, la fréquence de fonctionnement est toujours inférieure ou égale à la bande système. En revanche, la reconstruction du signal à partir des échantillons prélevés à des instants aléatoires reste plus complexe.

Dans la suite de ce chapitre, nous proposons une nouvelle approche du front-end numérique basée sur la méthode itérative ADPW-GC pour la sélection du canal en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire et nous la comparons à d'autres structures proposées dans la littérature.

III.3. Structures de front-end numérique utilisant l'échantillonnage aléatoire

III.3.1. Structure1: front-end numérique basé sur le calcul des composantes fréquentielles du signal échantillonné par la méthode de minimisation quadratique en utilisant l'algorithme SVD

Considérons un signal multi-bandes $x(t)$ de bande effective $I = \cup I_i$. Les I_i représentent les différentes sous bandes du signal. Les échantillons prélevés sont repérés par les couples $(t_i, x_i = x(t_i))$ pour i allant de 1 à N où N est le nombre d'échantillons.

Dans le chapitre précédent, nous avons déjà vu que le signal reconstruit peut être défini par l'expression suivante:

$$\hat{x}(t) = \sum_{k=1}^M c_k \exp(2j\pi f_k t) \quad (\text{III.1})$$

Les composantes fréquentielles c_k sont calculées à partir de la minimisation de l'erreur quadratique définie par:

$$E_q^2 = \|AC - X_s\|^2 \quad (\text{III.2})$$

Une fois le vecteur C et ses fréquences associées sont connus, la sélection du canal peut être facilement effectuée. Donc, si nous nous intéressons à une bande particulière, la sélection de canal est réalisée comme indiqué sur la figure III.4 en deux étapes:

- Le calcul de toutes les composantes fréquentielles du signal multi-bandes (vecteur C) par minimisation de l'erreur quadratique en appliquant l'algorithme de factorisation matricielle SVD.
- La reconstruction directe du canal utile (en bande de base) en utilisant seulement les coefficients c_k correspondant à la bande d'intérêt.

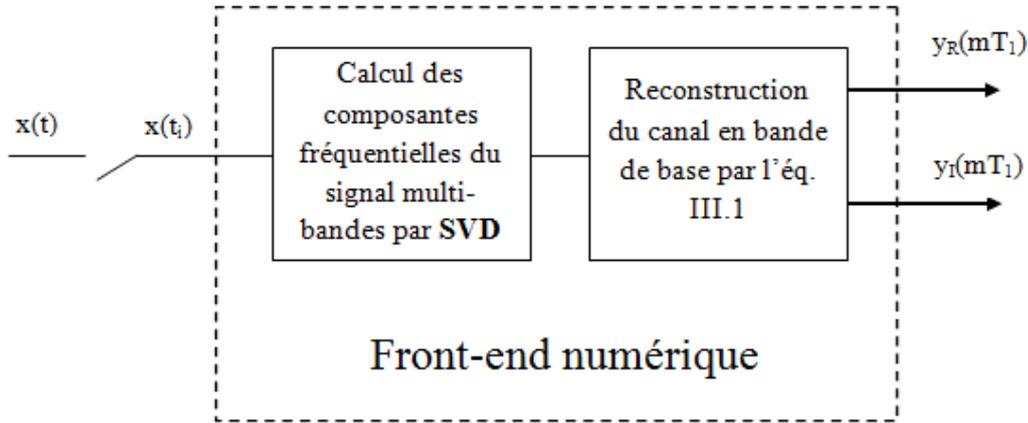


Figure III.4: Structure du FEN basé sur le calcul des composantes fréquentielles par la minimisation quadratique en utilisant l'algorithme SVD

En effet, considérons à titre d'exemple le spectre du signal réel à 3 bandes représenté à la figure III.5 et intéressons-nous à la sélection du canal 2. La résolution de l'équation (III.2) permet de calculer les composantes fréquentielles appartenant aux différentes bandes du signal ($c_1 \dots c_p \dots c_q \dots c_{M/2}$ et leurs conjuguées). Ainsi nous pouvons reconstruire le canal 2 via l'expression (III.1) en utilisant les coefficients correspondants ($c_p \dots c_q$) et leurs fréquences associées ($f_p \dots f_q$). Le signal du canal 2 est ainsi reconstruit en bande système. Pour reconstruire le canal 2 en bande de base, on utilise les mêmes coefficients ($c_p \dots c_q$) associés à leurs fréquences transposées en bande de base ($f_p - f_0 \dots f_q - f_0$) [2, p.114].

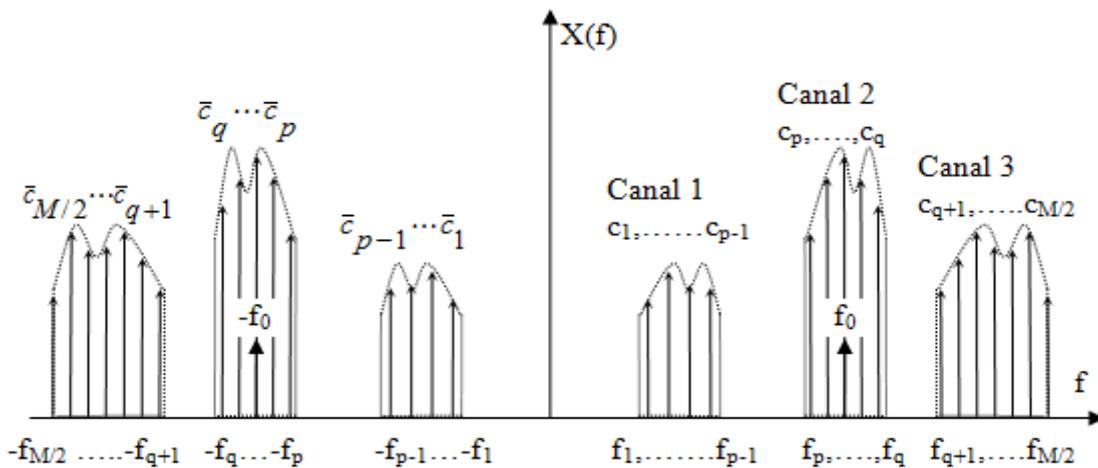


Figure III.5: Exemple du spectre d'un signal réel à 3 canaux

III.3.2. Structure2: front-end numérique basé sur le calcul des composantes fréquentielles du signal par la transformée de Fourier discrète (DFT)

Dans cette structure, le calcul des composantes fréquentielles du canal utile est effectué

en utilisant un algorithme de transformée de Fourier discrète. L'application de la DFT est très flexible (en comparaison avec la méthode de minimisation de l'erreur quadratique) dans le sens où elle permet de restreindre le calcul des composantes fréquentielles au canal utile. En revanche, elle reste sensible au bruit. La figure III.6 illustre le schéma de principe du front-end numérique basé sur le calcul des composantes fréquentielles par la DFT.

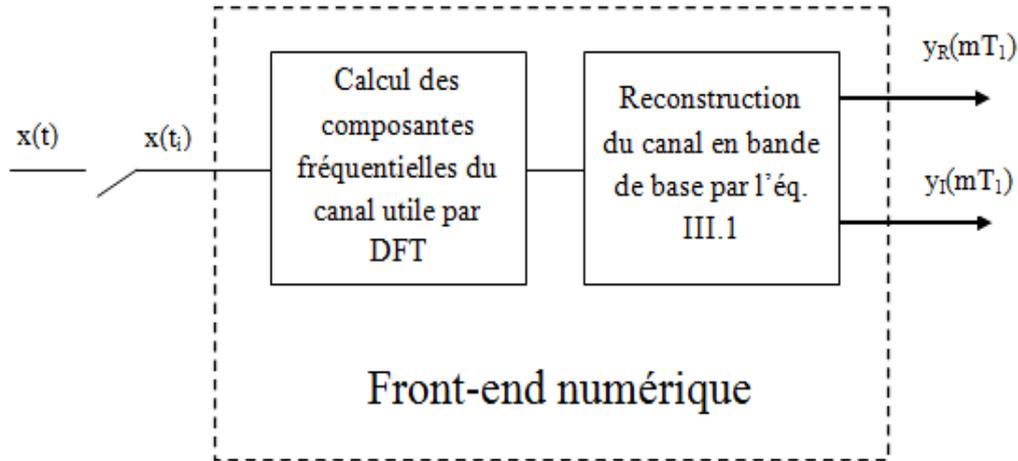


Figure III.6: Structure du FEN basé sur le calcul des composantes fréquentielles du canal utile par la DFT

Pour calculer un coefficient c_k situé à une fréquence f_k , on applique l'expression de la DFT définie par la formule suivante:

$$c_k = \sum_{i=1}^N x(t_i) \exp(-2\pi j f_k t_i) (t_i - t_{i-1}) \quad (\text{III.3})$$

N est le nombre d'échantillons de la séquence d'échantillonnage, t_i sont les instants d'échantillonnage et $x(t_i)$ les échantillons prélevés sur le signal multi-bandes.

III.3.3. Structure3: approche proposée du front-end numérique basée sur la méthode itérative ADPW-GC pour la sélection de canal en appliquant un mode d'échantillonnage aléatoire

Dans cette partie nous proposons une approche du front-end numérique basée sur la méthode itérative ADPW-GC pour la sélection de canal en appliquant l'échantillonnage aléatoire dans un contexte radio logicielle.

Dans cette structure, la sélection du canal utile est réalisée comme illustré par la figure III.7 en trois étapes:

- La reconstruction du signal multi-bandes directement à partir de ses échantillons par l'ADPW-GC.
- Le calcul des composantes fréquentielles du signal multi-bandes (vecteur C) en utilisant la transformée de Fourier.
- La reconstruction directe du canal utile (en bande de base) en utilisant seulement les coefficients c_k correspondant à la bande d'intérêt.

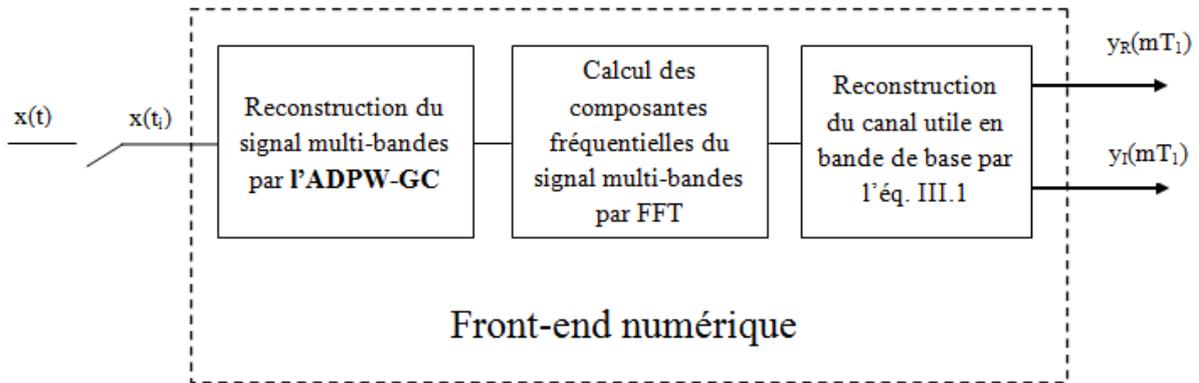


Figure III.7: Structure proposée du FEN basé sur la reconstruction du signal multi-bandes par la méthode itérative ADPW-GC

Dans le paragraphe suivant, nous analysons les performances des différentes structures du front-end numérique: front-end numérique basé sur l'algorithme direct SVD, front-end numérique basé sur la DFT et la structure du front-end numérique que nous avons proposée et qui est basée sur la méthode itérative ADPW-GC afin de montrer l'intérêt de l'approche proposée par rapport aux autres approches.

III.4. Application et résultats des simulations

Le signal étudié est un signal multi-bandes constitué de 5 porteuses espacées de $0.8MHz$, modulées en QPSK puis filtrées par un filtre en cosinus surélevé dont le coefficient de roll-off est égal à 0.5 (Figure III.8 (a)). Chaque porteuse a un débit de symbole $R_{sym}=4.10^5 sym/s$.

En simulation, le signal multi-bandes est construit en utilisant un sur-échantillonnage régulier de pas $f_e=100MHz$. Pour obtenir le signal échantillonné, le signal d'origine est décimé de manière irrégulière avec un taux d'échantillonnage $f_s=1/T_1=10MHz$. Le nombre d'échantillons obtenu durant la durée d'observation T_0 ($T_0=70\mu s$) est $N= T_0.f_s$.

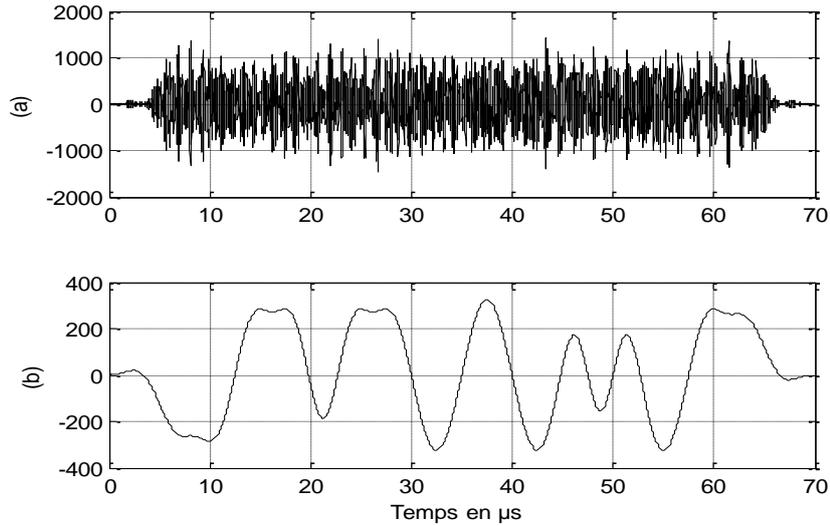


Figure III.8: Représentations temporelles
 (a) Signal multi-bandes d'origine, (b) canal utile de référence en bande de base

III.4.1. Evaluation du SNR de reconstruction

Pour évaluer les performances de la structure proposée, nous calculons le SNR de reconstruction du canal sélectionné pour les trois approches et nous le comparons au canal utile de référence en bande de base (figures III. 8 (b), III.9, III.10, III.11 et III.12). Les valeurs du SNR de reconstruction des trois structures sont illustrées dans le tableau (III.1). Dans ce cas de simulation, le nombre d'itérations considéré pour la méthode itérative ADPW-GC est $n_{ADPWGC}=M/100$ avec M est le nombre des composantes fréquentielles du signal multi-bandes (Dans notre cas de simulation $M=562$).

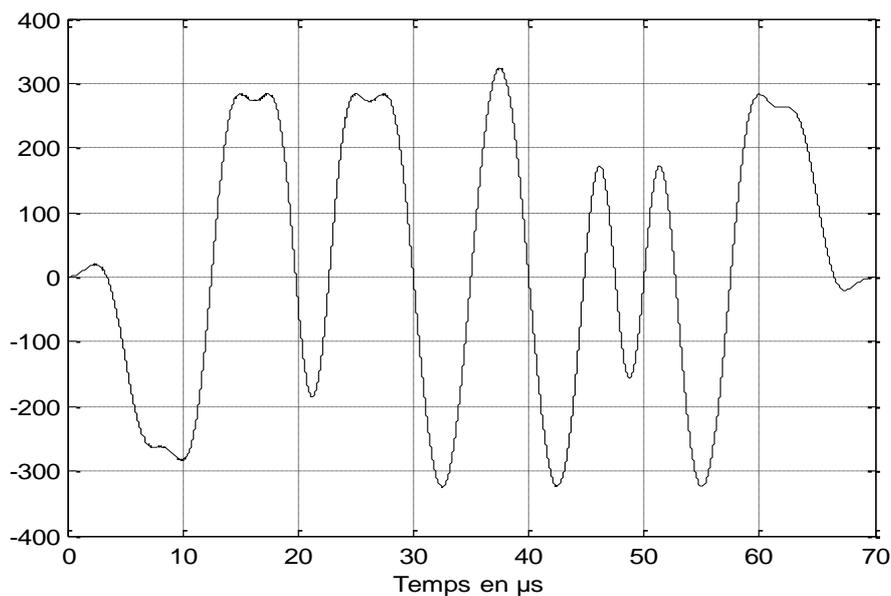


Figure III.9: Sélection de canal en bande de base en se basant sur l'algorithme SVD

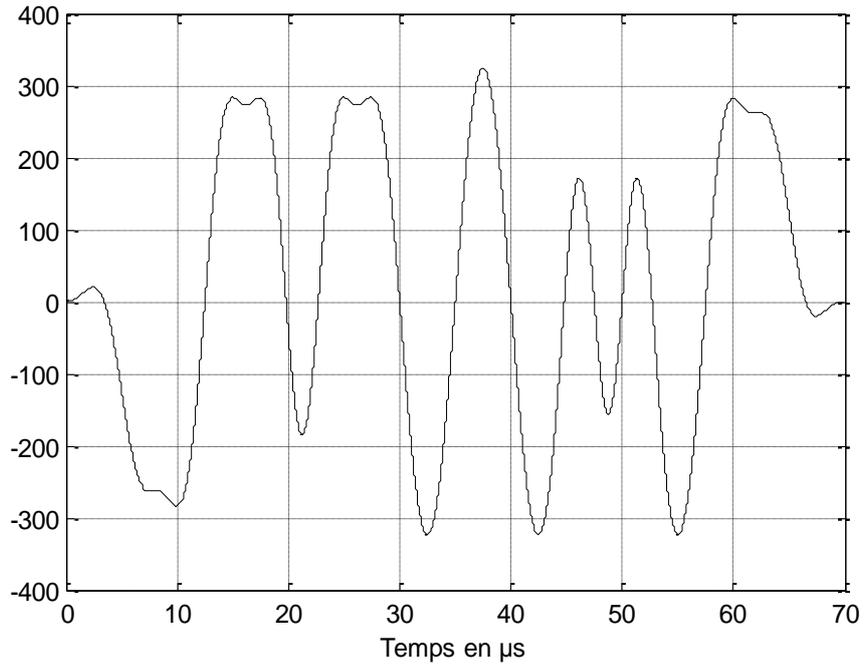


Figure III.10: Sélection de canal en bande de base en se basant sur la méthode itérative ADPW-GC

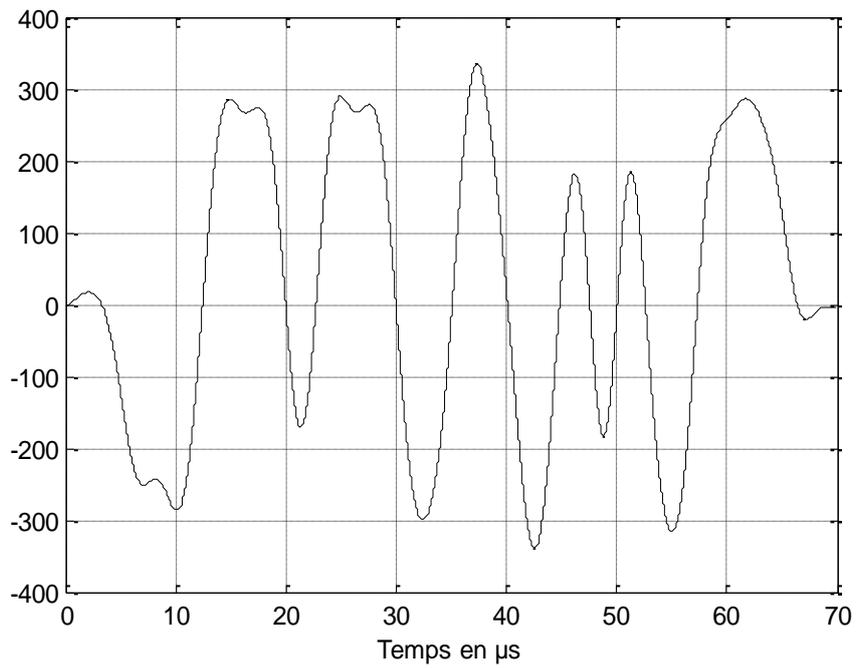


Figure III.11: Sélection de canal en bande de base en se basant sur la DFT

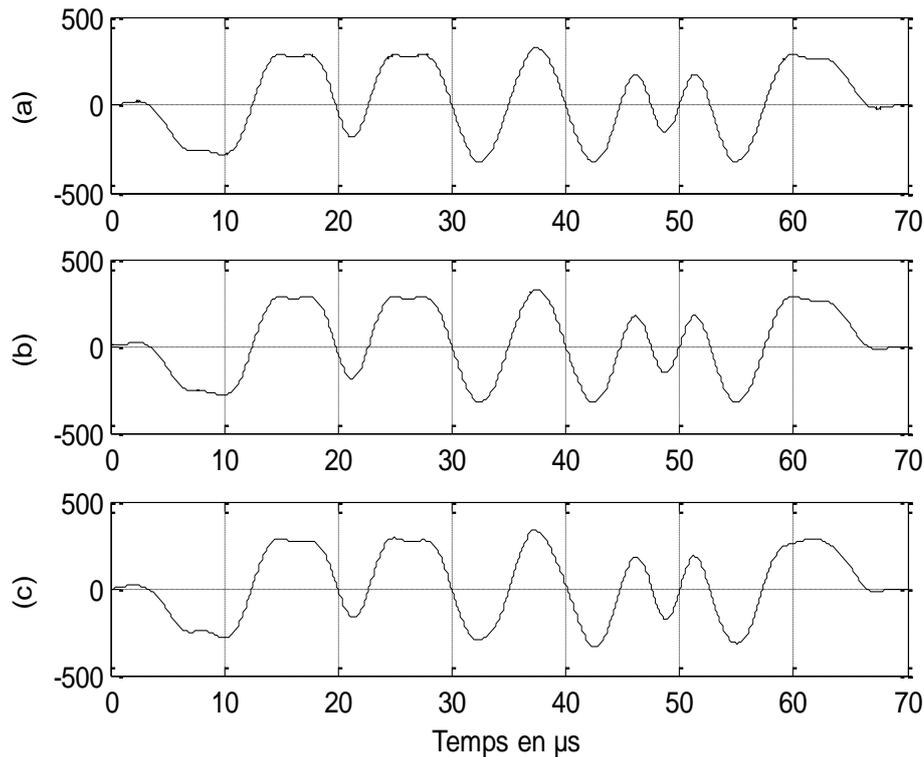


Figure III.12: Sélection de canal en bande de base

(a) cas de l'algorithme SVD, (b) cas de la méthode itérative ADPW-GC, (c) cas de la DFT

Le tableau ci-dessous présente les valeurs du SNR de reconstruction du canal d'intérêt pour les trois structures présentées.

Tableau III.1. SNR de reconstruction des trois structures du front-end numérique présentées

Front-end numérique	Structure 1	Structure 2	Structure 3
SNR de reconstruction du canal utile en dB	55	24	59

On peut noter que la structure proposée (front-end numérique basé sur la méthode itérative ADPW-GC) présente une bonne qualité de reconstruction du canal utile (SNR d'environ 59dB) suivie de la structure du front-end numérique basé sur l'algorithme SVD (Structure 1) avec un SNR d'environ 55dB. En revanche, dans le cas du front-end numérique basé sur le calcul des composantes fréquentielles du canal utile par DFT (structure 2), le SNR est de l'ordre de 24dB.

III.4.2. Evaluation du SNR de reconstruction en fonction des interférences

Dans ce paragraphe, nous avons fait varier la puissance des canaux adjacents et nous avons évalué le rapport signal sur bruit (SNR) de reconstruction du canal en fonction de la variation des interférences dans le cas des trois structures du front-end numérique: front-end numérique basé sur l'algorithme direct SVD (structure 1), front-end numérique basé sur la DFT (structure 2) et la structure du front-end numérique que nous avons proposée et qui est basée sur la méthode itérative ADPW-GC. La formule utilisée pour calculer les interférences est donnée par:

$$I(\text{dB}) = 10 \log_{10} \left[\frac{\text{somme des puissances des canaux non sélectionnés}}{\text{puissance du canal utile}} \right] \quad (\text{III.4})$$

La figure III.13 illustre la variation du SNR de reconstruction du canal utile en fonction des interférences. D'après cette figure, nous pouvons remarquer que le SNR de reconstruction diminue en augmentant les interférences. Malgré les interférences, la structure basée sur l'ADPW-GC présente une plus grande robustesse par rapport aux deux autres structures (la structure basée sur la SVD et la structure basée sur la DFT). Cela revient au fait que la méthode itérative ADPW-GC permet de reconstruire le signal multi-bandes $x(t)$ directement sans passer par le calcul des composantes fréquentielles c_k .

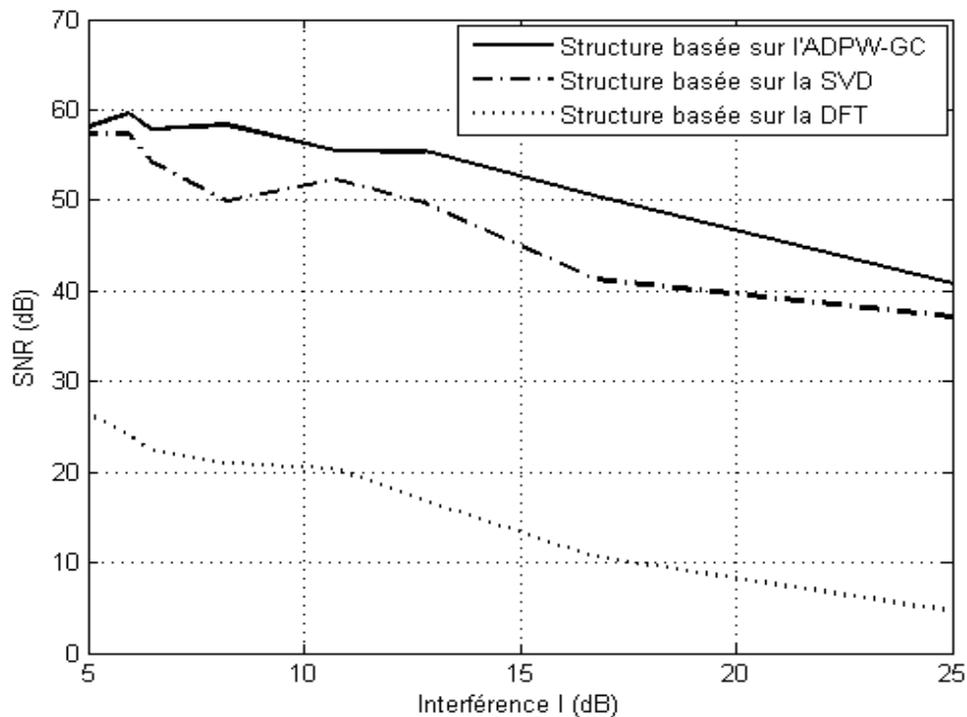


Figure III.13: Variation du SNR de reconstruction en fonction de la puissance des interférences dans le cas des trois structures étudiées

III.4.3. Analyse de la complexité des trois structures

Pour analyser la complexité des trois structures du front-end numérique, nous calculons le nombre d'opérations élémentaires en flops (floating point operations) de chacun des algorithmes utilisés pour la reconstruction du canal utile: l'algorithme SVD [2,6] (structure 1), la DFT (structure 2) et la méthode itérative ADPW-GC (structure 3). Le tableau suivant donne l'ordre de la complexité en nombre d'opérations des trois algorithmes utilisés pour la sélection du canal.

Tableau III.2. Ordre d'opérations élémentaires des algorithmes SVD, ADPW-GC et de la DFT

Algorithmes	Ordre d'opérations en flops
L'algorithme SVD	$O(23N^3)$
L'algorithme ADPW-GC	$O(\frac{1}{5}N^2 \log N)$
La DFT	$O(5N^2)$

avec N est le nombre de lignes de la matrice A .

A qualités de reconstruction du canal utile presque similaires, la structure proposée (structure 3) est moins coûteuse en nombre d'opérations que la structure 1 et proche en terme de complexité de la deuxième structure (structure basée sur la DFT). Tandis que la structure basée sur la DFT est la moins complexe par rapport aux deux autres structures (structure 1 et Structure 3) avec une mauvaise qualité de reconstruction de canal utile (24 dB).

III.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés à la fonction clé du front-end numérique à savoir la sélection du canal. La structure proposée est basée sur l'application de la méthode itérative ADPW-GC associée avec l'échantillonnage aléatoire pour la reconstruction du canal désiré. Les performances de cette structure en termes de qualité du canal reconstruit, de robustesse et de la complexité sont évaluées et sont comparées avec les performances du front-end numérique basé sur l'algorithme SVD et du front-end basé sur la DFT pour la sélection du canal.

Pour avoir un compromis entre la qualité de reconstruction, la robustesse et la complexité, la méthode ADPW-GC peut être considérée comme une solution intéressante pour le front-end numérique en architecture radio logicielle.

Dans le chapitre suivant, nous nous intéressons à la fonction clé de la radio cognitive qui est la détection spectrale pour laquelle nous proposons des solutions autour de l'échantillonnage aléatoire en vue de l'optimiser.

III.6. Références

- [1] J.J. Wojtiuk, R.J.Martin, “*Random Sampling Enables Flexible Design for Multiband Carrier Signals*”, IEEE Trans. Sig. Proc. Vol. 49, pp 2438-2440, N°. 10, October 2001.
- [2] N. Boumaaz, “*Etude d’Opérateurs de Traitement de Signal Appliquant l’Echantillonnage Aléatoire pour la Radio Logicielle*”, thèse de Doctorat soutenu en Avril 2009 à la Faculté des Sciences Semlalia, Marrakech.
- [3] T. Hentschel, M. Henker, G. Fettweis, “*The digital front-end of Software radio terminals*”, IEEE Personal Communications, August 1999.
- [4] F. Swarts, “*CDMA Techniques for Third Generation Mobile systems*”, Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [5] W. Tuttlebee, “*Software Defined Radio Enabling Technologies*”, John Wiley & Sons Ltd, England, 2002.
- [6] A. Bjorck, “*Numerical Methods for Least Squares Problems*”. SIAM. Philadelphia, PA, 1996.

Chapitre IV

Applications de l'échantillonnage aléatoire pour la
Détection Spectrale (Spectrum Sensing) dans le contexte
de la radio cognitive

IV.1. Introduction

Une radio cognitive [1] est un dispositif qui est conscient de son environnement radio et qui transmet uniquement dans les bandes de fréquences qui ne sont pas utilisées par un utilisateur principal. Une première étape cruciale dans les systèmes RC est la Détection Spectrale (DS), dont le but est de pouvoir connaître le statut du spectre (libre/occupé), de sorte que le spectre puisse être consulté par un utilisateur secondaire sans interférence avec un utilisateur primaire.

Les techniques utilisées pour la détection spectrale peuvent être classées globalement en trois types: Détecteur d'Énergie (Energy Detector), Détecteur à base de Filtre Adapté (Matched Filter Detector) et le Détecteur à base de Cyclo-stationnarité (Cyclostationary Feature Detector). Dans ce chapitre, nous nous intéressons particulièrement à l'approche basée sur la détection d'énergie, qui est le moyen le plus courant de la détection spectrale en raison de sa faible complexité de traitement et de mise en œuvre [2].

La détection d'énergie est une technique utilisée pour détecter la présence des signaux inconnus. Par conséquent, elle est utilisée dans la détection de spectre pour détecter l'occupation spectrale des fréquences radio sans connaissance à priori de ces signaux. Son principe consiste à comparer l'énergie contenue dans la bande d'intérêt à un seuil de détection pour décider si cette bande est occupée ou non.

Dans la littérature, différents travaux basés sur la méthode du détecteur d'énergie sont présentés. Dans ce chapitre, nous proposons d'étudier la combinaison détecteur d'énergie et mode d'échantillonnage aléatoire. Ainsi, trois structures sont présentées : elles sont basées sur l'échantillonnage aléatoire comme mode d'échantillonnage [3], sur la méthode du détecteur d'énergie comme méthode de détection spectrale et sur la SVD, la LU ou la DFT comme méthode de reconstruction et de filtrage de canal. Les performances des différentes structures seront évaluées et comparées au cas utilisant un échantillonnage uniforme.

IV.2. Présentation des algorithmes de détection spectrale

IV.2.1. Détecteur d'énergie (DE)

IV.2.1.1. Principe

La méthode du détecteur d'énergie est basée sur l'idée que lors de la présence d'un signal dans le canal, il y'aurait plus d'énergie qu'en absence de signal. Ce concept est applicable quelque soit l'utilisateur primaire sans connaître aucune de ses caractéristiques.

La méthode DE consiste simplement à comparer l'énergie des échantillons reçus à un seuil prédéfini (noté par λ_E). Si l'énergie est supérieure au seuil, on considère qu'un signal est présent dans le canal, sinon le canal est jugé silencieux. La détection d'énergie est essentiellement basée sur la différence entre l'énergie du signal et celle du bruit. Elle ne nécessite pas d'informations préalables sur le signal [2]. Le diagramme en blocs du détecteur d'énergie est détaillé à la figure IV.1:



Figure IV.1: Diagramme en blocs d'un détecteur d'énergie

Le filtre passe-bande d'entrée permet de sélectionner la bande d'intérêt. Après numérisation du signal par un convertisseur analogique-numérique (CAN), un dispositif simple de moyenne du carré du signal est utilisé pour estimer l'énergie du signal reçu. L'énergie estimée, T_{DE} , est alors comparée à un seuil fixe λ_E , pour décider si un signal est présent (H_1) ou non (H_0).

Les performances d'un algorithme de détection peuvent être évaluées au moyen de deux probabilités: la probabilité de détection P_d et la probabilité de fausse alarme P_{fa} .

IV.2.1.2. Formulation mathématique de P_d et P_{fa}

Soit le signal reçu de la forme simple suivante:

$$y_n = s_n + \omega_n \quad (IV.1)$$

avec s_n le signal à détecter, ω_n un bruit blanc gaussien additif (AWGN) et n l'indice des échantillons. On note que $s_n=0$ lorsqu'il n'y a pas de transmission par l'utilisateur primaire.

Supposons que nous collectons N échantillons désignés par $\{y_n\}_{n \in \{1,2,\dots,N\}}$; le test statistique pour le détecteur d'énergie peut être défini par:

$$T_{DE} = \sum_{n=1}^N |y_n|^2 \quad (IV.2)$$

La décision sur l'occupation d'un instant n peut être obtenue en comparant le test statistique T_{DE} avec un seuil fixe λ_E . Ceci est équivalent à la distinction entre les deux hypothèses suivantes:

$$\begin{cases} H_0: & y_n = \omega_n & (\text{libre}) \\ H_1: & y_n = s_n + \omega_n & (\text{occupé}) \end{cases} \quad (\text{IV.3})$$

La fonction de distribution de probabilité du signal reçu sous les deux hypothèses H_0 et H_1 est donnée par [4,5]:

$$f_{T_{DE}}(y) = \begin{cases} \frac{1}{2^N \Gamma(N)} y^{N-1} e^{-y/2} & H_0 \\ \frac{1}{2} \left(\frac{y}{2\gamma}\right)^{\frac{N-1}{2}} \exp\left(-\frac{y+2\gamma}{2}\right) I_{N-1}(\sqrt{2\gamma y}) & H_1 \end{cases} \quad (\text{IV.4})$$

où $\Gamma(\cdot)$ est la fonction gamma [6, Section 8.31], $I_\nu(\cdot)$ est la fonction de Bessel modifiée du $\nu^{\text{ème}}$ ordre [6, Section 8.43] et γ dénote le rapport signal sur bruit (RSB) qui est défini par le

rapport entre la variance du signal transmis σ_s^2 et la variance du bruit σ_ω^2 , $\gamma = \frac{\sigma_s^2}{\sigma_\omega^2}$.

Les probabilités de détection et de fausse alarme sont définies comme suit [2,7]:

$$\begin{cases} P_{fa} = & \text{Prob}\{T_{DE} > \lambda_E / H_0\} \\ P_d = & \text{Prob}\{T_{DE} > \lambda_E / H_1\} \end{cases} \quad (\text{IV.5})$$

P_d est la probabilité de détection d'un signal sur la fréquence considérée quand celui-ci est réellement présent et P_{fa} est la probabilité que le test décide incorrectement que la fréquence considérée est occupée quand elle ne l'est pas réellement.

Donc, sous l'hypothèse H_0 :

$$\begin{aligned} P_{fa} &= \mathbb{P}\{T_{DE} > \lambda_E | H_0\} \\ &= \int_{\lambda_E}^{\infty} f_{T_{DE}}(y) dy \\ &= \int_{\lambda_E}^{\infty} \frac{y^{N-1} e^{-y/2}}{2^N \Gamma(N)} dy \end{aligned}$$

En posant $y=2u$, on obtient :

$$\begin{aligned} P_{fa} &= \frac{1}{2^N \Gamma(N)} \int_{\frac{\lambda_E}{2}}^{\infty} 2^{N-1} u^{N-1} e^{-u} \times 2 du \\ &= \frac{1}{\Gamma(N)} \int_{\frac{\lambda_E}{2}}^{\infty} u^{N-1} e^{-u} du \end{aligned}$$

Donc, par définition de la fonction gamma incomplète [6], on obtient :

$$P_{fa} = \frac{\Gamma(N, \frac{\lambda_E}{2})}{\Gamma(N)} \quad (IV.6)$$

Sous l'hypothèse H_1 , la fonction de distribution de probabilité est donnée par:

$$f_{T_{DE}}(y) = \frac{1}{2} \left(\frac{y}{2\gamma} \right)^{\frac{N-1}{2}} \exp\left(-\frac{y+2\gamma}{2}\right) I_{N-1}(\sqrt{2\gamma y})$$

D'où,

$$\begin{aligned} P_d &= \mathbb{P}\{T_{DE} > \lambda_E | H_1\} \\ &= \int_{\lambda_E}^{\infty} f_{T_{DE}}(y) dy \\ &= \int_{\lambda_E}^{\infty} \frac{1}{2} \left(\frac{y}{2\gamma} \right)^{\frac{N-1}{2}} \exp\left(-\frac{y+2\gamma}{2}\right) I_{N-1}(\sqrt{2\gamma y}) dy \end{aligned}$$

Soit $y=z^2$, on a donc :

$$\begin{aligned} P_d &= \int_{\sqrt{\lambda_E}}^{\infty} \frac{1}{2} \left(\frac{z^2}{2\gamma} \right)^{\frac{N-1}{2}} \exp\left(-\frac{z^2+2\gamma}{2}\right) I_{N-1}(z\sqrt{2\gamma}) 2z dz \\ &= \int_{\sqrt{\lambda_E}}^{\infty} \frac{1}{2} \left(\frac{z^2}{2\gamma} \right)^{\frac{N-1}{2}} \exp\left(-\frac{z^2+(\sqrt{2\gamma})^2}{2}\right) I_{N-1}(z\sqrt{2\gamma}) 2z dz \end{aligned}$$

Comparons ce résultat avec la fonction Q généralisée de Marcum [8], on obtient :

$$P_d = \mathbb{P}\{T_{DE} > \lambda_E | H_1\} = Q_m(\sqrt{2\gamma}, \sqrt{\lambda_E}) \quad (IV.7)$$

où λ_E est le seuil, $\Gamma(a, x)$ est la fonction gamma incomplète, $\Gamma(a)$ est la fonction gamma et $Q_m(a, b)$ est la fonction Q généralisée de Marcum.

La performance d'un détecteur peut être observée en traçant sa caractéristique opérationnelle du récepteur (la courbe COR). La courbe COR est la représentation graphique de la probabilité de détection P_d en fonction de la probabilité de fausse alarme P_{fa} pour différentes valeurs du seuil.

IV.2.1.3. Résultats et discussions

La figure IV.2 représente la courbe COR du détecteur d'énergie. La première courbe illustre la probabilité de détection P_d en fonction de la probabilité de fausse alarme P_{fa} en se basant sur les formules théoriques. D'autre part, les probabilités P_d et P_{fa} sont estimées sous Matlab en utilisant la simulation Monte-Carlo et en se basant sur le diagramme en blocs de la figure IV.1.

Bien que cet algorithme soit le moyen le plus courant de la détection spectrale, ses performances sont très sensibles aux dégradations dramatiques en particulier dans les scénarios de faible RSB [9,10]. En présence d'une incertitude au niveau du bruit, il existe une valeur du RSB en dessous de laquelle une détection fiable n'est pas possible. D'autre part, puisque différents émetteurs utilisent différents niveaux de puissance de signal et chaînes de transmission, l'une des préoccupations majeures du détecteur d'énergie est la sélection d'un seuil approprié. En effet, un seuil adéquat pour une transmission donnée ne l'est pas forcément pour une autre.

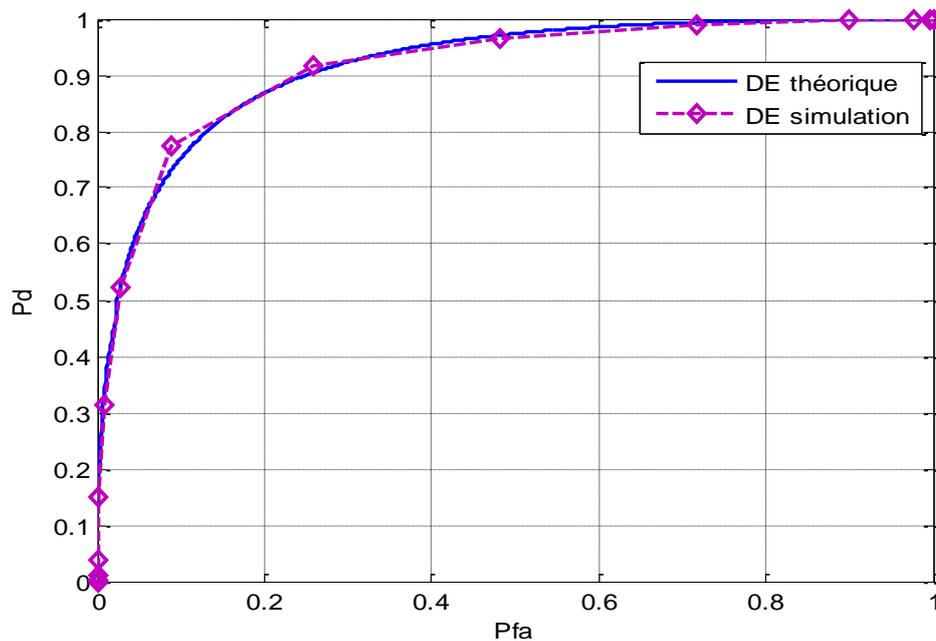


Figure IV.2: Courbe COR théorique et de simulation du DE pour un RSB=-12dB et un N=1000

IV.2.2. Détecteur à base de filtre adapté (DFA)

IV.2.2.1. Principe

Le filtrage adapté est connu comme la méthode optimale pour la détection des utilisateurs primaires lorsque le signal transmis est connu [2, 11].

Le détecteur à base de filtre adapté exige une connaissance parfaite des caractéristiques de l'onde émise, par exemple: la bande passante, la fréquence porteuse et le type de modulation [1, 2]. L'avantage majeur d'une telle détection est qu'elle nécessite un temps relativement court pour atteindre une certaine probabilité de détection ou de fausse alarme. Cependant, un inconvénient important du filtre adapté est que la radio cognitive aurait besoin d'un récepteur dédié pour chaque classe d'utilisateurs principaux [12]. Le diagramme en blocs du détecteur à base de filtre adapté est illustré par la figure IV.3:

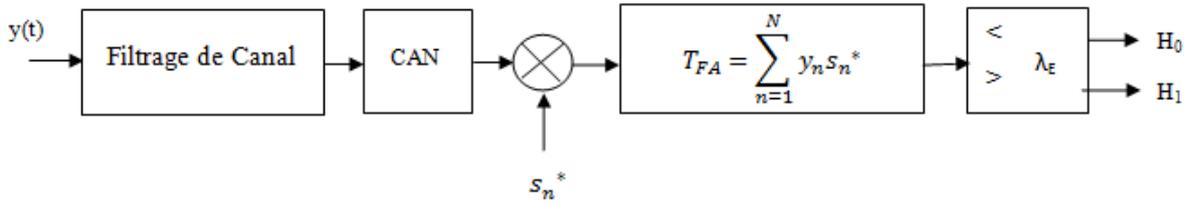


Figure IV.3: Diagramme en blocs d'un détecteur à base de filtre adapté

IV.2.2.2. Formulation mathématique de P_d et P_{fa}

Supposons que l'on connaisse, au niveau du détecteur du signal, la séquence pilote s_n , la bande passante et la fréquence centrale du signal reçu.

Alors, si y_n est une séquence d'échantillons reçus à l'instant $n=1, 2, \dots, N$, la règle de décision peut être énoncée de la façon suivante [13]:

$$\begin{cases} H_0: & T_{FA} < \lambda_E \\ H_1: & T_{FA} > \lambda_E \end{cases} \quad (IV.8)$$

avec

$$T_{FA} = \sum_{n=1}^N y_n s_n^* \quad (IV.9)$$

λ_E est le seuil de comparaison et s_n^* est le complexe conjugué de s_n .

Sous les deux hypothèses H_0 et H_1 , le test statistique T_{FA} est gaussien et peut être défini par [13]:

$$\begin{cases} H_0: & T_{FA} \sim \mathcal{N}(0, \sigma_\omega^2 \varepsilon) \\ H_1: & T_{FA} \sim \mathcal{N}(\varepsilon, \sigma_\omega^2 \varepsilon) \end{cases} \quad (IV.10)$$

où σ_ω^2 est la variance du bruit et ε défini comme suit:

$$\varepsilon = \sum_{n=1}^N s_n^2 \quad (IV.11)$$

Les probabilités de fausse alarme P_{fa} et de détection P_d sont données par [13]:

$$P_{fa} = Q\left(\frac{\lambda_E}{\sqrt{\varepsilon \sigma_\omega^2}}\right) \quad (IV.12)$$

et

$$P_d = Q\left(\frac{\lambda_E - \varepsilon}{\sqrt{\varepsilon \sigma_\omega^2}}\right) \quad (IV.13)$$

avec $Q(.)$ la fonction de Marcum définie comme suit:

$$Q(u) \triangleq \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_u^\infty e^{-\frac{v^2}{2}} dv = \frac{1}{2} \operatorname{erfc}(u/\sqrt{2}) \quad (IV.14)$$

IV.2.2.3. Résultats et discussions

Dans la figure IV.4, la courbe COR du détecteur à base de filtre adapté montre une détection parfaite du signal ($P_d=1$) avec une probabilité de fausse alarme variable en fonction du seuil choisi. Cette efficacité est conditionnée par une connaissance parfaite de l'utilisateur primaire (la bande passante, la fréquence porteuse et le type de modulation). Cela n'est pas applicable dans toutes les applications sans fil. En outre, on aura besoin d'un récepteur dédié pour chaque classe d'utilisateur primaire ce qui est n'est pas pratique. En revanche, la détection de pilote nécessite un temps de détection très faible donc une plus grande adaptabilité.

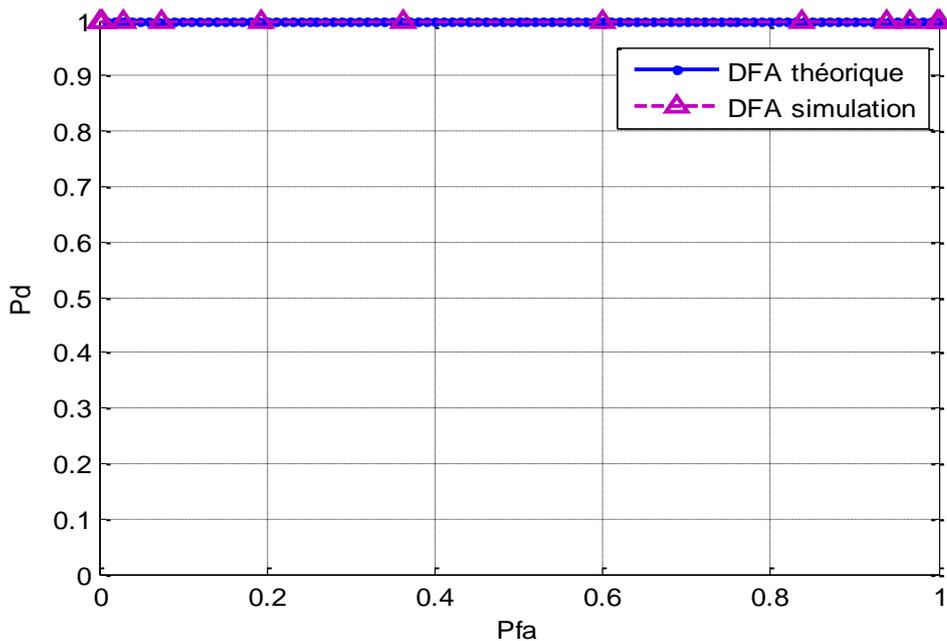


Figure IV.4: Courbe COR théorique et de simulation du DFA pour un RSB=-12dB et un N=1000

IV.2.3. Détecteur à base de cyclo-stationnarité

IV.2.3.1. Principe

La détection à base de cyclo-stationnarité (DCS) est une méthode de détection des transmissions des utilisateurs primaires, en exploitant la fonction de cyclo-stationnarité des signaux reçus. Dans les réseaux RC, la cyclo-stationnarité peut être utilisée pour détecter un signal avec un type de modulation particulier dans un fond de bruit et d'autres signaux modulés [2, 12].

Un signal $y(t)$ est dit cyclo-stationnaire si sa fonction d'auto-corrélation $R_y(t, \tau)$ est périodique de période T :

$$R_y(t, \tau) = R_y(t + T, \tau) \quad (IV.15)$$

Par analogie avec la définition conventionnelle de l'auto-corrélation, la fonction de corrélation spectrale (FCS) d'un signal reçu peut être définie par [12]:

$$S_y^\alpha(f) = \lim_{T \rightarrow \infty} \lim_{\Delta t \rightarrow \infty} \frac{1}{\Delta t} \int_{-\Delta t/2}^{\Delta t/2} \frac{1}{T} Y_T(t, f + \alpha/2) Y_T^*(t, f - \alpha/2) dt \quad (IV.16)$$

avec $Y(f)$ est la transformée de Fourier du signal temporel $y(t)$. Contrairement à la densité spectrale de puissance (DSP) qui est une transformée unidimensionnelle, la FCS dépend de deux dimensions: la fréquence f et la fréquence cyclique α . La DSP est un cas particulier de la FCS pour $\alpha=0$.

Le diagramme en blocs du détecteur à base de cyclo-stationnarité est illustré par la figure IV.5 :

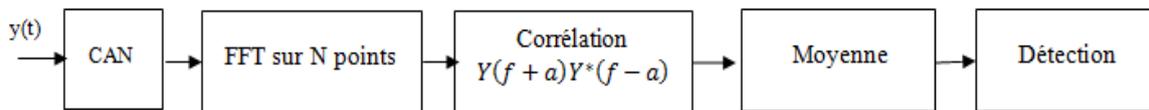


Figure IV.5: Diagramme en blocs d'un détecteur à base de cyclo-stationnarité

IV.2.3.2. Résultats et discussions

Dans la figure IV.6, nous comparons les courbes COR des trois détecteurs présentés: le détecteur d'énergie, le détecteur à base de filtre adapté et le détecteur à base de cyclo-stationnarité. Le détecteur DFA, en raison de la connaissance à priori des caractéristiques des utilisateurs principaux, est plus efficace que les autres détecteurs. La détection à base de

cyclo-stationnarité dépend de la connaissance de quelques paramètres de l'utilisateur primaire, surtout le type de modulation. Elle peut atteindre une probabilité de détection élevée sous faible RSB mais exige une grande complexité de calcul. Quant à la méthode du détecteur d'énergie, elle reste la technique la plus utilisée pour détecter l'occupation spectrale des signaux inconnus en raison de sa complexité réduite.

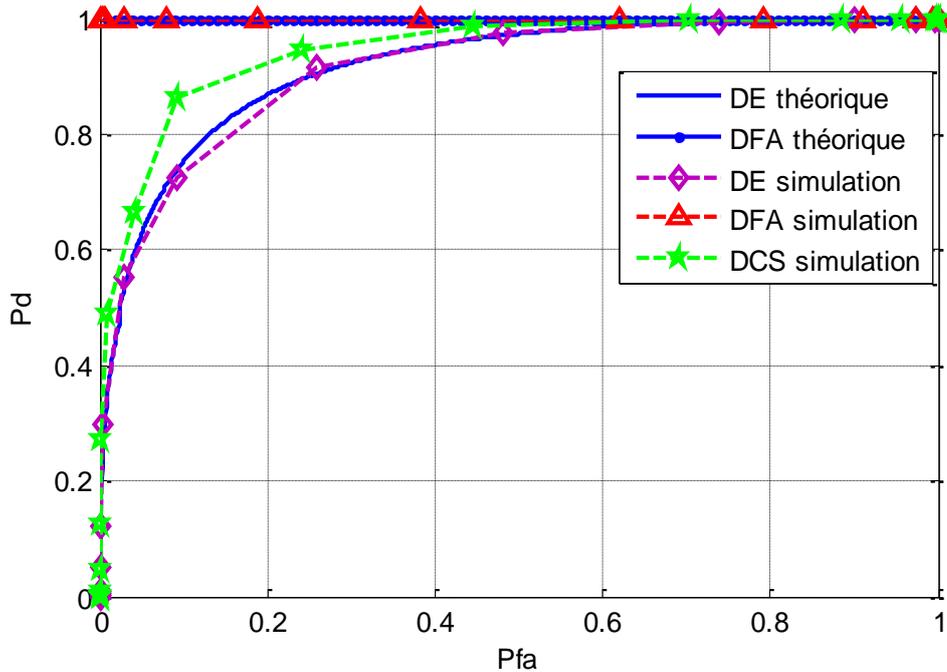


Figure IV.6: Courbes COR des trois algorithmes de détection spectrale

La suite de ce chapitre consiste à proposer des applications pour la détection spectrale dans le contexte de la radio cognitive et à montrer que l'application de l'échantillonnage aléatoire permet de s'affranchir de la contrainte des bandes interdites imposée dans le cas d'un processus uniforme. Nous proposons trois approches de détection spectrale en se basant sur l'échantillonnage aléatoire comme mode d'échantillonnage, sur la méthode du détecteur d'énergie comme méthode de détection spectrale et sur les algorithmes (SVD, LU et la DFT) comme méthodes de reconstruction du signal et de sélection de canal.

Les performances des approches proposées en termes de courbes COR et de probabilité de fausse alarme seront évaluées pour différentes valeurs de la fréquence centrale et comparées au cas de l'échantillonnage uniforme.

Dans les trois applications proposées, la méthode Monte Carlo est utilisée pour estimer à la fois les probabilités de détection et de fausse alarme afin de caractériser les performances de détection du récepteur.

IV.3. Application1: La détection spectrale en se basant sur la SVD pour la reconstruction et la sélection du canal d'intérêt [14]

IV.3.1. Principe

Dans cette application, nous proposons une approche de la détection spectrale basée sur l'échantillonnage aléatoire comme mode d'échantillonnage, sur l'algorithme SVD comme méthode de reconstruction du signal échantillonné et de sélection de la bande d'intérêt et sur la méthode de détection d'énergie comme méthode de détection spectrale. Les performances de la méthode du détecteur d'énergie associée à un mode d'échantillonnage aléatoire sont évaluées et comparées avec le cas d'un processus d'échantillonnage uniforme. Le diagramme en blocs de cette approche est représenté sur la figure IV.7.

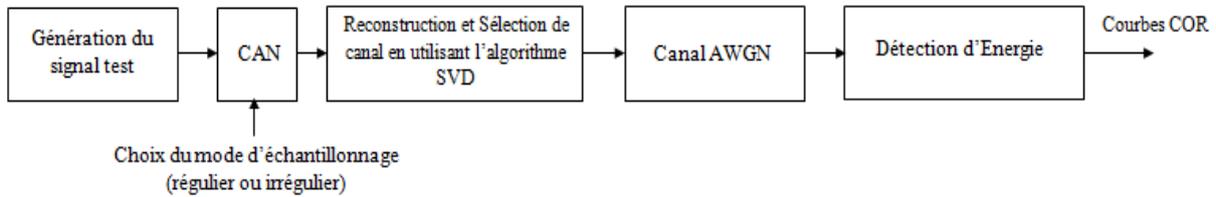


Figure IV.7: Diagramme en blocs de l'approche

IV.3.2. Evaluation des performances en termes de courbes COR

On considère un signal multi-bandes constitué de 5 porteuses espacées de $0.8MHz$, modulées en QPSK puis filtrées par un filtre en cosinus surélevé dont le coefficient de roll-off est égal à 0.5 . Chaque porteuse a un débit de symbole $R_{sym}=4.10^5 sym/s$.

En simulation, le signal multi-bandes est construit en utilisant un sur-échantillonnage régulier avec une fréquence $f_e=100MHz$. Pour obtenir le signal échantillonné de façon régulière, le signal d'origine est décimé avec une fréquence $f_s=10MHz$ (décimation classique par 10). Le signal aléatoirement échantillonné consiste à appliquer au signal d'entrée une séquence d'échantillonnage ARS de longueur N , de période moyenne $T_1=1/f_s$ et dont les variables aléatoires sont générées en utilisant une distribution normale avec un écart-type égal à $0.3T_1$. Soit T_0 le temps d'observation. Dans les deux cas (échantillonnage régulier et irrégulier), le nombre d'échantillons obtenus au cours du temps d'observation T_0 est approximativement le même $N=T_0.f_s$.

Le signal est reconstruit aux instants mT_1 ($m = 1 \dots N$) en appliquant l'algorithme direct SVD et l'opération de la détection spectrale est accomplie en se basant sur la méthode de détection d'énergie.

Dans le cas de l'échantillonnage uniforme, avec une fréquence d'échantillonnage de 10MHz , les bandes permises (Chapitre II, paragraphe II.4.2) sont définies pour des valeurs de fréquence centrale situées à l'intérieur des bandes: $[12\text{MHz}, 13\text{MHz}]$, $[17\text{MHz}, 18\text{MHz}]$, $[22\text{MHz}, 23\text{MHz}]$,....

En revanche, en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire avec un taux d'échantillonnage moyen légèrement supérieur à la fréquence de Nyquist, le signal peut être reconstruit efficacement sans contrainte sur les bandes interdites.

Les performances du récepteur sont évaluées par ses caractéristiques opérationnelles (P_d en fonction de P_{fa}). Les résultats de simulation illustrent les courbes COR à travers un canal AWGN pour différentes valeurs de la fréquence centrale: deux fréquences centrales à l'intérieur des bandes permises ($f_c=12.5\text{MHz}$ et $f_c=32.5\text{MHz}$) et deux autres situées en de hors des bandes permises (à l'intérieur des bandes interdites) ($f_c=15\text{MHz}$ et $f_c=35\text{MHz}$) et en utilisant les deux modes d'échantillonnage: l'échantillonnage uniforme (figure IV.8) et l'échantillonnage aléatoire (figure IV.9). Pour ces simulations, le nombre d'échantillons est de 1024 et le rapport signal sur bruit est $\text{RSB} = -60\text{dB}$.

D'après la figure IV.8, on note que, dans le cas d'échantillonnage uniforme, nous avons deux cas de courbes COR qui se présentent:

- Pour les valeurs de la fréquence centrale qui sont à l'intérieur des bandes permises, on obtient de bonnes performances puisqu'il est possible de trouver un compromis entre P_{fa} et P_d ce qui explique la forme des courbes COR à l'intérieur de ces bandes.
- Pour des valeurs de la fréquence centrale qui sont à l'intérieur des bandes interdites, un repliement de spectre se produit dans le canal d'intérêt, et par conséquent une grande énergie est présente à l'intérieur de ce canal même si ce dernier est libre. Ceci explique les courbes COR obtenues qui sont réduites à un seul point ($P_d = P_{fa} = 1$) ce qui signifie que le détecteur d'énergie ne fonctionne pas correctement.

En revanche, en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire (figure IV.9), on a de bonnes performances (bonne reconstruction du signal) quelque soit la valeur de la fréquence centrale. L'utilisation de l'échantillonnage aléatoire permet de s'affranchir de la contrainte des bandes interdites imposée dans le cas uniforme. Ce qui explique la forme des courbes COR obtenues qui sont presque similaires.

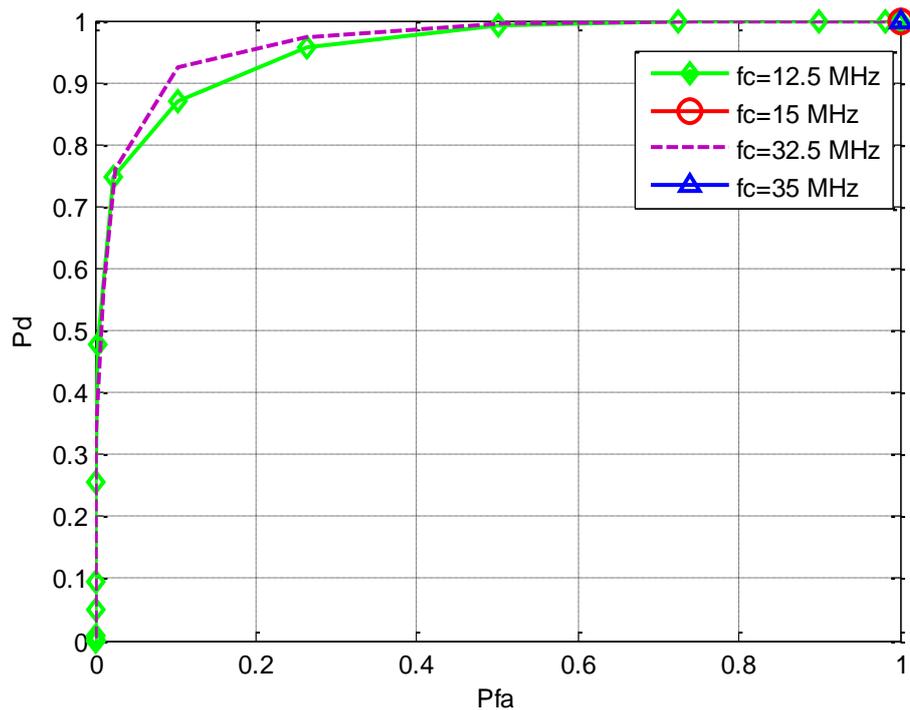


Figure IV.8: Courbes COR dans le cas de l'échantillonnage uniforme pour différentes valeurs de f_c

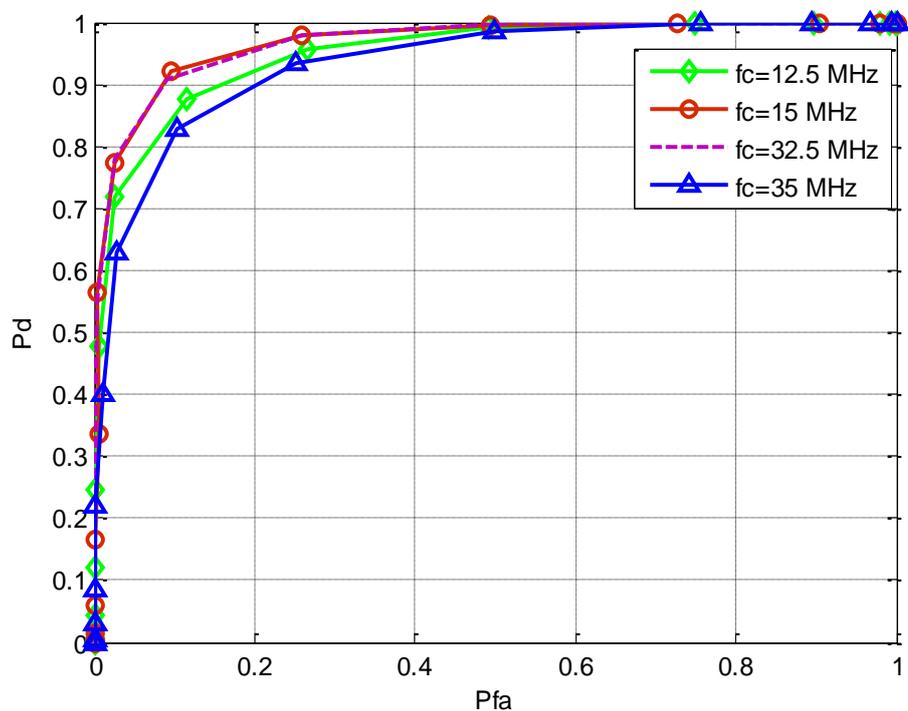


Figure IV.9: Courbes COR dans le cas de l'échantillonnage aléatoire pour différentes valeurs de f_c

IV.4. Application 2: la détection spectrale à partir des composantes fréquentielles c_k calculées par la SVD et la LU sans passer par l'étape de reconstruction:

IV.4.1. Principe

Dans cette application, nous proposons une structure de détection spectrale basée sur le calcul de l'énergie directement à partir des composantes fréquentielles c_k sans passer par l'étape de reconstruction. Nous appliquons l'échantillonnage aléatoire comme un mode d'échantillonnage, la méthode du détecteur d'énergie comme une méthode de détection spectrale et les algorithmes SVD et LU comme des méthodes de calcul des composantes fréquentielles et de sélection de canal. Avec cette structure on réduit le temps de calcul. Le diagramme en blocs de cette approche est représenté par la figure ci-dessous:

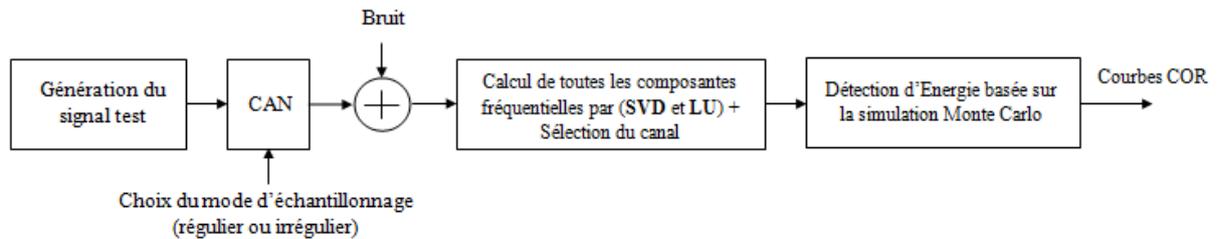


Figure IV.10: Diagramme en blocs de l'approche 2

IV.4.2. Evaluation des performances

Cette approche est testée avec un signal multi-bandes constitué de 5 porteuses espacées de $8MHz$, modulées en QPSK puis filtrées par un filtre en cosinus surélevé. Chaque porteuse à un débit de symbole $R_{sym}=4.10^6 sym/s$.

Pour obtenir le signal échantillonné, le signal d'entrée est échantillonné de façon aléatoire en utilisant un mode d'échantillonnage par jitter (JRS) avec une fréquence d'échantillonnage moyenne $f_s=100MHz$. Le nombre d'échantillons obtenus durant la durée d'observation T est $N=1000$.

Les performances de l'approche proposée sont évaluées en terme de la probabilité de fausse alarme P_{fa} pour différentes valeurs du RSB, deux valeurs de la fréquence centrale: une valeur de la fréquence centrale à l'intérieur des bandes permises (BP) et une autre au sein des bandes interdites (BI) et en utilisant les deux modes d'échantillonnage (l'échantillonnage aléatoire et l'échantillonnage uniforme) afin de montrer l'utilité de l'approche proposée.

Les figures IV.11 et IV.12 représentent une comparaison de la probabilité de fausse alarme pour un détecteur d'énergie utilisant les deux modes d'échantillonnage (Echantillonnage aléatoire et uniforme) avec une probabilité de détection $P_d=0.9$ et en se basant sur la SVD (figure IV.11) et la LU (figure IV.12) pour le calcul des composantes fréquentielles de la bande d'intérêt. Cette approche présente des résultats similaires pour les deux cas d'algorithmes (SVD et LU).

D'après les deux figures IV.11 et IV.12, on peut noter que dans le cas d'un mode d'échantillonnage aléatoire, les courbes de la probabilité de fausse alarme sont presque similaires pour les deux valeurs choisies de la fréquence centrale. La probabilité de fausse alarme diminue lorsque le rapport signal sur bruit augmente.

En revanche, en utilisant un mode d'échantillonnage uniforme, nous avons deux cas de courbes de P_{fa} qui se présentent:

- Pour une valeur de la fréquence centrale appartenant aux bandes permises, on obtient des résultats presque similaires au cas de l'échantillonnage aléatoire, c.-à-d. que la probabilité de fausse alarme diminue lorsque le rapport signal sur bruit (RSB) croît.
- Pour une valeur de la fréquence centrale à l'intérieur des bandes interdites, un repliement de spectre se produit dans le canal d'intérêt, et par conséquent une grande énergie est présente à l'intérieur de ce canal même s'il est libre. Ceci explique la courbe de la probabilité de fausse alarme qui est toujours égale à 1.

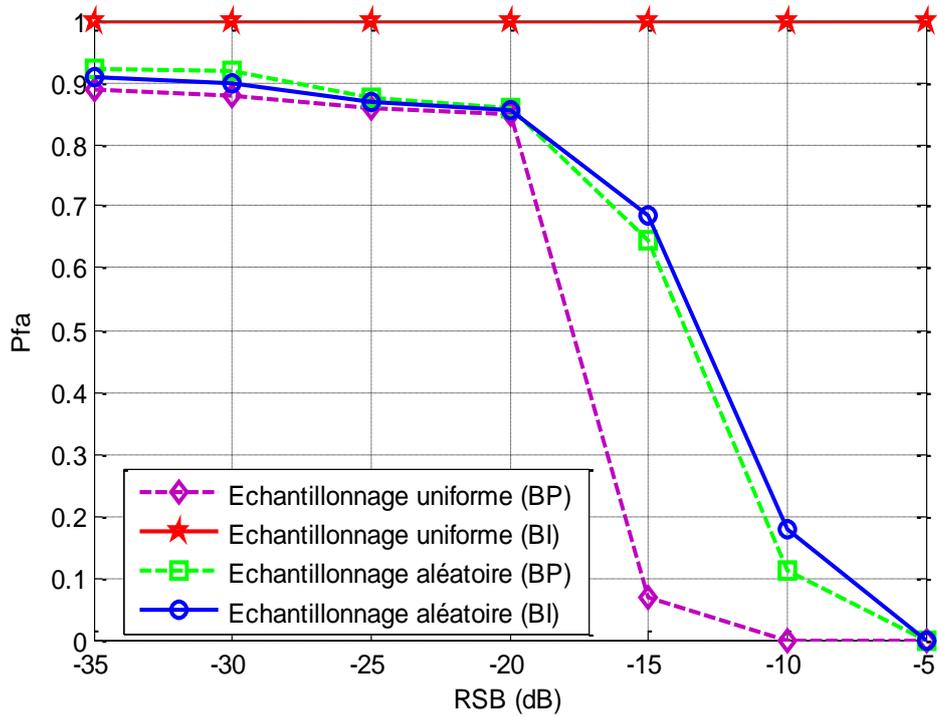


Figure IV.11: Comparaison de la probabilité de fausse alarme pour un détecteur d'énergie utilisant les deux modes d'échantillonnage (Echantillonnage aléatoire et uniforme) avec $P_d=0.9$ (cas de la SVD)

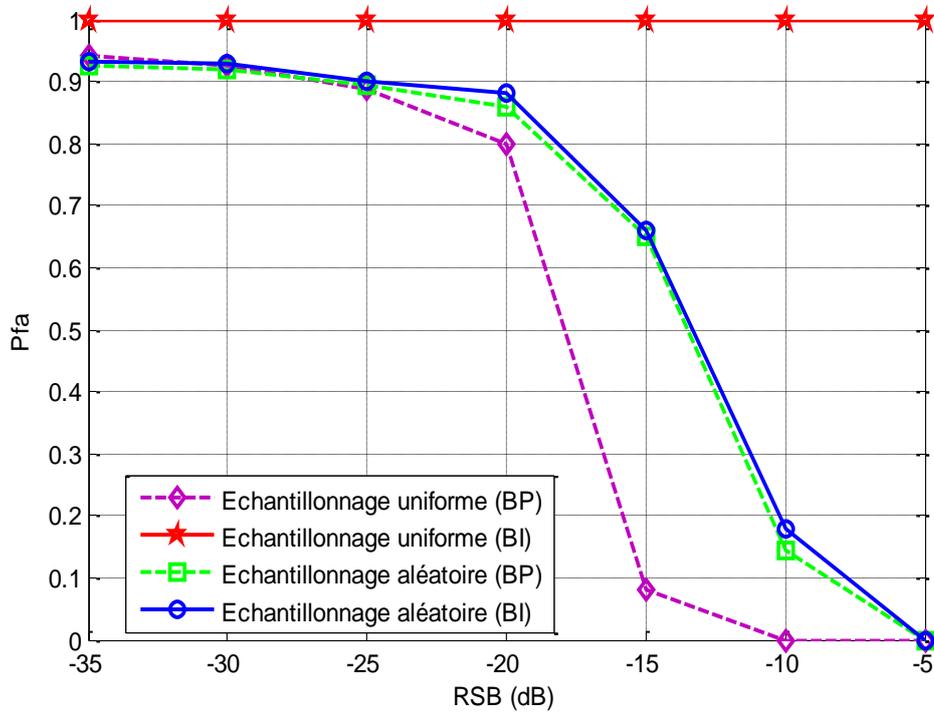


Figure IV.12: Comparaison de la probabilité de fausse alarme pour un détecteur d'énergie utilisant les deux modes d'échantillonnage (Echantillonnage aléatoire et uniforme) avec $P_d=0.9$ (cas de la LU)

IV.5. Application 3: Approche moins complexe de la détection spectrale basée sur la DFT pour la sélection de la bande d'intérêt:

IV.5.1. Principe

L'objectif de cette approche est de réaliser la détection spectrale en se basant sur la DFT pour le calcul des composantes fréquentielles c_k . L'application de la DFT est très flexible et moins complexe (en comparaison avec la méthode de minimisation quadratique) dans le sens où elle permet de restreindre le calcul des composantes fréquentielles au canal utile. En revanche, cette méthode reste sensible au bruit.

Pour calculer un coefficient c_k situé à une fréquence f_k , on applique l'expression de la DFT définie par la formule suivante :

$$c_k = \sum_{i=1}^N x(t_i) \exp(-2\pi j f_k t_i) (t_i - t_{i-1}) \quad (IV.17)$$

N est le nombre d'échantillons de la séquence, t_i sont les instants d'échantillonnage et $x(t_i)$ les valeurs des échantillons sur le signal multi-bandes.

Le diagramme en blocs dans le domaine fréquentiel du détecteur d'énergie est représenté par la figure ci-dessous:



Figure IV.13: Diagramme en blocs de l'approche 3

IV.5.2. Evaluation des performances en termes de courbes COR

Cette approche est testée avec un signal multi-bandes possédant les mêmes caractéristiques que celui appliqué pour l'approche précédente (application 2).

Les performances du récepteur sont évaluées par ses caractéristiques opérationnelles (P_d en fonction de P_{fa}). Les résultats de simulation illustrent les courbes COR à travers un canal AWGN pour deux valeurs de la fréquence centrale: une fréquence centrale à l'intérieur des bandes permises et une autre située en de hors des bandes permises (à l'intérieur des bandes

interdites) et en utilisant les deux modes d'échantillonnage: l'échantillonnage uniforme (figure IV.14) et l'échantillonnage aléatoire (figure IV.15). Pour ces simulations, le nombre d'échantillons est $N=1000$ et le rapport signal sur bruit γ est de -20dB .

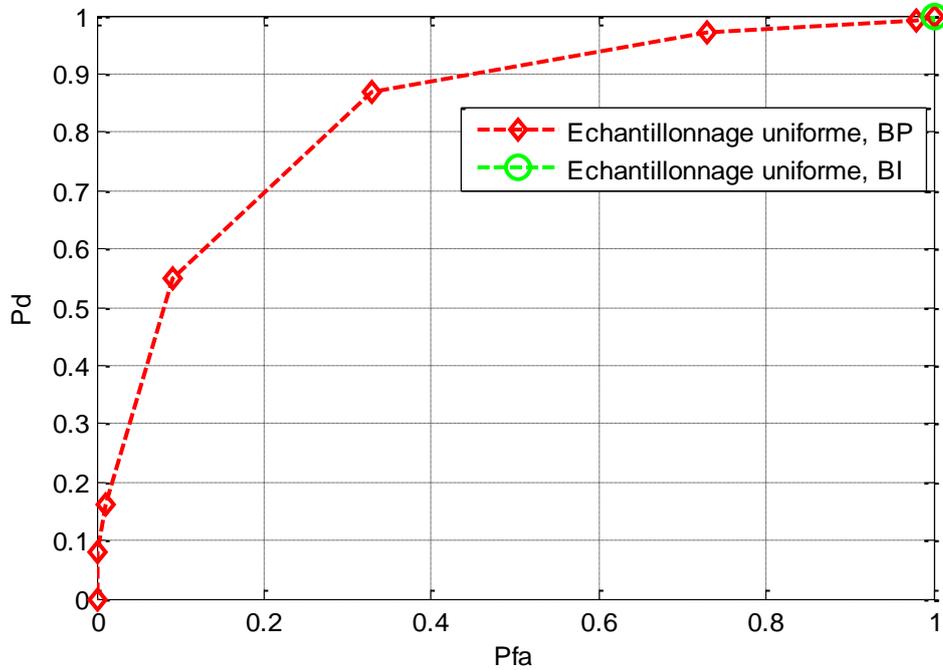


Figure IV.14: Courbes COR dans le cas de l'échantillonnage uniforme

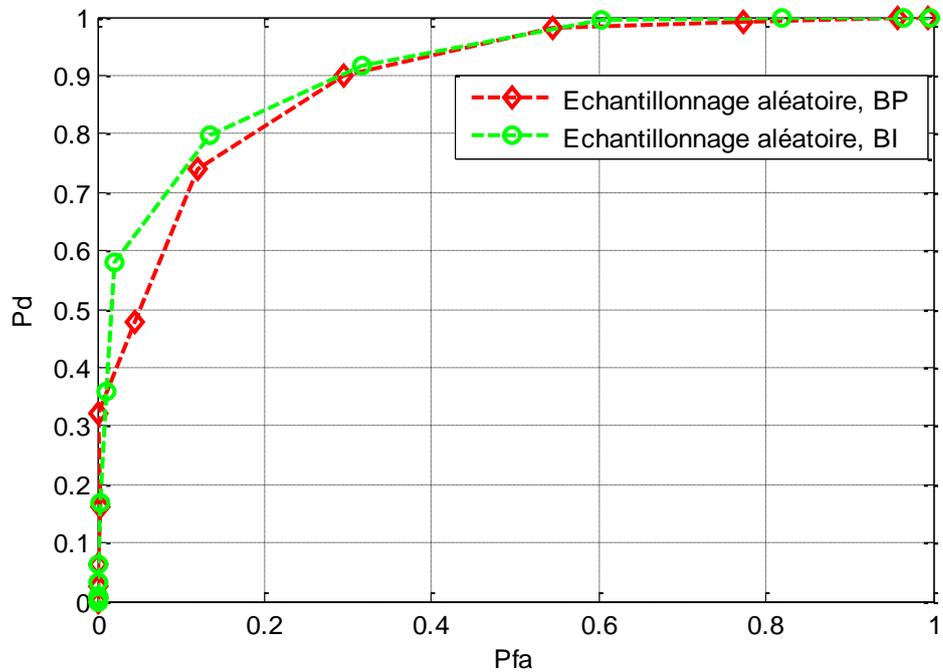


Figure IV.15: Courbes COR dans le cas de l'échantillonnage aléatoire

D'après ces deux figures, on retrouve les mêmes résultats obtenus avec les deux approches précédentes en termes de courbes COR. Donc l'application de l'échantillonnage

aléatoire permet de s'affranchir de la contrainte des bandes interdites imposée dans le cas d'un processus d'échantillonnage uniforme.

IV.5.3. Effet du RSB et du nombre d'échantillons N sur les courbes COR

Dans cette section, nous analysons l'effet du rapport signal sur bruit (figures IV.16 et IV.17) et du nombre d'échantillons (figures IV.18 et IV.19) sur la détection spectrale dans le cas des deux approches proposées: l'approche basée sur la DFT et l'approche basée sur la LU.

D'après ces figures, on peut noter qu'en augmentant le rapport signal sur bruit (RSB), la probabilité de détection P_d augmente dans le cas des deux approches (diminution de la probabilité de fausse alarme P_{fa}). Les mêmes effets sont constatés pour l'augmentation du nombre d'échantillons N . Ceci s'explique par le fait que:

- En augmentant le rapport signal sur bruit (RSB), le niveau du signal devient très supérieur au niveau du bruit. Donc la probabilité de détection augmente (P_d tend vers 1).
- En augmentant le nombre d'échantillons N , l'énergie estimée T_{DE} s'accroît ce qui conduit à l'augmentation de la probabilité de détection (P_d tend vers 1).

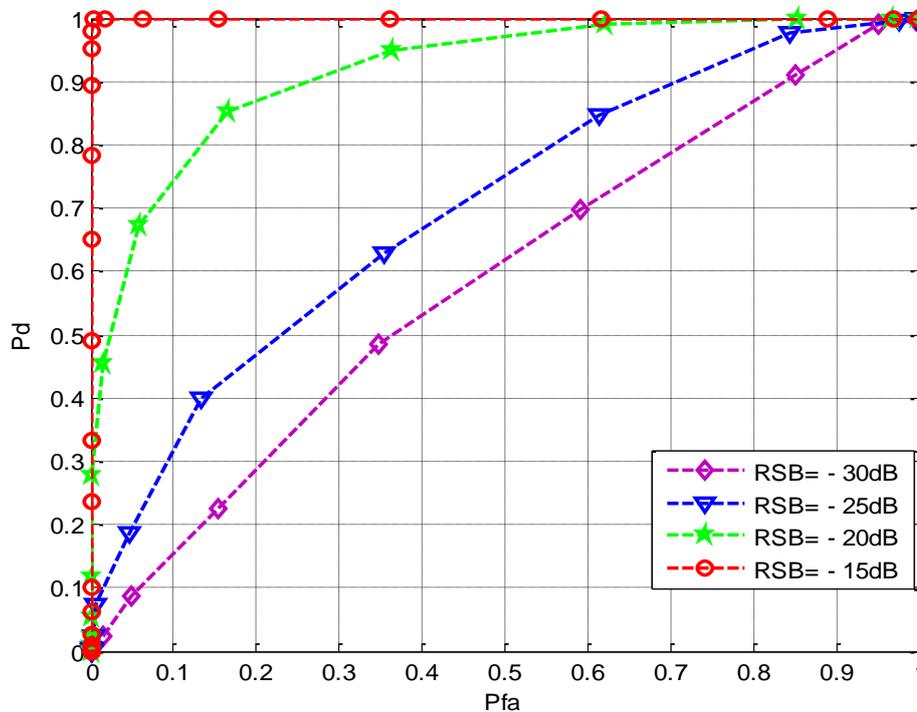


Figure IV.16: Courbes COR dans le cas de l'approche basée sur la DFT pour différentes valeurs du RSB et en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire

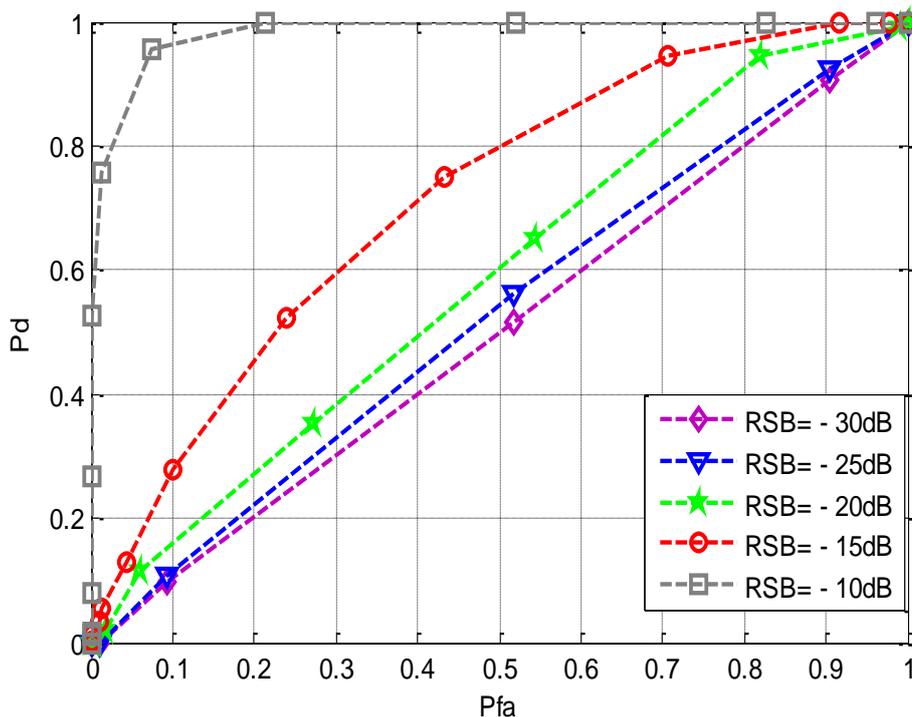


Figure IV.17: Courbes COR dans le cas de l'approche basée sur la LU pour différentes valeurs du RSB et en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire

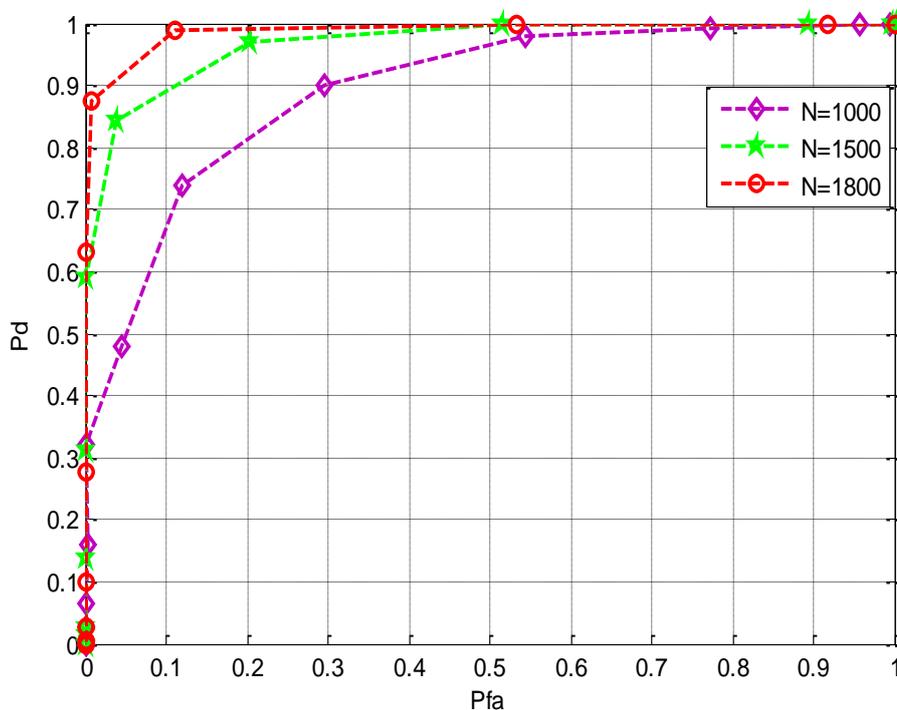


Figure IV.18: Courbes COR dans le cas de l'approche basée sur la DFT pour différentes valeurs de N et en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire

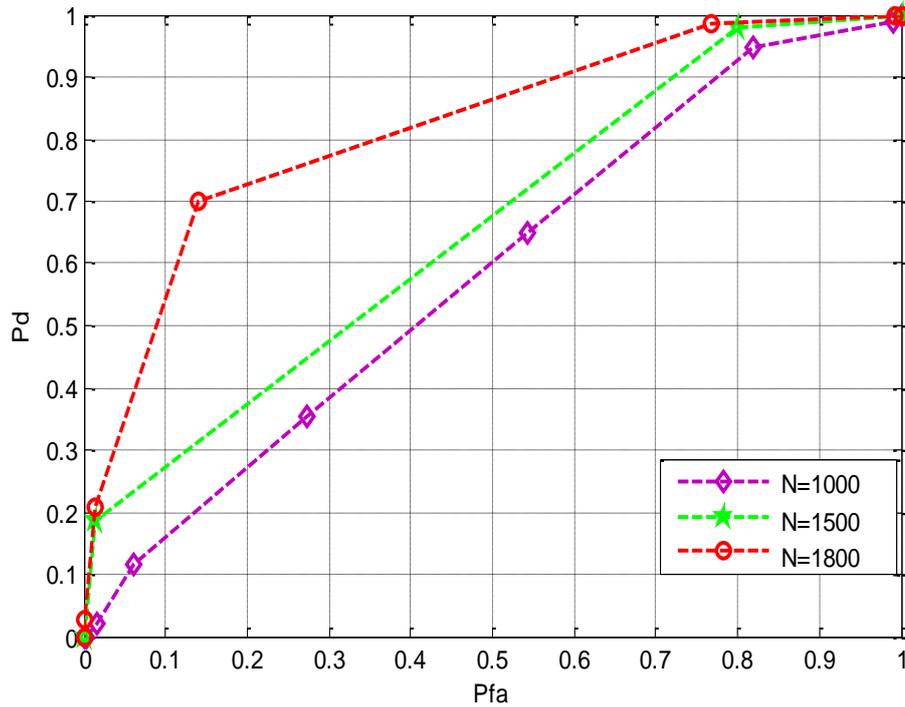


Figure IV.19: Courbes COR dans le cas de l'approche basée sur la LU pour différentes valeurs de N et en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire

IV.5.4. Comparaison des performances de cette approche avec l'approche basée sur la LU (approche 2) en terme de P_{fa}

Dans cette section, les performances de la troisième approche proposée (approche de détection spectrale basée sur la DFT) sont évaluées en terme de probabilité de fausse alarme P_{fa} pour différentes valeurs du rapport signal sur bruit (RSB), deux valeurs de la fréquence centrale: une valeur de la fréquence centrale à l'intérieur des bandes permises et une autre au sein des bandes interdites et en utilisant les deux modes d'échantillonnage (l'échantillonnage aléatoire et l'échantillonnage uniforme) afin de montrer l'utilité de la structure proposée. Les performances de cette structure sont comparées à celles de la structure basée sur la LU pour le calcul des composantes fréquentielles de la bande d'intérêt. La probabilité de détection est fixée à 0,9.

La figure IV.20 illustre les performances en terme de la probabilité de fausse alarme P_{fa} des deux approches proposées pour la détection d'énergie.

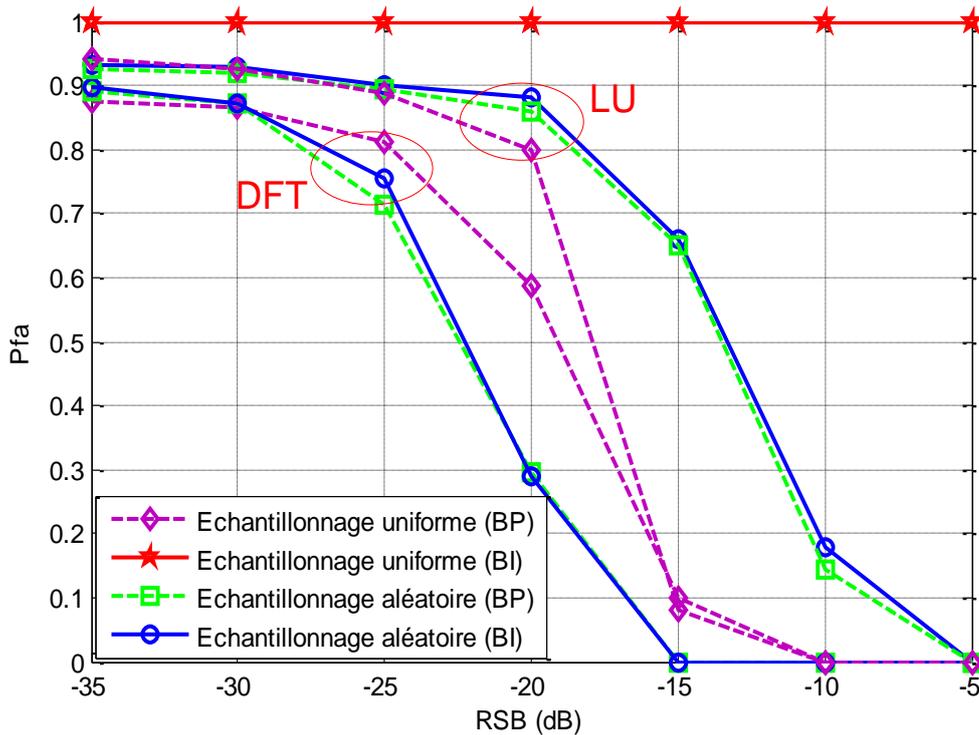


Figure IV.20: Comparaison de la probabilité de fausse alarme pour un détecteur d'énergie utilisant les deux modes d'échantillonnage (Echantillonnage aléatoire et uniforme) avec $P_d=0.9$ (cas de la DFT et la LU)

D'après la figure IV.20, on peut noter que dans le cas d'un mode d'échantillonnage uniforme, les deux approches présentent presque les mêmes performances.

En revanche, en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire, l'approche basée sur la DFT présente une dégradation des performances par rapport à l'approche basée sur la LU. On perd environ 8dB avec la DFT. Ceci s'explique par la sensibilité de la DFT au bruit.

Pour réduire ces pertes, nous avons augmenté le nombre d'échantillons N tout en restant moins complexe que la LU.

IV.5.5. Analyse de la complexité

Pour analyser la complexité des deux approches proposées pour la détection spectrale: l'approche basée sur la LU pour le calcul des composantes fréquentielles c_k de la bande d'intérêt et l'approche basée sur la DFT, nous calculons le nombre d'opérations élémentaires en flops (floating point operations) de chacun des algorithmes utilisés: l'algorithme LU et la DFT. Le tableau suivant donne la complexité en nombre d'opérations des deux algorithmes utilisés pour le calcul des composantes fréquentielles de la bande d'intérêt.

Tableau IV.1. Nombre d'opérations élémentaires de la LU et de la DFT

Algorithmes	Nombre d'opérations
LU	$\approx \frac{2}{3}M^3 + 2M^2N + \frac{3}{2}M^2 + 2MN + \frac{35}{6}M - 7$
DFT	$\approx 5MN - M$

M et N sont respectivement le nombre de colonnes et de lignes de la matrice A .

La figure IV.21 illustre la complexité en nombre d'opérations de la DFT et de la LU en fonction du nombre d'échantillons (N) pour un M fixe.

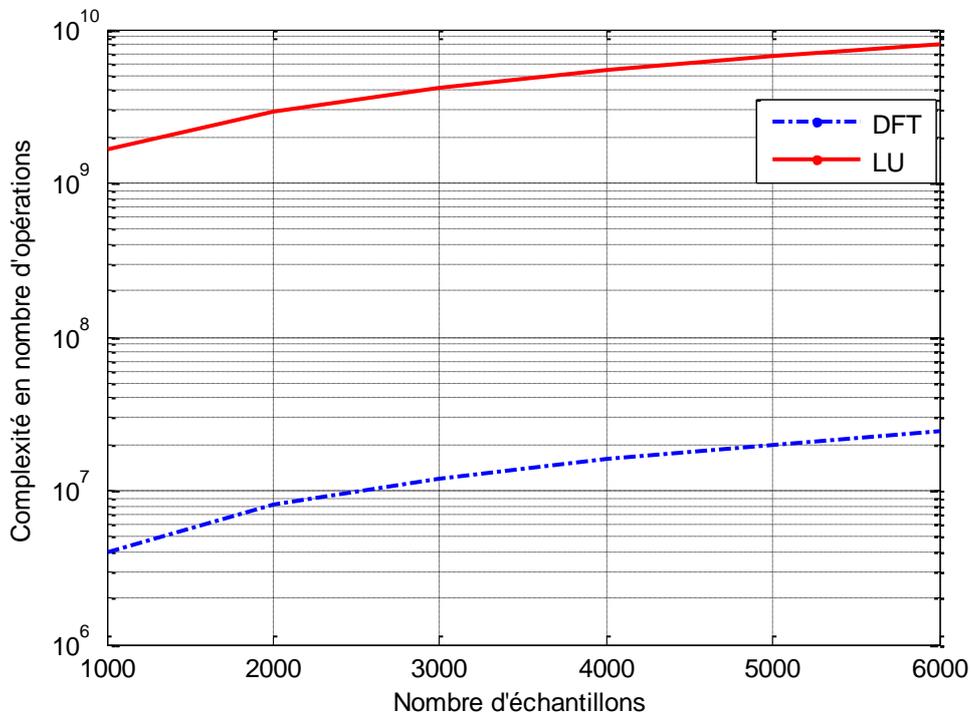


Figure IV.21: Complexité en nombre d'opérations de la DFT et la LU en fonction du nombre d'échantillons

D'après cette figure, on peut noter qu'en augmentant le nombre d'échantillons, la complexité en nombre d'opérations de la LU est toujours supérieure par rapport à la DFT. Donc, de point de vue complexité, la DFT est toujours moins coûteuse par rapport à la LU quelque soit le nombre d'échantillons N .

IV.5.6. Pertes en RSB en fonction du nombre d'échantillons N

Dans le paragraphe IV.5.4, nous avons noté que l'approche proposée pour la détection spectrale en se basant sur la DFT présente une dégradation des performances d'environ 8dB

par rapport à l'approche basée sur la LU. Pour réduire ces pertes, nous avons augmenté le nombre d'échantillons N tout en restant moins complexe que la LU.

Dans cette section, on évalue dans un premier temps l'effet du nombre d'échantillons N sur les courbes de la probabilité de fausse alarme P_{fa} des deux approches proposées pour la détection d'énergie: approche basée sur la LU (figure IV.22) et l'approche basée sur la DFT (figure IV.23). Ensuite, on calcule les pertes en RSB entre les deux approches proposées pour différentes valeurs de N .

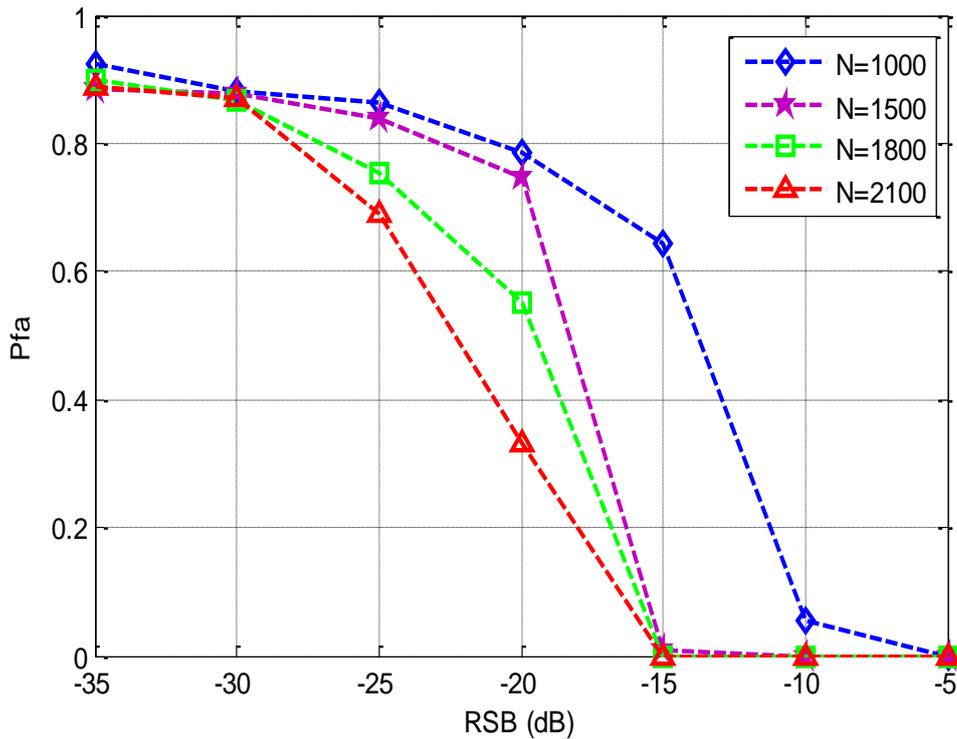


Figure IV.22: Effet du nombre d'échantillons N sur les courbes de P_{fa} en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire avec $P_d=0.9$ (cas de la LU)

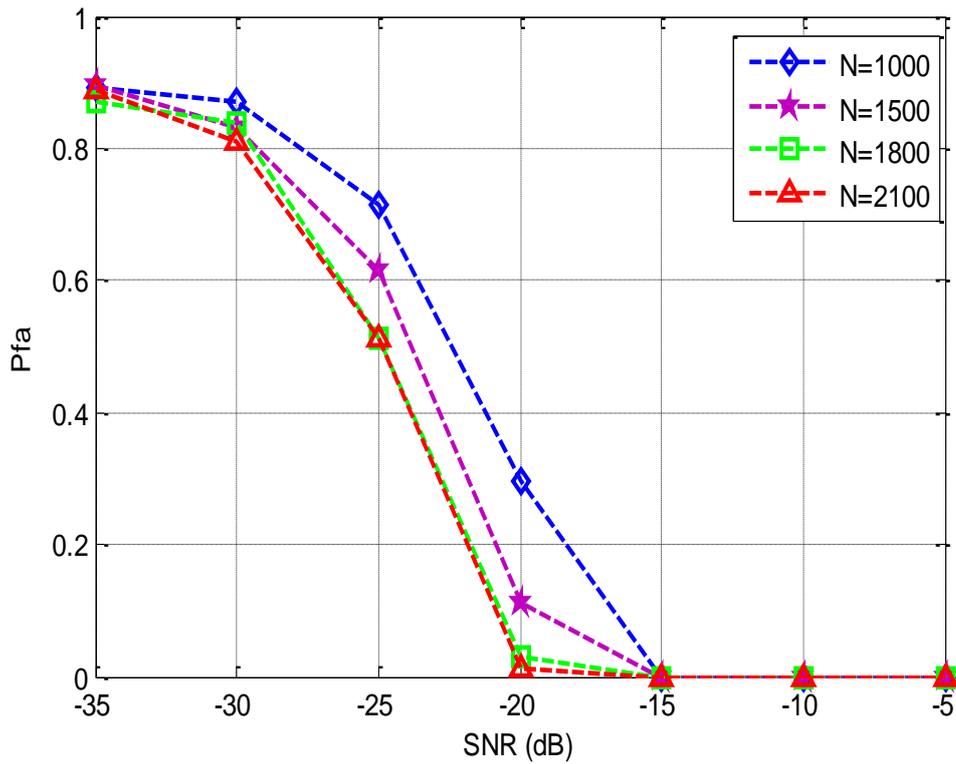


Figure IV.23: Effet du nombre d'échantillons N sur les courbes de P_{fa} en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire avec $P_d=0.9$ (cas de la DFT)

D'après ces deux figures, on peut noter que l'augmentation du nombre d'échantillons N permet d'atténuer les courbes de P_{fa} en fonction de différentes valeurs du RSB. Ceci s'explique par le fait que l'augmentation du nombre d'échantillons augmente la probabilité de détection P_d et diminue la probabilité de fausse alarme P_{fa} (paragraphe IV.5.3).

Les figures IV.24 et IV.25 illustrent respectivement les pertes en RSB entre les deux approches proposées pour différentes valeurs de la probabilité de fausse alarme ($P_{fa}=0.1$, $P_{fa}=0.4$ et $P_{fa}=0.7$) et la courbe moyenne des pertes en RSB entre ces deux approches. D'après ces deux figures, on peut noter que l'augmentation du nombre d'échantillons N permet de réduire les pertes en RSB entre les deux approches proposées.

Dans la figure IV.26 nous avons tracé les pertes en RSB et la complexité de la LU et la DFT en fonction du nombre d'échantillons N . D'après cette figure on peut noter qu'en augmentant le nombre d'échantillons, les pertes en RSB entre les deux approches diminuent tout en restant moins complexe que la LU.

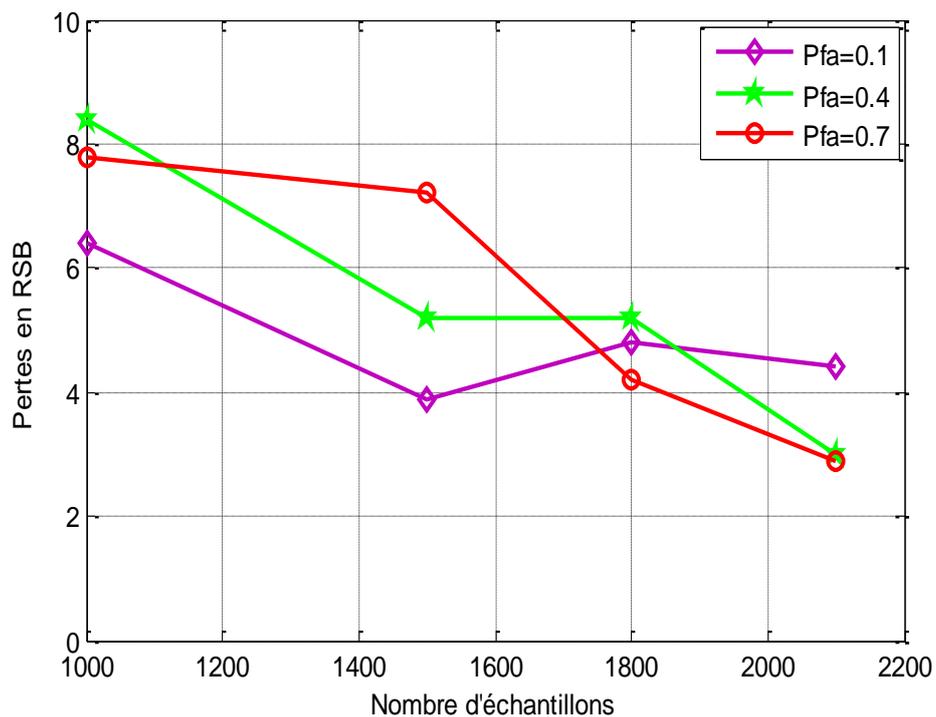


Figure IV.24: Pertes en RSB en fonction du nombre d'échantillons pour différentes valeurs de P_{fa}

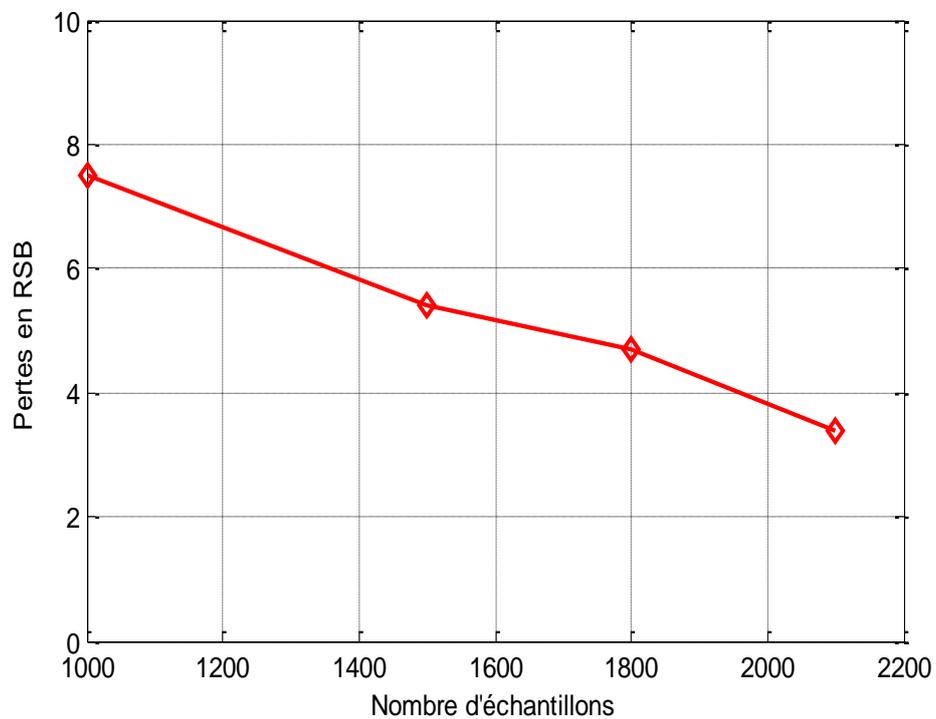


Figure IV.25: Pertes moyennes en RSB en fonction du nombre d'échantillons N

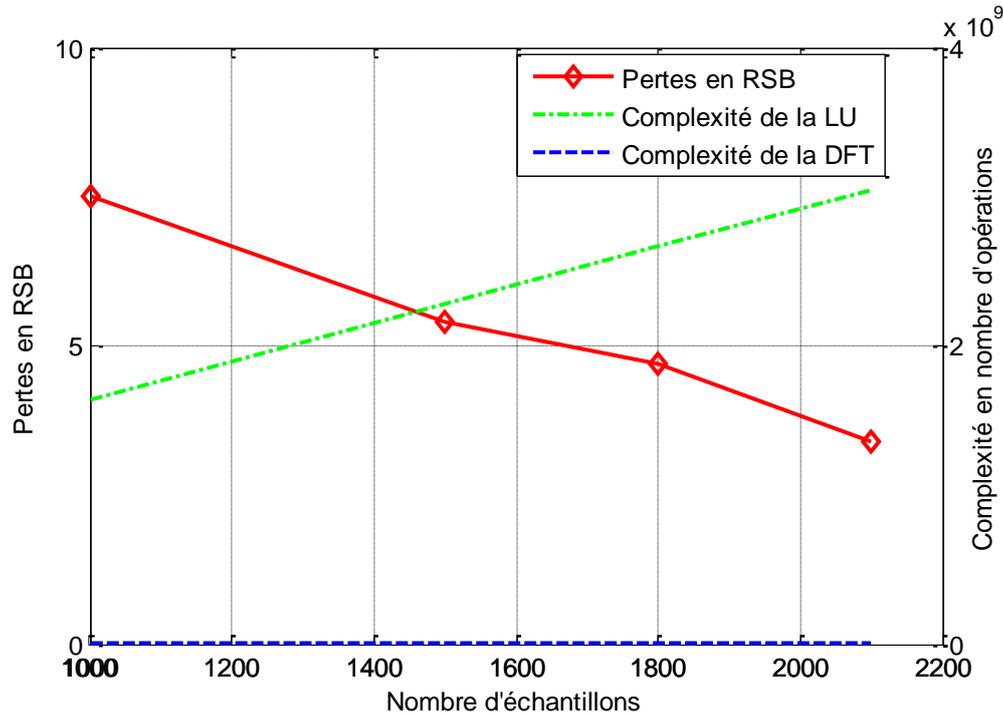


Figure IV.26: Pertes moyennes en RSB, complexité de la LU et de la DFT en fonction du nombre d'échantillons

D'après ces différents résultats de simulations, on peut noter que l'approche basée sur la DFT présente une dégradation des performances d'environ 8dB par rapport aux autres approches. Ces pertes peuvent être réduites en augmentant le nombre d'échantillons N. En revanche, la DFT reste la moins coûteuse en terme de complexité quelque soit le nombre d'échantillons N.

IV.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés à la fonction clé de la radio cognitive à savoir la détection spectrale. Nous avons présenté une analyse comparative de quelques techniques utilisées pour la détection spectrale (la détection d'énergie, la détection à base de filtre adapté et la détection à base de cyclo-stationnarité) illustrée par des résultats de simulations. Nous avons noté que la méthode du détecteur d'énergie reste le moyen le plus courant pour la détection spectrale en raison de sa faible complexité de traitement et de mise en œuvre. Ensuite nous avons proposé trois approches de détection spectrale en se basant sur l'échantillonnage aléatoire comme mode d'échantillonnage, sur la méthode du détecteur d'énergie comme méthode de détection spectrale et sur les algorithmes (SVD, LU et la méthode DFT) comme méthodes de calcul des composantes fréquentielles et de sélection de la bande d'intérêt. Les performances des approches proposées en termes de courbes COR et

de probabilité de fausse alarme sont évaluées pour différentes valeurs de la fréquence centrale et comparées au cas d'un processus d'échantillonnage uniforme.

Les résultats de simulation montrent que l'application de l'échantillonnage aléatoire pour la détection spectrale permet de s'affranchir de la contrainte des bandes interdites imposée dans le cas d'un processus uniforme.

En comparant les deux approches proposées (la deuxième et la troisième approche) qui se trouvent dans les mêmes conditions de simulation, l'approche basée sur la DFT reste la moins coûteuse en termes de complexité. En revanche, les résultats de simulation montrent que cette approche présente une dégradation des performances d'environ 8dB par rapport à l'approche basée sur la LU pour la détection spectrale. Ces pertes peuvent être réduites en augmentant le nombre d'échantillons.

IV.7. Références

- [1] J. Mitola-III Jr, “*Cognitive radio: An integrated agent architecture for software defined radio*”, Ph.D. dissertation, Royal Institute of Technology, Sweden, May 2000.
- [2] T. Yucek and H. Arsalan, “*A Survey of spectrum Sensing Algorithms for Cognitive Radio Applications*”, Communications Surveys and Tutorials, vol. 11, pp. 116-130, 2009.
- [3] I. Bilinskis and A. Mikelsons, “*Randomized Signal Processing*”, Cambridge: Prentice Hall, 1992.
- [4] F.F. Digham, M.-S. Alouini, and M. K. Simon, “*On the Energy Detection of Unknown Signals over Fading Channels*”, IEEE Transactions on Communications, vol. 55, no. 1, pp. 21-24, Jan. 2007.
- [5] D. Kakkar, A. Khosla and M. Uddin, “*Performance Evaluation of Energy Detection in Spectrum Sensing for Cascaded Multihop Networks over Nakagami-n fading channel*”, International Journal of Grid and Distributed Computing, vol. 6, no. 5, pp. 61-70, 2013.
- [6] I. S. Gradshteyn, I. M. Ryzhik, “*Table of Integrals, Series, and Products*”, San Diego, CA: Academic Press, Sixth ed., 2000.
- [7] D. Cabric, A. Tkachenko, R. W. Brodersen, “*Experimental Study of Spectrum Sensing based on Energy Detection and Network Cooperation*”, ACM 1st International Workshop on Technology and Policy for Accessing Spectrum (TAPAS), August 2006.
- [8] A. H. Nuttall, “*Some integrals involving the QM-function*”, Naval Underwater Systems Center (NUSC) technical report, April 1972.
- [9] R. Tandra and A. Sahai, “*SNR Walls for Signal Detection*”, IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, vol. 2, no. 1, pp. 4-17, February 2008.
- [10] K. G. Smitha, A. P. Vinod and R. Prashob, “*Low power DFT filter bank based two-stage spectrum sensing*”, International Conference on Innovations in Information Technology, 2012.
- [11] D. Bhargavi and C. R. Murthy, “*Performance Comparison of Energy, Matched-Filter and Cyclostationarity-Based Spectrum Sensing*” in IEEE Eleventh International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC 2010), Marrakech, Morocco, pp. 1-5, June 2010.
- [12] D. Cabric, S. M. Mishra, R. W. Brodersen, “*Implementation Issues in Spectrum Sensing for Cognitive Radios*” in Asilomar Conference on Signal, Systems and Computers, November 2004.

- [13] D. Cabric, A. Tkachenko, and R. Brodersen, “*Spectrum sensing measurements of pilot, energy, and collaborative detection*”, in Military Communications Conference. MILCOM, IEEE, pp. 1-7, 2006.
- [14] H. Semlali, N. Boumaaz, A. Soulmani, A. Ghammaz, J. F. Diouris, “*Energy Detection Approach for Spectrum Sensing in Cognitive Radio Systems with the use of Random Sampling*”, Wireless Personal Communications, vol. 79, no. 2, pp. 1053-1061, 2014.

Chapitre V

Applications de la radio logicielle et de la radio cognitive
en se basant sur des signaux réels de la radio FM captés
par la clé RTL2832U

V.1. Introduction

Pour compléter les études théoriques et de simulations présentées dans cette thèse, nous proposons dans ce chapitre quelques applications de la radio logicielle et de la radio cognitive en se basant sur des signaux réels de la radio FM captés par la clé RTL2832U. La première application consiste en la reconstruction d'un signal réel de la radio FM aléatoirement échantillonné et la seconde application consiste en la détection spectrale en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire et en se basant sur un signal réel de la radio FM. L'intérêt de ce chapitre est de montrer la faisabilité de ces deux applications avec des signaux réels en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire.

V.2. Présentation des outils

V.2.1. Clé RTL2832U

La clé RTL2832U est un démodulateur haute performance DVB-T COFDM. Il prend en charge le mode 2K ou 8K avec 6, 7 et 8 Mhz de bande passante [1]. Il peut être utilisé pour réaliser de la radio logicielle restreinte (RLR) à prix dérisoire puisqu'il permet de transmettre les échantillons bruts I (In-phase) et Q (Quadrature-phase) à l'hôte qui y est connecté (officiellement pour recevoir les signaux DVB-T et FM). La clé RTL2832U permet de recevoir directement (sans traitements matériels) les signaux IQ en sortie des convertisseurs analogique numérique dans la gamme de fréquence DVB-T et FM.

Le dongle DVB-T/ FM est basé sur la puce RTL2832U de chez Realtek ce qui est très souvent sa dénomination.



Figure V.1: Clé RTL2832U

Les échantillons I/Q en sortie de la clé sont codés sur 8bits avec une fréquence d'échantillonnage théorique de 3.2MHz. Néanmoins, la meilleure fréquence d'échantillonnage limitant fortement les pertes est de 2.56MHz (dans la pratique nous utiliserons une fréquence d'échantillonnage de 2.048MHz). La gamme de fréquence dépend fortement du tuner utilisé. Il existe plusieurs types de tuner, nous disposons d'un Elonics E4000 qui offre la plus large gamme possible (voir tableau ci-dessous) [2]:

Tableau V.1. Caractéristiques de la RTL2832U

Tuner	Gamme de fréquence
Elonics E4000	52 - 2200 MHz avec un écart de 1100 MHz à 1250 MHz (variable)
Rafael Micro R820T	24 - 1766 MHz
Rafael Micro R828D	24 - 1766 MHz
Fitipower FC0013	22 - 1100 MHz
Fitipower FC0012	22 - 948.6 MHz
FCI FC2580	146 - 308 MHz et 438 - 924 MHz

V.2.2. GNU Radio

GNU Radio est un logiciel gratuit et open source qui fournit des blocs de traitement du signal pour mettre en œuvre de la radio logicielle. Les fonctions du traitement du signal sont implémentées en C++ et les modules complémentaires sont écrits en Python. La GNU Radio inclut une interface graphique « gnuradio-companion » qui permet d'interconnecter très facilement les blocs logiciels nécessaires au traitement d'un signal. A l'aide de la GNU Radio, le développeur est capable de mettre en œuvre des systèmes radios à haut débit en temps réel dans un environnement simple à utiliser [3].

V.3. Réalisation de la RLR sous GNU Radio

V.3.1. Principe

L'objectif de cette section consiste à réaliser de la radio logicielle restreinte (RLR), c'est-à-dire à capter les différentes stations de la radio FM sous GNU Radio. Pour réaliser cette RLR, nous devons tout d'abord installer les drivers de la clé RTL2832U de sorte qu'elle soit reconnue correctement par notre PC. Puis installer le logiciel GNU Radio afin d'effectuer notre réception FM. (Annexe)

V.3.2. Réception de la radio FM

Les éléments qui vont nous permettre de réceptionner la bande FM sont les suivants:

- un signal qui provient de la clé RTL2832U
- un filtre passe-bas
- un démodulateur WBFM
- une sortie audio

Le signal de la clé RTL2832U est réceptionné sous GNU Radio par l'intermédiaire du bloc « **RTL-SDR Source** ». Ce bloc est défini par plusieurs caractéristiques:

- le taux d'échantillonnage du signal exprimé en échantillon par seconde, fixé à 2 millions,
- la fréquence d'écoute de la station, varie selon un curseur,
- le gain RF correspond au gain global du système, par défaut à 20dB,
- le gain IF correspond au gain global à la fréquence intermédiaire, par défaut à 20dB,
- le gain BB correspond au gain global en bande de base du système, par défaut à 20dB.

Le bloc correspond au signal source est le suivant:

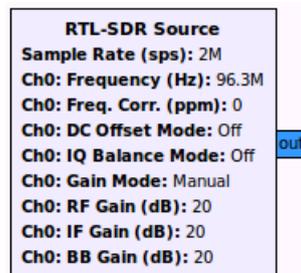


Figure V.2: Bloc source

Le signal envoyé par la source vers le filtre passe-bas est de type complexe. Le filtre passe-bas permet de filtrer les fréquences autour de la fréquence d'écoute. La fréquence de coupure choisie est de 100kHz, ce qui correspond à la largeur de bande standard. La largeur de transition est initialisée à 1MHz par défaut. Pour le fenêtrage, plusieurs choix existent:

- fenêtrage de Hamming,
- fenêtrage de Hann,
- fenêtrage de Blackmann.

Expérimentalement, c'est la fenêtre de Hamming qui donne de meilleurs résultats en termes de bande passante et d'atténuation sur les lobes secondaires.

Afin d'obtenir un taux d'échantillonnage de 500kHz pour la démodulation, une décimation est nécessaire. Sachant que nous avons un taux d'échantillonnage de 2MHz, une simple décimation par 4 suffit.

$$\text{Décimation} = \frac{\text{taux d'échantillonnage général}}{\text{taux d'échantillonnage de la démodulation}} = \frac{2\text{MHz}}{500\text{kHz}} = 4 \quad (\text{V.1})$$

Les blocs nécessaires pour le filtrage et la décimation sous GNU Radio sont les suivants:

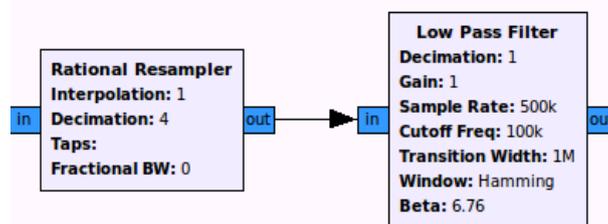


Figure V.3: Blocs de filtrage

Comme on peut le constater, la décimation aurait pu s'effectuer au niveau du filtre passe-bas, cependant en effectuant des tests, la démodulation du signal sera meilleure en utilisant les blocs de la figure V.3 dans le sens où le signal audio de sortie sera moins bruité.

Le signal de sortie du filtre passe-bas est envoyé à un démodulateur WBFM (large bande FM) utilisé pour la radiodiffusion. Une décimation par 2 est également utilisée au niveau du démodulateur pour avoir une meilleure démodulation du signal (dans le sens où le signal audio de sortie sera plus clair). Ce qui donne à la sortie du démodulateur une fréquence d'échantillonnage de 250kHz. Cependant, la fréquence d'échantillonnage de la carte son est de 48kHz, donc une décimation et une interpolation sont nécessaires afin d'obtenir cette fréquence. Pour cela, il suffit d'affecter au signal une interpolation de 24 puis une décimation de 125:

$$\text{Fréquence d'échantillonnage} = \frac{250\text{kHz}}{125} \times 24 = 48\text{kHz} \quad (\text{V.2})$$

Les deux blocs qui correspondent à la démodulation et à la décimation/interpolation sous GNU Radio sont les suivants:

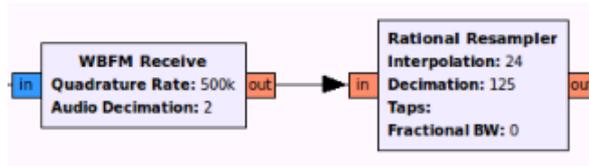


Figure V.4: Blocs de démodulation

Le signal étant démodulé, il doit maintenant être écouté en audio. Nous utilisons à cet effet un simple bloc de sortie audio paramétré à une fréquence d'échantillonnage de 48kHz afin d'écouter la station souhaitée.



Figure V.5: Bloc pour l'audio

Une fois que les différents blocs sont utilisés pour la réception des stations FM, nous avons rajouté le bloc « **WX GUI Slider** » pour éviter de recompiler à chaque changement de fréquence.

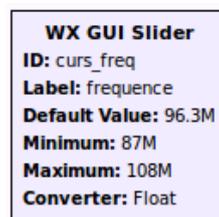


Figure V.6: Curseur de fréquence

Pour utiliser ce curseur, il faut lui donner un nom de variable, un minimum et un maximum. Finalement, nous obtenons le schéma bloc illustré par la figure V.7:

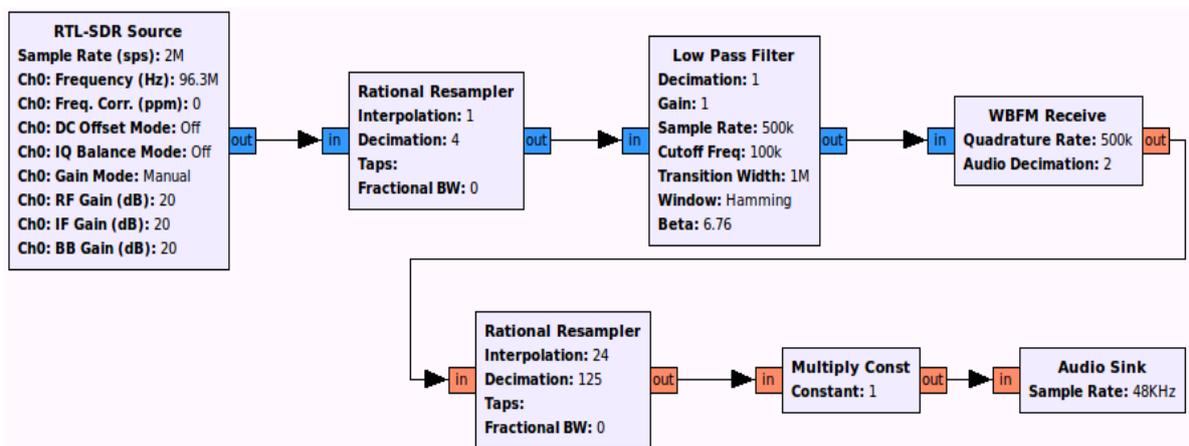


Figure V.7: Schéma final sous GNU Radio

V.3.3. Tests

En implémentant le schéma bloc de la figure V.7 sous GNU Radio, la fenêtre de curseur de fréquence apparaît, sur la figure suivante, la fréquence a été déplacée à 96.3MHz ce qui correspond à la station « Radio Plus »:

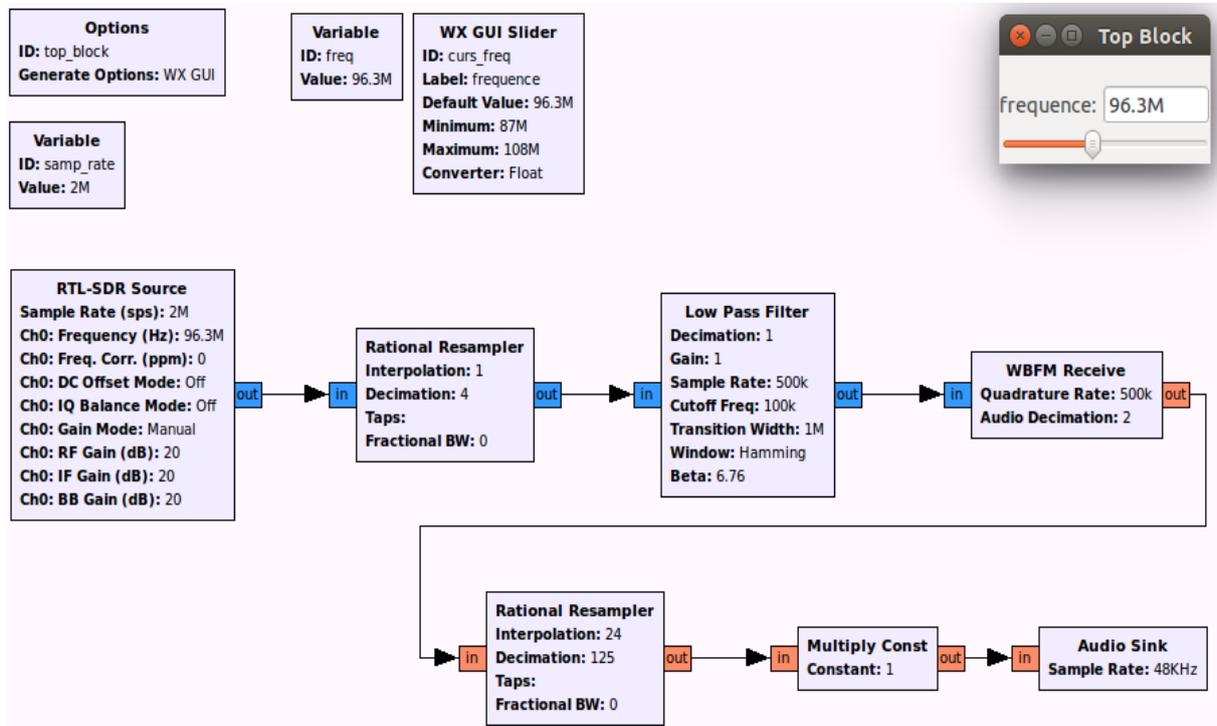


Figure V.8: Test du schéma final sous GNU Radio

On peut également observer la FFT du signal. Les figures V.9 et V.10 illustrent respectivement le schéma bloc pour visualiser la FFT et le résultat de son implémentation sous GNU Radio. La figure V.10 illustre le spectre du signal reçu calculé par la FFT en temps réel sous GNU Radio.

Le bloc «**Throttle**» est utilisé pour limiter le débit de données à la fréquence d'échantillonnage spécifiée.

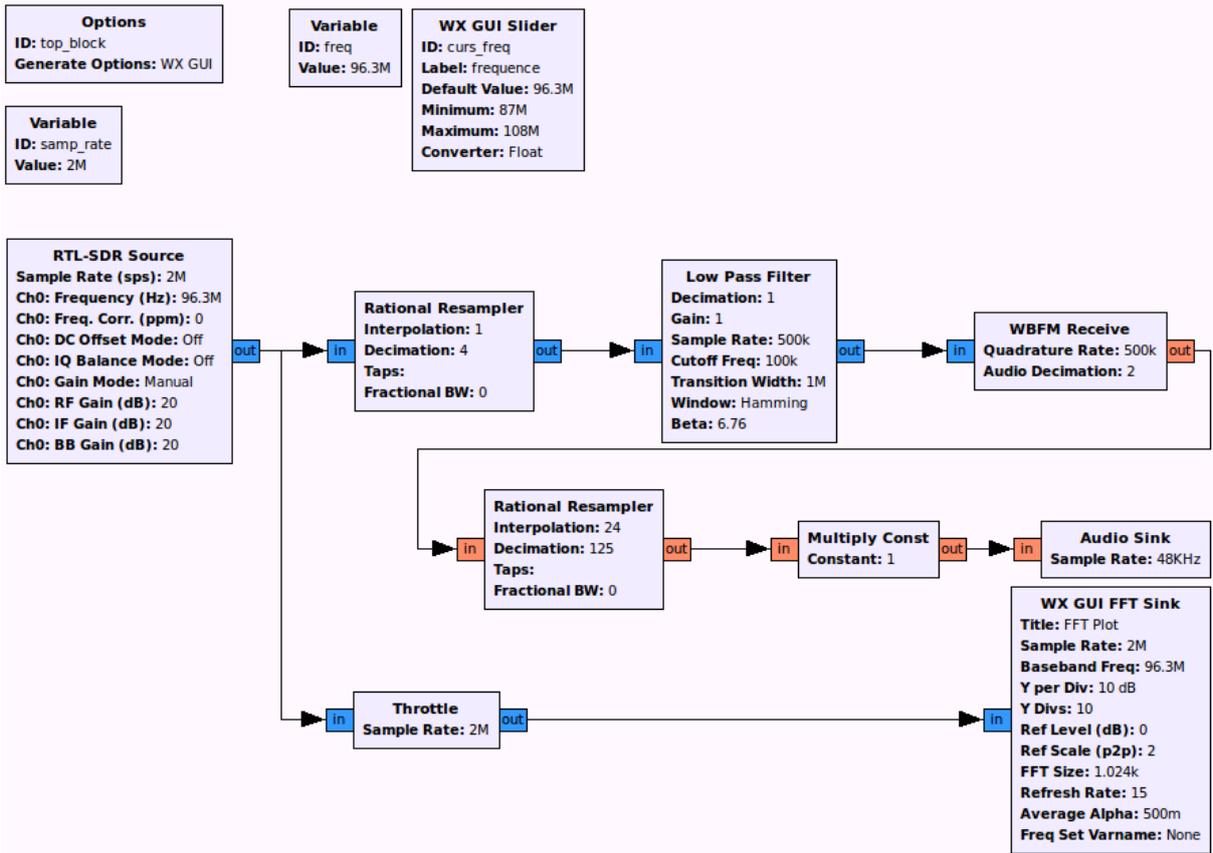


Figure V.9: Schéma bloc pour visualiser la FFT sous GNU Radio

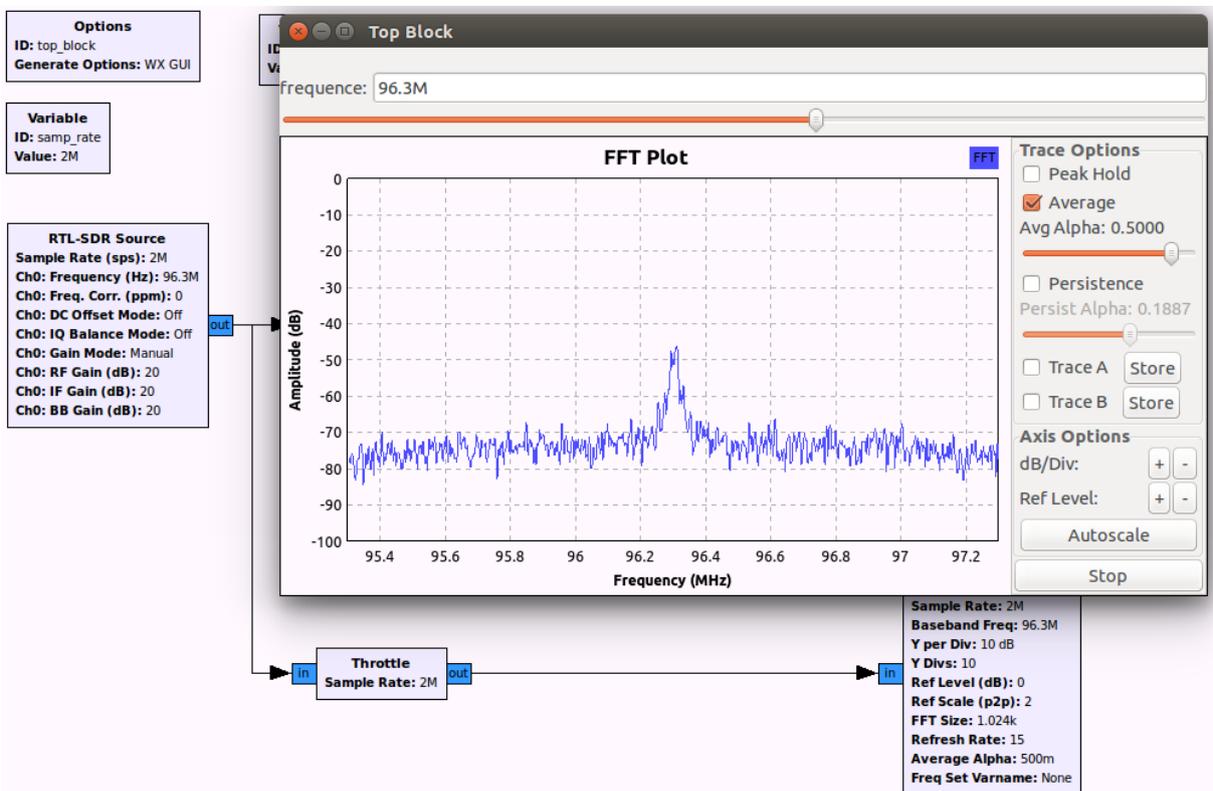


Figure V.10: Test de la FFT sous GNU Radio

V.4. Application de la radio logicielle

L'objectif de cette section consiste en la reconstruction d'un signal réel de la radio FM capté par la clé RTL2832U en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire afin de montrer la faisabilité de l'opération de reconstruction avec ce mode d'échantillonnage. Le signal capté correspond à la station « Radio Plus » (la fréquence d'écoute de la station est de $96.3MHz$). Nous avons réalisé deux captures du signal: une capture en sortie du démodulateur (en sortie du bloc **WBFM Receive**) avec un taux d'échantillonnage $f_e=250kHz$ et une deuxième capture du même signal avec une fréquence d'échantillonnage $f_i=48kHz$ (à l'entrée du bloc **Audio Sink**). La figure V.11 illustre le schéma bloc utilisé sous GNU Radio pour la capture de ces deux signaux.

Cette application est réalisée en deux étapes: la première étape est la conversion des fréquences d'échantillonnage de manière irrégulière suivie de l'opération de reconstruction du signal réel de la radio FM aléatoirement échantillonné. Ces deux étapes sont réalisées sous Matlab.

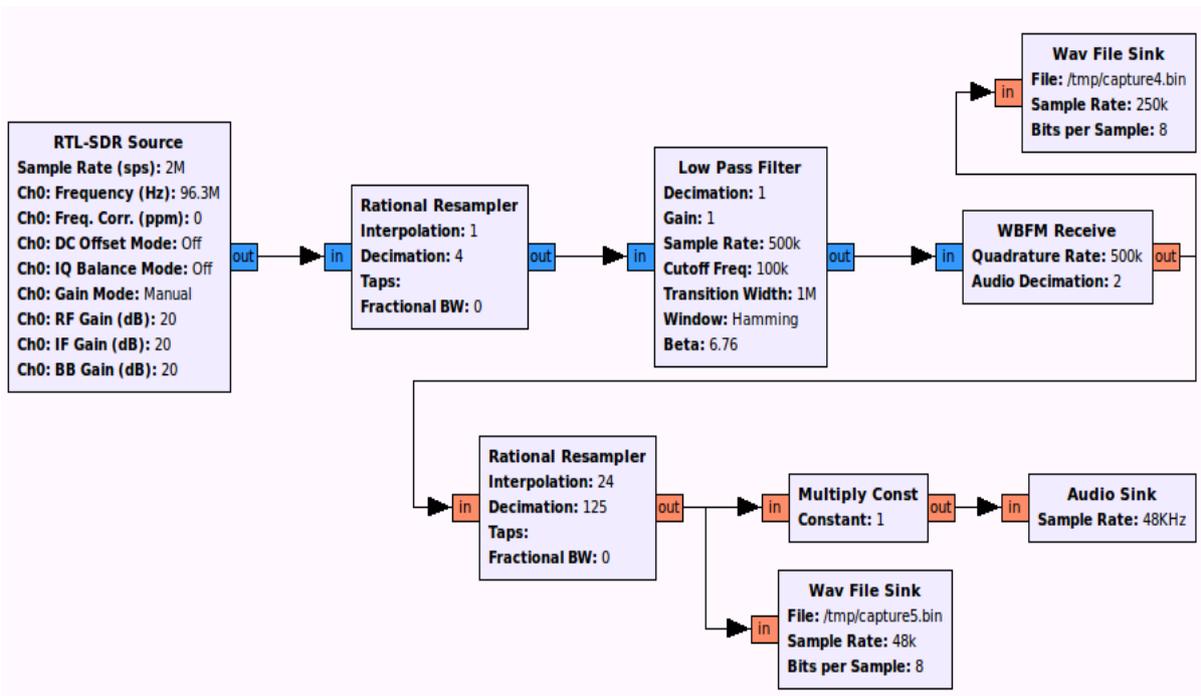


Figure V.11: Schéma bloc utilisé pour la capture

V.4.1. Etape 1: Conversion des fréquences d'échantillonnage

Dans cette première étape, nous sommes intéressés par l'opération de conversion des fréquences d'échantillonnage entre le signal démodulé (fréquence d'échantillonnage de $250kHz$) et le signal audio (fréquence d'échantillonnage de $48kHz$).

Avant d'effectuer la conversion, nous avons passé le signal démodulé par un filtre passe bas (filtre anti-repliement) sous Matlab afin de limiter la bande de fréquence. La largeur de bande d'une station radio FM est d'environ $15kHz$. Dans notre cas d'étude, nous disposons d'un signal parole de bande $B=7.5kHz$. Un filtrage passe-bas est donc nécessaire. Le filtre utilisé est de type Butterworth d'ordre 5 avec une fréquence de coupure normalisée $f_{cn}=0.06$ (

$$f_{cn} = \frac{B}{\frac{f_e}{2}} = \frac{7.5kHz}{125kHz} = 0.06).$$

Après filtrage du signal démodulé, l'opération de conversion des fréquences d'échantillonnage est réalisée en se basant sur une décimation aléatoire. L'application de l'échantillonnage aléatoire pour cette opération présente une structure allégée du convertisseur de fréquence d'échantillonnage en éliminant l'implantation conjointe des blocs interpolateur et décimateur. Avec un tel système, la fréquence de fonctionnement est toujours inférieure ou égale à la bande système quelque soit le facteur de décimation. La figure V.12 illustre le schéma de principe utilisé pour la conversion des fréquences d'échantillonnage entre le signal démodulé (signal capté en sortie du bloc **WBFM Receive**) et le signal audio.

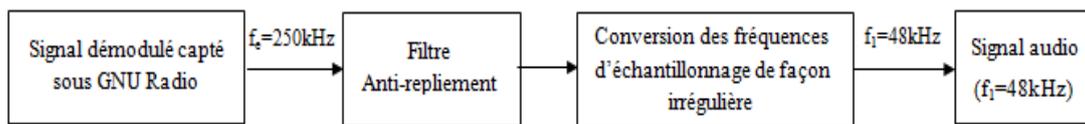


Figure V.12: Schéma de principe pour la conversion des fréquences d'échantillonnage de façon aléatoire

La figure V.13 illustre les représentations temporelles du signal démodulé filtré (a) et du signal audio obtenu après conversion irrégulière des fréquences d'échantillonnage (b) sur une durée d'observation $T_1=10s$

Par curiosité, nous avons envoyé directement les échantillons aléatoires vers un amplificateur audio pour ensuite être écouté sur un haut parleur, la qualité du signal audio entendu est un peu moins bonne que le signal audio de référence (signal entendu sous GNU Radio). Cependant, l'interpolation doit être faite avant d'envoyer les échantillons vers l'amplificateur audio.

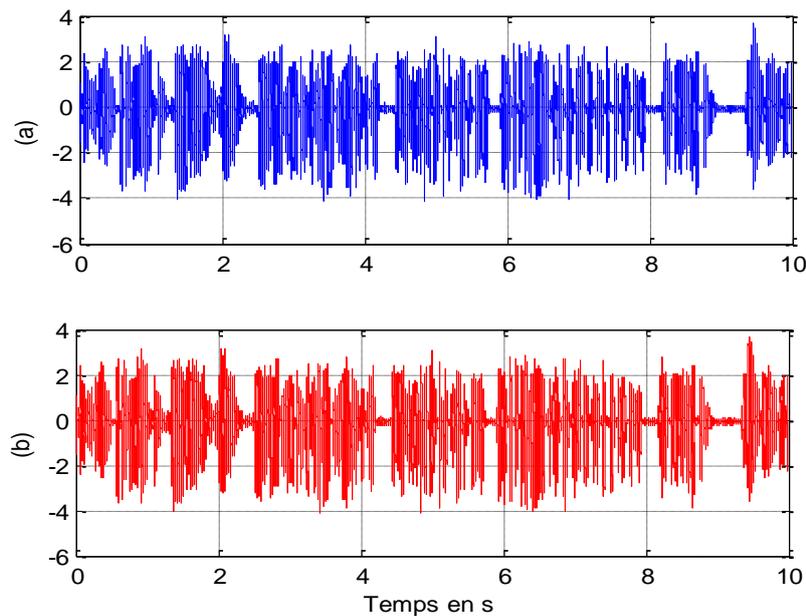


Figure V.13: Représentations temporelles
(a) le signal démodulé filtré, (b) le signal audio obtenu après CFE

V.4.2. Etape 2: Reconstruction du signal réel aléatoirement échantillonné

Dans le deuxième chapitre de cette thèse, nous avons présenté différentes méthodes pour la reconstruction des signaux aléatoirement échantillonnés, quelques applications ainsi qu'une analyse des performances des différentes méthodes. Dans cette section, nous nous sommes intéressés à la reconstruction d'un signal réel de la radio FM aléatoirement échantillonné afin de montrer la faisabilité de cette opération avec l'échantillonnage aléatoire.

L'opération de reconstruction présente la contrainte du temps de calcul. Pour alléger cette contrainte, nous avons réalisé cette application pour une durée d'observation $T_2=0.2s$ du signal réel et nous avons choisi l'algorithme direct LU comme une méthode de reconstruction des signaux aléatoirement échantillonnés compte tenu de sa complexité réduite par rapport aux algorithmes directs. La figure V.14 illustre le schéma bloc de simulation.

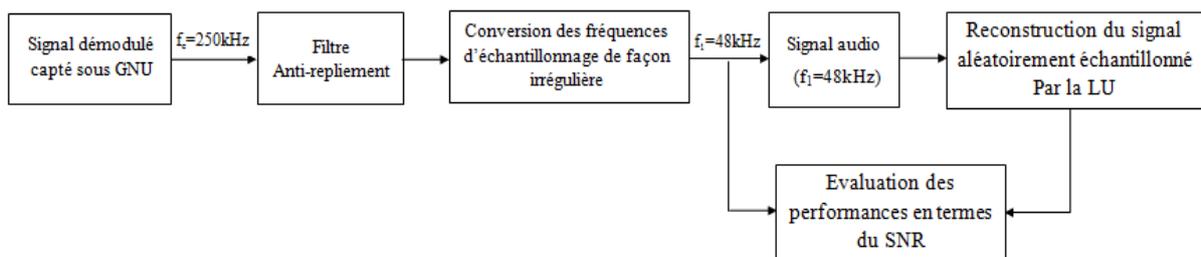


Figure V.14: Schéma blocs de simulation sous Matlab pour l'application 1

La figure V.15 illustre les représentations temporelles du signal démodulé filtré (a) et du signal reconstruit (b) sur une durée d'observation $T_2=0.2s$ avec un mode d'échantillonnage aléatoire.

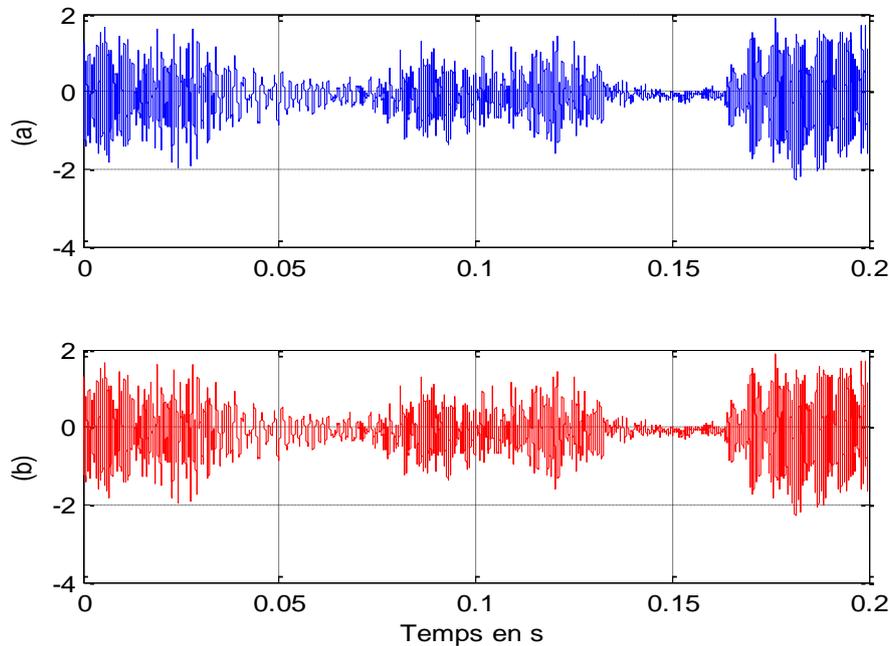


Figure V.15: Représentations temporelles
(a) le signal démodulé filtré, (b) le signal reconstruit

Les performances en termes de qualité de reconstruction sont quantifiées sous Matlab en se basant sur le critère énoncé par la formule (II.16, Chapitre II). Nous avons obtenu de bons résultats en termes de la qualité de reconstruction (un SNR de reconstruction d'environ 52 dB). Nous avons également écouté le signal audio reconstruit qui correspond bien au signal audio de référence.

V.5. Application de la radio cognitive: détection spectrale en se basant sur un signal réel de la radio FM

Dans le chapitre IV de cette thèse, nous avons proposé différentes approches pour la détection spectrale appliquant l'échantillonnage aléatoire dans un contexte radio cognitive. D'autre part, nous avons montré par simulation que l'approche basée sur la DFT présente une complexité réduite comparée aux autres approches ce qui facilite l'implémentation pour les systèmes radio cognitive. Cette approche se base sur l'échantillonnage aléatoire comme mode d'échantillonnage, sur la méthode de détection d'énergie comme méthode de détection

spectrale et sur la DFT comme méthode de calcul des composantes fréquentielles de la bande d'intérêt.

L'objectif de cette application est de tester cette approche de détection spectrale sur un signal réel de la radio FM capté par la clé RTL2832U et de montrer la faisabilité de cette application avec un mode d'échantillonnage aléatoire. Les performances de cette approche sont évaluées en termes de courbe COR et de la probabilité de fausse alarme (P_{fa}).

Pour réaliser cette application, nous avons effectué deux captures du signal: une capture lorsque la bande est libre (bruit seul dans la bande d'intérêt) et une deuxième capture de la même bande quand elle est occupée (il y a présence du signal de la radio FM et du bruit). La figure V.16 illustre le schéma bloc utilisé sous GNU Radio pour la capture.

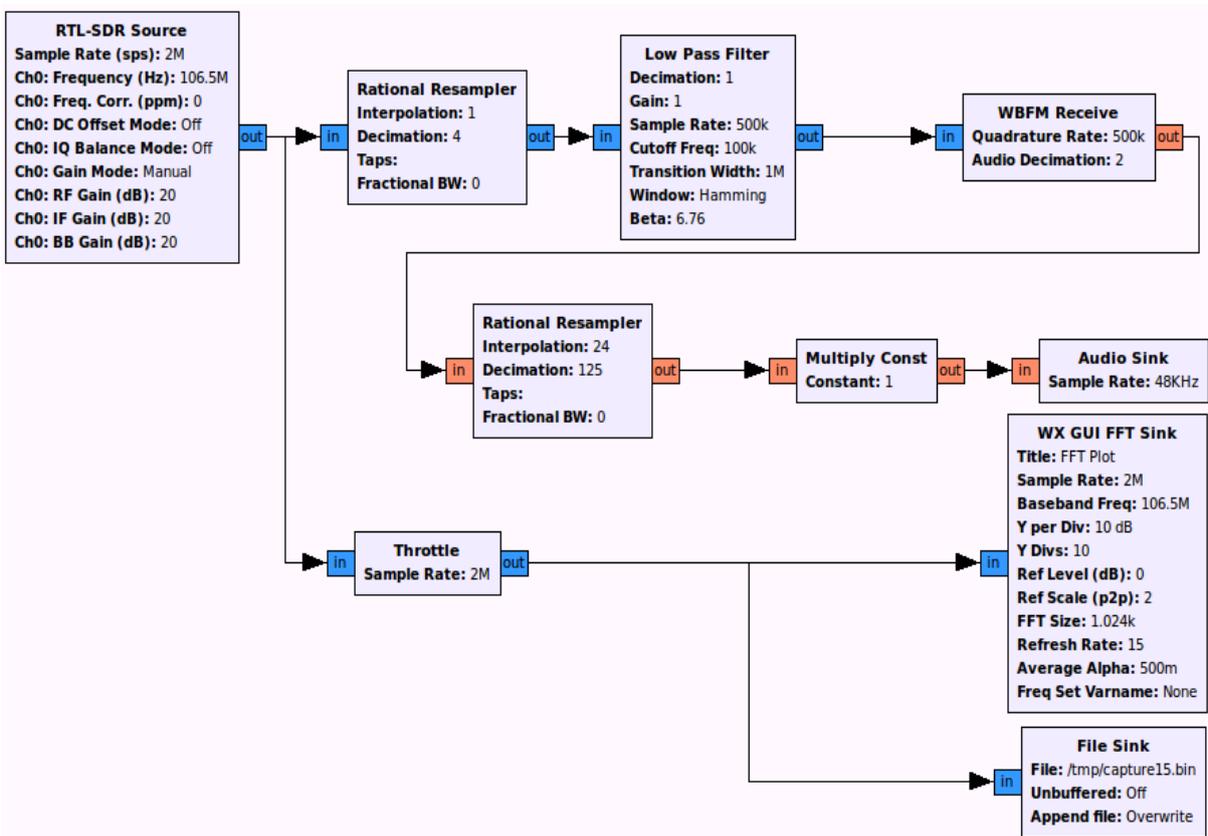


Figure V.16: Schéma bloc utilisé sous GNU Radio pour la capture

Le signal capté correspond à la fréquence d'écoute $106.5MHz$ et la fréquence de sur-échantillonnage régulier de ce signal est $f_s=2MHz$. En implémentant le schéma bloc de la figure V.16 sous GNU Radio, nous avons obtenu le spectre du signal capté: la figure V.17 lorsque la bande est occupée et la figure V.18 lorsque la bande est libre.

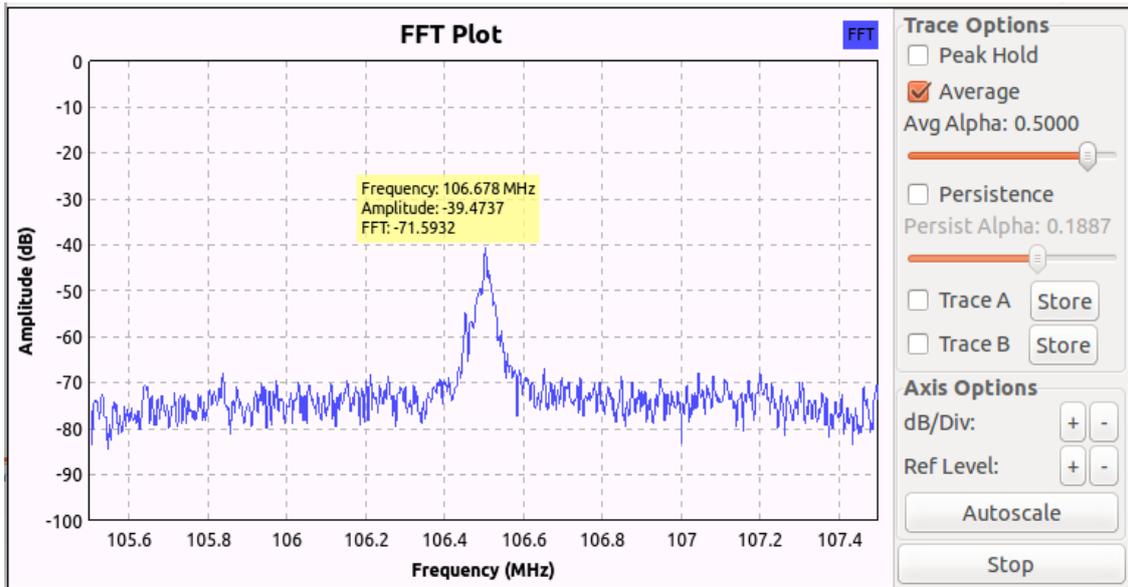


Figure V.17: Spectre du signal capté quand la bande est occupée

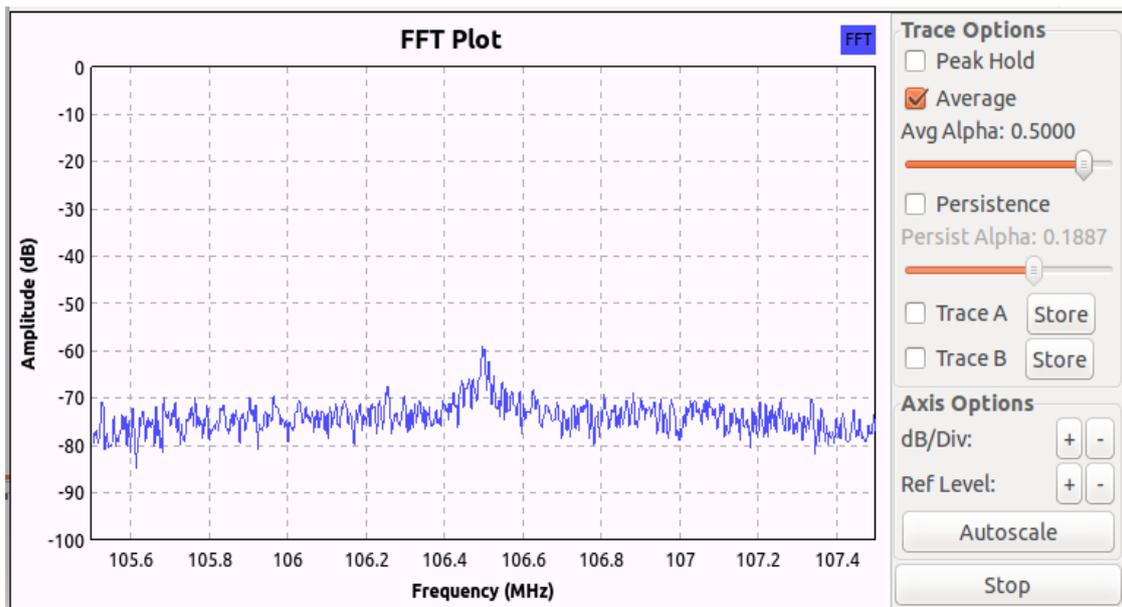


Figure V.18: Spectre du signal capté lorsque la bande est libre

Nous avons retrouvé le spectre des deux signaux captés en utilisant la FFT sur 1024 points sous Matlab. La figure V.19 illustre les spectres des deux signaux captés respectivement quand la bande est occupée (a) et quand elle est libre (b).

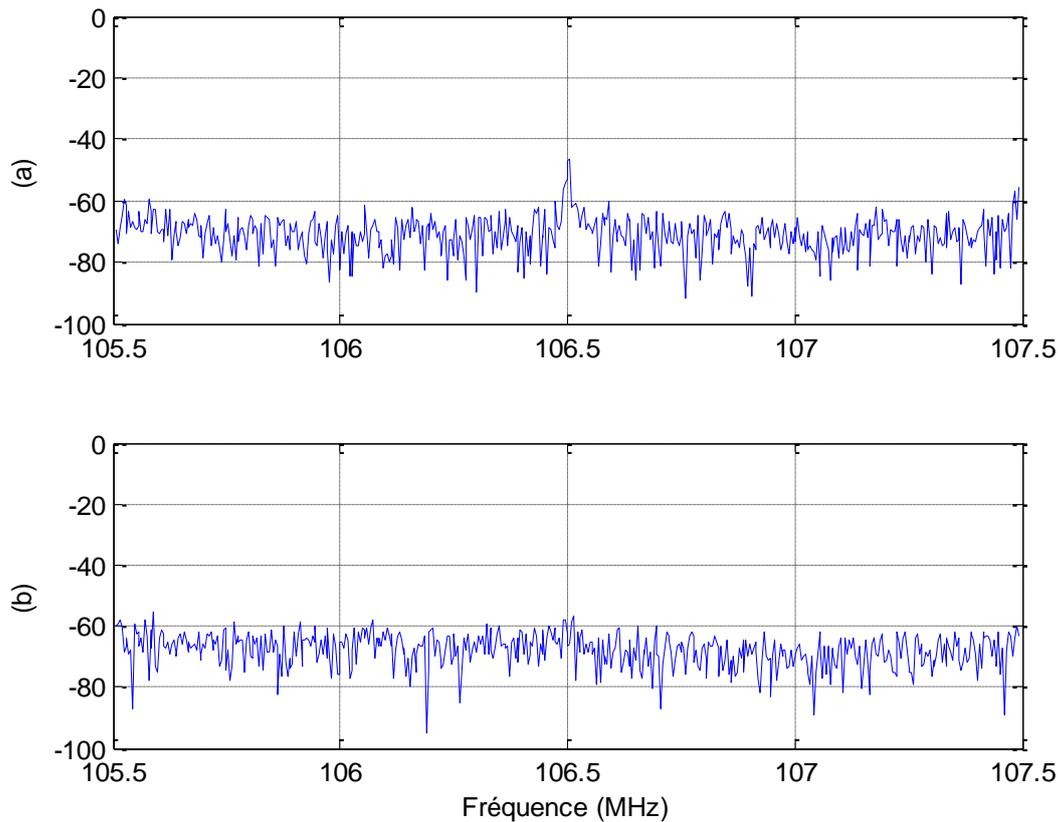


Figure V.19: Spectres des signaux captés
(a) lorsque la bande est occupée, (b) lorsque la bande est libre

Nous avons échantillonné les signaux captés de façon aléatoire en utilisant un mode d'échantillonnage par jitter (JRS) avec une fréquence d'échantillonnage moyenne $f_s=100kHz$ (décimation aléatoire par 20).

Nous avons évalué les performances de cette application sous Matlab en termes de courbes COR et de la probabilité de fausse alarme (P_{fa}) pour différentes valeurs du rapport signal sur bruit (RSB) tout en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire afin de montrer la faisabilité de cette application avec ce mode d'échantillonnage.

La figure V.20 illustre la courbe COR du signal réel de la radio FM en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire. Pour ces simulations, le nombre d'échantillons est $N=60000$ et le rapport signal sur bruit est d'environ 11dB.

Les figures V.21 et V.22 illustrent respectivement les courbes COR et la probabilité de fausse alarme pour différentes valeurs du rapport signal sur bruit (RSB).

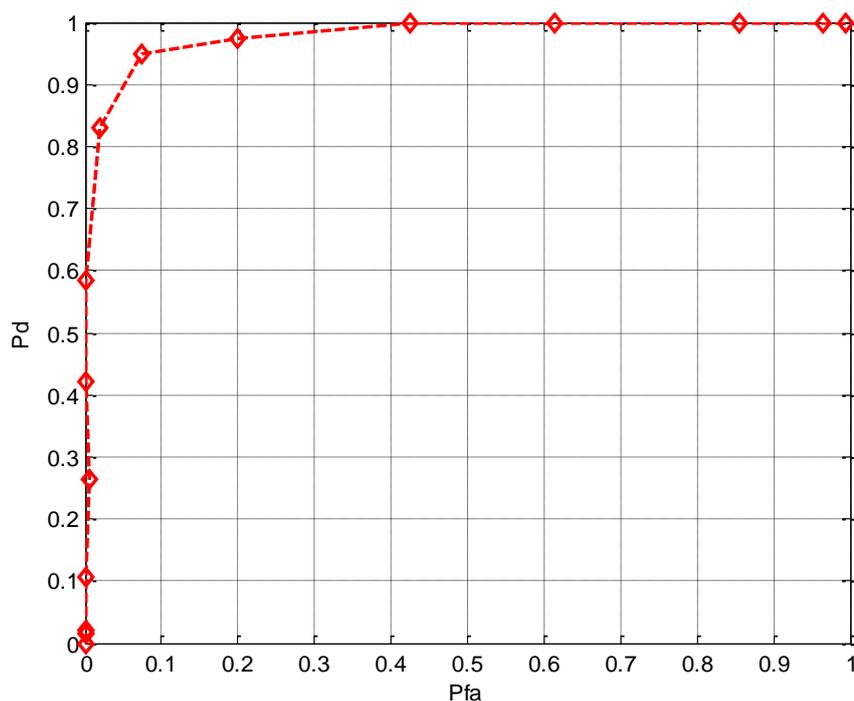


Figure V.20: Courbe COR d'un signal réel de la radio FM en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire

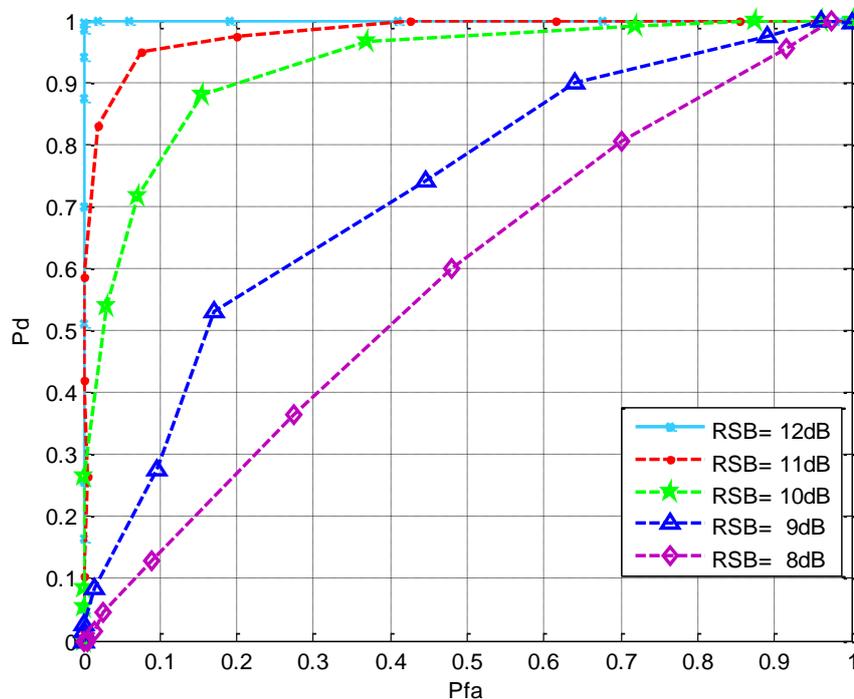


Figure V.21: Courbes COR du signal réel capté en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire pour différentes valeur du RSB

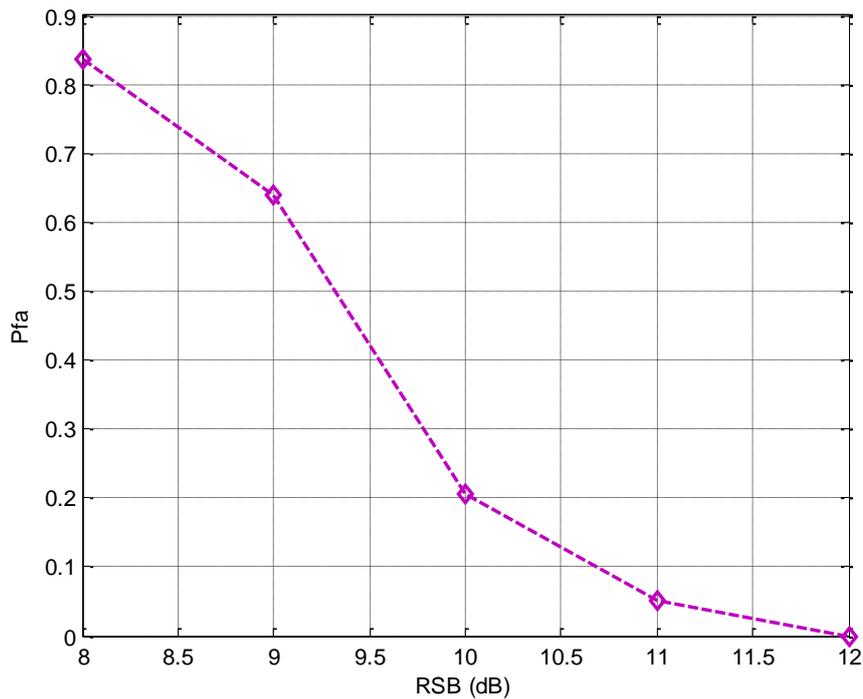


Figure V.22: Probabilité de fausse alarme pour un détecteur d'énergie d'un signal réel de la radio FM en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire, $P_d=0.9$

D'après les figures V.21 et V.22, on peut noter qu'en augmentant le rapport signal sur bruit (RSB), le niveau du signal devient supérieur au niveau du bruit. Donc la probabilité de détection augmente et donc la probabilité de fausse alarme diminue (P_d tend vers 1 et P_{fa} tend vers 0).

V.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé deux applications dans un contexte radio logicielle et radio cognitive en se basant sur des signaux réels de la radio FM captés par la clé RTL2832U sous le logiciel GNU Radio. Pour les deux applications, nous avons souhaité montrer la faisabilité de l'application de l'échantillonnage aléatoire dans des fonctions clés de la radio cognitive.

Dans la première application nous nous sommes intéressés à la reconstruction d'un signal réel de la radio FM aléatoirement échantillonné en utilisons l'algorithme direct LU. Nous avons évalué les performances de cette application en termes de qualité de reconstruction et nous avons obtenu des bons résultats en termes de la qualité de reconstruction (un SNR de reconstruction d'environ 52 dB). Nous avons également écouté le

signal audio reconstruit qui correspond bien au signal audio de référence. La seconde application consiste en la détection spectrale en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire et en se basant sur un signal réel de la radio FM. Nous avons testé l'approche basée sur la DFT sur un signal réel de la radio FM. Nous avons évalué les performances de cette application en termes de courbes COR et de probabilité de fausse alarme (P_{fa}) pour différentes valeurs du rapport signal sur bruit et nous avons obtenu de bonnes performances.

V.7. Références

- [1] <http://www.realtek.com.tw/products>
- [2] <http://sdr.osmocom.org/trac/wiki/rtl-sdr>
- [3] <http://gnuradio.org/redmine/projects/gnuradio>

Conclusion Générale

Le travail présenté dans cette thèse a pour objectif le développement de nouvelles structures et algorithmes appliquant l'échantillonnage aléatoire pour des systèmes de types radio logicielle et radio cognitive en vue de les optimiser. Le développement de systèmes opérant avec l'échantillonnage aléatoire permet de réduire les contraintes de repliement de spectre du signal échantillonné et de s'affranchir de la contrainte des bandes interdites imposées dans le cas d'un processus uniforme. De ce fait, les contraintes sur les différents éléments de la chaîne de transmission sont allégées.

Nous avons introduit les concepts de la radio logicielle et de la radio cognitive. Ensuite nous avons présenté les architectures basées sur ces deux concepts ainsi que la relation entre eux. Nous avons noté que la radio logicielle constitue un support technologique pour la radio cognitive.

Pour proposer une architecture radio logicielle ou radio cognitive appliquant l'échantillonnage aléatoire, nous avons jugé important de présenter les processus de l'échantillonnage. Nous avons donné un aperçu général sur l'échantillonnage aléatoire et nous avons présenté une analyse illustrée par des résultats de simulations de deux séquences d'échantillonnage aléatoire parmi les plus rencontrées dans la littérature, à savoir, le mode d'échantillonnage par jitter (JRS) et le mode d'échantillonnage additif (ARS). Nous avons noté que dans le cas d'échantillonnage aléatoire, les répliques de spectre sont généralement atténuées et peuvent même être supprimées lorsque la séquence d'échantillonnage appliquée est stationnaire. Nous avons montré qu'un traitement en absence de répliques dépend fortement du mode d'échantillonnage utilisé et des caractéristiques statistiques de la séquence d'échantillonnage choisie.

Nous avons présenté différentes méthodes de reconstruction des signaux aléatoirement échantillonnés: des méthodes directes de factorisation matricielle telles que la SVD, la LU et la QR ainsi que des méthodes itératives telles que la méthode de descente, la méthode du gradient conjugué et la méthode itérative ADPW-GC. Nous nous sommes intéressés particulièrement aux méthodes itératives pour résoudre le problème de reconstruction des signaux aléatoirement échantillonnés en raison de leur flexibilité et de leur rapidité de convergence. Nous avons évalué les performances des méthodes itératives présentées en termes de qualité du signal reconstruit et de complexité et nous avons comparé les résultats

obtenus avec les performances des algorithmes directs. En comparant les performances des six algorithmes présentés, nous avons constaté que la méthode ADPW-GC présente une bonne qualité de reconstruction (un SNR de reconstruction de 59 dB) et une complexité réduite parmi les six algorithmes présentés.

Nous avons proposé une nouvelle approche du front-end numérique basée sur la méthode itérative ADPW-GC pour la sélection de canal en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire. Nous avons évalué les performances de cette structure en termes de qualité du canal reconstruit, de robustesse et de complexité et nous avons comparé les résultats obtenus avec les performances du front-end numérique basé sur l'algorithme SVD et du front-end basé sur la DFT pour la sélection du canal. Les résultats obtenus montrent que la structure proposée présente un compromis entre la qualité de reconstruction, la robustesse et la complexité. Nous pouvons en déduire que l'échantillonnage aléatoire associé à la méthode ADPW-GC représente une solution intéressante pour le front-end numérique en architecture radio logicielle.

Nous nous sommes également intéressés à la fonction clé de la radio cognitive à savoir la détection spectrale. Nous avons présenté une analyse comparative de quelques techniques utilisées pour la détection spectrale (la détection d'énergie, la détection à base de filtre adapté et la détection à base de cyclo-stationnarité) illustrée par des résultats de simulations. La méthode du détecteur d'énergie reste le moyen le plus courant pour la détection spectrale en raison de sa faible complexité de traitement et de mise en œuvre. Par la suite nous avons proposé trois approches de détection spectrale en se basant sur l'échantillonnage aléatoire comme mode d'échantillonnage, sur la détection d'énergie comme méthode de détection spectrale et sur les algorithmes (SVD, LU et DFT) comme méthodes de reconstruction du signal et de sélection de la bande d'intérêt. Nous avons évalué les performances des trois approches proposées en termes des courbes COR et de probabilité de fausse alarme pour différentes valeurs de la fréquence centrale. Les résultats obtenus ont été comparés au cas de l'échantillonnage uniforme. Les résultats de simulation montrent que l'application de l'échantillonnage aléatoire améliore la flexibilité des structures vis-à-vis des fréquences d'échantillonnage : en effet, il permet de s'affranchir de la contrainte des bandes interdites imposée dans le cas d'un processus uniforme. D'autre part, En comparant les deux approches proposées (la deuxième et la troisième approche) qui se trouvent dans les mêmes conditions de simulation, l'approche basée sur la DFT reste la moins coûteuse en termes de complexité. En revanche, les résultats de simulation montrent que cette approche présente une dégradation

des performances d'environ 8dB par rapport à l'approche basée sur la LU pour la détection spectrale. Ces pertes peuvent être réduites en augmentant le nombre d'échantillons. Nous pouvons en déduire que l'association de l'échantillonnage aléatoire, de la méthode de détection d'énergie et de la DFT doit permettre la réalisation de systèmes radio cognitive optimisés.

Pour compléter les études théoriques et de simulation, nous avons proposé deux applications dans un contexte radio logicielle et radio cognitive en se basant sur des signaux réels de la radio FM captés par la clé RTL2832U sous le logiciel GNU Radio. Pour les deux applications, nous avons utilisé un mode d'échantillonnage aléatoire afin de montrer la faisabilité de ces deux applications avec des signaux réels en utilisant ce mode d'échantillonnage. Dans la première application nous nous sommes intéressés à la reconstruction d'un signal réel de la radio FM aléatoirement échantillonné en utilisons l'algorithme direct LU. Nous avons évalué les performances de cette application en termes de qualité de reconstruction et nous avons obtenu de bons résultats en termes de la qualité de reconstruction (un SNR de reconstruction d'environ 52 dB). Nous avons également écouté le signal audio reconstruit dont la qualité correspond à celle du signal audio de référence. La seconde application a concerné la détection spectrale en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire et en se basant sur un signal réel de la radio FM. Nous avons testé l'approche basée sur la DFT pour la détection spectrale sur un signal réel de la radio FM. Nous avons évalué les performances de cette application en termes de courbes COR et de probabilité de fausse alarme (P_{fa}) pour différentes valeurs du rapport signal sur bruit et nous avons obtenu de bonnes performances.

Les résultats obtenus montrent la faisabilité des opérations de reconstruction et de détection spectrale avec un mode d'échantillonnage aléatoire et en se basant sur des signaux réels de la radio FM captés sous GNU Radio.

Perspectives

Nous considérons par la suite quelques-unes des perspectives qui nous semblent les plus intéressantes à étudier:

- Evaluer les performances de la méthode itérative ADPW-GC pour l'opération de détection spectrale en utilisant les deux modes d'échantillonnage.
- Montrer la faisabilité de l'opération de détection spectrale avec un mode d'échantillonnage aléatoire en se basant sur un signal réel multi-bandes de la radio FM et montrer que l'application de l'échantillonnage aléatoire sur des signaux réels permet de s'affranchir de la contrainte des bandes interdites imposée dans le cas d'un processus uniforme.
- Implanter l'échantillonnage aléatoire et les algorithmes associés sur un récepteur numérique réel en déduire les contraintes d'implémentations et affiner les conclusions sur la complexité.
- Etudier et proposer de nouvelles approches pour la détection spectrale dans les systèmes de communications véhiculaires cognitives.
- Etudier et proposer des applications de la radio cognitive pour les systèmes MIMO.

Annexe

Instructions d'installation de la clé RTL2832U et de la
GNU Radio

Afin de capter les différentes stations de la radio FM sous GNU Radio, nous devons installer les drivers de la clé RTL2832U de façon à ce que cette dernière soit reconnue correctement par notre PC.

Avant cela, pour ne pas avoir de soucis de dépendances lors de l'installation des drivers, nous avons installé les paquets suivants:

- git : un logiciel de gestion de versions décentralisées
- cmake: un outil de génération pour les projets logiciels
- libusb-1.0-0.dev: qui permet de programmer des applications utilisant des périphériques USB

Ces 3 paquets sont installés à l'aide des 3 commandes suivantes:

```
sudo apt-get install git
sudo apt-get install cmake
sudo apt-get install libusb-1.0-0.dev
```

Nous exécutons ensuite les commandes suivantes pour installer les drivers de la clé RTL2832U:

```
git clone git://git.osmocom.org/rtl-sdr.git : téléchargement des drivers
cd rtl-sdr/ : déplacement dans le dossier de téléchargement des drivers
mkdir build : création d'un dossier « build »
cmake./ : installation
make : installation
sudo make install : installation
sudo ldconfig : configuration de l'éditeur de liens dynamiques
```

Ensuite, nous devons définir les règles associées à notre périphérique USB, cela se fait par l'intermédiaire d'un fichier présent dans « /etc/udev/rules.d » dans lequel nous copions les règles générées par l'installation des drivers. Une fois cela fait, nous devons connecter la RTL2832U au PC pour pouvoir réaliser des tests. Pour démarrer, nous utilisons la commande « rtl_test -t » pour voir si notre RTL2832U est bien connecté, reconnu et quelles sont ses caractéristiques. Le résultat est le suivant:

```
rtl_test -t
Found 1 device(s):
 0: Realtek, RTL2838UHIDIR, SN: 00000001

Using device 0: Terratec Cinergy T Stick RC (Rev.3)
Found Elonics E4000 tuner
Supported gain values (14): -1.0 1.5 4.0 6.5 9.0 11.5 14.0 16.5 19.0 21.5 24.0 29.0 34.0
42.0
Sampling at 2048000 S/s.
Benchmarking E4000 PLL...
[E4K] PLL not locked for 51000000 Hz!
[E4K] PLL not locked for 2189000000 Hz!
[E4K] PLL not locked for 1095000000 Hz!
[E4K] PLL not locked for 1232000000 Hz!
E4K range: 52 to 2188 MHz
E4K L-band gap: 1095 to 1232 MHz
```

Une fois la clé reconnue par le PC, on passe à l'installation du logiciel GNU Radio. Célèbre dans le domaine des radios fréquences sous Linux, il permet le développement d'un récepteur FM en adoptant les étapes qui vont suivre:

Pour installer ce logiciel, un script écrit en langage bash a été réalisé par Marcus Leech. Il suffit alors de récupérer ce script sur internet en tapant la commande:

```
wget http://www.sbrac.org/files/build-gnuradio
```

Ensuite il faut rendre le script exécutable en modifiant ses attributs grâce à la commande `chmod`:

```
chmod a+x ./build-gnuradio
```

Puis enfin il faut exécuter le script à l'aide de la commande:

```
./build-gnuradio
```

L'avantage de ce script est un gain de temps car il installe automatiquement toutes les dépendances du logiciel. Après cela, le logiciel peut être lancé dans un terminal par la commande:

```
gnuradio-companion
```

Liste des Figures

Figure I.1: Les trois fonctions du front-end numérique	7
Figure I.2: Approche radio logicielle	7
Figure I.3: Architecture de radio logicielle restreinte	8
Figure I.4: Architecture d'un système radio cognitive	11
Figure I.5: Schéma simplifié de la radio cognitive	12
Figure II.1: Echantillonneur idéal	18
Figure II.2: Mode d'échantillonnage JRS avec une loi uniforme.	20
Figure II.3: Différents cas de figures de $P_d(t)$ pour le mode d'échantillonnage JRS	23
Figure II.4: Mode d'échantillonnage ARS avec une loi uniforme	24
Figure II.5: $P_d(t)$ pour le mode d'échantillonnage ARS, avec une loi uniforme	26
Figure II.6: DSP en fonction du taux d'échantillonnage, mode JRS	29
Figure II.7: DSP en fonction du Jitter, mode JRS	30
Figure II.8: DSP en fonction du taux d'échantillonnage, mode ARS ($\sigma=0.1T$)	32
Figure II.9: DSP en fonction du degré d'aléatoire, mode ARS ($\beta=5\text{Hz}$)	33
Figure II.10: Comparaison de la vitesse de convergence pour la méthode de Descente, la méthode GC et la méthode ADPW-GC.....	42
Figure II.11: Représentations temporelle et fréquentielle du signal d'origine	45
Figure II.12: Schéma bloc de simulation.....	45
Figure II.13: Variation du SNR de reconstruction en fonction de la fréquence centrale en mode d'échantillonnage uniforme (cas de l'algorithme SVD)	46
Figure II.14: Variation du SNR de reconstruction en fonction de la fréquence centrale en mode d'échantillonnage uniforme (même courbe pour les 3 méthodes itératives: la méthode de descente, la méthode GC et la méthode ADPW-GC)	47
Figure II.15: Variation du SNR de reconstruction en fonction de la fréquence centrale en mode d'échantillonnage aléatoire (cas de l'algorithme SVD)	48

Figure II.16: Variation du SNR de reconstruction en fonction de la fréquence centrale en mode d'échantillonnage aléatoire (cas de la méthode de descente)	48
Figure II.17: Variation du SNR de reconstruction en fonction de la fréquence centrale en mode d'échantillonnage aléatoire (cas de la méthode GC)	49
Figure II.18: Variation du SNR de reconstruction en fonction de la fréquence centrale en mode d'échantillonnage aléatoire (cas de la méthode ADPW-GC)	49
Figure II.19: Variation du conditionnement de la matrice AHA (a) et du SNR de reconstruction (b) en fonction du jitter à l'intérieur des bandes permises	51
Figure II.20: Variation du conditionnement de la matrice $A^H A$ (a) et du SNR de reconstruction (b) en fonction du jitter à l'intérieur des bandes interdites	52
Figure III.1: Front-end numérique dans une architecture radio logicielle	58
Figure III.2: Conversion de fréquence d'échantillonnage à base d'interpolateurs et de décimateurs ..	58
Figure III.3: Schéma de principe de l'échantillonnage aléatoire	59
Figure III.4: Structure du FEN basé sur le calcul des composantes fréquentielles par la minimisation quadratique en utilisant l'algorithme SVD	61
Figure III.5: Exemple du spectre d'un signal réel à 3 canaux	61
Figure III.6: Structure du FEN basé sur le calcul des composantes fréquentielles du canal utile par la DFT	62
Figure III.7: Structure proposée du FEN basé sur la reconstruction du signal multi-bandes par la méthode itérative ADPW-GC	63
Figure III.8: Représentations temporelles: (a) Signal multi-bandes d'origine, (b) canal utile de référence en bande de base	64
Figure III.9: Sélection de canal en bande de base en se basant sur l'algorithme SVD	64
Figure III.10: Sélection de canal en bande de base en se basant sur la méthode itérative ADPW-GC	65
Figure III.11: Sélection de canal en bande de base en se basant sur la DFT	65
Figure III.12: Sélection de canal en bande de base : (a) cas de la SVD, (b) cas de l'ADPW-GC, (c) cas de la DFT	66
Figure III.13: Variation du SNR de reconstruction en fonction de la puissance des interférences dans le cas des trois structures étudiées	67

Figure IV.1: Diagramme en blocs d'un détecteur d'énergie	73
Figure IV.2: Courbe COR théorique et de simulation du DE pour un RSB=-12dB et un N=1000	76
Figure IV.3: Diagramme en blocs d'un détecteur à base de filtre adapté	77
Figure IV.4: Courbe COR théorique et de simulation du DFA pour un RSB=-12dB et un N=1000	78
Figure IV.5: Diagramme en blocs d'un détecteur à base de cyclo-stationnarité	79
Figure IV.6: Courbes COR des trois algorithmes de détection spectrale	80
Figure IV.7: Diagramme en blocs de l'approche 1	81
Figure IV.8: Courbes COR dans le cas de l'échantillonnage uniforme pour différentes valeurs de ...	83
Figure IV.9: Courbes COR dans le cas de l'échantillonnage aléatoire pour différentes valeurs de f_c .	83
Figure IV.10: Diagramme en blocs de l'approche 2	84
Figure IV.11: Comparaison de la probabilité de fausse alarme pour un détecteur d'énergie utilisant les deux modes d'échantillonnage (Echantillonnage aléatoire et uniforme) avec $P_d=0.9$ (cas de la SVD)	86
Figure IV.12: Comparaison de la probabilité de fausse alarme pour un détecteur d'énergie utilisant les deux modes d'échantillonnage (Echantillonnage aléatoire et uniforme) avec $P_d=0.9$ (cas de la LU) ..	86
Figure IV.13: Diagramme en blocs de l'approche 3	87
Figure IV.14: Courbes COR dans le cas de l'échantillonnage uniforme	88
Figure IV.15: Courbes COR dans le cas de l'échantillonnage aléatoire	88
Figure IV.16: Courbes COR dans le cas de l'approche basée sur la DFT pour différentes valeurs du RSB et en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire	89
Figure IV.17: Courbes COR dans le cas de l'approche basée sur la LU pour différentes valeurs du RSB et en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire	90
Figure IV.18: Courbes COR dans le cas de l'approche basée sur la DFT pour différentes valeurs de N et en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire	90
Figure IV.19: Courbes COR dans le cas de l'approche basée sur la DFT pour différentes valeurs de N et en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire	91
Figure IV.20: Comparaison de la probabilité de fausse alarme pour un détecteur d'énergie utilisant les deux modes d'échantillonnage (Echantillonnage aléatoire et uniforme) avec $P_d=0.9$ (cas de la DFT et la LU)	92

Figure IV.21: Complexité en nombre d'opérations de la DFT et la LU en fonction du nombre d'échantillons	93
Figure IV.22: Effet du nombre d'échantillons N sur les courbes de P_{fa} en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire avec $P_d=0.9$ (cas de la LU)	94
Figure IV.23: Effet du nombre d'échantillons N sur les courbes de P_{fa} en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire avec $P_d=0.9$ (cas de la DFT)	95
Figure IV.24: Pertes en RSB en fonction du nombre d'échantillons pour différentes valeurs de P_{fa} ..	96
Figure IV.25: Pertes moyennes en RSB en fonction du nombre d'échantillons N	96
Figure IV.26: Pertes moyennes en RSB, complexité de la LU et de la DFT en fonction du nombre d'échantillons N	97
Figure V.1: Clé RTL2832U	102
Figure V.2: Bloc source	104
Figure V.3: Blocs de filtrage	105
Figure V.4: Blocs de démodulation	106
Figure V.5: Bloc pour l'audio	106
Figure V.6: Curseur de fréquence	106
Figure V.7: Schéma final sous GNU Radio	106
Figure V.8: Test du schéma final sous GNU Radio	107
Figure V.9: Schéma bloc pour visualiser la FFT sous GNU Radio	108
Figure V.10: Test de la FFT sous GNU Radio	108
Figure V.11: Schéma bloc utilisé pour la capture	109
Figure V.12: Schéma de principe pour la conversion des fréquences d'échantillonnage de façon aléatoire	110
Figure V.13: Représentations temporelles: (a) le signal démodulé filtré, (b) le signal audio après CFE	111
Figure V.14: Schéma blocs de simulation sous Matlab pour l'application 1	111
Figure V.15: Représentations temporelles: (a) le signal démodulé filtré, (b) le signal reconstruit ...	112
Figure V.16: Schéma bloc utilisé sous GNU Radio pour la capture	113

Figure V.17: Spectre du signal capté quand la bande est occupée	114
Figure V.18: Spectre du signal capté lorsque la bande est libre	114
Figure V.19: Spectres des signaux captés: (a) cas de bande occupée, (b) cas de bande libre	115
Figure V.20: Courbe COR d'un signal réel de la radio FM en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire	116
Figure V.21: Courbes COR du signal réel capté en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire pour différentes valeur du RSB	116
Figure V.22: Probabilité de fausse alarme pour un détecteur d'énergie d'un signal réel de la radio FM en utilisant un mode d'échantillonnage aléatoire, $P_d=0.9$	117

Liste des Tableaux

Tableau II.1. Nombre d'opérations élémentaires des différents algorithmes présentés	43
Tableau III.1. SNR de reconstruction des trois structures du front-end numérique présentées	66
Tableau III.2. Ordre d'opérations élémentaires des algorithmes SVD, ADPW-GC et de la DFT	68
Tableau IV.1. Nombre d'opérations élémentaires de la LU et de la DFT	93
Tableau V.1. Caractéristiques de la RTL2832U	103

Thèse de Doctorat

Hayat SEMLALI

DÉVELOPPEMENT DE NOUVELLES STRUCTURES ET D'ALGORITHMES
APPLIQUANT L'ÉCHANTILLONNAGE ALÉATOIRE
POUR DES SYSTÈMES DE TYPES RADIO LOGICIELLE ET RADIO COGNITIVE
DEVELOPMENT OF NEW STRUCTURES AND ALGORITHMS APPLYING THE RANDOM SAMPLING
FOR SOFTWARE RADIO AND COGNITIVE RADIO SYSTEMS

Résumé

Dans ce travail, nous cherchons à appliquer l'échantillonnage aléatoire dans des architectures de types radio logicielle et radio cognitive en vue de les optimiser. L'échantillonnage aléatoire permet de réduire les contraintes de repliement de spectre du signal échantillonné et de s'affranchir des contraintes de bandes interdites.

La première partie du travail est consacrée à l'élément clé de la radio logicielle qui est le front-end numérique. Nous présentons différentes méthodes de reconstruction des signaux aléatoirement échantillonnés et de filtrage de canal. Nous nous intéressons plus particulièrement aux méthodes itératives en raison de leur flexibilité et de leur rapidité de convergence. Nous proposons une nouvelle structure du front-end numérique basée sur la méthode itérative ADPW-GC pour la sélection de canal. Les performances de cette méthode sont analysées en termes de complexité, de qualité du signal reconstruit et de robustesse et sont comparées à des structures plus classiques. Nous nous sommes ensuite intéressés à la fonction clé de la radio cognitive à savoir la détection spectrale. Nous avons étudié trois structures puis étudié leurs performances. Les études théoriques et de simulation ont été complétées par quelques applications dans un contexte de la radio logicielle et de la radio cognitive en se basant sur des signaux réels.

Mots clés

Radio cognitive, Radio logicielle, Echantillonnage aléatoire, Front-end numérique, Détection spectrale.

Abstract

In this work we apply random sampling in the context of software radio and cognitive radio. The use of random sampling makes it possible to overcome the aliasing constraint imposed by the uniform sampling case.

The first part is dedicated to the key element of software radio systems which is the digital front-end. We present different methods for randomly sampled signals reconstruction and for channel filtering. We are interested by iterative methods due to their flexibility and convergence speed. Later we propose a new structure of the digital front-end based on the ADPW-GC iterative method for channel selection by applying random sampling in a software radio context. The performance of this method is analyzed in terms of complexity, quality of reconstructed signal and robustness and compared with classical structures. The second part, deals with the spectrum sensing which is one of the main functions of cognitive radio. The performance of these structures are evaluated and compared to the case of uniform sampling.

After the theoretical and simulation studies, some applications are given in the context of software defined radio and cognitive radio based on real FM radio signals.

Key Words

Cognitive radio, Software radio, Random sampling, Digital front-end, Spectrum sensing.