

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À
L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

COMME EXIGENCE PARTIELLE
À L'OBTENTION DE LA

MAÎTRISE EN GÉNIE ELECTRIQUE
M.Ing.

PAR
ABDELKRIM LALLOUANI

DÉBRUITAGE D'UN SIGNAL DE LA PAROLE CORROMPU PAR UN BRUIT
COLORÉ EN UTILISANT LA TRANSFORMÉE EN ONDELETTES ET
IMPLANTATION SUR UN PROCESSEUR DE TRAITEMENT NUMÉRIQUE DES
SIGNAUX

MONTREAL, LE 9 SEPTEMBRE 2004

CE MÉMOIRE A ÉTÉ ÉVALUÉ
PAR UN JURY COMPOSÉ DE :

M. Marcel Gabrea, professeur et directeur de mémoire
Département de génie électrique à l'École de technologie supérieure

M. Christian Gargour, professeur et codirecteur
Département de génie électrique à l'École de technologie supérieure

M. Jean-Marc Lina, professeur et président du jury
Département de génie électrique à l'École de technologie supérieure

M. Tony, Wong, professeur
Département de génie de la production automatisée à l'École de technologie supérieure

IL A FAIT L'OBJET D'UNE SOUTENANCE DEVANT JURY ET PUBLIC

LE 18 JUILLET 2004

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

DÉBRUITAGE D'UN SIGNAL DE LA PAROLE CORROMPU PAR UN BRUIT COLORÉ EN UTILISANT LA TRANSFORMÉE EN ONDELETTES ET IMPLANTATION SUR UN PROCESSEUR DE TRAITEMENT NUMÉRIQUE DES SIGNAUX

Abdelkrim Lallouani

SOMMAIRE

Ce travail porte sur le débruitage par la transformée en paquets d'ondelettes d'un signal de parole corrompu par un bruit coloré en utilisant une combinaison de deux types de seuillage à la fois, à savoir le seuillage doux et le seuillage de la loi μ . La méthode utilisée consiste à décomposer le signal bruité en paquets d'ondelettes de Daubechies du onzième ordre jusqu'au septième niveau, puis à appliquer le seuillage doux aux deux niveaux de décomposition les plus bas en fréquence, et le seuillage de la loi μ aux autres. Le seuil quand à lui est estimé pour chaque nœud de décomposition final j par une formule $T_j = \sigma_j \sqrt{2 \log N}$ où $\sigma_j = MAD_j / 0.6745$ qui représente le niveau du bruit et MAD_j la médiane absolue des coefficients du nœud j . On reconstitue ensuite le signal en effectuant l'inverse de la transformée en paquets d'ondelettes. En se basant sur cette approche, Les résultats obtenus par cette approche démontrent clairement une amélioration très visible par rapport à l'utilisation individuelle de chacune des deux méthodes de seuillage mentionnées ci-dessus.

SIGNAL SPEECH DENOISING CORRUPTED BY A COLORED NOISE USING THE WAVELET TRANSFORM AND IMPLANTATION USING A DIGITAL SIGNAL PROCESSOR

Abdelkrim Lallouani

ABSTRACT

In this work, we present a wavelet based speech denoising technique obtained by the combination of the soft thresholding algorithm and the μ -law thresholding algorithm. The signal to be denoised is corrupted by a colored noise and decomposed using wavelet packets up to the seventh level using eleventh order Daubechies wavelets. We apply μ -law thresholding to the coefficients of all the final decomposition level subbands except to those of the two lower ones, on which we apply the soft thresholding. For each final node j of the decomposition, we have defined the threshold as $T_j = \sigma_j \sqrt{2 \log N}$ with $\sigma_j = MAD_j / 0.6745$ where MAD_j represents the absolute median estimated at this node. After thresholding, the inverse wavelet packets transform has been applied to obtain the required denoised signal. The results obtained by our method have been found to be better than those given by each one of the two methods mentioned previously when they are used separately.

REMERCIEMENTS

J'adresse tous mes remerciements à mon directeur de recherche, monsieur Marcel Gabrea, professeur à l'École de technologie supérieure, pour son encadrement objectif, sa disponibilité permanente, et son soutien technique.

Je remercie également mon codirecteur de recherche, monsieur Christian Gargour, professeur à l'École de technologie supérieure, pour ses directives pertinentes, ses conseils précieux, et son assistance totale dans la réalisation de ce projet.

J'aimerais aussi remercier ma mère Djamila qui m'a permis de persévérer dans mon travail grâce à son affection et son soutien moral, mes frères, mes sœurs, mes neveux et nièces ainsi que tous mes amis qui m'ont encouragé à finaliser ce projet.

Enfin, une dédicace toute spéciale à ma femme Fatiha qui m'a entouré de son affection illimitée, de son immense tendresse, et de son attention tout au long de ce travail.

TABLE DES MATIÈRES

	Page
SOMMAIRE	i
ABSTRACT	ii
REMERCIEMENTS	iii
LISTE DES TABLEAUX	vii
LISTE DES FIGURES	ix
LISTE DES ACRONYMES ET ABREVIATIONS	xii
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 INTRODUCTION À LA THÉORIE DES ONDELETTES	5
1.1 Analyse de Fourier	5
1.1.1 Séries de Fourier	5
1.1.2 Transformée de Fourier	6
1.2 L'analyse temps-fréquence	7
1.2.1 La fonction fenêtre	7
1.2.2 Transformée de Fourier à court terme	8
1.2.3 La transformée de Gabor	10
1.3 La transformée en ondelettes	10
1.3.1 Introduction aux ondelettes	10
1.3.2 Définition d'une ondelette	12
1.3.3 Transformée en ondelettes continue	14
1.3.4 Transformée en ondelettes discrète	15
1.3.5 Analyse multirésolution	16
1.3.6 L'algorithme pyramidal de Mallat	18
1.3.7 Exemple de décomposition par ondelettes	19
1.3.8 Propriétés des ondelettes	20
1.3.8.1 Support compact	21
1.3.8.2 Symétrie	21
1.3.8.3 Moments nuls	22
1.3.8.4 La régularité	22
1.4 Les ondelettes à support compact de Daubechies	22
1.5 Les paquets d'ondelettes	24
1.6 Conclusion	25
CHAPITRE 2 LES MÉTHODES DE DÉBRUITAGE	27
2.1 Les méthodes classiques	27

2.1.1	Soustraction spectrale.....	27
2.1.2	Débruitage par filtre optimal (filtrage de Wiener).....	28
2.1.3	Élimination adaptative de bruit (ANC).....	29
2.1.4	Les systèmes de débruitage basés sur la poursuite de la fréquence fondamentale.....	31
2.1.4.1	Technique à canal ANC unique.....	32
2.1.4.2	Le filtrage ACF.....	34
2.1.4.3	La sélection harmonique.....	37
2.2	Débruitage par ondelette.....	38
2.2.1	Algorithme de débruitage par ondelettes.....	38
2.2.2	Les méthodes de seuillage.....	39
2.2.2.1	Seuillage doux.....	40
2.2.2.2	Seuillage dur.....	41
2.2.2.3	Le seuillage dur modifié.....	42
2.2.3	Sélection du seuil.....	43
2.2.3.1	Seuillage global.....	44
2.2.3.2	Seuillage dépendant du niveau.....	45
2.2.3.3	Seuillage dépendant du nœud.....	45
2.3	Les méthodes mixtes.....	46
CHAPITRE 3 APPROCHE UTILISÉE ET SIMULATION.....		48
3.1	Approche utilisée.....	48
3.1.1	Choix du type d'ondelette.....	49
3.1.2	Choix du nombre de niveaux de décomposition.....	50
3.1.3	Choix de la technique de seuillage (approche utilisée).....	50
3.1.4	Choix de la règle de sélection du seuil.....	51
3.2	Méthodologies utilisée pour l'évaluation des performances.....	52
3.3	Test et simulation.....	52
3.3.1	Stratégie de simulation utilisée.....	52
3.3.2	Résultats des simulations et discussion.....	54
3.3.2.1	Résultats obtenus en utilisant une décomposition de niveau 4.....	54
3.3.2.2	Résultats en utilisant une décomposition de niveau 5.....	60
3.3.2.3	Résultats obtenus en utilisant une décomposition de niveau 6.....	66
3.3.2.4	Résultats en utilisant une décomposition de niveau 7.....	71
3.3.2.5	Décomposition de niveau 8 et plus.....	77
3.3.2.6	Choix optimal de la valeur de μ et de l'ordre de l'ondelette.....	77
3.3.2.7	Comparaison des résultats de l'approche utilisée avec celui de Kwon utilisant sa valeur optimal ($\mu_{opt}=255$) et les seuillages doux et dur.....	78
3.4	Conclusion.....	79
CHAPITRE 4 IMPLANTATION SUR LE PROCESSEUR TMS320C6711.....		81
4.1	Introduction.....	81
4.2	La famille des processeurs TMS320.....	82

4.3	Système de développement DSP	82
4.3.1	Le DSK	83
4.3.2	Le processeur TMS320C6711	84
4.3.2.1	Diagramme bloc du processeur TMS320C6711	84
4.3.2.2	Les unités fonctionnelles	87
4.3.2.3	La mémoire interne du TMS320C6711	87
4.3.2.4	Les éléments périphériques du processeur C6711	89
4.3.2.5	Les interruptions	89
4.3.2.6	Technique d'utilisation des pipelines	91
4.3.2.7	Modes d'adressage circulaire	92
4.3.2.8	LES DMA 'Direct Memory Access'	93
4.3.3	Le logiciel Code Composer Studio	93
4.3.3.1	Les outils de génération du code TMS320C6000	95
4.3.3.2	L'environnement de développement intégré IDE	96
4.3.3.3	Le DSP/BIOS Plug-ins	96
4.3.3.4	Le RTDX, l'interface hôte, et les API	98
4.3.4	Création d'un projet avec Code Composer Studio	99
4.3.5	La génération du code	100
4.3.5.1	Les options du compilateur C	100
4.3.5.2	Les options de l'éditeur de lien	102
4.3.6	L'outil d'affichage graphique de Code Composer Studio	103
4.3.7	Le chargement de données de ou vers un PC	103
4.4	Programmation du projet et Implantation sur DSP	104
4.8	Conclusion	111
	CONCLUSION	112
	BIBLIOGRAPHIE	114

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau I Les coefficients des ondelettes de Daubechies	23
Tableau II Résultats de simulation par seuillage dur (décomposition niveaux 4).....	55
Tableau III Résultats de simulation par seuillage doux (décomposition niveaux 4) ..	57
Tableau IV Résultats de simulation par seuillage dur modifié (décomposition niveaux 4).....	57
Tableau V Résultats de simulation par seuillage combiné (décomposition niveaux 4).....	59
Tableau VI Résultats de simulation par seuillage dur (décomposition niveaux 5).....	61
Tableau VII Résultats de simulation par seuillage doux (décomposition niveaux 5) ..	62
Tableau VIII Résultats de simulation par seuillage dur modifié (décomposition niveaux 5).....	63
Tableau IX Résultats de simulation par seuillage combiné (décomposition niveaux 5).....	65
Tableau X Résultats de simulation par seuillage dur (décomposition niveaux 6)....	67
Tableau XI Résultats de simulation par seuillage doux (décomposition niveaux 6) ..	67
Tableau XII Résultats de simulation par seuillage dur modifié (décomposition niveaux 6).....	68
Tableau XIII Résultats de simulation par seuillage combiné (décomposition niveaux 6).....	70
Tableau XIV Résultats de simulation par seuillage dur (décomposition niveaux 7).....	71
Tableau XV Résultats de simulation par seuillage doux (décomposition niveaux 7)...	72
Tableau XVI Résultats de simulation par seuillage dur modifié (décomposition niveaux 7).....	74
Tableau XVII Résultats de simulation par seuillage combiné (décomposition niveaux 7).....	74

Tableau XVIII Comparaison des résultats par seuillage combiné avec ceux par seuillage de Kwon et les deux seuillages doux et dur	78
Tableau XIX Les interruptions du processeur C6711	90
Tableau XX Étapes de la technique d'utilisation des pipelines	92
Tableau XXI Effets de la technique d'utilisation des pipelines	92

LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 1 Fonction fenêtre	8
Figure 2 Représentation temps-échelle de la STFT et de la transformée en ondelette	11
Figure 3 Translation et dilatation des ondelettes.....	14
Figure 4 Décomposition en banc de Filtre d'une analyse multirésolution.....	18
Figure 5 Exemple d'une décomposition d'un signal par la TO	20
Figure 6 Les ondelettes de Daubechies et les filtres associés	24
Figure 7 Arbre de décomposition par la transformée en paquets d'ondelettes	25
Figure 8 Diagramme de la méthode d'élimination adaptative du bruit (ANC)	30
Figure 9 Le filtre adaptif LMS	30
Figure 10 Approche ANC à un seul canal pour le débruitage de la parole.....	33
Figure 11 Filtre adaptif LMS à un seul canal.....	33
Figure 12 Réponse en fréquence du filtre ACF typique	35
Figure 13 Diagramme bloc d'un filtre ACF typique.....	35
Figure 14 Graphe de la fonction du seuillage doux	40
Figure 15 Graphe de la fonction du seuillage dur	41
Figure 16 Graphe de la fonction du seuillage dur modifié (seuillage de Kwon)	42
Figure 17 Exemple d'un arbre de décomposition en paquets d'ondelettes à trois niveaux et désignation des seuils requis dans le cas d'un seuillage dépendant du nœud	46
Figure 18 Graphe illustrant l'approche utilisée.....	51
Figure 19 Graphe du SNR du signal débruité en fonction de l'ordre selon le SNR du signal en entrée pour un seuillage dur (Niveau 4).....	56
Figure 20 Graphe du SNR du signal débruité en fonction de l'ordre selon le SNR du signal en entrée pour un seuillage de Kwon (Niveau 4)	58

Figure 21	Graphe du SNR du signal débruité en fonction de l'ordre selon le SNR du signal en entrée pour un seuillage dur (Niveau 5).....	61
Figure 22	Graphe du SNR du signal débruité en fonction de l'ordre selon le SNR du signal en entrée pour un seuillage doux (Niveau 5).....	62
Figure 23	Graphe du SNR du signal débruité en fonction de l'ordre selon le SNR du signal en entrée pour un seuillage de Kwon (Niveau 5)	64
Figure 24	Graphe du SNR du signal débruité en fonction de l'ordre selon le SNR du signal en entrée pour un seuillage de Kwon (Niveau 6)	69
Figure 25	Graphe du SNR du signal débruité en fonction de l'ordre selon le SNR du signal en entrée pour un seuillage dur (Niveau 7).....	72
Figure 26	Graphe du SNR du signal débruité en fonction de l'ordre selon le SNR du signal en entrée pour un seuillage doux (Niveau 7).....	73
Figure 27	Graphe du SNR du signal débruité en fonction de l'ordre selon le SNR du signal en entrée pour un seuillage combiné (Niveau 7)	76
Figure 28	Le kit DSK [4]	83
Figure 29	Diagramme bloc des processeurs TMS320C67x.....	85
Figure 30	Le CPU du TMS320C67x et Les chemins de données	86
Figure 31	Diagramme bloc de la mémoire interne du processeur C6711	88
Figure 32	Les composants de Code Composer Studio	94
Figure 33	Les outils de génération du code	95
Figure 34	Fenêtre du choix du fichier de configuration.....	97
Figure 35	Présentation du RTDX sur le PC et le DSP	98
Figure 36	Fenêtre de création de projet avec Code Composer Studio.....	99
Figure 37	Environnement visuel d'un projet avec CCS	100
Figure 38	Choix visuel des options du compilateur C intégré dans Code Composer Studio	101
Figure 39	Choix visuel des options de l'éditeur de lien intégré dans CCS	102
Figure 40	La fenêtre des propriétés du graphique créé avec CCS	103
Figure 41	La fenêtre de chargement de données de ou vers un PC avec CCS	104

Figure 42	Organigramme de l'approche utilisée	107
Figure 43	Exemple de création d'une sonde dans le projet	108
Figure 44	Exemple de création de graphiques dans le projet.....	109
Figure 45	Exemple d'execution sur DSP utilisant un point de sonde et des graphiques	110

LISTE DES ACRONYMES ET ABREVIATIONS

	Anglais	Français
STFT	Short Time Fourier Transform	Transformée de Fourier à court terme
TOC	Continued Wavelet Transform (CWT)	Transformée en ondelettes continue
TOD	Discrete Wavelet Transform (DWT)	Transformée en ondelettes discrète
ANC	Adaptive noise cancelling	Elimination adaptative du bruit
LMS	Least mean square	Minimum de la moyenne des carrés
MSE	Mean Square Error	Erreur quadratique moyenne
ACF	Adaptive Comp Filtering	Filtrage en peigne adaptif
TDHS	Time Domain Harmonic Scaling	Echelle harmonique dans le domaine temporelle
DSP	Digital Signal Processor	Processeur numérique de traitement des signaux
CAN	Analog to Digital Converter (ADC)	Convertisseur analogique numérique
CNA	Digital to Analog Converter (DAC)	Convertisseur numérique analogique
FFT	Fast Fourier Transform	Transformée de Fourier rapide
DCT	Discrete Cosine Transform	Transformée du cosinus Discrète
CCS	Code Composer Studio	Code Composer Studio
DSK	DSP Starter Kit	Le kit DSP de mise en marche
UAL	Logical and Arithmetic Unit	Unité arithmétique et logique
CPU	Central Processor Unit	Unité du processeur central

INTRODUCTION

Le domaine du traitement du signal et de l'image connaît une progression importante liée à l'évolution des technologies de l'information et de la communication. Dans de nombreuses applications, il est fait appel aux techniques d'analyse et de synthèse pour passer d'un état complexe difficile à analyser ou à traiter à un état simple facile à interpréter ou à manipuler. Souvent, les signaux complexes subissent des transformations nécessaires à l'augmentation de l'efficacité du traitement. Le procédé d'analyse le plus classique et le plus populaire est la transformée de Fourier. Depuis plusieurs décennies, cette méthode dominait les techniques d'analyses et la plupart des méthodes de traitement du signal en faisait usage. De nos jours, même si d'autres méthodes ont fait leur apparition, elle est toujours très utilisée pour obtenir le contenu spectral d'un signal quelconque. Les besoins grandissants de la technologie et la complexité des applications en particulier dans des domaines tel que l'Internet et la téléphonie, sont tellement exigeants en matière d'extraction d'informations fiables tout en requérant une vitesse de traitement élevée qu'il a été nécessaire de développer d'autres méthodes pour répondre à ces besoins qui augmentent de jour en jour.

Au cours des dix dernières années, une de ces nouvelles techniques d'analyse du signal a acquis une reconnaissance grandissante dans la communauté scientifique internationale par ses multiples avantages, c'est la transformée en ondelettes. Cette méthode présente des caractéristiques intéressantes dans de nombreux domaines du traitement du signal et de l'image. Les qualités de la transformée en ondelettes lui ont valu une attention particulière de la part des scientifiques oeuvrant dans tous les domaines : mathématiques, informatique, physique, géologie, microélectronique, etc..., et d'une manière générale, presque toutes les sciences utilisant l'analyse de signaux l'ont utilisée. La transformée en ondelettes est donc au carrefour des sciences et l'on retrouve ses applications dans de nombreux domaines.

L'utilisation des ondelettes s'est avérée très performante pour trois problèmes généraux

[26], le premier est *l'analyse*, le second est la *compression* [43], et le troisième est le *débruitage* [9,10,15,32,34].

L'analyse permet d'étudier la régularité locale des signaux à une échelle fine. Bien localisée à la fois en temps et en fréquence, une ondelette est très flexible, elle s'ajuste en fonction de la nature du signal par dilatation et compression et constitue un "zoom" mathématique permettant de décrire les propriétés d'un signal à plusieurs échelles de temps simultanément, c'est ce qui fait sa force et sa rigueur dans l'analyse.

La compression, en particulier la compression d'image est un domaine où l'utilisation des ondelettes est très efficace. Elles permettent de coder les données tout en réduisant considérablement les informations. Parmi les applications qui ont fait la réussite des ondelettes, on peut citer la nouvelle norme de compression d'images JPEG 2000 [43] ainsi que l'application de stockage d'empreintes digitales par le FBI [3].

Enfin, *le débruitage* qui est un domaine où les recherches se sont multipliées ces dernières années, est un processus délicat en particulier dans le cas de signaux complexes tels que les signaux de parole. La non-stationnarité de ces derniers fait en sorte que bon nombre de chercheurs concentrent leur attention sur le problème de débruitage de la parole pour trouver des algorithmes efficaces. De nos jours un grand nombre de ces méthodes utilisent les ondelettes qui donnent des algorithmes de débruitage très simples, souvent plus performants que les méthodes traditionnelles basées sur l'estimation fonctionnelle et cela grâce à leur adaptativité. Le débruitage par ondelette est basé sur un algorithme simple appelé algorithme de seuillage qui est souvent facile à exécuter. Son principe est d'estimer le niveau de bruit qui correspond souvent à la valeur du seuil, puis à partir des coefficients de la transformées en ondelettes, à effectuer l'opération de seuillage qui consiste dans la plupart du temps à soustraire des coefficients la valeur du seuil et éliminer carrément ces coefficients s'ils sont au-dessous du seuil. Les méthodes de seuillage les plus connues sont le seuillage

doux et le seuillage dur. Il existe cependant d'autres méthodes de seuillage tel que le seuillage de la loi μ [34] qui est utilisé dans ce travail. Par la suite, il suffit simplement d'appliquer la transformée en ondelettes inverse sur les coefficients seuillés pour récupérer le signal débruité.

Dans le cadre de ce projet, qui consiste à étudier le débruitage d'un signal de parole corrompu par un bruit coloré, la transformée en paquets d'ondelettes de Daubechies [5,7] d'ordre 11 (db11) sera appliquées sur le signal bruité et cela jusqu'au septième niveaux. Deux types de seuillage seront utilisés à la fois, le seuillage doux pour les deux noeuds de décomposition les plus bas en fréquence, et le seuillage de la loi μ [34] pour le reste. Le signal sans bruit est ensuite récupéré en effectuant l'opération inverse de la transformée en paquets d'ondelettes. Une série de tests de simulation effectuée en utilisant le logiciel Matlab sur une base de données d'échantillons de parole enregistrés par Texas Instruments TIMIT [11] fournira les résultats qui permettront de comparer les performances des méthodes de seuillage doux, dur et celles de la méthode de la loi μ avec celles de l'approche utilisée.

Toujours dans le cadre de ce projet, une implantation sur un processeur DSP a été effectuée. La plateforme DSP utilisée est le TMS320C6711 de Texas Instruments. L'interface utilisée est le logiciel Code Composer Studio (CCS) qui permet la programmation temps réel en langage C.

Dans le chapitre 1, une introduction à la transformée de Fourier sera présentée. Une brève discussion sur les ondelettes comme outil présentant de nombreux avantages et qui tendent à s'imposer en remplacement de la transformée de Fourier pour l'analyse de signaux non stationnaires suivra. Par la suite, les bases théoriques de la transformée en ondelettes seront introduites ainsi que les notions d'ondelettes orthogonales, lesquelles mènent à la notion de reconstruction parfaite au signal transformé. Nous présenteront également l'analyse multi-résolution qui, alliée à la transformée en ondelettes, constitue

une méthode puissante d'analyse du signal. Dans le chapitre 2, nous donnerons un bref aperçu sur la parole, ses caractéristiques générales, et sur le débruitage. Nous effectuerons aussi un survol des différentes méthodes de débruitage, leurs avantages et leurs inconvénients. Dans le chapitre 3, les méthodes de seuillages par ondelettes seront introduites. Nous décrirons également en détail l'approche utilisée dans ce projet et les résultats de simulations effectuées. Une comparaison de ces résultats y sera également discutée et des mesures de performance y seront données en utilisant les différents gains en rapport signal/bruit (SNR) de chaque méthode présentée. Enfin le chapitre 4 est un chapitre destiné à la phase d'implantation sur DSP. Il comportera une courte description de l'architecture du processeur TMS320C6711 et de ses caractéristiques fondamentales, ainsi qu'une introduction au logiciel Code Composer Studio qui est une interface graphique pour la programmation en C et en assembleur du processeur en question.

CHAPITRE 1

INTRODUCTION À LA THÉORIE DES ONDELETTES

1.1 Analyse de Fourier

L'analyse harmonique [12,27] est une méthode mathématique qui permet d'étudier un signal afin d'en extraire des informations sur son comportement fréquentiel et ses propriétés. Pour effectuer cette tâche, on décompose le signal en une somme de constituantes simples appelées fonctions élémentaires. Les fonctions élémentaires de l'analyse de Fourier sont les fonctions sinusoïdales, elles dépendent d'un seul paramètre, c'est la fréquence. Cette analyse nous permet de décrire la répartition des composantes fréquentielles d'un signal sans nous renseigner sur les instants de l'apparition de celles-ci. Les renseignements fréquents ainsi obtenus le sont au détriment de la description temporelle explicite du signal. Cette méthode ne convient donc pas à tous les types de signaux, notamment aux signaux non-stationnaires qui se caractérisent par l'apparition d'événements transitoires. Elle est aussi insuffisante pour mettre en évidence les caractéristiques évolutives du signal.

1.1.1 Séries de Fourier

En 1807, Joseph Fourier révéla sa fameuse théorie [13] qui stipule que toute fonction périodique peut être représentée par une série infinie de sinusoïdes. La représentation d'une fonction périodique $f(t)$ est donnée par l'équation (1.1) :

$$f(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \alpha_k e^{jk\omega_0 t} \quad (1.1)$$

avec

$$\alpha_k = \frac{1}{T} \int_0^T f(t) e^{-jk\omega_0 t} dt \quad \text{et} \quad T = \frac{2\pi}{\omega_0} \quad (1.2)$$

où :

- les α_k représentent les coefficients de Fourier,
- T la période,
- ω_0 la fréquence fondamentale.

Une série de Fourier peut s'écrire aussi de la forme suivante :

$$f(t) = \frac{a_0}{2} + \sum_{k=1}^{\infty} (a_k \cos k\omega_0 t + b_k \sin k\omega_0 t) \quad (1.3)$$

ou aussi :

$$f(t) = c_0 + \sum_{k=1}^{\infty} c_k \cos(k\omega_0 t + \theta_k) \quad (1.4)$$

avec

$$c_k = \sqrt{a_k^2 + b_k^2}, \quad \theta_k = \tan^{-1} \left(-\frac{b_k}{a_k} \right) \quad (1.5)$$

où les valeurs de a_k et b_k sont calculées de la manière suivante :

$$a_k = \frac{2}{T} \int_0^T f(t) \cos k\omega_0 t dt \quad (1.6)$$

$$b_k = \frac{2}{T} \int_0^T f(t) \sin k\omega_0 t dt \quad (1.7)$$

1.1.2 Transformée de Fourier

La transformée de Fourier [12,27] est une extension des séries de Fourier. En effet si on substitue (1.2) dans (1.1), on obtient l'équation (1.8) :

$$\begin{aligned} f(t) &= \sum_{k=-\infty}^{\infty} \left[\frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} f(t') e^{-jk\omega_0 t'} dt' \right] e^{jk\omega_0 t} \\ &= \frac{1}{2\pi} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \omega_0 \left[\int_{-T/2}^{T/2} f(t') e^{-jk\omega_0 t'} dt' \right] e^{jk\omega_0 t} \end{aligned} \quad (1.8)$$

Pour T tendant vers l'infini, $\frac{\omega_0}{T}$ tend vers $d\omega$, $\sum \frac{\omega_0}{T} \rightarrow \int d\omega$ et $k\omega_0$ tend vers ω , d'où :

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \left[\int_{-\infty}^{+\infty} f(t') e^{-j\omega t'} dt' \right] e^{j\omega t} d\omega \quad (1.9)$$

L'intégrale à l'intérieur des crochets est représentée par une fonction $\hat{f}(\omega)$ donnée par :

$$\hat{f}(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t') e^{-j\omega t'} dt' \quad (1.10)$$

En utilisant (1.10), l'équation (1.9) ne s'écrit comme suit :

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{f}(\omega) e^{j\omega t} d\omega \quad (1.11)$$

L'équation (1.10) peut s'écrire en fonction de t et représente la transformée de Fourier de la fonction $f(t)$:

$$\hat{f}(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) e^{-j\omega t} dt \quad (1.12)$$

1.2 L'analyse temps-fréquence

D'après l'équation (1.12), on observe selon la définition de la transformée de Fourier que l'intégrale ne peut être effectuée avant que toutes les valeurs de la forme d'onde ne soient connues tout au long de la ligne $(-\infty, +\infty)$. Cela signifie qu'une petite perturbation de la fonction en un point de l'axe du temps se propage à travers tout l'axe des fréquences. Bien que l'analyse de Fourier soit une méthode populaire et fortement utilisée, elle est cependant incapable de donner le contenu fréquentiel local d'un signal. En d'autres termes, l'analyse temps-fréquence en est absente.

1.2.1 La fonction fenêtre

Une fenêtre est une fonction régulière, qui varie lentement et qui est bien localisée, c.à.d qui est nulle en dehors d'une certaine zone, qu'on appelle son support. Pour étudier le comportement spectral local d'un signal, il faut donc procéder par portion de temps en

multipliant le signal par une fonction fenêtre qui s'annule en dehors de l'intervalle désiré. La fonction fenêtre la plus simple est la fonction rectangulaire qui possède une amplitude fixe. La figure 1 représente une telle fonction :

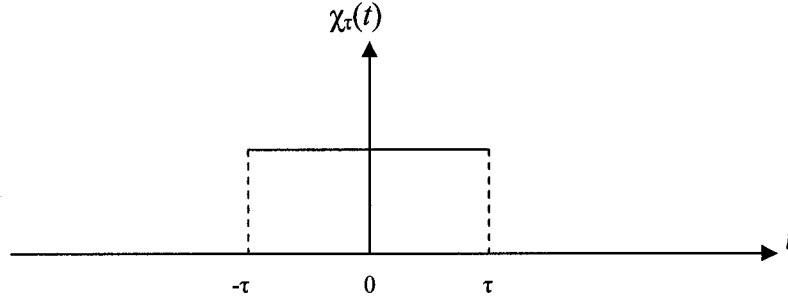


Figure 1 Fonction fenêtre

Soit $\phi(t) \in L^2(\mathbb{R})$ une fonction fenêtre où $L^2(\mathbb{R})$ est l'espace vectoriel des signaux $f(t)$ continus à énergie finie où t appartient à l'ensemble des réels $\mathbb{R}$. On pourrait alors obtenir de l'information sur le signal $f(t)$ au voisinage de $t = b$ en considérant le produit $f(t)\phi(t-b) = f_b(t)$. En particulier si $\phi(t) = \chi_\tau(t)$ tel que représenté dans la figure 1, alors nous pouvons définir l'équation suivante :

$$f_b(t) = \begin{cases} f(t), & t \in [b - \tau, b + \tau] \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \quad (1.13)$$

En faisant varier le paramètre b , il sera ainsi possible de déplacer la fenêtre tout au long de l'axe afin d'analyser le comportement local de la fonction $f(t)$ sur différents intervalles. Deux facteurs importants pour une fonction fenêtre sont son centre et sa longueur. Pour la figure précédente, 0 est le centre, 2τ est la longueur. On appellera $f_b(t)$ la fonction "fenêtrée" de $f(t)$.

1.2.2 Transformée de Fourier à court terme

Le principe de la transformée de Fourier à court terme (ou STFT) "Short Time Fourier Transform" consiste à découper la fonction $f(t)$ en intervalles réguliers ou fenêtres et à

pratiquer une analyse de Fourier sur chacune d'elles. On obtient alors de l'information sur les fréquences contenues dans le signal, mais aussi sur la position des intervalles de temps auxquels appartiennent ces fréquences. Appelée aussi la transformée de Fourier à fenêtre glissante, la Transformée de Fourier à court terme de $f(t)$ est la transformée de Fourier de la fonction fenêtrée $f_b(t)$. D'une façon plus formelle, elle est évaluée pour une localisation conjointe (b, ξ) dans le plan temps-fréquence comme l'indique les formules (1.14) et (1.15) :

$$G_{\phi} f(b, \xi) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \phi_{b, \xi}^*(t) dt \quad (1.14)$$

où :

$$\phi_{b, \xi}(t) = \phi(t - b) e^{j \xi t} \quad (1.15)$$

$\phi_{b, \xi}^*(t)$ étant la conjuguée de $\phi_{b, \xi}(t)$.

La fonction $\phi_{b, \xi}(t)$ est une fonction fenêtre qui satisfait la condition suivante :

$$\hat{\phi}(0) = \int_{-\infty}^{+\infty} \phi(t) dt \neq 0 \quad (1.16)$$

où $\hat{\phi}(\omega)$ est la transformée de Fourier de $\phi(t)$.

À la différence de la transformée de Fourier, qui nécessite la connaissance préalable de toutes les valeurs de la fonction sur la totalité de l'axe temporel, la STFT n'utilise que les valeurs situées dans l'intervalle où $\phi(t-b)$ est non nulle. En d'autres termes, $G_{\phi} f(b, \xi)$ est le spectre de f dans le voisinage de $t = b$. Ainsi la STFT est une transformée de Fourier locale en temps dans la mesure où on peut calculer pour chaque valeur de b la transformée de f .

On peut récupérer $f_b(t)$ en calculant La transformée de Fourier inverse $G_{\phi} f(b, \xi)$:

$$f_b(t) = \phi(t - b) f(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} G_{\phi} f(b, \xi) e^{j \xi t} d\xi \quad (1.17)$$

La fonction originale $f(t)$ peut être déduite en multipliant l'équation (1.17) par $\phi^*(t - b)$ et en intégrant par la suite :

$$f(t) = \frac{1}{2\pi \|\phi(t)\|} \int_{-\infty}^{+\infty} d\xi e^{j \xi t} \int_{-\infty}^{+\infty} G_{\phi} f(b, \xi) \phi^*(t - b) db \quad (1.18)$$

L'inconvénient de cette méthode est que la taille et la forme de la fenêtre demeurent inchangées au cours de l'analyse. Or la plupart des signaux réels sont de nature irrégulières et il est potentiellement intéressant de changer la forme en fonction du temps et selon le signal à analyser, d'où on déduit l'insuffisance de cette méthode pour une analyse complète et fructueuse.

1.2.3 La transformée de Gabor

Gabor a utilisé une STFT en choisissant une fenêtre qui consiste en une fonction gaussienne comprenant les deux paramètres a et b . Sa formule est représentée comme suit :

$$g_{a,b}(t) = e^{iat} g(t-b), \quad a > 0 \quad (1.19)$$

où a représente le facteur d'échelle, et b le facteur de translation.

Ainsi, comme toute transformée utilisant une fenêtre fixe, l'étude d'un signal avec la transformée de Gabor permet d'obtenir à la fois une information sur le comportement fréquentiel du signal en fonction du temps, mais la résolution d'analyse est déterminée au préalable par le choix de la taille de la fenêtre choisie, si elle est trop petite, les basses fréquences n'y seront pas bien présentées, et si elle est trop grande, l'information sur les hautes fréquences est noyée dans l'information concernant la totalité de l'intervalle contenu dans la fenêtre.

1.3 La transformée en ondelettes

1.3.1 Introduction aux ondelettes

La méthode de Gabor ou "le principe de la transformée de Fourier à court terme" consiste à découper la fonction $f(t)$ en intervalles réguliers (ou fenêtres) et à

effectuer une analyse de Fourier sur chacune d'elles. Cela permet de décomposer un signal donné en une combinaison linéaire temps-fréquence. Cependant, les paramètres de dilatation sont fixes peu importe les variations du signal. Donc, il est clair que cette méthode ne s'adapte pas aux irrégularités qui peuvent surgir dans un signal du fait que la largeur de la fenêtre est constante pour les toutes les portions du signal. L'essentiel est donc de trouver une méthode capable de faire varier la résolution d'analyse en fonction du signal afin de s'adapter à celui-ci. Cela dit, on n'a pas besoin d'un très haut niveau de résolution lorsque le signal est constitué uniquement de basses fréquences, et il serait dommage d'étudier un signal comportant beaucoup de hautes fréquences avec une résolution trop basse. Ainsi, plutôt que de choisir à l'avance une résolution adaptée à un type de signal donné, il serait préférable de disposer d'une méthode d'analyse dont la résolution, aussi bien en temps qu'en fréquence, s'adapte au signal en fonction de ses caractéristiques. Les ondelettes ont été développées pour palier ces problèmes. La figure 2 donne un aperçu sur la représentation temps-échelle de la STFT et de la transformée en ondelette :

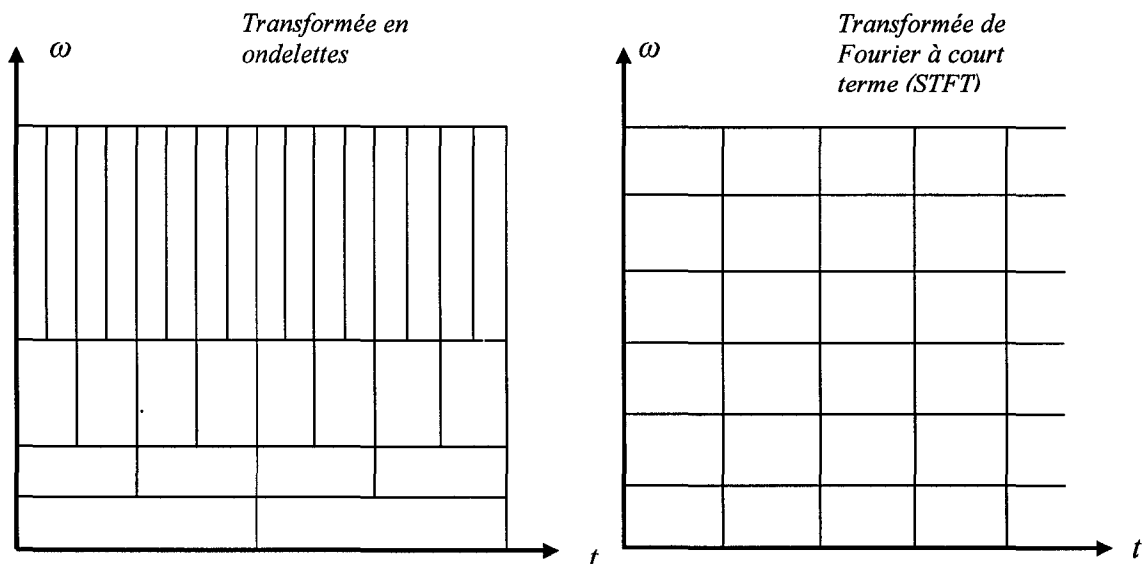


Figure 2 Représentation temps-échelle de la STFT et de la transformée en ondelette

Dans le cas de la transformée en ondelette, les fenêtres s'élargissent et se contractent selon les variations de l'opérateur d'échelle a représentant la résolution fréquentielle. Cela n'est pas vrai pour la STFT où la largeur de la fenêtre est toujours fixe quelque soit l'échelle.

Bien que l'analyse par ondelettes ait été introduite dans les années 1970 par Yves Meyer [23,24] dans un contexte d'analyse du signal et d'exploration pétrolière, et par la suite reprise par des théoriciens et ingénieurs comme Morlet dans le début des années 80 qui en ont fait une véritable théorie et outil mathématique [13], elles sont néanmoins un outil récent du point de vue de leur applicabilité dans divers domaines. Leur propriété essentielle réside dans leur capacité à analyser à plusieurs échelles de temps, et définir des propriétés locales de signaux complexes pouvant présenter de zones non stationnaires. Leur champ d'applications s'élargit de plus en plus. Les domaines tels que la géophysique, l'astrophysique, les télécommunications, l'imagerie et le codage vidéo utilisent les ondelettes comme nouvelle technique d'analyse et de synthèse du signal. Toutefois, il faut souligner aussi que l'utilisation des ondelettes a connu beaucoup de succès dans deux domaines en particulier, celui du débruitage et celui de la compression. Deux des meilleurs exemples d'applications des ondelettes sont le stockage numérique d'empreintes digitales effectué par le FBI qui ont utilisé les ondelettes comme un outil de compression et de débruitage [3], et la norme de compression JPEG 2000 [43].

1.3.2 Définition d'une ondelette

Une ondelette [26] est une fonction qui oscille comme une onde mais qui est rapidement atténuée d'où son nom ondelette qui veut dire petite onde. Elle est localisée à la fois en temps et en fréquence et permet de définir par translation en temps et dilatation en échelle, une famille de fonction analysantes. Les ondelettes sont considérées comme un "zoom" mathématique permettant de décrire les propriétés d'un signal à plusieurs échelles de temps simultanément. D'une façon plus formelle, une fonction ψ est appelée

ondelette si elle vérifie dans le domaine fréquentiel, la condition d'admissibilité donnée par :

$$\int_{\mathbb{R}^+} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega = \int_{\mathbb{R}^-} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < +\infty \quad (1.20)$$

où $\hat{\psi}$ désigne la transformée de Fourier de ψ .

Une condition suffisante d'admissibilité et plus simple à vérifier, est donnée par :

$$\int_{\mathbb{R}} \psi(t) dt = 0 \quad (1.21)$$

Cette condition considérée comme minimale n'est pas la seule propriété des ondelettes dont l'importance dépend souvent de l'application utilisée.

L'analyse continue par ondelettes associe une famille d'ondelettes translatées et dilatées en variant les deux paramètres a, b . Cette famille se caractérise par :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (1.22)$$

où $(a,b) \in \mathbb{R}^2$ et $a > 0$. Le paramètre a sert à dilater (compresser ou étendre) la fonction ψ qui est appelée l'ondelette mère, et b sert à la translater (la déplacer selon l'axe des temps). L'idée est donc de projeter la fonction signal sur un espace de fonctions à support temporel limité $\psi_{a,b}$, de façon à pouvoir étudier ce qui se passe localement. Par translation et dilatation de l'ondelette ψ , on définit les "atomes" de la transformée par ondelette en fixant les valeurs de a et b dans l'équation (1.22). En d'autres termes, un atome de la transformée par ondelette est une fonction d'ondelette $\psi_{a,b}(t)$ unique obtenue en remplaçant chacun des paramètres a et b par une valeur fixe ($\psi_{1,20}(t)$ par exemple). La figure 3 est exemple des atomes de la transformée par ondelette.

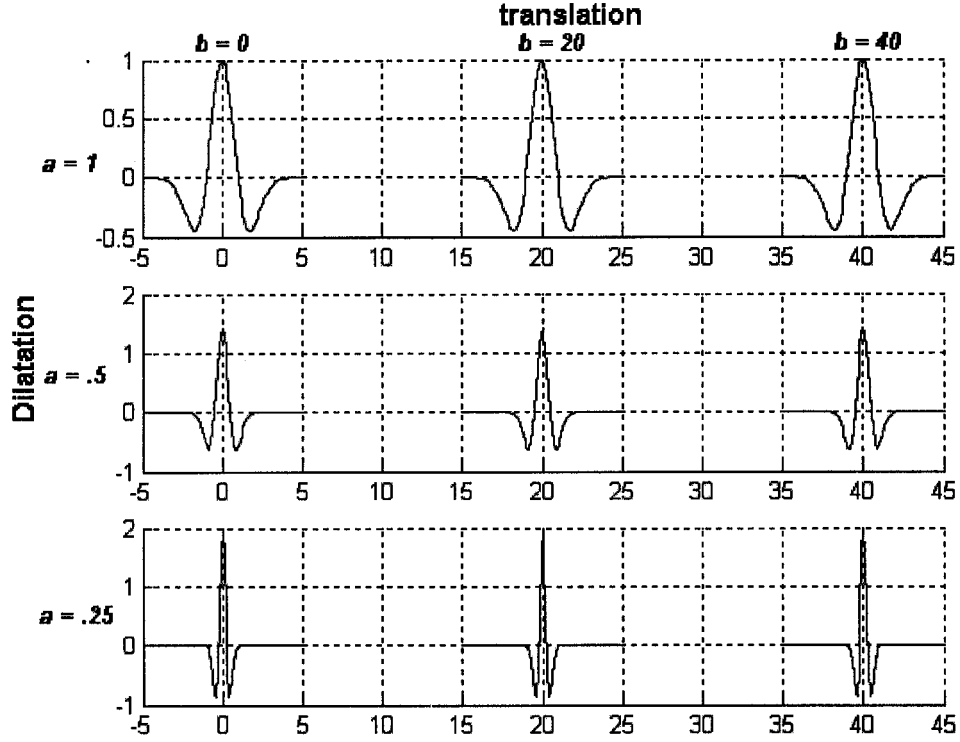


Figure 3 Translation et dilatation des ondelettes

1.3.3 Transformée en ondelettes continue

La transformée continue en ondelettes d'un signal $f(t)$ est définie par l'équation (1.23) [15,26] :

$$TOC_{a,b}(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{a,b}^*(t) dt \quad (1.23)$$

où $\psi_{a,b}^*(t)$ est la fonction conjuguée de $\psi_{a,b}(t)$. Les coefficients $TOC_{a,b}(f)$ sont nommés les coefficients d'ondelettes de la fonction f . Tout signal s'écrit alors sous forme d'une superposition des ondelettes translatées et dilatées :

$$f(t) = C_{\psi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} TOC_{a,b}(f) \psi_{a,b}(t) \frac{da}{a^2} db \quad (1.24)$$

où C_ψ est un nombre constant qui ne dépend que de l'ondelette choisie ψ qui est défini par l'équation :

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (1.25)$$

La transformée continue en ondelettes est inversible si l'ondelette mère ψ vérifie les conditions d'admissibilité [26].

1.3.4 Transformée en ondelettes discrète

L'une des caractéristiques fondamentales de la transformée en ondelettes continue est sa redondance. En effet, l'information contenue dans un signal est représentée dans un espace à deux dimensions, il s'agit du plan temps-échelle (t,a) . Des coefficients d'ondelettes voisins contiennent des informations communes. Il est toutefois possible de réduire cette redondance en remplaçant la famille continue d'ondelettes par une famille indexée par des variables de temps et d'échelle discrètes, et les intégrales par des sommes discrètes. Il est préférable de réduire au maximum cette redondance en fixant $a=2^j$ et $b=k2^j$, la famille d'ondelettes correspondantes devient :

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \psi(2^j t - k) \quad (1.26)$$

Cette transformée est appelée transformée dyadique [13,21,26]. En choisissant adéquatement ψ , la famille $\psi_{j,k}$ constitue une base orthonormée, on pourra dès lors récupérer le signal originale par la transformée inverse qui s'écrit alors :

$$f(t) = \sum_j \sum_k c_{j,k} \psi_{j,k} \quad (1.27)$$

avec :

$$c_{j,k} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{j,k}(t) dt \quad (1.28)$$

qui représentent les coefficients d'ondelettes qui fournissent donc une représentation alternative de ces fonctions, sans perte d'information ni redondance.

1.3.5 Analyse multirésolution

L'approche multirésolution [13,19,20,21] par les ondelettes est devenue fondamentale en théorie du signal. Une analyse multirésolution définit des opérateurs linéaires permettant d'analyser un signal à différentes échelles. Mise au point vers la fin de l'année 1986 par Meyer [23] et Mallat [19], Elle constitue un outil permettant de regarder un signal de "très près" ou de "très loin". Ce "zoom" est effectué à l'aide d'une *fonction d'échelle* ϕ , qui se dilate à travers les échelles. Cette fonction et ses versions translatées dans le temps engendrent un espace appelé espace d'approximation. Le signal projeté sur ces fonctions donne une représentation de notre signal d'origine à l'échelle supérieure. Les coefficients issus de cette projection constituent un "zoom" arrière de notre signal d'origine, d'où le terme approximation. Le signal est également projeté sur un espace perpendiculaire afin de conserver toute l'information. La fonction générant ce deuxième espace vectoriel est la *fonction d'ondelette* ψ générant ainsi les coefficients de détails et permettant de récupérer l'information perdue lors la première projection. Nous verrons plus loin que la fonction d'échelle est un filtre passe bas, et l'ondelette un filtre passe haut.

Une analyse multirésolution est une famille de sous-espaces fermés de $L^2(\mathbb{R})$ notée V_j qui répondent aux six propriétés suivantes :

1. $\forall (j,k) \in \mathbb{Z}^2, f(t) \in V_j \Leftrightarrow f(t-2^j k) \in V_j$
2. $\forall j \in \mathbb{Z}, V_{j+1} \subset V_j$

3. $\forall j \in \mathbb{Z}, f(t) \in V_j \Leftrightarrow f\left(\frac{t}{2}\right) \in V_{j+1}$
4. $\bigcup_{j=-\infty}^{\infty} V_j = L^2(\mathbb{R})$
5. $\bigcap_{j=-\infty}^{\infty} V_j = \{0\}$
6. Il existe $\phi \in V_0$ telle que $\{\phi(t-n)\}_{n \in \mathbb{Z}}$ soit une base orthonormée de V_0 .

$L^2(\mathbb{R})$ étant l'espace vectoriel des signaux $f(t)$ continus à énergie finie où t appartient à l'ensemble des réels $\mathbb{R}$. $\mathbb{Z}$ correspond à l'ensemble des entiers.

Il s'agit d'effectuer des projections successives du signal $f(t)$ à étudier sur des espaces V_j correspondant à une approximation d'autant plus grossière que j est grand comme le montre l'équation suivante :

$$approx_j(t) = proj_{V_j} \{f(t)\} = \sum_k a_{j,k} \phi_{j,k}(t) \quad (1.29)$$

D'une approximation à l'autre, notamment de V_{j-1} à V_j , une partie de l'information est perdue mais récupérée par les détails :

$$detail_j = approx_{j-1} - approx_j \quad (1.30)$$

Les signaux de détails s'obtiennent également par projection du signal $f(t)$ sur des sous-espaces $\{W_j\}$ tels présentés par l'équation (1.31) :

$$\begin{cases} V_j + W_j = V_{j+1} \\ detail_j(t) = proj_{W_j} \{f(t)\} \end{cases} \quad (1.31)$$

L'analyse multirésolution reformule ainsi un signal $f(t)$ sous la forme d'une somme de détails et d'une ultime approximation :

$$\begin{aligned} f(t) &= approx_J(t) + \sum_{j=1}^J detail_j(t) \\ &= \sum_k a(J,k) \phi_{J,k}(t) + \sum_{j=1}^J \sum_k d(j,k) \psi_{j,k}(t) \end{aligned} \quad (1.32)$$

1.3.6 L'algorithme pyramidal de Mallat

L'algorithme pyramidal [19,20,21] est une méthode récursive basée sur une succession de convolutions. En effet, Mallat a montré que les coefficients d'ondelettes peuvent être calculés à partir d'une transformée pyramidale mise en oeuvre à l'aide de filtres numériques, récursifs ou non. Le principe de la transformée pyramidale consiste dans la décomposition en banc de filtre (figure 4) du signal à analyser à l'aide d'une paire de filtres miroirs en quadratures. L'un de ces filtres fournira les coefficients d'ondelettes (ou détails), le second les coefficients d'approximation. L'approximation est elle-même à son tour décomposée par une seconde paire de filtres, l'ensemble constituant une pyramide de filtres. Cet algorithme est par ailleurs inversible, la reconstruction s'obtient simplement par inversion des filtres dans le cas de bases orthogonales (figure 4).

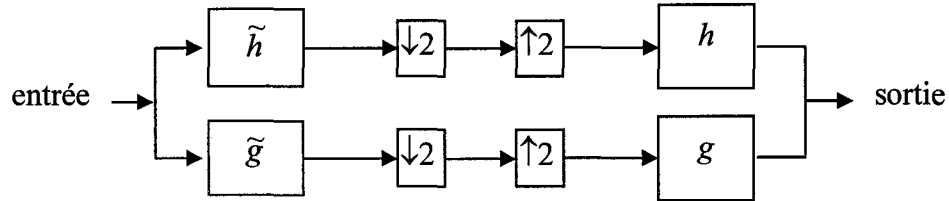


Figure 4 Décomposition en banc de Filtre d'une analyse multirésolution

Dans la figure 4, $\tilde{h}$ est le filtre conjugué en quadrature de h , et $\tilde{g}$ est le filtre conjugué en quadrature de g .

Mallat [21] a déduit les formules de décomposition et de reconstruction suivantes :

Formules de décomposition (1.33) :

$$\begin{aligned} a_n^j &= \sum_l \tilde{h}[2n-l] a_l^{j-1} \\ d_n^j &= \sum_l \tilde{g}[2n-l] a_l^{j-1} \end{aligned} \quad (1.33)$$

Formules de reconstruction (1.34) :

$$a_n^{j-1} = \sum_k a_k^j h[n-2k] + \sum_k g[n-2k] d_k^j \quad (1.34)$$

Les filtres conjugués respectent les relations suivantes (1.35) :

$$\begin{aligned} \tilde{h}[n] &= h[-n] \\ \tilde{g}[n] &= g[-n] \end{aligned} \quad (1.35)$$

De même, Les filtres h , et g peuvent se déduire à partir des fonctions d'ondelettes et d'échelle par produit scalaire comme suit :

$$\begin{aligned} h[n] &= \langle \phi, \phi_{-1,n} \rangle \\ g[n] &= \langle \psi, \phi_{-1,n} \rangle \\ \text{avec } \phi_{-1,n}(t) &= 2^{-\frac{1}{2}} \phi(2x - n) \end{aligned} \quad (1.36)$$

1.3.7 Exemple de décomposition par ondelettes

Cet exemple qui est obtenue à l'aide du logiciel MATLAB™, représente une décomposition d'un signal sinusoïdal qui comporte deux sinus côte à côte et qui représente une rupture de fréquence à l'instant $t = 500$. Ce signal est donné par l'équation :

$$s(t) = \begin{cases} \sin(0.03t) & \text{si } t \leq 500 \\ \sin(0.3t) & \text{si } t > 500 \end{cases} \quad (1.37)$$

Le signal $s(t)$ est constitué d'un signal 'lent' et d'un signal 'moyen' de part et d'autre de l'instant $t = 500$ où on remarque un changement brusque ou rupture de fréquence. La figure 5 montre que les détails d_1 et d_2 permettent de détecter cette discontinuité qui est bien localisée à cet instant. On peut remarquer également que les détails sont nuls ou presque nuls dans la partie lente du signal. De même, le signal lent apparaît dans l'approximation a_5 où les hautes fréquences ne sont pas représentées.

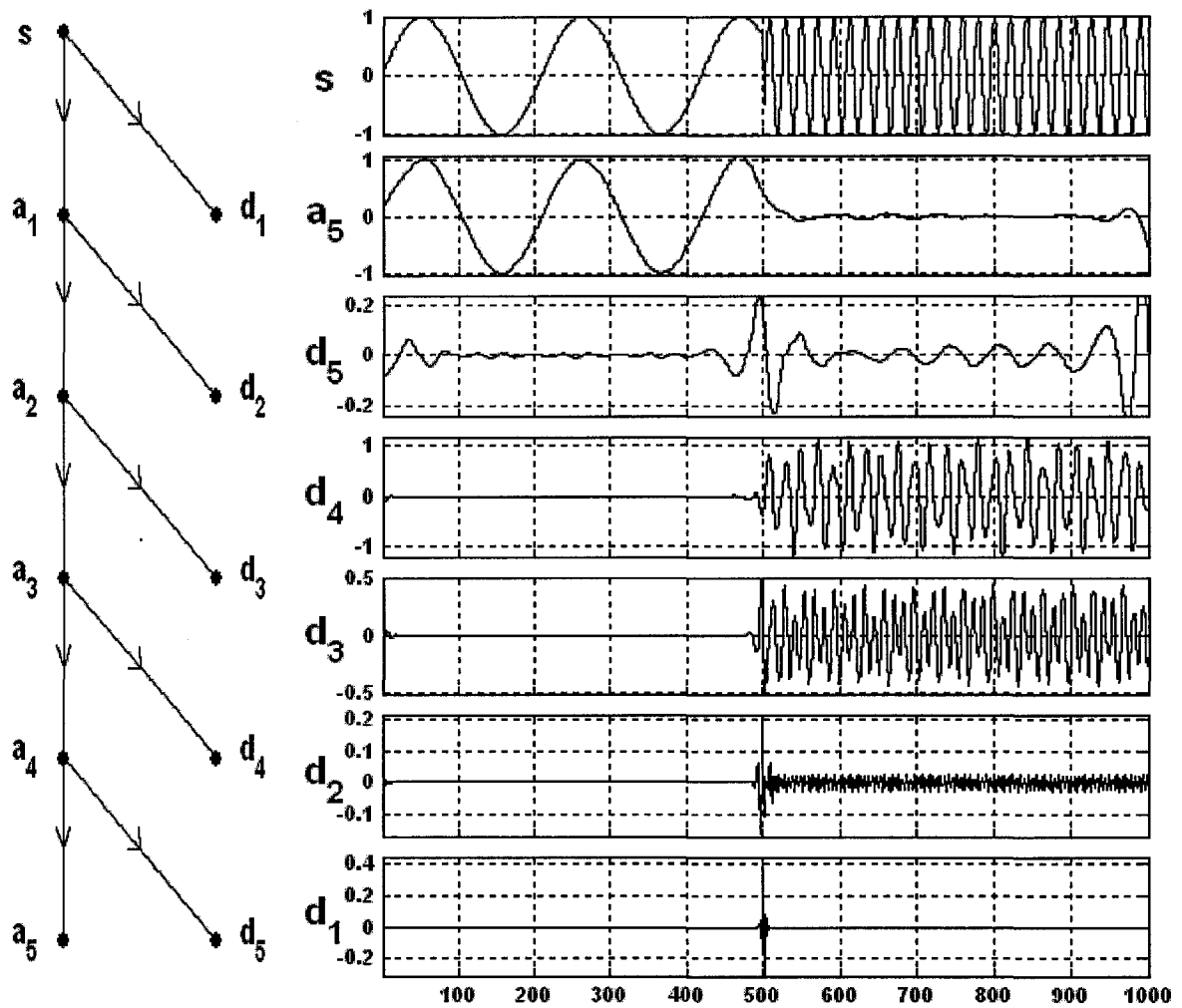


Figure 5 Exemple d'une décomposition d'un signal par la TO

1.3.8 Propriétés des ondelettes

Les propriétés les plus importantes des ondelettes [21] sont :

- Support compact
- Symétrie
- Nombre de moments nuls
- Régularité

1.3.8.1 Support compact

La plupart des ondelettes sont à support compact dans le domaine temporel, ce qui veut dire qu'elles sont à durée finie (filtres FIR) et se distinguent par leur atténuation rapide. Un support compact permet une complexité de calcul réduite, une meilleure résolution dans le domaine du temps mais donne une résolution pauvre en fréquence. Comme exemple, on peut citer les ondelettes de Daubechies, Symlets, Coiflets [7,8,21], etc. Par dualité, les ondelettes à bande étroite sont des ondelettes à support compact dans le domaine fréquentiel mais pas dans le domaine temporel (filtres IIR). Les ondelettes de Meyer en sont un exemple.

Il existe des ondelettes et des fonctions d'échelle à support compact. La fonction d'échelle est à support compact si et seulement si le filtre h est à support compact, et leurs supports sont identiques. Si le support de la fonction d'échelle ϕ est $[N_1, N_2]$, le support de l'ondelette ψ est $[(N_1 - N_2 + 1)/2, (N_2 - N_1 + 1)/2]$. [21]

1.3.8.2 Symétrie

Les ondelettes symétriques [21] donnent naissance à des filtres à phase linéaire. Daubechies [7,8] a montré que, pour qu'une ondelette soit symétrique, le filtre h doit être à phase complexe linéaire, et que le seul filtre miroir conjugué symétrique à support fini est le filtre de Haar [33] qui correspond à une ondelette discontinue à un seul moment nul. Mis à part l'ondelette de Haar, il n'y a donc pas d'ondelette réelle orthogonale symétrique à support compact.

1.3.8.3 Moments nuls

Par définition, une fonction ψ a p moments nuls si et seulement si la formule (1.38) est vérifiée [21] :

$$\int_{-\infty}^{\infty} t^k \psi(t) dt = 0 \quad \text{pour } 0 \leq k \leq p \quad (1.38)$$

L'intérêt de cette propriété est que si une ondelette a un nombre de moments nuls suffisant, on obtiendra alors plus de coefficients à petites valeurs. Elle permet de caractériser aussi l'ordre des singularités d'un signal. Si nous désignons par p le nombre de moment nul, alors la taille du support est d'au moins de $2p-1$.

1.3.8.4 La régularité

La régularité d'une ondelette [21] est la propriété permettant de localiser les singularités dans un signal. Cette propriété se traduit sur les coefficients d'ondelettes par une amplitude importante caractérisant une singularité dans le signal par la décroissance des coefficients avec l'échelle de résolution. La régularité est une propriété importante pour obtenir des coefficients d'ondelettes les plus petits possibles afin de les annuler.

1.4 Les ondelettes à support compact de Daubechies

Les ondelettes les plus connues et les plus utilisées sont ceux de Daubechies [7] pour leurs caractéristiques remarquables qui les distinguent des autres types d'ondelettes. Leur expression analytique est inexistante, cependant le carré du module de la fonction de transfert de h est connu, et l'on peut déduire leurs coefficients à partir de certaines manipulations mathématiques [21]. On choisit une ondelette Daubechies par l'ordre de

son moment. Ainsi, on a une seule ondelette par moment et en fixant l'ordre, on obtient les coefficients des filtres associés. Les ondelettes de Daubechies constituent une base orthonormée, et sont à support optimal pour un nombre de moments nuls spécifié. Le tableau I [21] donne les coefficients du filtre passe bas correspondant aux ondelettes de Daubechies en fonction de l'ordre des moments nuls (p) ayant les valeurs entre 1 et 10 :

Tableau I
Les coefficients des ondelettes de Daubechies

$p=1$	$p=2$	$p=3$	$p=4$	$p=5$	$p=6$	$p=7$	$p=8$	$p=9$	$p=10$
0.7071	-0.1294	0.0352	-0.0106	0.0033	-0.0011	0.0004	-0.0001	0	0
0.7071	0.2241	-0.0854	0.0329	-0.0126	0.0048	-0.0018	0.0007	-0.0003	0.0001
	0.8365	-0.135	0.0308	-0.0062	0.0006	0.0004	-0.0004	0.0002	-0.0001
	0.483	0.4599	-0.187	0.0776	-0.0316	0.0126	-0.0049	0.0018	-0.0007
		0.8069	-0.028	-0.0322	0.0275	-0.0166	0.0087	-0.0043	0.002
		0.3327	0.6309	-0.2423	0.0975	-0.038	0.014	-0.0047	0.0014
			0.7148	0.1384	-0.1298	0.0806	-0.0441	0.0224	-0.0107
			0.2304	0.7243	-0.2263	0.0713	-0.0174	0.0003	0.0036
				0.6038	0.3153	-0.224	0.1287	-0.0676	0.0332
				0.1601	0.7511	-0.1439	0.0005	0.0307	-0.0295
					0.4946	0.4698	-0.284	0.1485	-0.0714
					0.1115	0.7291	-0.0158	-0.0968	0.0931
						0.3965	0.5854	-0.2933	0.1274
						0.0779	0.6756	0.1332	-0.1959
							0.3129	0.6573	-0.2498
							0.0544	0.6048	0.2812
								0.2438	0.6885
								0.0381	0.5272
									0.1882
									0.0267

Prenons un exemple des ondelettes de db4 (figure 6 a) et db8 (figure 6 b). Les graphes de cette figure 6 correspondent aux fonctions d'échelles et d'ondelettes ainsi que les coefficients associés.

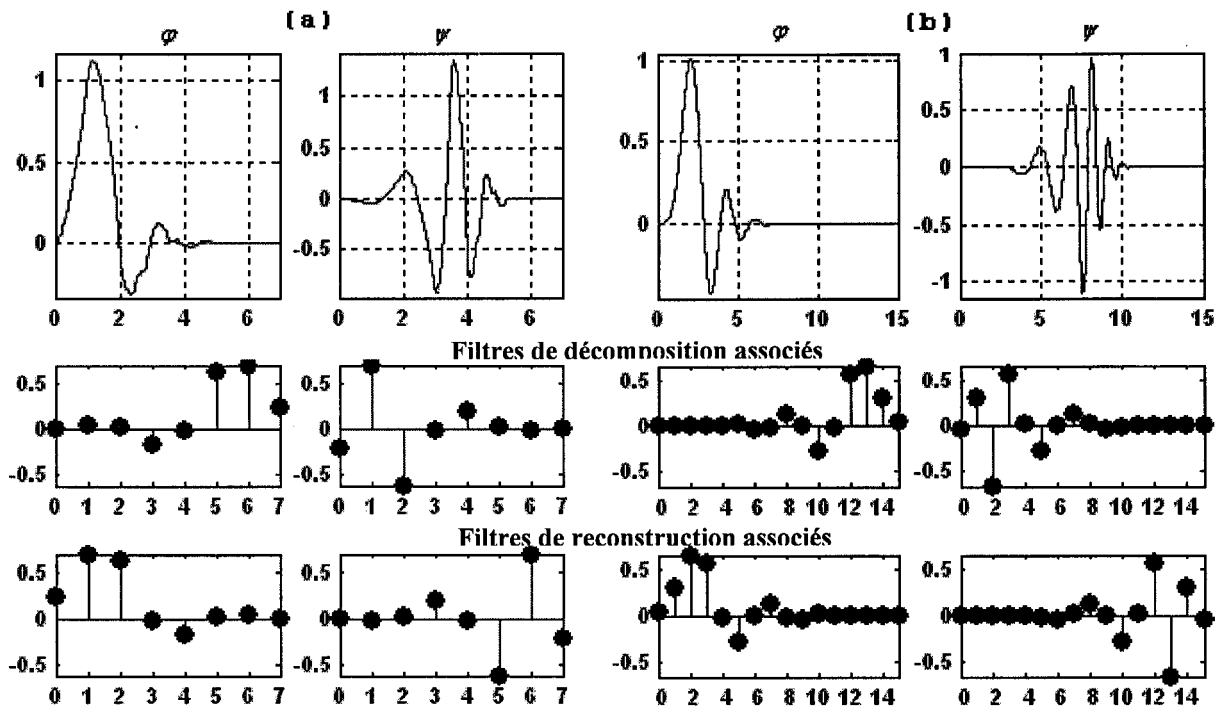


Figure 6 Les ondelettes de Daubechies et les filtres associés

1.5 Les paquets d'ondelettes

Les paquets d'ondelettes sont une généralisation de la décomposition en ondelettes qui offre une analyse plus riche. Ils ont été introduites par Coifman, Meyer et Wickerhauser [5] au début des années 90 pour palier le manque de résolution fréquentielle de l'analyse en ondelettes. Dans le cas des transformées en ondelettes, le signal est décomposé en deux vecteurs, le vecteur des détails et celui des approximations. Ce dernier est ensuite décomposé en détail et en approximation. Ainsi la décomposition est effectuée sur le vecteur d'approximation uniquement. Les paquets d'ondelettes quand à eux décomposent les deux vecteurs de détails et d'approximation en deux sous vecteurs de détails et d'approximation également et ainsi de suite. On obtient alors le schéma hiérarchique semblable à l'exemple de la figure 7 :

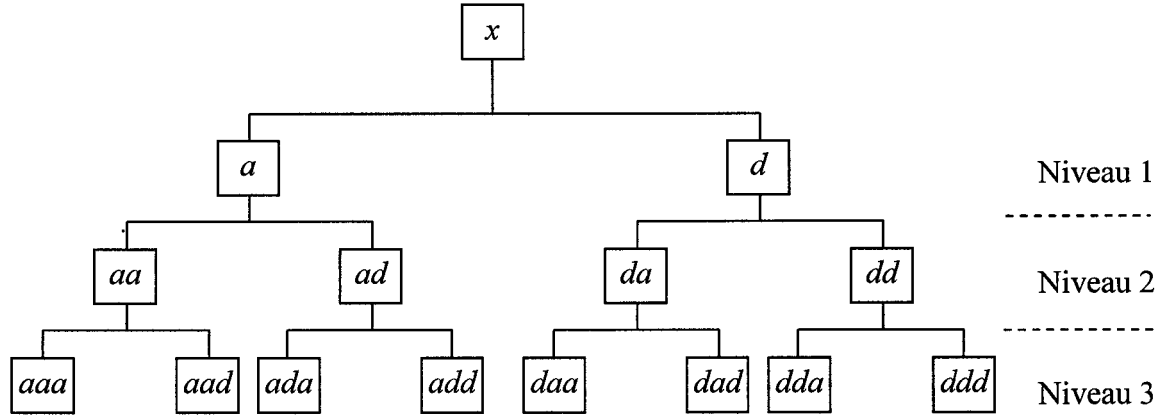


Figure 7 Arbre de décomposition par la transformée en paquets d'ondelettes

La lettre a désigne les coefficients des approximations et d ceux des détails.

L'analyse par paquets d'ondelettes est effectuée en partant de deux filtres g_n et h_n de longueur N associés à l'ondelette orthogonale à support compact ψ et la fonction d'échelle ϕ , issues d'une analyse multirésolution. Les paquets d'ondelettes sont engendrés par les formules (1.39) [21,26].

$$\begin{aligned}
 W_{2n}(x) &= \sqrt{2} \sum_{k=0}^{2N-1} h(k) W_n(2x-k) \\
 W_{2n+1}(x) &= \sqrt{2} \sum_{k=0}^{2N-1} g(k) W_n(2x-k)
 \end{aligned}
 \tag{1.39}$$

où $\psi_0 = \phi$ et $\psi_1 = \psi$.

1.6 Conclusion

Le chapitre 1 a présenté brièvement les notions théoriques de la transformée de Fourier, de la transformée en ondelettes, les avantages et les propriétés qui ont mené à son succès dans divers domaines d'applications. Nous avons défini l'analyse multirésolution qui a permis une organisation hiérarchique pour une décomposition donnant naissance à une meilleure résolution en fréquence. Nous avons également présenté les formules de décomposition et de reconstruction de Mallat qui rendent possible un calcul facile des coefficients via une méthode récursive utilisant des filtres conjugués. Un petit survol des

ondelettes de Daubechies ainsi que les paquets d'ondelettes a été effectué vu leur importance dans divers domaines et leur utilisation dans le cadre de ce projet. Le chapitre 2 traitera les méthodes de débruitage, entre autre les méthodes classiques basées sur la transformée de Fourier, et le filtrage adaptif, et à la fin du chapitre le principe de débruitage basé sur le seuillage par ondelettes sera abordé.

CHAPITRE 2

LES MÉTHODES DE DÉBRUITAGE

Le débruitage est un processus qui consiste à éliminer le bruit d'un signal quelconque. La complexité de cette tâche est toujours liée à la nature du bruit et au type du signal. Cette complexité est liée la plupart du temps à la stationnarité ou à la non stationnarité et du signal et du bruit. Un bruit blanc est souvent plus simple à éliminer qu'un bruit coloré. Depuis plusieurs décennies, on tente de développer des méthodes de plus en plus performantes et rigoureuses en matière d'élimination de bruit tout préservant l'intégrité du signal. Longtemps le domaine de Fourier était l'outil de choix pour traiter ce problème, sauf qu'il était toujours difficile d'éviter d'altérer du signal en réduisant une grande quantité de bruit. Des méthodes basées sur le seuillage par transformée d'ondelettes ont vu le jour pour combler ces lacunes [9,10,15,34]. Leurs force réside dans leur simplicité d'application et dans leur efficacité. La transformée de Fourier demeure cependant toujours un outil d'analyse très utilisé et l'on assiste actuellement à des combinaisons de cette méthode avec les transformées d'ondelettes. Dans ce qui suit, un bref survol des différentes méthodes de débruitage est présenté.

2.1 Les méthodes classiques

2.1.1 Soustraction spectrale

Le principe du débruitage par soustraction spectrale [2], consiste à éliminer le bruit dans le domaine spectral. En effet, lorsqu'un signal est dégradé par un bruit additif $n(t)$, le signal bruité s'obtient suivant l'expression :

$$y(t) = x(t) + n(t) \quad (2.1)$$

Dans le domaine fréquentiel, l'équation (2.1) implique :

$$Y(f) = X(f) + N(f) \quad (2.2)$$

où $X(f)$ et $N(f)$ sont respectivement les transformées de Fourier du signal et du bruit.

Il est nécessaire d'effectuer un estimé de l'amplitude fréquentielle du bruit. Une fois cet estimé connu, il ne reste qu'à soustraire la valeur obtenue du signal :

$$\hat{X}(f) = Y(f) - \hat{N}(f) \quad (2.3)$$

Certains utilisent le spectre d'énergie au lieu de l'amplitude [29], et dans ce cas on exprimera l'énergie du signal bruité selon l'équation :

$$|Y(f)|^2 = |X(f)|^2 + |N(f)|^2 + X(f)N^*(f) + X^*(f)N(f) \quad (2.4)$$

Si nous supposons que le bruit et le signal sont indépendants, alors l'équation (2.4) s'écrit :

$$|Y(f)|^2 = |X(f)|^2 + |N(f)|^2 \quad (2.5)$$

et par conséquent, on déduit l'équation :

$$|\hat{X}(f)|^2 = |Y(f)|^2 - |\hat{N}(f)|^2 \quad (2.6)$$

Pour la reconstruction du signal débruité dans le domaine temporel, il est nécessaire d'avoir la phase du signal original. Cette dernière est obtenue par extraction de la phase du signal bruité lui-même qui est utilisée avec la transformée de Fourier inverse sur l'estimé de l'amplitude fréquentielle pour récupérer le signal débruité.

2.1.2 Débruitage par filtre optimal (filtrage de Wiener)

Une autre approche de débruitage consiste à appliquer au signal bruité un filtre optimal appelé filtre de Wiener [28]. Cette approche utilise également le spectre d'énergie et par conséquent, un estimé du signal dans le domaine spectral est requis. Comme dans le cas de la soustraction spectrale, cet estimé peut être obtenu par l'équation (2.6). Ce type de filtrage consiste à obtenir une estimation du signal original suivant le critère minimum

de l'erreur quadratique moyenne. Ce critère conduit au filtre de Wiener dont la réponse fréquentielle est donnée par :

$$H(f) = \frac{|X(f)|^2}{|Y(f)|^2} = \frac{|X(f)|^2}{|X(f)|^2 + |N(f)|^2} \quad (2.7)$$

Pour cette méthode, il est essentiel de connaître un estimé du bruit pour évaluer $|N(f)|^2$. Concernant $|X(f)|^2$, cela est obtenu par soustraction de l'estimation de $|N(f)|^2$ du spectre d'énergie du signal bruité et conduit au résultat suivant [28] :

$$H(f) = \begin{cases} 1 - \frac{1}{SNR} & \text{si } 1 - \frac{1}{SNR} > 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.8)$$

où : SNR est le rapport signal-bruit en entrée.

2.1.3 Élimination adaptive de bruit (ANC)

Cette technique générale de l'élimination adaptive du bruit [14,22,28] a été utilisée avec succès pour résoudre bon nombre de problèmes liés à des signaux tels que les signaux de la parole, les induits dans les lignes de transmission téléphonique ainsi que la théorie des antennes. Cette technique utilise des algorithmes nécessitant une source d'entrée primaire et une source de référence secondaire (voir figure 8). La source primaire contient le signal de parole bruité, tandis que la source de référence est une source de bruit utilisée comme référence pour avoir une estimation plus exacte du bruit grâce à un filtre adaptif. La sortie de ce filtre est ensuite soustraite du signal de la source primaire pour produire le signal débruité. La sortie globale est utilisée pour contrôler les ajustements effectués sur les coefficients du filtre adaptif. Le critère utilisé pour ajuster ces coefficients est celui minimisant l'énergie quadratique moyenne.

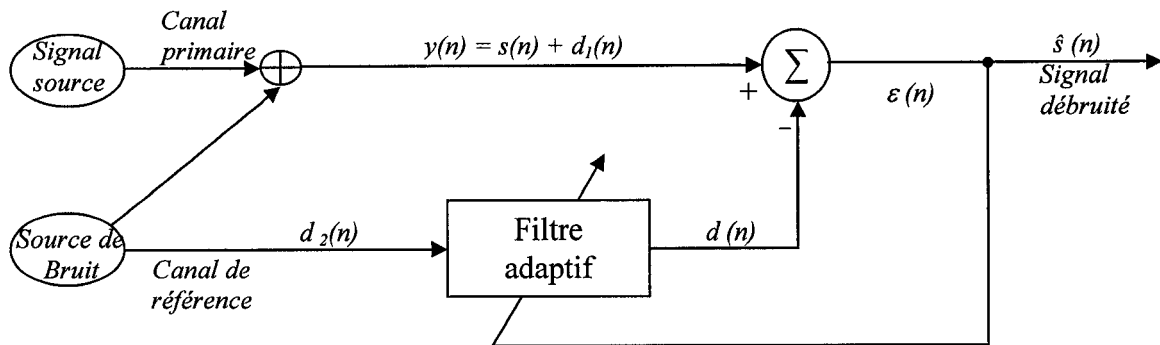


Figure 8 Diagramme de la méthode d'élimination adaptative du bruit (ANC)

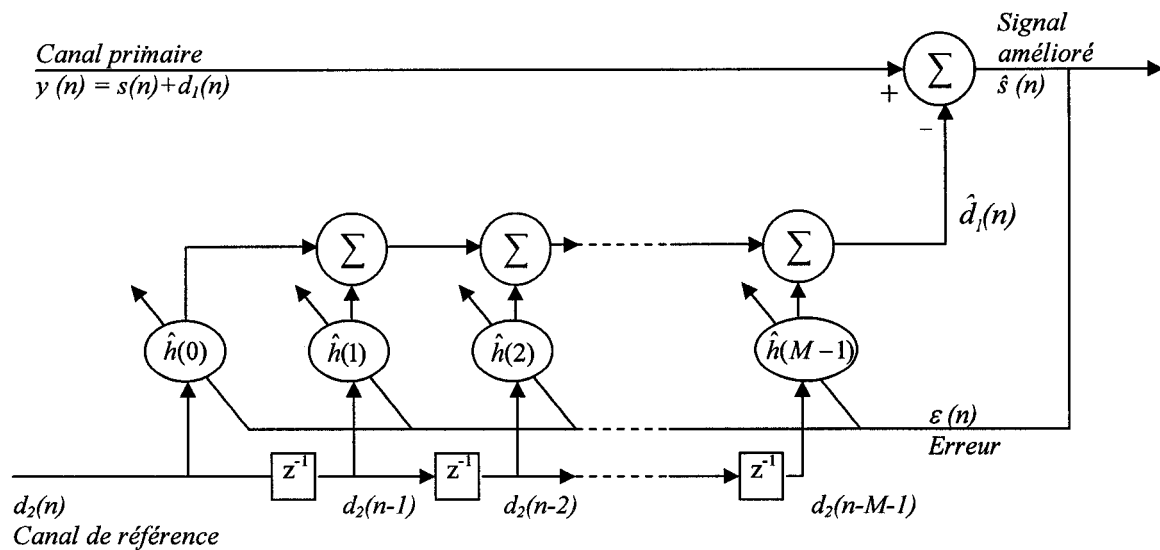


Figure 9 Le filtre adaptif LMS

Contrairement aux techniques de la soustraction spectrale et au filtrage adaptif de Wiener, cette technique requiert un canal de référence. Le filtre utilisé est un filtre FIR utilisant l'algorithme LMS "Least Mean Square" (voir figure 9). Reprenons le schéma ci-dessus pour illustrer le problème. Le but est de faire un estimé fidèle du bruit ' $\hat{d}_1(n)$ ' qui se rapproche de la vraie valeur du bruit ' $d_1(n)$ ' et cela en utilisant une référence $d_2(n)$ et le critère du minimum MSE "Mean Square Error" entre $d_1(n)$ et $\hat{d}_1(n)$ qui revient en

final à estimer le signal $y(n)$. Soient $\hat{h}(i)$ les estimées des coefficients du filtre, $i = 0, 1, \dots, M-1$, ainsi on peut écrire l'équation :

$$\hat{d}_1(n) = \sum_{i=0}^{M-1} \hat{h}(i) d_2(n-i) \quad (2.9)$$

Le vecteur h est choisi comme suit :

$$\begin{aligned} \hat{h} &= \arg \min_h E \left\{ [y(n) - \hat{y}(n)]^2 \right\} \\ &= \arg \min_h E \left\{ \left[y(n) - \sum_{i=0}^{M-1} \hat{h}(i) d_2(n-i) \right]^2 \right\} \end{aligned} \quad (2.10)$$

où $E(\cdot)$ désigne l'espérance mathématique d'une expression.

2.1.4 Les systèmes de débruitage basés sur la poursuite de la fréquence fondamentale

Cette approche [31] utilise un canal ANC unique, un filtrage adaptif en peigne ou filtrage ACF '*Adaptive Comb Filtering*', et une méthode de débruitage basée sur une sélection harmonique. Cette technique repose sur la propriété de la périodicité des régions voisées de la parole. Cette périodicité se traduit idéalement par une ligne de spectre dans le domaine spectral, et tout ce qui se trouve entre une ligne et une autre représente du bruit qu'il faut réduire. Contrairement à la méthode précédente où la référence est requise, cette dernière est générée. Le filtrage en peigne laisse passer les harmoniques de la parole et rejette les composantes fréquentielles entre ces harmoniques. Enfin la sélection harmonique est utilisée pour la séparation des harmoniques de chaque locuteur dans le cas d'un environnement bruité en présence de plusieurs locuteurs.

2.1.4.1 Technique à canal ANC unique

Dans la plupart des applications, la référence du bruit n'est pas présente, ce qui mène impérativement à trouver une méthode pour estimer le bruit à partir de l'entrée [31]. Vue la quasi périodicité de la nature de la parole durant la section voisée où la fréquence est appelée fréquence fondamentale (pitch) et qui représente la fréquence de vibration des cordes vocales, un signal de référence peut être formée en effectuant un temps de retard d'une ou deux périodes de la fréquence fondamentale sur les données primaires. Ce signal de référence est requis par l'algorithme adaptif LMS (voir figure 9) où le critère de l'estimée MSE minimum est utilisé. Si on considère le signal bruité $y_1(n)$ tel que présentée par :

$$y_1(n) = s(n) + d(n) \quad (2.11)$$

où :

- $s(n)$ est le signal de parole désiré,
- $d(n)$ est le bruit additif.

On suppose que $y_2(n)$ est une version retardée d'une période de la fréquence fondamentale T_0 de $y_1(n)$, alors sous conditions idéales de la périodicité de la parole, on peut déduire :

$$y_2(n) = s(n-T_0) + d(n-T_0) = s(n) + d(n-T_0) \quad (2.12)$$

Le signal retardé $s(n-T_0)$ sera fortement corrélé avec le signal original $s(n)$, tandis que le signal retardé $d(n-T_0)$ et le bruit $d(n)$ auront une faible corrélation avec le signal de la parole. Le diagramme bloc de la figure 10 illustre cette approche :

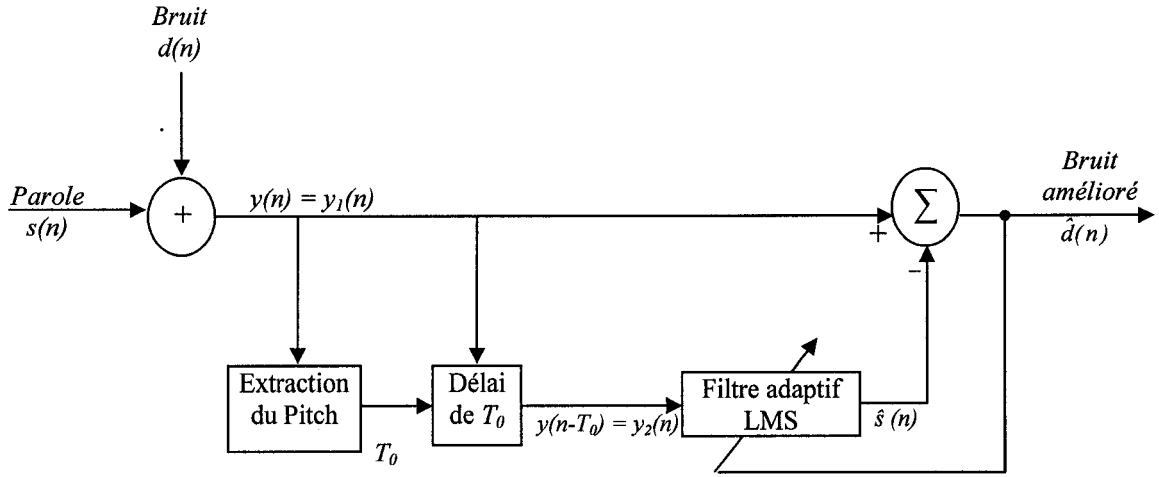


Figure 10 Approche ANC à un seul canal pour le débruitage de la parole

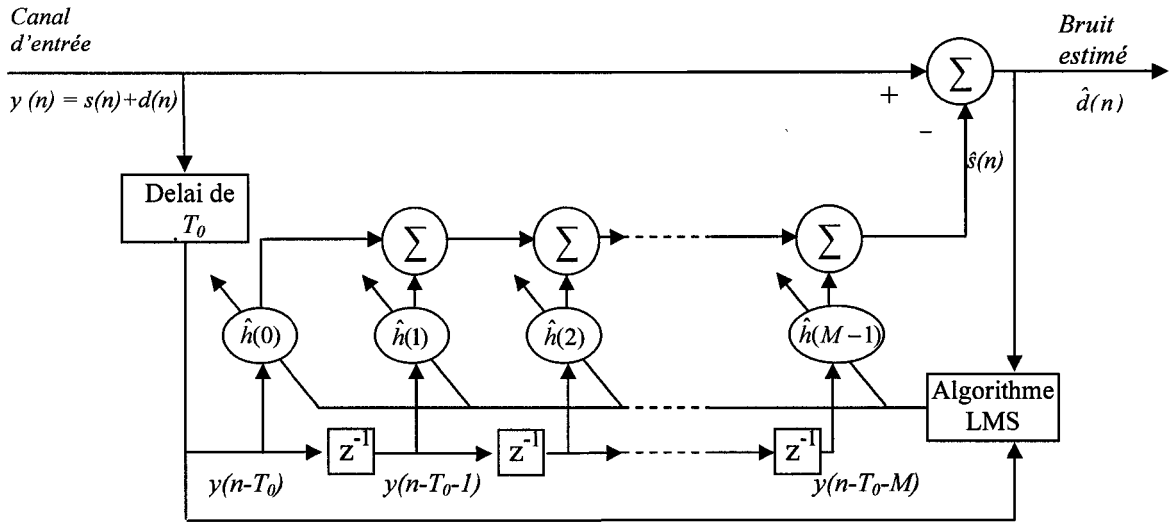


Figure 11 Filtre adaptif LMS à un seul canal

La sortie $\hat{d}(n)$ est un estimé amélioré du bruit, et le signal de parole débruité est représenté par $\hat{s}(n)$:

$$\hat{s}(n) = \sum_{i=0}^{M-1} \hat{h}(i) y_1(n - T_0 - i) \quad (2.13)$$

où les $\hat{h}(i)$ sont les coefficients du filtre définis de la même façon que dans la méthode ANC.

Puisque cette méthode exploite la périodicité du signal d'entrée, elle devrait en principe être appliquée pour la parole voisée. Pour les sections non voisées, une des deux procédures suivantes peut être employée. La première approche est de laisser passer la région non voisée sans traitement, la seconde est de garder la réponse du filtre LMS constante et de traiter cette section non voisée. Selon les travaux de Sambur [31], cette approche est efficace dans le cas de bruit blanc additif avec un SNR allant de 0 à 10 dB. De plus ANC élimine un type de bruit causé par un pas de quantification trop large, cependant elle laisse passer un type de bruit causé par un pas de quantification choisi trop petit.

Une des principales limitations de l'ANC à un seul canal est qu'elle requiert une estimation de la fréquence fondamentale. Varner [44] proposa alors des modifications en supprimant l'estimateur de la fréquence fondamentale en générant une référence de signal en utilisant un prédicteur DPCM à niveau bas. La référence obtenue contient le signal de parole corrélé plus du bruit non corrélé qui est filtré en utilisant un filtre adaptif LMS. Finalement une autre approche de Kim [16] qui supprime l'estimateur de la fréquence fondamentale et utilise une méthode ANC utilisant des filtres adaptatifs avec des rétroactions et réactions précurives requiert un discriminateur de parole/silence et obtient une amélioration similaire à celle obtenue par les travaux de Sambur [31].

2.1.4.2 Le filtrage ACF

Dans certains types d'applications, la parole est dégradée par un bruit qui a un spectre de structure périodique. Deux méthodes sont utilisées dans le cas de l'existence de tels bruits. L'une d'elles la TDHS '*Time Domain Harmonic Scaling*' [18], l'autre est la technique de filtrage ACF '*Adaptive Comb Filtering*' [17] qui est similaire à la méthode ANC utilisant l'algorithme LMS à un seul canal. Comme déjà signalé, du fait de la quasi périodicité de la parole voisée, le spectre de cette dernière contient une structure harmonique. Si le bruit n'est pas périodique, son énergie sera distribuée tout le long du

spectre. Le principe du filtrage ACF [17] est de laisser passer les harmoniques de la parole et de rejeter les composantes fréquentielles du bruit entre ces harmoniques. La réponse en fréquence du filtre a la forme d'un peigne, elle est illustrée par le schéma de la figure 12.

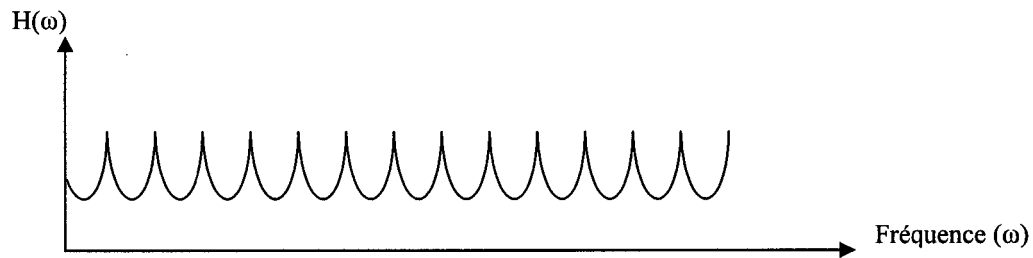


Figure 12 Réponse en fréquence du filtre ACF typique

L'espacement entre chaque pique du peigne correspond à la fréquence fondamentale F_0 et doit être constante à travers la section voisée de la parole. Malheureusement la fréquence fondamentale varie d'un locuteur à un autre et il est donc nécessaire que le filtre implanté s'adapte en fonction du locuteur en question. Le diagramme bloc de la figure 13 présente un filtre ACF.

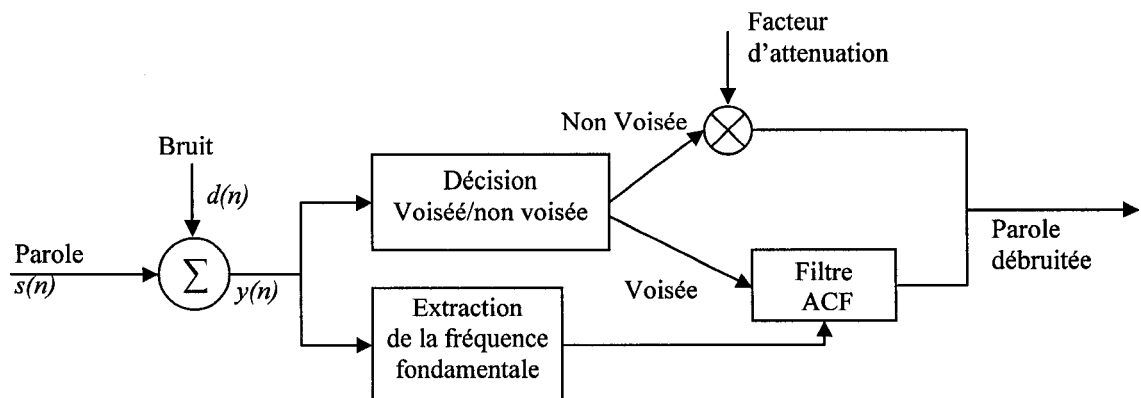


Figure 13 Diagramme bloc d'un filtre ACF typique

Le filtre ACF est usuellement implémenté dans le domaine du temps selon l'équation suivante :

$$\hat{s}(n) = \sum_{i=-L}^L c(i)y(n-iT_0) \quad (2.14)$$

où :

- les $c(i)$: représentent $2L+1$ coefficients du filtre ACF qui sont positifs et symétriques, $-L < i < L$.
- T_0 : La période fondamentale
- L : un entier positif constant (typiquement entre 1 et 6) et qui représente le nombre de périodes de la fréquence fondamentale utilisé dans le processus de filtrage.

Puisque le filtre ACF est utilisé uniquement pour améliorer la région de la parole voisée, il faut essayer de trouver un procédé pour traiter la section non voisée. En effet, il existe deux approches typiques [17]. La première consiste à laisser passer la parole non voisée sans filtrage en annulant les coefficients du filtre (ie $c(i) = 0$) et en multipliant par un terme d'atténuation dont la valeur est typiquement choisie dans la plage 0,3-0,6. La deuxième approche consiste à maintenir constants les coefficients du filtre obtenus à partir du traitement de la dernière région de parole voisée. Il seront utilisés pour traiter la section non voisée et le silence comme s'ils étaient voisés. Cependant, cette technique a eu moins de succès que la première.

En revoyant la formule du filtre, on remarque que la sortie est une moyenne pondérée des versions retardées de l'entrée bruitée. Le choix de délai qui correspond à la période de la fondamentale est très important puisque le calcul de cette moyenne renforce certaines composantes ayant cette période et atténue ou annule celles qui ne sont pas périodiques ou dont la période est différente de celle de la fondamentale originale. Il est clair maintenant que le succès de cette méthode repose sur l'efficacité de l'estimé de F_0 . L'estimation de F_0 devient une tâche difficile si le signal de la parole varie souvent d'une période de fréquence fondamentale à une autre. Ce problème pourra être résolu par une approche [17] qui modifie le filtre tel présenté par :

$$\hat{s}(n) = \sum_{i=-L}^L c(i)y(n - iT_0 + \zeta_i) \quad (2.15)$$

Où les ζ_i sont des facteurs d'ajustement des périodes de la fréquence fondamentale. Dans ce cas là ces périodes sont requises à chaque donnée de la fenêtre d'analyse. Aussi, Malah et Cox [18] proposèrent une technique de filtrage ACF généralisé qui emploie des poids variables dans le temps pour chaque période de la fréquence fondamentale. Cette technique est similaire à celle utilisant un filtrage ACF normal excepté que les poids affectés aux échantillons à travers une période de la fréquence fondamentale ne sont pas fixes. Cette méthode a permis une amélioration dans les cas des interférences périodiques, et également dans les environnements bruités à plusieurs locuteurs. Enfin Frazier et Al [12] ont formulé une technique ACF avec un filtre qui s'ajuste par lui-même localement et globalement en fonction de la nature variable de la parole dans le temps. Ils ont démontré que la méthode classique ACF distord un peu le signal et que leur nouvelle approche est plus performante.

2.1.4.3 La sélection harmonique

Si le débruitage est requis dans un environnement à plusieurs locuteurs, alors il est possible d'utiliser une technique similaire à la méthode du filtrage ACF et dans laquelle les harmoniques spectrales de chaque locuteur sont séparées en se basant sur les estimés des fréquences fondamentales externes. Tout le traitement est effectué dans le domaine spectral et à court terme. La méthode duale dans le domaine temporel est la méthode TDHS '*Time Domain Harmonic Scaling*' [18] et qui nécessite une décimation et une interpolation. La différence entre cette technique et l'ACF est que la TDHS élimine le bruit dans les harmoniques de la fréquence fondamentale, tandis que l'ACF le fait dans les intervalles entre ces harmoniques.

Enfin et en conclusion sur les méthodes de débruitage basés sur la poursuite de la fréquence fondamentale, ces techniques agissent surtout sur la région voisée, ce qui donne une performance non équilibrée dans les régions non voisées en particulier dans le

cas de bruit additif à large bande. Cependant, elle se sont montrées efficaces pour les applications qui requièrent une réduction des effets indésirables liés aux environnements bruités à plusieurs locuteurs.

2.2 Débruitage par ondelette

L'un des plus grand succès des ondelettes est le débruitage [26]. En effet, cette technique repose essentiellement sur des algorithmes simples et performants et s'est avérée souvent beaucoup plus efficaces que les techniques traditionnelles souvent plus lourdes et moins efficaces. Cette approche se base sur la construction d'estimateurs statistiques à base d'ondelettes et nécessite essentiellement le calcul d'un seuil qui correspond à l'amplitude maximale du bruit et dépend de l'énergie du signal et du bruit. Ces méthodes reposent sur le fait que la représentation de plusieurs type de signaux dans le domaine de la transformée en ondelettes est creuse et l'on n'a donc besoin d'estimer que quelques grands coefficients pour obtenir une bonne estimation de la fonction.

2.2.1 Algorithme de débruitage par ondelettes

L'algorithme de base de débruitage par ondelettes peut être décomposé en trois étapes essentielles [9] :

- La décomposition par la transformée en ondelettes.
- Le seuillage des coefficients issus par la décomposition.
- La reconstruction par la transformée en ondelettes inverse.

En effet, à partir du signal à débruiter, on décompose le signal sur une base orthogonale d'ondelettes. On effectue ensuite une opération de seuillage qui consiste à éliminer les coefficients qu'on considère comme du bruit ou à les réduire en fonction du seuil

calculé. En dernier lieu, on applique la transformée en ondelettes inverse sur les coefficients seuillés et on récupère le signal débruité.

Formulons le problème par le modèle mathématique. Soit y un signal corrompu par un bruit e . On peut ainsi écrire :

$$y(i) = x(i) + e(i) \quad (i = 0, 1, \dots, N-1) \quad (2.16)$$

où N est la taille du signal y .

La transformée en ondelettes étant une fonction linéaire, on l'applique sur l'équation (2.16) et on obtient :

$$Wy = Wx + We \quad (2.17)$$

W étant la transformée en ondelettes. Soit $T(\cdot)$ la fonction de seuillage par ondelettes, alors le schéma de débruitage par ondelettes peut être exprimé selon l'équation :

$$\hat{x} = W^{-1}(T(Wy)) \quad (2.18)$$

où $T(Wy)$ est le vecteur des coefficients de la TOD seuillés et $\hat{x}$ le signal débruité. Ceci s'interprète simplement par l'application de TOD sur le signal bruité y , on obtient ainsi le vecteur des coefficients de la TOD (Wy) sur lequel on applique la fonction de seuillage ($T(Wy)$). Le signal débruité $\hat{x}$ quand à lui, est obtenu en appliquant la transformée en ondelettes inverse sur le vecteur des coefficients seuillés ($W^{-1}(T(Wy))$).

2.2.2 Les méthodes de seuillage

Les méthodes de seuillage les plus connues, introduites par Donoho [10], sont le seuillage doux et le seuillage dur. Des variantes de ces types de seuillage [34,41] ont été développées pour tenter d'améliorer ces méthodes.

2.2.2.1 Seuillage doux

Le seuillage doux [9,10] consiste à éliminer tout coefficient au dessous du seuil et à soustraire ce seuil des autres coefficients. Soit un vecteur x quelconque. La fonction de seuillage doux $T_{doux}()$ appliquée sur x est donnée par l'équation :

$$T_{doux}(x) = \begin{cases} \text{sign}(x)(|x| - \lambda) & |x| \geq \lambda \\ 0 & |x| < \lambda \end{cases} \quad (2.19)$$

Où λ est la valeur du seuil.

Le graphe de la figure 14 est un exemple de seuillage doux appliqué à la fonction $y = t$ avec un seuil $\lambda = 0,5$.

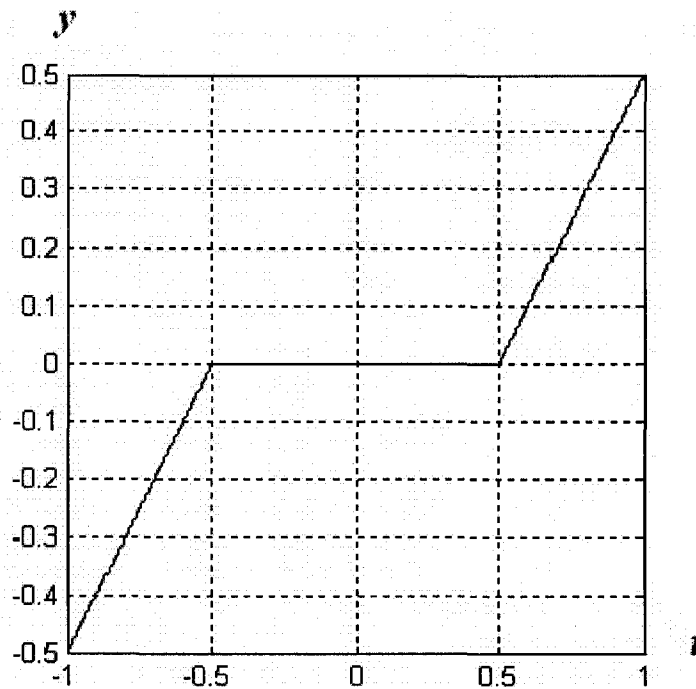


Figure 14 Graphe de la fonction du seuillage doux

2.2.2.2 Seuillage dur

Le seuillage dur [9] est plus catégorique que le seuillage doux du fait qu'on considère un coefficient donné soit comme représentant totalement un bruit pur donc à éliminer, ou comme un coefficient représentant une portion du signal donc à conserver. La fonction de seuillage dur $T_{dur}()$ appliquée sur x est donnée par l'équation :

$$T_{dur}(x) = \begin{cases} x & |x| > \lambda \\ 0 & |x| \leq \lambda \end{cases} \quad (2.20)$$

Où λ est la valeur du seuil.

Le graphe de la figure 15 est un exemple de seuillage dur appliqué à la fonction $y = t$ avec un seuil $\lambda = 0,5$.

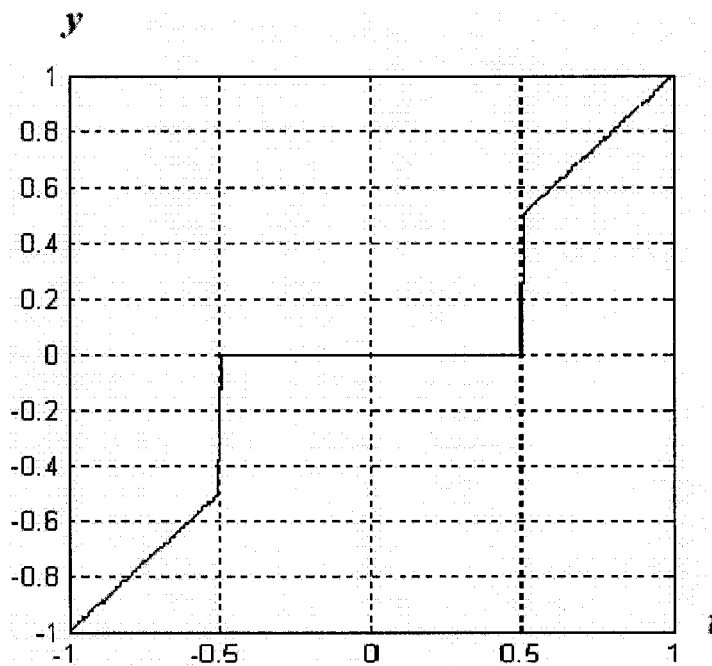


Figure 15 Graphe de la fonction du seuillage dur

Le seuillage dur est caractérisé par sa fonction qui est très simple à mettre en œuvre, et sa propriété un peu trop brutale à écarter le bruit, ce qui implique souvent une altération excessive du signal original.

2.2.2.3 Le seuillage dur modifié

Pour corriger le problème de la discontinuité fréquentielle, Kwon a proposé une version modifiée du seuillage dur [34]. La formule (2.21) représente la fonction du seuillage de Kwon.

$$T_{dur-Mod}(x) = \begin{cases} x & |x| > \lambda \\ \frac{1}{\mu} \text{sign}(x) \cdot \lambda \cdot \left((1 + \mu)^{\left| \frac{x}{\lambda} \right|} - 1 \right) & |x| < \lambda \end{cases} \quad (2.21)$$

Où λ est la valeur du seuil et μ est une constante.

La figure 16 montre les trois types seuillage (doux, dur, dur modifié) superposés et appliqués à la fonction $y = t$ avec un seuil $\lambda = 0,5$.

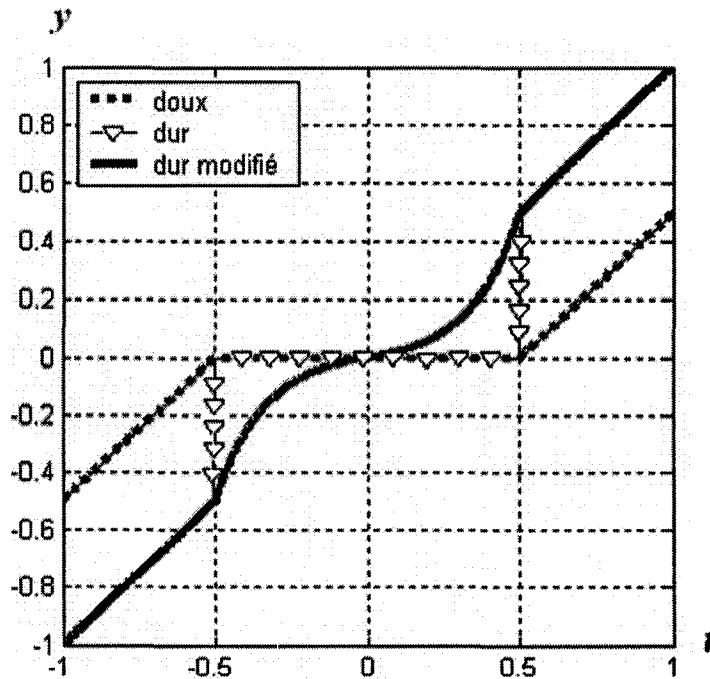


Figure 16 Graphe de la fonction du seuillage dur modifié (seuillage de Kwon)

Cette technique de seuillage procure des résultats très satisfaisant du fait qu'elle est très performante quand à l'élimination d'une grand partie du bruit et qu'elle altère moins le signal par rapport aux deux autres méthodes de seuillage.

2.2.3 Sélection du seuil

Le calcul du seuil est une tâche très importante dans la mesure où on estime le niveau du bruit en fonction de sa nature et la nature du signal. Avec l'hypothèse que le bruit est un bruit blanc gaussien de variance σ^2 , Donoho et Johnstone ont alors montré [10] que le risque induit par un seuillage (dur ou doux) sur les coefficients d'ondelettes pouvait être encadré par des valeurs proches de la borne inférieure obtenue avec des estimateurs d'oracle. Un estimateur d'oracle est un estimateur construit en connaissant le signal recherché. Le risque est défini par l'équation :

$$R(x, \hat{x}) = E(\|x - \hat{x}\|^2) = E\left(\sum_{i=0}^{N-1} (x - \hat{x}(i))^2\right) \quad (2.22)$$

où N est la taille du signal x .

Le théorème de Donoho et Johnstone définit un seuil T pour les coefficients de la transformée en ondelettes [10] et dont la valeur est :

$$T = \sigma \sqrt{2 \log(N)} \quad (2.23)$$

avec un risque $r_d(x)$ qui est encadré par deux valeurs comme le montre l'expression :

$$r_o(x) \leq r_d(x) \leq (2 \log(N) + 1)(\sigma^2 + r_o(x)) \quad (2.24)$$

où $r_o(x)$ est défini comme suit :

$$r_o(x) = \sum_{i=0}^{N-1} \min(d_i^2, \sigma^2) \quad (2.25)$$

où les d_i représentent les coefficients de la transformée en ondelettes de x .

Lorsqu'on utilise le seuil de Donoho et Johnstone, il est nécessaire d'avoir une estimation de la variance σ^2 du bruit. Pour l'estimer à partir des données $x(i)$, il faut supprimer

l'influence de $x(i)$. L'estimateur utilisé est celui de la médiane des coefficients d'ondelettes proposé par Donoho.

Cette estimation nous ramène à discuter du niveau de composition à considérer pour appliquer le seuillage. Une classification du seuillage a été faite dans ce sens, on distingue ainsi les différents cas suivants :

- Seuillage global.
- Seuillage dépendant du niveau.
- Seuillage dépendant du noeud.

2.2.3.1 Seuillage global

Appliquer un seuillage global revient à estimer un seuil unique quelque soit le niveau de décomposition. Le seuil $[9,10]$ est calculé en utilisant l'équation :

$$T = \sigma \sqrt{2 \log(N)} \quad (2.26)$$

Où σ est l'écart-type ou le niveau du bruit qui est estimé par l'équation (2.27) :

$$\sigma = \frac{\text{mediane}(|d_1|)}{0.6745} \quad (2.27)$$

et où d_1 représente les coefficients des détails obtenus au niveau 1 correspondant au nœud de la plus haute résolution.

2.2.3.2 Seuillage dépendant du niveau

Le calcul d'un seuil global n'étant plus adéquat dans le cas d'un bruit coloré, Johnstone et Silverman [15] ont proposé un seuil dépendant du niveau donné par :

$$T_j = \sigma_j \sqrt{2 \log(N)} \quad (2.28)$$

où j représente le niveau de décomposition et σ_j l'écart-type du bruit calculé dépendamment du niveau en question qui est donné par :

$$\sigma_j = \frac{\text{mediane}(|d_1^j|)}{0.6745} \quad (2.29)$$

où d_1^j représente les coefficients des détails obtenus au niveau j correspondant au nœud de la plus haute résolution.

2.2.3.3 Seuillage dépendant du nœud

Une extension du seuillage dépendant du niveau est celui du seuillage dépendant du nœud qui consiste à effectuer un calcul du seuil pour chaque nœud [34]. Le seuil est calculé en utilisant :

$$T_{j,k} = \sigma_{j,k} \sqrt{2 \log(N)} \quad (2.30)$$

où j représente le niveau de décomposition, k la sous-bande, et $\sigma_{j,k}$ l'écart-type du bruit calculé dépendamment du niveau et la sous-bande en question qui est donné par :

$$\sigma_{j,k} = \frac{\text{median}(|d_k^j|)}{0.6745} \quad (2.31)$$

Où d_k^j représentent les coefficients obtenus au niveau j et la sous bande k . Notons qu'une valeur de (j,k) identifie bien un nœud spécifique d'une décomposition, avec $j = 1, 2, \dots$, et $k = 1, 2^j$. (figure 17)

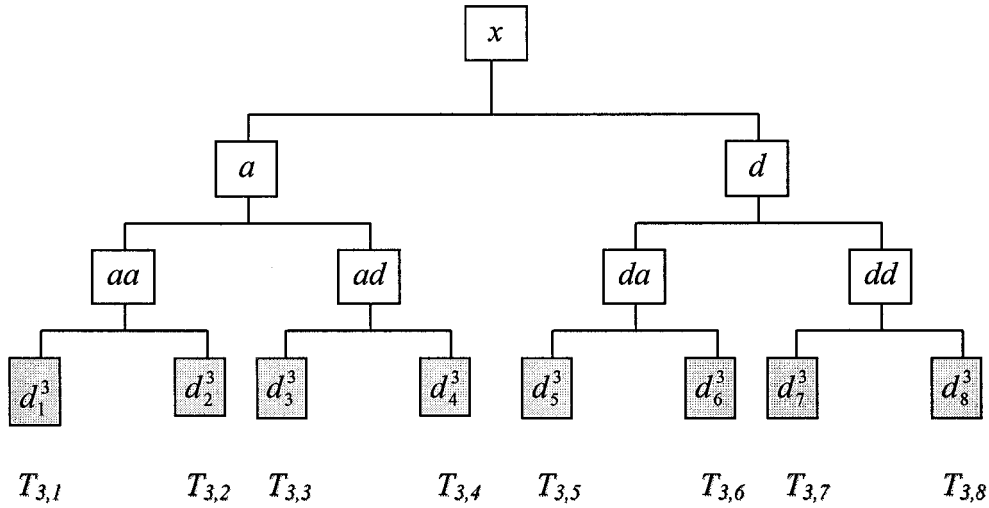


Figure 17 Exemple d'un arbre de décomposition en paquets d'ondelettes à trois niveaux et désignation des seuils requis dans le cas d'un seuillage dépendant du nœud

2.3 Les méthodes mixtes

Récemment, certains chercheurs se sont intéressés à combiner deux ou plusieurs méthodes pour bénéficier des avantages de chacune d'entre elles. Parmi ces méthodes, on peut citer :

- Les méthodes de débruitage utilisant les transformées en ondelettes et le filtrage de Wiener [32].

- Les méthodes de débruitage utilisant les transformées en ondelettes et la soustraction spectrale [32].

Ces méthodes tentent d'améliorer le débruitage en combinant deux techniques qui, dans la majorité des cas ont des avantages différents, ce qui permet souvent d'obtenir des performances supérieures à celles que donnerait chacune des deux méthodes utilisées séparément.

CHAPITRE 3

APPROCHE UTILISÉE ET SIMULATION

Ce chapitre comporte deux sections principales, la première constitue une description complète de la méthodologie adoptée pour le débruitage d'un signal de parole corrompu par un bruit rose. Elle repose sur une combinaison de deux types de seuillages par ondelettes. La deuxième partie est consacrée à la simulation de ces méthodes y compris l'approche utilisée via la programmation dans un environnement Matlab. On présentera les résultats de simulation obtenus par chaque technique et on les commentera du point de vue performance. Une comparaison de ces résultats sera établie pour définir la meilleure approche parmi toutes les autres. On utilisera la technique du gain en rapport du signal bruit comme mesure de performance pour montrer en finale l'efficacité de la méthode utilisée et le gain obtenu par rapport aux autres techniques. Une base de données de signaux de parole échantillonnés et enregistrée par Texas Instrument TIMIT comportant des voix d'hommes et de femmes est utilisée pour effectuer la simulation.

3.1 Approche utilisée

Pour effectuer tout débruitage par ondelettes, il faut tout d'abord faire des choix. Certains de ces choix dépendent du type de signal à débruiter, ou du bruit (signal stationnaire ou non stationnaire) [34], d'autres sont purement empiriques ou déduits par constatations de résultats de simulation. Dans le cas de ce projet, ces choix ont été effectués à plusieurs niveaux concernant :

- Le type d'ondelette
- Le nombre de niveaux de décomposition
- La technique de seuillage

- La règle de sélection du seuil

3.1.1 Choix du type d'ondelette

Il n'y a malheureusement pas une ondelette qui soit meilleure que les autres pour tous les cas. Tout dépend de l'application. Dans certains cas, l'ondelette la plus simple (Haar) est optimale. Pour d'autres applications, elle sera le pire choix. Pour la plupart des applications et en pratique, il semblerait que l'élément le plus important soit le nombre de moments nuls de l'ondelette. Il est souhaitable d'avoir le plus de coefficients d'ondelettes nuls et donc plus de moments nuls implique une meilleure transformation. Cependant, les ondelettes ayant un plus grand nombre de moments nuls ont aussi un support plus grand ce qui signifie que, si le signal a des discontinuités brusques, nous observons le phénomène de Gibbs. Un compromis doit donc être effectué entre ces deux types de propriétés. Outre la sélection du type d'ondelettes, il est nécessaire même au sein de la même catégorie d'ondelettes de faire d'autres choix en rapport avec les propriétés telles que le nombre de moments nuls qui varie en fonction de l'ondelette choisie dans la même famille. On rencontre cette situation dans le cas des ondelettes de Daubechies, de Symlets et des Coiflets (db1, db2, sym1, sym2, coif1, coif2,...) où il est primordial de choisir le nombre de moments nuls. Dans ces cas et comme déjà mentionné, il existe un compromis entre le nombre de moments nuls et le support compact qui ne doit pas être en général très grand. Par exemple comme dans le cas des ondelettes de Daubechies et celles de Symlets, si le nombre de moments nuls est N , alors la taille du support est $2N-1$ [21], ce qui signifie que le support s'élargit avec l'augmentation de N . Dans le cadre de ce projet, une série de simulations a été effectuée pour déterminer le nombre adéquats de moments nuls requis pour l'application considérée.

3.1.2 Choix du nombre de niveaux de décomposition

Le choix du nombre de niveaux est un point important dans l'analyse par ondelette. Il dépend de l'application, c.a.d du processus en vigueur et du type du signal à traiter. Dans le cas du débruitage, plus le signal à débruiter est complexe, plus il est difficile de définir un niveau optimal. D'après les tests de simulation, il faut aller au moins au delà de trois niveaux pour obtenir un débruitage d'essai plus ou moins acceptable. De ce fait, il est intéressant d'élargir le champ d'essai du nombre de niveaux pour déterminer le niveau le plus adéquat au débruitage. Ainsi, les essais de simulation ont été poussés du niveau 4 jusqu'au niveau 19 pour sélectionner le niveau le plus performant.

3.1.3 Choix de la technique de seuillage (approche utilisée)

Les méthodes de seuillage principales sont de toute évidence le seuillage doux et le seuillage dur. La majorité des recherches effectuées utilisent toujours ces techniques comme principes de base pour le débruitage et tentent de les modifier afin d'améliorer leur performances. Le seuillage dur modifié de Kwon [34] est l'une de ces techniques. Cette méthode qui est plus efficace que le seuillage dur est très performante pour réduire une grande quantité de bruit. Le seuillage doux, quand à lui est moins rigoureux mais préserve mieux le signal, d'où l'idée d'utiliser une combinaison des deux seuillages. Les coefficients des sous bandes basses issues de la décomposition par paquets d'ondelettes sont moins assujettis au bruit, il est donc important de mieux les préserver que les autres. On propose dès lors d'appliquer à ces coefficients un seuillage doux. Les coefficients des sous bandes hautes quand à eux sont plus bruités et on leur applique donc un seuillage qui réduit plus efficacement le bruit que le seuillage doux, soit le seuillage dur modifié de Kwon. Le graphe de la figure 18 illustre bien cette approche :

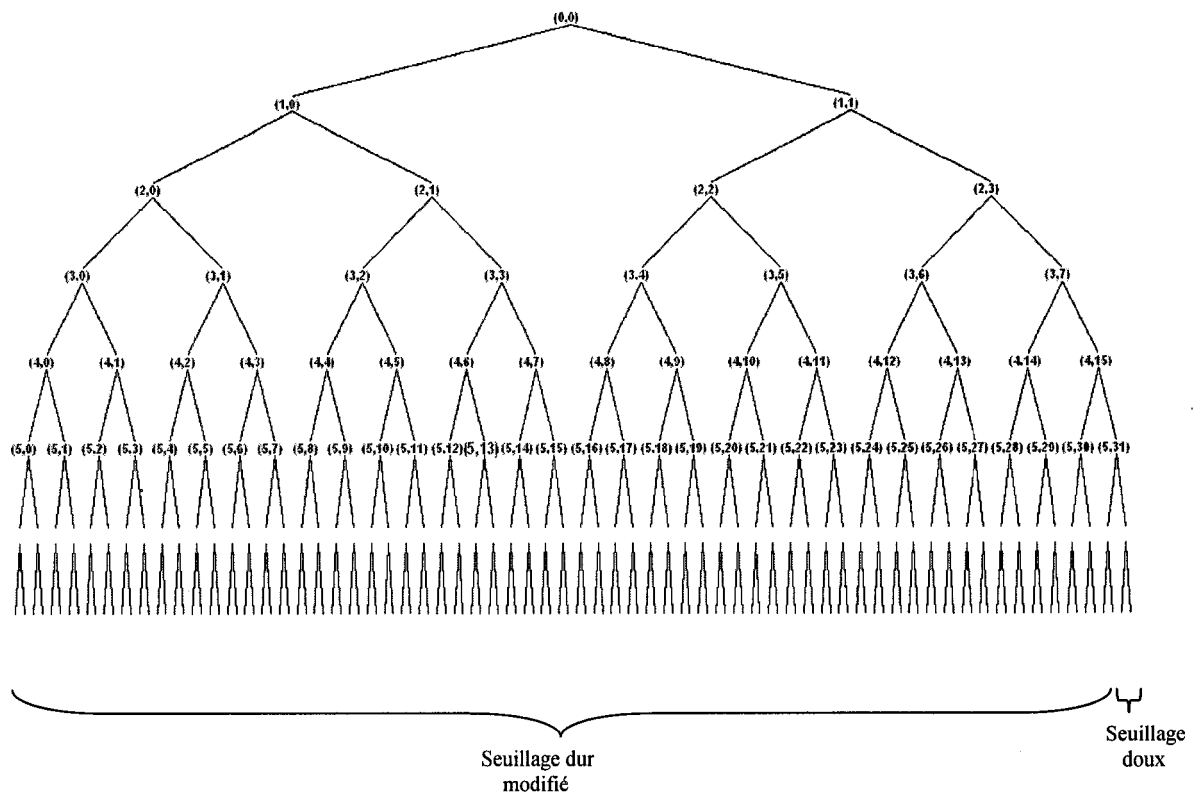


Figure 18 Graphe illustrant l'approche utilisée

3.1.4 Choix de la règle de sélection du seuil

Le seuil a été calculé en utilisant un algorithme qui représente une extension de la méthode proposée par Johnston et Silverman [15] pour chaque nœud final dans le cas d'un bruit non stationnaire.

3.2 Méthodologies utilisée pour l'évaluation des performances

Pour évaluer la performance de l'approche utilisée, on se base sur un critère utilisé largement dans les tests de simulation et qui est celui du rapport signal bruit (SNR) du signal reconstruit. Soit SNR_{in} le rapport signal bruit (SNR) du signal d'entrée exprimé en décibel (dB) et SNR_{out} le rapport signal bruit (SNR) du signal reconstruit exprimé par l'équation :

$$SNR_{out}(dB) = 10 \log_{10} \frac{\sum_{i=1}^N |x(i)|^2}{\sum_{i=1}^N |x(i) - \hat{x}(i)|^2} \quad (3.1)$$

Les échantillons de parole utilisés pour la procédure de test ont été extraits de la base TIMIT [11] de Texas Instrument. Après avoir été corrompus par un bruit rose, ils ont été débruités et testés par plusieurs méthodes y compris la technique proposée. Les résultats de l'évaluation des différents SNR des signaux débruités ont été moyennés pour chaque méthode puis comparés pour comparer les performances données par les différentes techniques de seuillage. Les valeurs des SNR d'entrée ont été choisies entre -5 dB et 15 dB.

3.3 Test et simulation

3.3.1 Stratégie de simulation utilisée

La simulation a été effectuée dans un environnement MATLAB™ version 6.5. La programmation y est très simple. Plusieurs fonctions y sont implantées, et la manipulation graphique se distingue par sa facilité et sa portabilité. Les graphes des résultats sont exportés sous forme 'bmp', ce qui facilite leur intégration dans des documents Word. Les formes d'ondelettes sont faciles à obtenir de même que les

coefficients des filtres associés. Pour trouver ces coefficients, il suffit d'utiliser la fonction `wfilters` (nom d'ondelette). Par exemple, pour obtenir les coefficients des filtres associés à une ondelette `db11`, on effectue la commande suivante :

```
[LO_D,HI_D,LO_R,HI_R] = WFILTERS('db11')
```

où :

- `LO_D` représente la décomposition du filtre passe-bas.
- `HI_D` représente la décomposition du filtre passe-haut.
- `LO_R` représente la reconstruction du filtre passe-bas.
- `HI_R` représente la reconstruction du filtre passe-haut.

L'exécution de cette commande donne le résultat suivant :

`LO_D =`

Columns 1 through 13

```
0.0000 -0.0000 0.0001 0.0002 -0.0009 -0.0003 0.0049 -0.0033 -0.0154 0.0208 0.0313 -0.0664 -0.0465
```

Columns 14 through 22

```
0.1498 0.0660 -0.2742 -0.1623 0.4120 0.6857 0.4499 0.1441 0.0187
```

`HI_D =`

Columns 1 through 13

```
-0.0187 0.1441 -0.4499 0.6857 -0.4120 -0.1623 0.2742 0.0660 -0.1498 -0.0465 0.0664 0.0313 -0.0208
```

Columns 14 through 22

```
-0.0154 0.0033 0.0049 0.0003 -0.0009 -0.0002 0.0001 0.0000 0.0000
```

`LO_R =`

Columns 1 through 13

```
0.0187 0.1441 0.4499 0.6857 0.4120 -0.1623 -0.2742 0.0660 0.1498 -0.0465 -0.0664 0.0313 0.0208
```

Columns 14 through 22

```
-0.0154 -0.0033 0.0049 -0.0003 -0.0009 0.0002 0.0001 -0.0000 0.0000
```

`HI_R =`

Columns 1 through 13

```
0.0000 0.0000 0.0001 -0.0002 -0.0009 0.0003 0.0049 0.0033 -0.0154 -0.0208 0.0313 0.0664 -0.0465
```

Columns 14 through 22

```
-0.1498 0.0660 0.2742 -0.1623 -0.4120 0.6857 -0.4499 0.1441 -0.0187
```

La stratégie adoptée pour trouver une combinaison optimale et améliorée par rapport aux autres méthodes de seuillage, consiste à effectuer une simulation utilisant chaque méthode séparément et à comparer les résultats obtenus dans chaque cas avec ceux de la méthode proposée. Pour le faire, 3 paramètres ont été considérés, le nombre de niveaux choisis, le nombre de moments nuls associés à l'ondelette de Daubechies (db3, db4, db5..), et la valeur de μ associé à l'algorithme utilisé par Kwon. Des simulations ont été effectuées à partir du niveau 4 jusqu'au niveau 19, les résultats seront donnés par type d'ondelette de Daubechies allant de db3 jusqu'à db40 pour déterminer l'ordre et le niveau qui donnent les meilleurs résultats. À chaque étape, on effectuera les comparaisons des résultats qui seront commentés pour déduire les conclusions appropriées.

3.3.2 Résultats des simulations et discussion

Les résultats sont donnés par niveau en commençant par le niveau 4. Pour chaque niveau, et chaque méthode parmi les méthodes de seuillage (seuillage doux, seuillage dur, seuillage dur modifié, seuillage combiné de l'approche utilisée), nous dresserons un tableau représentant le gain en rapport signal/bruit en fonction du SNR en entrée et de l'ordre de l'ondelette.

3.3.2.1 Résultats obtenus en utilisant une décomposition de niveau 4

Pour chaque valeur du SNR en entrée, et chaque ordre d'ondelette un gain en rapport signal/bruit en sortie est estimé en décibel. La comparaison entre les différentes méthodes est effectuée en utilisant les valeurs des gains obtenus.

3.3.2.1.1 Méthode par seuillage dur

Le seuillage dur donne des résultats peu intéressants dans la mesure où il altère énormément le signal ce qui est bien visible dans le cas d'un SNR dépassant 0 dB et où l'on observe un gain négatif allant jusqu'à plus de -8 dB, d'où son inefficacité. Pour ce qui concerne la variation de l'ordre de l'ondelette, on constate qu'il n'a presque aucun effet sur l'efficacité de débruitage pour les valeurs de SNR -5 dB et 0 dB, mais qu'il donne une amélioration approximative allant de 0.5 à 1 dB entre les deux valeurs extrêmes de l'ordre de l'ondelette (ordre 3 et 40) dans le cas où le SNR est fixé à 10 ou à 15 dB. On constate dès lors que plus l'ordre est élevé, plus cette amélioration est importante (tableau II et figure 19).

Tableau II
Résultats de simulation par seuillage dur (décomposition niveaux 4)

SNR	Ordre																			
	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	30	40
-5	5,19	5,16	5,18	5,20	5,17	5,20	5,21	5,18	5,19	5,18	5,16	5,18	5,19	5,18	5,19	5,21	5,19	5,25	5,24	5,20
0	0,86	0,88	0,89	0,97	0,91	0,95	0,94	0,89	0,89	0,97	0,89	0,97	0,95	0,98	0,97	1,03	0,94	0,92	1,10	1,09
10	-5,79	-5,70	-5,72	-5,64	-5,70	-5,65	-5,60	-5,68	-5,70	-5,66	-5,62	-5,56	-5,54	-5,68	-5,50	-5,53	-5,58	-5,46	-5,34	-5,27
15	-8,44	-8,30	-8,35	-8,43	-8,37	-8,21	-8,38	-8,29	-8,00	-8,19	-8,17	-7,83	-8,03	-8,19	-8,02	-7,98	-8,13	-7,99	-7,81	-7,61

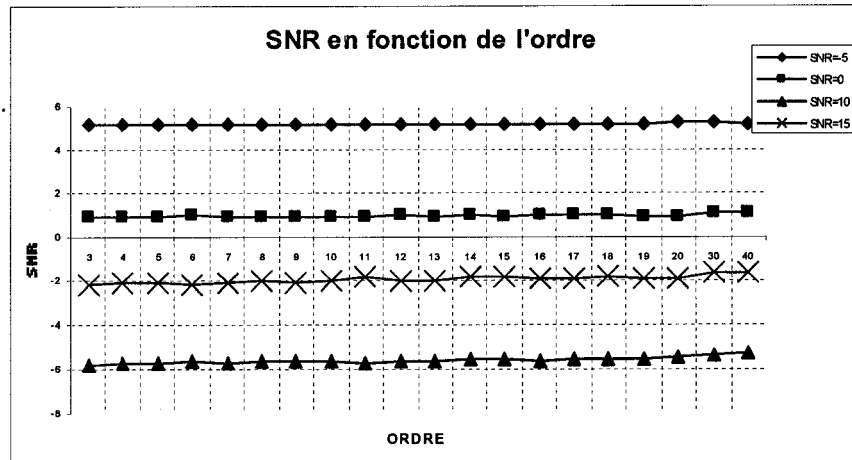


Figure 19 Graphe du SNR du signal débruité en fonction de l'ordre selon le SNR du signal en entrée pour un seuillage dur (Niveau 4)

3.3.2.1.2 Méthode par seuillage doux

Le seuillage doux représente une amélioration très nette par rapport au seuillage dur. Bien que cette amélioration ne soit pas très efficace pour un $\text{SNR} = -5\text{dB}$, elle l'est fortement pour un $\text{SNR} = 0\text{ dB}$ et plus où l'on observe un gain de plusieurs décibels. Là aussi on constate que ce seuillage n'a presque aucun effet sur l'efficacité de débruitage pour les valeurs de SNR comprise entre -5 dB et 0 dB , mais qu'il donne une amélioration approximative allant de 0.5 à 1 dB entre les deux valeurs extrêmes de l'ordre (ordre 3 et 40) dans le cas où le SNR est fixé à 10 ou à 15 dB et que plus l'ordre est grand, plus cette amélioration est importante comme le montre le tableau III :

Tableau III
Résultats de simulation par seuillage doux (décomposition niveaux 4)

SNR	Ordre																			
	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	30	40
-5	5,43	5,42	5,43	5,37	5,39	5,41	5,38	5,35	5,43	5,37	5,37	5,37	5,34	5,36	5,32	5,34	5,35	5,31	5,29	5,25
0	3,92	3,91	3,89	3,93	3,91	3,91	3,93	3,88	3,95	3,94	3,89	3,92	3,94	3,92	3,90	3,92	3,93	3,89	3,95	3,92
10	-0,11	-0,07	-0,03	-0,04	-0,06	0,06	0,02	0,00	0,11	0,05	0,07	0,19	0,17	0,08	0,18	0,19	0,10	0,15	0,28	0,32
15	-2,20	-2,13	-2,10	-2,14	-2,09	-1,98	-2,08	-2,01	-1,86	-1,96	-1,96	-1,81	-1,81	-1,92	-1,89	-1,82	-1,92	-1,90	-1,68	-1,66

3.3.2.1.3 Méthode par seuillage dur modifié

La première chose à remarquer est que plus la valeur de μ augmente, plus l'algorithme de Kwon est efficace en matière de débruitage avec un SNR entre -5 dB et 0 dB. Cependant dès que μ dépasse une certaine valeur proche de $\mu = 20$, l'algorithme atteint un gain de 6.5 dB pour cette plage de valeur. Pour un SNR entre 10 et 15 dB, le signal débruité est largement altéré avec un gain négatif atteignant jusqu'à 5 dB ou plus pour des valeurs de μ dépassant 100. La variation de l'ordre de l'ondelette garde toujours les mêmes tendances observées précédemment. Néanmoins, on constate que cette méthode est une version améliorée du seuillage dur, mais préserve moins le signal par rapport au seuillage doux pour une décomposition à quatre niveaux (tableau IV et figure 20).

Tableau IV
Résultats de simulation par seuillage dur modifié (décomposition niveaux 4)

$\mu=3$ SNR	Ordre																			
	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	30	40
-5	3,83	3,81	3,83	3,81	3,80	3,82	3,81	3,77	3,82	3,80	3,79	3,79	3,79	3,78	3,76	3,79	3,76	3,75	3,74	3,71
0	3,25	3,22	3,23	3,25	3,22	3,24	3,24	3,21	3,24	3,25	3,21	3,21	3,24	3,21	3,19	3,22	3,21	3,19	3,20	3,18
10	1,20	1,20	1,22	1,23	1,19	1,25	1,24	1,19	1,27	1,22	1,22	1,30	1,29	1,22	1,29	1,30	1,23	1,29	1,34	1,34
15	-0,04	-0,02	0,03	-0,05	-0,02	0,10	-0,01	0,02	0,19	0,05	0,07	0,20	0,17	0,09	0,14	0,16	0,07	0,10	0,23	0,22
$\mu=5$ SNR	Ordre																			
	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	30	40
-5	4,79	4,76	4,79	4,76	4,74	4,77	4,76	4,71	4,77	4,76	4,74	4,74	4,75	4,73	4,70	4,74	4,71	4,69	4,68	4,65
0	3,77	3,74	3,75	3,77	3,73	3,76	3,77	3,73	3,76	3,78	3,72	3,73	3,78	3,74	3,72	3,75	3,74	3,71	3,75	3,73
10	0,75	0,76	0,78	0,79	0,74	0,83	0,81	0,76	0,86	0,79	0,80	0,92	0,89	0,80	0,91	0,91	0,82	0,90	0,99	1,01
15	-0,82	-0,77	-0,73	-0,83	-0,78	-0,62	-0,76	-0,72	-0,49	-0,66	-0,65	-0,45	-0,51	-0,62	-0,54	-0,53	-0,64	-0,58	-0,42	-0,41

$\mu=7$																				
-5	5,36	5,33	5,36	5,33	5,31	5,34	5,34	5,28	5,35	5,33	5,30	5,31	5,32	5,30	5,27	5,31	5,27	5,25	5,25	5,22
0	3,98	3,95	3,95	3,99	3,94	3,97	3,99	3,94	3,97	4,00	3,93	3,94	4,00	3,96	3,94	3,97	3,96	3,92	3,98	3,97
10	0,34	0,35	0,37	0,39	0,33	0,44	0,41	0,36	0,47	0,40	0,42	0,55	0,51	0,41	0,55	0,54	0,44	0,53	0,64	0,67
15	-1,40	-1,34	-1,30	-1,40	-1,34	-1,16	-1,33	-1,28	-1,01	-1,20	-1,19	-0,96	-1,04	-1,16	-1,06	-1,06	-1,18	-1,11	-0,92	-0,91
$\mu=10$																				
-5	5,87	5,83	5,87	5,84	5,82	5,85	5,85	5,78	5,85	5,85	5,80	5,81	5,84	5,81	5,78	5,83	5,78	5,76	5,77	5,74
0	4,06	4,04	4,04	4,09	4,03	4,05	4,09	4,03	4,07	4,10	4,03	4,04	4,12	4,06	4,04	4,08	4,07	4,03	4,11	4,11
10	-0,15	-0,14	-0,11	-0,09	-0,15	-0,03	-0,06	-0,11	0,01	-0,07	-0,05	0,10	0,05	-0,05	0,10	0,08	-0,02	0,08	0,21	0,25
15	-2,01	-1,94	-1,91	-2,02	-1,94	-1,76	-1,93	-1,88	-1,58	-1,79	-1,78	-1,52	-1,62	-1,75	-1,62	-1,64	-1,76	-1,68	-1,47	-1,45
$\mu=15$																				
-5	6,30	6,26	6,29	6,27	6,24	6,28	6,29	6,21	6,28	6,28	6,22	6,24	6,27	6,24	6,21	6,27	6,21	6,20	6,22	6,19
0	4,02	4,01	4,00	4,05	3,99	4,01	4,06	4,00	4,03	4,08	3,99	4,01	4,10	4,04	4,02	4,06	4,05	4,00	4,11	4,12
10	-0,72	-0,70	-0,68	-0,65	-0,71	-0,58	-0,62	-0,67	-0,54	-0,62	-0,60	-0,43	-0,50	-0,60	-0,43	-0,46	-0,56	-0,46	-0,31	-0,26
15	-2,69	-2,61	-2,59	-2,70	-2,61	-2,41	-2,60	-2,54	-2,22	-2,44	-2,43	-2,15	-2,26	-2,39	-2,25	-2,28	-2,41	-2,32	-2,08	-2,06
$\mu=20$																				
-5	6,50	6,46	6,49	6,48	6,44	6,48	6,50	6,41	6,48	6,48	6,42	6,45	6,48	6,45	6,42	6,49	6,42	6,41	6,44	6,41
0	3,91	3,91	3,89	3,96	3,90	3,91	3,96	3,90	3,94	3,98	3,89	3,92	4,01	3,95	3,93	3,97	3,96	3,92	4,04	4,05
10	-1,11	-1,09	-1,06	-1,04	-1,09	-0,97	-1,00	-1,05	-0,91	-1,01	-0,97	-0,80	-0,88	-0,98	-0,80	-0,83	-0,93	-0,83	-0,68	-0,61
15	-3,13	-3,05	-3,03	-3,14	-3,04	-2,84	-3,04	-2,97	-2,64	-2,87	-2,86	-2,57	-2,69	-2,82	-2,67	-2,71	-2,84	-2,74	-2,50	-2,47
$\mu=100$																				
-5	6,54	6,51	6,54	6,55	6,50	6,55	6,58	6,48	6,54	6,55	6,48	6,53	6,56	6,54	6,52	6,59	6,51	6,54	6,59	6,56
0	2,98	3,01	2,97	3,06	3,00	2,99	3,07	3,01	3,03	3,08	2,99	3,04	3,14	3,08	3,07	3,10	3,09	3,05	3,21	3,23
10	-2,81	-2,78	-2,76	-2,73	-2,78	-2,65	-2,69	-2,72	-2,60	-2,69	-2,64	-2,47	-2,55	-2,65	-2,47	-2,51	-2,59	-2,49	-2,32	-2,24
15	-4,99	-4,90	-4,90	-5,02	-4,89	-4,69	-4,89	-4,82	-4,45	-4,72	-4,70	-4,36	-4,52	-4,65	-4,48	-4,55	-4,67	-4,55	-4,28	-4,24
$\mu=200$																				
-5	6,34	6,32	6,34	6,36	6,32	6,36	6,40	6,30	6,34	6,36	6,29	6,35	6,37	6,36	6,34	6,41	6,33	6,37	6,43	6,39
0	2,62	2,66	2,70	2,65	2,64	2,72	2,66	2,67	2,73	2,63	2,69	2,79	2,73	2,72	2,76	2,74	2,71	2,86	2,89	
10	-3,30	-3,27	-3,24	-3,21	-3,26	-3,14	-3,18	-3,20	-3,09	-3,18	-3,13	-2,96	-3,04	-3,14	-2,95	-3,00	-3,07	-2,97	-2,80	-2,72
15	-5,51	-5,42	-5,43	-5,55	-5,42	-5,21	-5,42	-5,34	-4,97	-5,24	-5,22	-4,88	-5,05	-5,17	-5,00	-5,07	-5,19	-5,07	-4,79	-4,75
$\mu=255$																				
-5	6,27	6,25	6,27	6,30	6,25	6,29	6,33	6,23	6,28	6,29	6,22	6,28	6,30	6,29	6,28	6,35	6,27	6,31	6,36	6,33
0	2,51	2,55	2,51	2,60	2,55	2,53	2,61	2,56	2,57	2,62	2,53	2,58	2,68	2,63	2,61	2,65	2,63	2,60	2,76	2,79
10	-3,44	-3,41	-3,39	-3,35	-3,40	-3,28	-3,32	-3,34	-3,24	-3,32	-3,27	-3,10	-3,18	-3,28	-3,10	-3,14	-3,22	-3,11	-2,94	-2,86
15	-5,67	-5,57	-5,59	-5,71	-5,57	-5,37	-5,58	-5,50	-5,13	-5,40	-5,38	-5,03	-5,21	-5,33	-5,15	-5,23	-5,35	-5,23	-4,95	-4,90

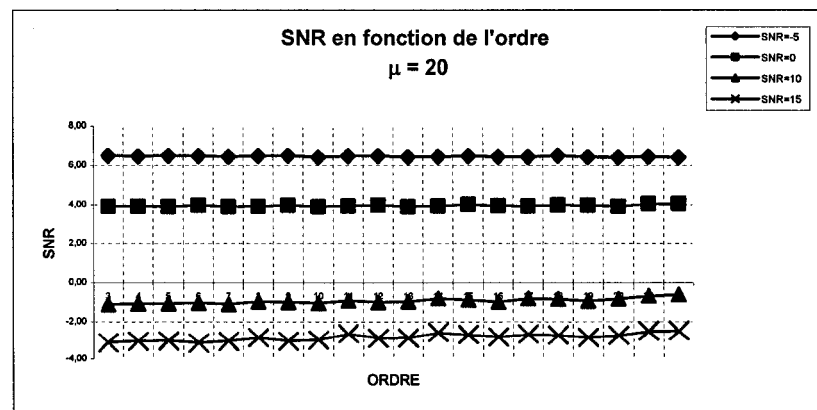


Figure 20 Graphe du SNR du signal débruité en fonction de l'ordre selon le SNR du signal en entrée pour un seuillage de Kwon (Niveau 4)

3.3.2.1.4 Méthode par seuillage combiné (approche utilisée)

Selon la méthode utilisée dans ce travail, les essais de simulations utilisant 2 méthodes de seuillage à la fois reposent sur un procédé combinatoire. En effet, on effectue un type de seuillage particulier sur les coefficients de certains nœuds finaux et un autre type sur les autres coefficients. Les tests qui ont été effectués révèlent que les résultats les plus intéressants sont obtenus quand on seuille les coefficients appartenant aux nœuds des sous-bande des fréquences les plus basses avec un seuillage doux et que l'on procède par un seuillage de Kwon pour les autres. On remarquera par la suite que cela n'est vrai que pour une décomposition dépassant 4 niveaux. On exposera plus loin les résultats de la combinaison qui donne le meilleur débruitage. Dans ce cas, la meilleure combinaison est celle utilisant le seuillage doux pour seulement 1 nœud de la sous-bande des fréquences la plus basse, et le seuillage de Kwon pour les autres. Le résultat de simulation est résumé par le tableau V :

Tableau V
Résultats de simulation par seuillage combiné (décomposition niveaux 4)

$\mu=3$	Ordre																			
SNR	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	30	40
-5	5,58	5,54	5,50	5,58	5,54	5,53	5,59	5,53	5,58	5,61	5,55	5,57	5,58	5,54	5,56	5,57	5,54	5,57	5,57	5,54
0	3,33	3,27	3,25	3,33	3,26	3,29	3,34	3,28	3,33	3,36	3,30	3,33	3,36	3,32	3,34	3,35	3,33	3,35	3,38	3,38
10	-3,88	-3,98	-3,94	-3,91	-3,98	-3,91	-3,92	-3,97	-3,89	-3,92	-3,94	-3,86	-3,87	-3,92	-3,84	-3,84	-3,89	-3,82	-3,76	-3,74
15	-7,91	-7,99	-7,97	-8,01	-8,02	-7,92	-7,99	-8,00	-7,81	-7,91	-7,94	-7,79	-7,85	-7,89	-7,82	-7,85	-7,88	-7,82	-7,72	-7,67
$\mu=5$																				
-5	6,13	6,09	6,04	6,13	6,08	6,08	6,14	6,07	6,13	6,15	6,10	6,12	6,13	6,10	6,11	6,12	6,09	6,12	6,12	6,09
0	3,48	3,42	3,40	3,49	3,42	3,44	3,50	3,44	3,48	3,52	3,45	3,48	3,53	3,48	3,50	3,51	3,49	3,51	3,55	3,55
10	-3,96	-4,05	-4,01	-3,98	-4,05	-3,98	-3,98	-4,04	-3,95	-3,99	-4,00	-3,92	-3,93	-3,98	-3,90	-3,90	-3,95	-3,88	-3,81	-3,79
15	-7,98	-8,06	-8,04	-8,08	-8,09	-7,99	-8,06	-8,07	-7,88	-7,99	-8,01	-7,86	-7,91	-7,96	-7,89	-7,91	-7,94	-7,89	-7,78	-7,72
$\mu=7$																				
-5	6,41	6,37	6,33	6,40	6,36	6,36	6,42	6,35	6,41	6,43	6,38	6,40	6,41	6,38	6,39	6,40	6,37	6,40	6,41	6,38
0	3,50	3,45	3,43	3,52	3,45	3,47	3,52	3,46	3,51	3,55	3,48	3,51	3,56	3,51	3,53	3,54	3,53	3,53	3,59	3,59
10	-4,03	-4,12	-4,08	-4,04	-4,12	-4,05	-4,11	-4,02	-4,06	-4,07	-3,98	-3,99	-4,05	-3,97	-3,96	-4,01	-3,94	-3,87	-3,84	-3,84
15	-8,04	-8,12	-8,10	-8,13	-8,15	-8,05	-8,12	-8,13	-7,93	-8,05	-8,06	-7,91	-7,96	-8,02	-7,94	-7,96	-8,00	-7,94	-7,83	-7,77
$\mu=10$																				
-5	6,62	6,58	6,54	6,61	6,57	6,57	6,63	6,56	6,62	6,64	6,58	6,60	6,62	6,59	6,60	6,62	6,58	6,62	6,63	6,60
0	3,45	3,42	3,40	3,49	3,41	3,43	3,49	3,43	3,47	3,52	3,44	3,48	3,54	3,49	3,50	3,52	3,50	3,50	3,58	3,57
10	-4,13	-4,21	-4,17	-4,13	-4,20	-4,13	-4,14	-4,20	-4,11	-4,15	-4,16	-4,07	-4,07	-4,13	-4,05	-4,04	-4,09	-4,02	-3,94	-3,92
15	-8,11	-8,19	-8,17	-8,20	-8,22	-8,12	-8,19	-8,20	-8,00	-8,12	-8,13	-7,98	-8,02	-8,08	-8,01	-8,02	-8,06	-8,01	-7,88	-7,83

$\mu=15$																				
-5	6,74	6,70	6,67	6,73	6,70	6,70	6,76	6,69	6,74	6,76	6,70	6,73	6,75	6,73	6,75	6,72	6,75	6,77	6,74	
0	3,35	3,32	3,30	3,39	3,32	3,33	3,39	3,34	3,37	3,42	3,34	3,38	3,45	3,40	3,40	3,42	3,41	3,40	3,49	3,49
10	-4,24	-4,32	-4,27	-4,23	-4,31	-4,24	-4,24	-4,31	-4,22	-4,26	-4,26	-4,17	-4,17	-4,24	-4,15	-4,14	-4,20	-4,12	-4,03	-4,01
15	-8,20	-8,28	-8,25	-8,28	-8,30	-8,20	-8,28	-8,28	-8,08	-8,21	-8,21	-8,06	-8,10	-8,17	-8,09	-8,10	-8,14	-8,09	-7,95	-7,90
$\mu=20$																				
-5	6,76	6,73	6,70	6,76	6,73	6,73	6,79	6,72	6,77	6,79	6,73	6,76	6,78	6,76	6,76	6,79	6,75	6,78	6,81	6,77
0	3,24	3,23	3,20	3,29	3,22	3,23	3,30	3,24	3,27	3,32	3,24	3,28	3,36	3,30	3,31	3,33	3,32	3,30	3,41	3,41
10	-4,33	-4,40	-4,35	-4,31	-4,39	-4,32	-4,32	-4,39	-4,30	-4,34	-4,34	-4,25	-4,25	-4,32	-4,23	-4,21	-4,28	-4,19	-4,10	-4,08
15	-8,26	-8,34	-8,31	-8,34	-8,36	-8,26	-8,34	-8,34	-8,14	-8,27	-8,27	-8,12	-8,16	-8,22	-8,15	-8,15	-8,20	-8,14	-8,01	-7,96
$\mu=100$																				
-5	6,42	6,40	6,40	6,44	6,41	6,43	6,48	6,40	6,43	6,45	6,39	6,44	6,46	6,46	6,45	6,49	6,44	6,48	6,53	6,49
0	2,56	2,58	2,54	2,64	2,57	2,57	2,64	2,59	2,61	2,66	2,57	2,62	2,71	2,66	2,66	2,68	2,67	2,65	2,78	2,78
10	-4,78	-4,83	-4,78	-4,73	-4,82	-4,74	-4,74	-4,81	-4,73	-4,77	-4,76	-4,66	-4,65	-4,74	-4,64	-4,62	-4,69	-4,59	-4,48	-4,46
15	-8,57	-8,64	-8,61	-8,63	-8,66	-8,56	-8,64	-8,63	-8,43	-8,57	-8,56	-8,40	-8,44	-8,52	-8,44	-8,43	-8,49	-8,43	-8,27	-8,23
$\mu=200$																				
-5	6,22	6,20	6,21	6,25	6,21	6,24	6,28	6,21	6,24	6,24	6,19	6,25	6,25	6,26	6,25	6,30	6,25	6,29	6,34	6,29
0	2,30	2,34	2,30	2,39	2,33	2,32	2,40	2,35	2,36	2,42	2,32	2,38	2,47	2,42	2,41	2,44	2,42	2,40	2,54	2,54
10	-4,94	-4,98	-4,92	-4,87	-4,96	-4,88	-4,88	-4,95	-4,87	-4,91	-4,90	-4,80	-4,79	-4,89	-4,78	-4,76	-4,83	-4,73	-4,62	-4,60
15	-8,67	-8,74	-8,71	-8,73	-8,75	-8,65	-8,74	-8,73	-8,54	-8,67	-8,66	-8,50	-8,54	-8,62	-8,53	-8,53	-8,59	-8,52	-8,37	-8,32
$\mu=255$																				
-5	6,16	6,14	6,15	6,18	6,15	6,17	6,22	6,14	6,17	6,18	6,13	6,18	6,19	6,20	6,19	6,23	6,18	6,23	6,28	6,23
0	2,23	2,26	2,22	2,32	2,26	2,25	2,32	2,27	2,28	2,34	2,25	2,30	2,39	2,34	2,34	2,36	2,35	2,33	2,47	2,47
10	-4,99	-5,03	-4,97	-4,91	-5,01	-4,92	-4,93	-4,99	-4,92	-4,96	-4,95	-4,84	-4,83	-4,93	-4,82	-4,80	-4,87	-4,78	-4,66	-4,64
15	-8,71	-8,77	-8,74	-8,76	-8,79	-8,69	-8,77	-8,76	-8,57	-8,70	-8,69	-8,53	-8,57	-8,65	-8,56	-8,56	-8,62	-8,55	-8,40	-8,35

En comparant le tableau V avec les tableaux III et IV, il est clair qu'il n'y a pas d'amélioration dans ce cas et qu'il faut tenter d'aller plus loin dans la décomposition. En ce qui concerne la variation de l'ordre de l'ondelette, la même observation marquée dans le cas du seuillage de Kwon est constatée.

3.3.2.2 Résultats en utilisant une décomposition de niveau 5

Comme dans le cas de la décomposition de niveau 4, un gain en rapport signal/bruit en sortie est estimé en décibel pour chaque valeur du SNR en entrée et chaque ordre d'ondelette. La comparaison est effectuée entre les différentes méthodes en utilisant les valeurs des gains obtenus.

3.3.2.2.1 Méthode par seuillage dur

On remarque que le passage du niveau 4 au niveau 5 améliore les résultats en particulier pour les valeurs de SNR supérieures à 0 db avec un gain qui varie de 1 dB à deux dB. Il est évident selon le tableau VI qu'il n'y pas une amélioration considérable pour un SNR de -5 db, et que plus l'ordre de l'ondelette augmente, meilleur est le gain obtenu comme le montre la figure 21.

Tableau VI
Résultats de simulation par seuillage dur (décomposition niveaux 5)

SNR	ordre																			
	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	30	40
-5	5,19	5,17	5,19	5,22	5,20	5,26	5,25	5,27	5,26	5,25	5,27	5,28	5,27	5,29	5,34	5,34	5,37	5,35	5,49	5,54
0	0,96	0,98	1,09	1,15	1,10	1,22	1,18	1,16	1,31	1,37	1,39	1,44	1,56	1,43	1,52	1,55	1,56	1,47	1,82	1,89
10	-4,88	-4,75	-4,57	-4,65	-4,49	-4,33	-4,68	-4,38	-4,14	-4,19	-4,36	-4,18	-3,96	-4,20	-3,89	-3,91	-4,03	-4,05	-3,71	-3,31
15	-7,38	-7,08	-7,15	-6,99	-6,80	-6,64	-6,99	-6,56	-6,43	-6,70	-6,62	-6,45	-6,24	-6,58	-6,30	-6,20	-6,31	-6,35	-5,88	-5,61

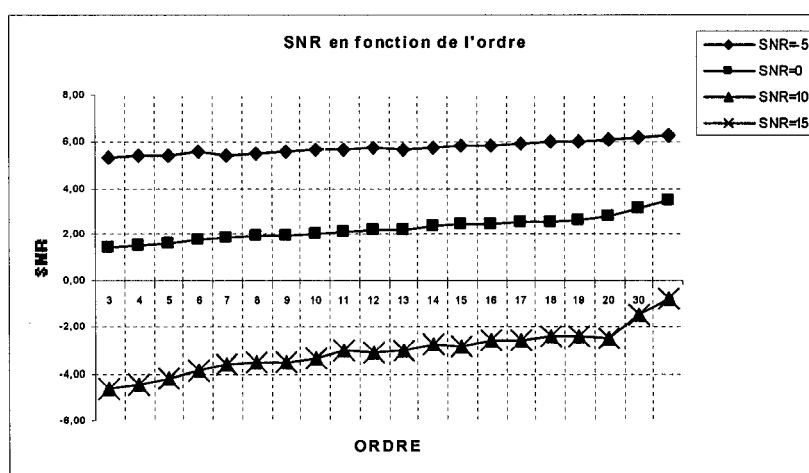


Figure 21 Graphe du SNR du signal débruité en fonction de l'ordre selon le SNR du signal en entrée pour un seuillage dur (Niveau 5)

3.3.2.2.2 Méthode par seuillage doux

Les mêmes observations que dans le cas du seuillage dur peuvent être effectuées. Nous remarquons un gain moyen de 0.8dB pour un SNR dépassant 0dB. Au dessous de cette valeur, l'amélioration est moins importante (voir tableau VII). Cependant, on constate que la tendance relative aux résultats obtenus précédemment pour l'ordre de l'ondelette change un peu du fait qu'à partir de l'ordre 20, le gain diminue pour des SNR au dessous de 0dB contrairement à ce qui a été observée auparavant. (voir figure 22)

Tableau VII
Résultats de simulation par seuillage doux (décomposition niveaux 5)

SNR	Ordre																			
	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	30	40
-5	5,42	5,58	5,60	5,37	5,42	5,54	5,50	5,31	5,46	5,51	5,39	5,36	5,48	5,42	5,31	5,34	5,40	5,38	5,26	5,11
0	4,07	4,18	4,24	4,08	4,16	4,27	4,16	4,10	4,29	4,30	4,16	4,23	4,30	4,24	4,20	4,25	4,24	4,23	4,22	4,16
10	0,49	0,62	0,65	0,63	0,77	0,83	0,66	0,82	0,97	0,90	0,89	0,98	1,12	0,97	1,00	1,12	1,02	1,07	1,23	1,32
15	-1,57	-1,44	-1,51	-1,43	-1,26	-1,22	-1,44	-1,07	-1,05	-1,13	-1,09	-1,02	-0,88	-1,00	-0,92	-0,80	-0,86	-0,84	-0,56	-0,42

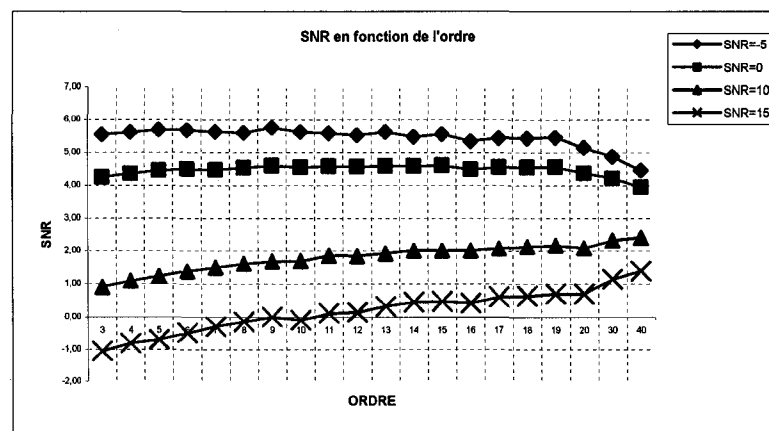


Figure 22 Graphe du SNR du signal débruité en fonction de l'ordre selon le SNR du signal en entrée pour un seuillage doux (Niveau 5)

Il faut ajouter que les résultats obtenus sont nettement meilleurs, se qui prouve l'efficacité du seuillage doux par rapport au seuillage dur.

3.3.2.2.3 Méthode par seuillage dur modifié

Le passage du niveau 4 au niveau 5 se traduit de la même façon que les autres types de seuillage par un gain qui varie de 1 dB à 2 dB en particulier pour les valeurs de SNR supérieures à 0 dB, et quelques dixièmes du décibel pour un SNR de -5 dB (voir tableau VIII). La aussi, plus l'ordre d'ondelette est élevé, plus le gain augmente surtout pour les valeurs de SNR supérieures à 0 dB comme le montre la figure (23).

Tableau VIII
Résultats de simulation par seuillage dur modifié

$\mu=3$	Ordre																			
SNR	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	30	40
-5	3,81	3,88	3,86	3,77	3,80	3,83	3,82	3,73	3,79	3,81	3,77	3,73	3,79	3,76	3,70	3,71	3,76	3,74	3,66	3,56
0	3,28	3,33	3,33	3,26	3,30	3,34	3,31	3,25	3,34	3,35	3,29	3,30	3,33	3,30	3,27	3,28	3,30	3,30	3,25	3,18
10	1,62	1,70	1,69	1,68	1,79	1,80	1,70	1,81	1,88	1,77	1,82	1,87	1,92	1,84	1,88	1,93	1,85	1,91	1,93	1,94
15	0,40	0,51	0,46	0,52	0,64	0,63	0,46	0,75	0,76	0,64	0,72	0,79	0,82	0,75	0,80	0,90	0,82	0,86	0,99	1,03
$\mu=5$																				
-5	4,78	4,85	4,84	4,72	4,76	4,81	4,79	4,67	4,76	4,79	4,73	4,69	4,76	4,73	4,66	4,66	4,73	4,70	4,62	4,50
0	3,84	3,90	3,91	3,84	3,89	3,94	3,89	3,84	3,95	3,97	3,89	3,92	3,97	3,92	3,89	3,91	3,93	3,93	3,90	3,83
10	1,34	1,45	1,47	1,44	1,59	1,63	1,47	1,63	1,74	1,60	1,65	1,73	1,81	1,69	1,75	1,83	1,72	1,78	1,87	1,92
15	-0,23	-0,08	-0,13	-0,06	0,08	0,09	-0,13	0,24	0,27	0,11	0,20	0,30	0,36	0,25	0,32	0,47	0,36	0,39	0,59	0,67
$\mu=7$																				
-5	5,36	5,44	5,43	5,31	5,34	5,40	5,38	5,25	5,35	5,38	5,32	5,27	5,36	5,32	5,24	5,25	5,33	5,30	5,22	5,08
0	4,08	4,15	4,17	4,09	4,15	4,21	4,15	4,12	4,24	4,27	4,17	4,22	4,27	4,21	4,20	4,21	4,24	4,23	4,24	4,17
10	1,02	1,16	1,19	1,16	1,32	1,38	1,20	1,37	1,52	1,36	1,40	1,52	1,62	1,46	1,54	1,64	1,52	1,57	1,70	1,78
15	-0,72	-0,55	-0,61	-0,53	-0,37	-0,36	-0,60	-0,20	-0,15	-0,32	-0,24	-0,12	-0,04	-0,17	-0,09	0,08	-0,03	-0,02	0,24	0,34
$\mu=10$																				
-5	5,88	5,96	5,96	5,83	5,87	5,93	5,92	5,78	5,89	5,92	5,86	5,81	5,91	5,86	5,79	5,80	5,89	5,84	5,79	5,64
0	4,21	4,28	4,31	4,24	4,30	4,37	4,29	4,28	4,42	4,46	4,35	4,42	4,48	4,40	4,40	4,42	4,45	4,42	4,48	4,42
10	0,62	0,77	0,82	0,79	0,96	1,04	0,83	1,03	1,20	1,03	1,06	1,20	1,33	1,14	1,24	1,36	1,22	1,26	1,44	1,55
15	-1,26	-1,08	-1,14	-1,06	-0,88	-0,86	-1,12	-0,70	-0,63	-0,81	-0,74	-0,59	-0,50	-0,66	-0,57	-0,37	-0,49	-0,50	-0,19	-0,07
$\mu=15$																				
-5	6,33	6,40	6,41	6,29	6,32	6,39	6,37	6,24	6,36	6,39	6,33	6,28	6,39	6,34	6,27	6,28	6,38	6,33	6,31	6,15
0	4,20	4,27	4,32	4,26	4,32	4,39	4,31	4,32	4,46	4,52	4,40	4,49	4,56	4,46	4,48	4,50	4,53	4,49	4,61	4,57
10	0,13	0,29	0,35	0,32	0,51	0,60	0,37	0,58	0,78	0,60	0,62	0,79	0,93	0,71	0,84	0,97	0,82	0,84	1,07	1,21
15	-1,88	-1,68	-1,74	-1,65	-1,46	-1,44	-1,71	-1,27	-1,18	-1,38	-1,31	-1,15	-1,04	-1,21	-1,12	-0,90	-1,03	-1,05	-0,69	-0,55
$\mu=20$																				
-5	6,54	6,60	6,63	6,52	6,54	6,61	6,60	6,47	6,58	6,62	6,57	6,52	6,63	6,58	6,51	6,53	6,63	6,57	6,58	6,43
0	4,11	4,18	4,25	4,19	4,26	4,33	4,24	4,27	4,42	4,48	4,35	4,46	4,53	4,42	4,46	4,48	4,51	4,46	4,62	4,59
10	-0,23	-0,05	0,02	-0,02	0,18	0,28	0,04	0,26	0,47	0,29	0,30	0,48	0,63	0,40	0,54	0,67	0,52	0,53	0,79	0,96
15	-2,29	-2,09	-2,14	-2,06	-1,86	-1,83	-2,11	-1,66	-1,56	-1,77	-1,70	-1,53	-1,41	-1,60	-1,50	-1,26	-1,40	-1,43	-1,05	-0,89

$\mu=100$																				
-5	6,63	6,63	6,70	6,67	6,66	6,73	6,73	6,66	6,74	6,77	6,76	6,73	6,82	6,78	6,78	6,80	6,88	6,82	7,00	6,89
0	3,22	3,28	3,38	3,36	3,42	3,49	3,41	3,49	3,62	3,72	3,59	3,75	3,82	3,68	3,77	3,79	3,82	3,73	4,06	4,09
10	-1,85	-1,65	-1,54	-1,60	-1,39	-1,26	-1,52	-1,28	-1,05	-1,22	-1,25	-1,02	-0,84	-1,12	-0,93	-0,79	-0,95	-0,98	-0,62	-0,39
15	-4,08	-3,85	-3,90	-3,80	-3,60	-3,54	-3,84	-3,38	-3,25	-3,47	-3,41	-3,22	-3,08	-3,30	-3,18	-2,92	-3,06	-3,12	-2,66	-2,45
$\mu=200$																				
-5	6,43	6,42	6,50	6,50	6,47	6,54	6,54	6,49	6,56	6,59	6,59	6,56	6,65	6,61	6,63	6,64	6,72	6,66	6,88	6,80
0	2,86	2,92	3,02	3,01	3,06	3,13	3,06	3,15	3,27	3,37	3,25	3,41	3,48	3,34	3,44	3,46	3,49	3,40	3,75	3,80
10	-2,33	-2,13	-2,01	-2,07	-1,86	-1,73	-2,00	-1,75	-1,51	-1,68	-1,72	-1,48	-1,30	-1,59	-1,38	-1,25	-1,41	-1,45	-1,07	-0,82
15	-4,59	-4,36	-4,40	-4,30	-4,10	-4,03	-4,33	-3,88	-3,74	-3,97	-3,91	-3,71	-3,57	-3,79	-3,67	-3,41	-3,55	-3,62	-3,15	-2,92
$\mu=255$																				
-5	6,36	6,35	6,43	6,43	6,41	6,47	6,48	6,43	6,49	6,52	6,52	6,50	6,58	6,55	6,57	6,58	6,65	6,60	6,82	6,75
0	2,74	2,80	2,91	2,90	2,95	3,01	2,95	3,04	3,16	3,26	3,14	3,30	3,38	3,23	3,34	3,35	3,39	3,29	3,65	3,71
10	-2,47	-2,27	-2,15	-2,21	-2,00	-1,86	-2,14	-1,89	-1,65	-1,82	-1,86	-1,62	-1,44	-1,73	-1,51	-1,39	-1,54	-1,59	-1,21	-0,95
15	-4,75	-4,51	-4,55	-4,45	-4,25	-4,18	-4,48	-4,03	-3,89	-4,12	-4,06	-3,86	-3,71	-3,94	-3,82	-3,56	-3,70	-3,76	-3,29	-3,06

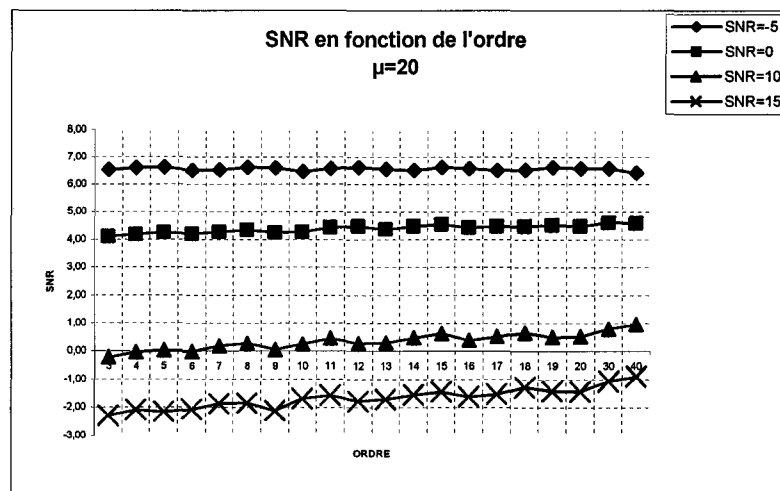


Figure 23 Graphe du SNR du signal débruité en fonction de l'ordre selon le SNR du signal en entrée pour un seuillage de Kwon (Niveau 5)

Il est à noter également que les comparaisons effectuées entre le seuillage dur modifié et le seuillage doux ou dur aboutissent tous presque aux mêmes constatations observées au niveau 4 dans la mesure où le seuillage dur modifié améliore le seuillage dur mais ne donne pas une aussi bonne conservation du signal que le seuillage doux.

3.3.2.2.4 Méthode par seuillage combiné (approche utilisée)

La meilleure combinaison obtenue pour une décomposition à 5 niveaux est celle utilisant le seuillage doux pour seulement 1 nœud de la sous-bande des fréquences la plus basse, et le seuillage de Kwon pour les autres. Les résultats obtenus sont donnés par le tableau IX :

Tableau IX
Résultats de simulation par seuillage combiné (décomposition niveaux 5)

$\mu=3$	Ordre																			
SNR	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	30	40
-5	5,72	5,75	5,70	5,69	5,71	5,70	5,71	5,71	5,71	5,69	5,71	5,71	5,68	5,66	5,66	5,67	5,66	5,66	5,61	5,51
0	4,62	4,69	4,65	4,65	4,73	4,73	4,67	4,73	4,79	4,74	4,72	4,81	4,77	4,71	4,77	4,79	4,73	4,76	4,74	4,72
10	0,83	1,08	1,00	1,02	1,30	1,29	1,08	1,30	1,49	1,24	1,26	1,52	1,52	1,30	1,45	1,64	1,40	1,43	1,53	1,73
15	-2,15	-1,79	-1,90	-1,80	-1,48	-1,49	-1,76	-1,39	-1,22	-1,50	-1,48	-1,16	-1,16	-1,41	-1,23	-0,98	-1,22	-1,26	-1,03	-0,73
$\mu=5$																				
-5	6,43	6,45	6,42	6,41	6,42	6,42	6,43	6,42	6,43	6,41	6,43	6,43	6,41	6,38	6,39	6,40	6,39	6,38	6,35	6,23
0	4,84	4,91	4,89	4,89	4,97	4,99	4,91	4,98	5,07	5,03	4,99	5,11	5,08	4,99	5,07	5,09	5,04	5,05	5,09	5,07
10	0,48	0,74	0,68	0,69	0,97	0,99	0,76	1,00	1,20	0,94	0,96	1,23	1,27	1,02	1,19	1,38	1,14	1,17	1,32	1,54
15	-2,54	-2,19	-2,30	-2,19	-1,89	-1,88	-2,18	-1,77	-1,61	-1,90	-1,86	-1,55	-1,52	-1,78	-1,60	-1,35	-1,58	-1,61	-1,35	-1,05
$\mu=7$																				
-5	6,79	6,82	6,80	6,78	6,78	6,79	6,80	6,79	6,81	6,80	6,82	6,82	6,80	6,77	6,78	6,79	6,79	6,77	6,76	6,64
0	4,84	4,92	4,92	4,91	5,00	5,02	4,94	5,02	5,12	5,10	5,04	5,17	5,15	5,06	5,14	5,17	5,11	5,12	5,20	5,20
10	0,19	0,44	0,41	0,41	0,68	0,72	0,47	0,72	0,93	0,68	0,70	0,96	1,03	0,76	0,94	1,13	0,90	0,92	1,10	1,33
15	-2,84	-2,49	-2,59	-2,49	-2,19	-2,17	-2,49	-2,06	-1,91	-2,19	-2,14	-1,85	-1,80	-2,07	-1,87	-1,63	-1,85	-1,89	-1,61	-1,30
$\mu=10$																				
-5	7,07	7,09	7,08	7,07	7,06	7,08	7,09	7,08	7,10	7,09	7,12	7,12	7,10	7,07	7,08	7,10	7,10	7,08	7,10	6,98
0	4,75	4,82	4,84	4,83	4,92	4,95	4,86	4,96	5,06	5,06	4,99	5,14	5,12	5,02	5,12	5,14	5,09	5,09	5,21	5,22
10	-0,15	0,09	0,08	0,07	0,34	0,40	0,14	0,40	0,61	0,36	0,38	0,64	0,73	0,45	0,64	0,82	0,60	0,62	0,82	1,07
15	-3,16	-2,82	-2,92	-2,81	-2,53	-2,50	-2,83	-2,37	-2,24	-2,52	-2,46	-2,18	-2,11	-2,38	-2,19	-1,94	-2,16	-2,20	-1,90	-1,58
$\mu=15$																				
-5	7,23	7,24	7,26	7,24	7,23	7,26	7,27	7,26	7,28	7,28	7,31	7,31	7,31	7,27	7,30	7,31	7,32	7,29	7,36	7,24
0	4,54	4,61	4,65	4,64	4,72	4,77	4,67	4,78	4,89	4,91	4,82	4,98	4,99	4,86	4,98	5,00	4,96	4,94	5,12	5,15
10	-0,56	-0,32	-0,31	-0,33	-0,06	0,01	-0,26	0,01	0,22	-0,02	-0,01	0,26	0,37	0,08	0,28	0,45	0,23	0,24	0,48	0,74
15	-3,52	-3,19	-3,28	-3,17	-2,90	-2,86	-3,20	-2,73	-2,61	-2,89	-2,82	-2,55	-2,46	-2,74	-2,54	-2,30	-2,52	-2,55	-2,24	-1,92
$\mu=20$																				
-5	7,25	7,26	7,29	7,29	7,27	7,30	7,31	7,30	7,32	7,33	7,36	7,37	7,36	7,33	7,36	7,38	7,39	7,35	7,45	7,34
0	4,34	4,42	4,47	4,46	4,54	4,59	4,50	4,61	4,72	4,75	4,66	4,83	4,84	4,71	4,83	4,85	4,82	4,79	5,00	5,04
10	-0,84	-0,60	-0,58	-0,60	-0,34	-0,26	-0,53	-0,27	-0,05	-0,28	-0,28	-0,01	0,11	-0,19	0,03	0,18	-0,03	-0,02	0,23	0,50
15	-3,77	-3,44	-3,53	-3,42	-3,16	-3,11	-3,46	-2,98	-2,86	-3,14	-3,06	-2,80	-2,71	-2,99	-2,78	-2,55	-2,76	-2,79	-2,47	-2,15
$\mu=100$																				
-5	6,76	6,75	6,83	6,85	6,81	6,86	6,88	6,87	6,90	6,92	6,95	6,96	6,98	6,95	7,02	7,03	7,05	7,01	7,23	7,18
0	3,22	3,29	3,38	3,38	3,44	3,49	3,42	3,53	3,64	3,73	3,62	3,80	3,84	3,69	3,83	3,84	3,84	3,77	4,10	4,19
10	-2,13	-1,92	-1,84	-1,89	-1,65	-1,53	-1,82	-1,54	-1,33	-1,52	-1,54	-1,28	-1,13	-1,43	-1,19	-1,07	-1,25	-1,27	-0,96	-0,66
15	-4,89	-4,58	-4,65	-4,54	-4,30	-4,24	-4,59	-4,10	-3,99	-4,27	-4,16	-3,94	-3,82	-4,10	-3,89	-3,67	-3,86	-3,90	-3,54	-3,22
$\mu=200$																				
-5	6,49	6,47	6,56	6,59	6,54	6,60	6,62	6,61	6,63	6,65	6,69	6,70	6,72	6,70	6,77	6,78	6,80	6,76	7,00	6,98
0	2,84	2,91	3,01	3,01	3,06	3,12	3,05	3,16	3,27	3,36	3,26	3,43	3,48	3,33	3,47	3,48	3,49	3,40	3,77	3,86
10	-2,53	-2,32	-2,23	-2,28	-2,05	-1,93	-2,21	-1,93	-1,72	-1,90	-1,93	-1,67	-1,51	-1,82	-1,57	-1,46	-1,64	-1,66	-1,33	-1,04
15	-5,23	-4,92	-4,99	-4,87	-4,65	-4,58	-4,93	-4,44	-4,34	-4,61	-4,50	-4,28	-4,16	-4,44	-4,22	-4,02	-4,20	-4,24	-3,87	-3,55

$\mu=255$																				
-5	6,41	6,38	6,47	6,50	6,46	6,52	6,53	6,53	6,55	6,57	6,61	6,61	6,64	6,61	6,69	6,70	6,71	6,68	6,93	6,91
0	2,73	2,79	2,90	2,90	2,95	3,00	2,94	3,05	3,15	3,25	3,15	3,32	3,37	3,22	3,36	3,37	3,38	3,29	3,66	3,75
10	-2,65	-2,44	-2,34	-2,40	-2,17	-2,04	-2,33	-2,05	-1,84	-2,02	-2,05	-1,79	-1,63	-1,94	-1,68	-1,58	-1,75	-1,78	-1,44	-1,15
15	-5,33	-5,03	-5,09	-4,98	-4,75	-4,68	-5,03	-4,54	-4,44	-4,71	-4,60	-4,38	-4,26	-4,54	-4,32	-4,12	-4,30	-4,34	-3,97	-3,65

On remarque que pour des petites valeurs de μ , la méthode de seuillage combiné améliore le seuillage de Kwon pour un SNR = -5 avec un gain allant jusqu'à 2 dB, et un gain de plus de 1.5 dB pour un SNR=0 dB. Cependant on constate un gain négatif pour un SNR de 10 dB et 15 dB dans les environs de 0.5 dB et 1 dB respectivement. Pour les grandes valeurs de μ , les résultats se rapprochent sauf peut être pour un SNR=15 dB où on constate un gain négatif de 0.5 dB.

3.3.2.3 Résultats obtenus en utilisant une décomposition de niveau 6

Comme dans le cas de la décomposition de niveau 4 et 5, un gain en rapport signal/bruit en sortie est estimé en décibel pour chaque valeur du SNR en entrée et chaque ordre d'ondelette. La comparaison s'effectuera entre les méthodes en utilisant également ses gains.

3.3.2.3.1 Méthode par seuillage dur

Le passage du niveau 5 au niveau 6 montre que les résultats s'améliorent dans le cas du seuillage dur. Cependant, cette amélioration n'est pas suffisante puisqu'on observe une dégradation importante du signal avec des gains négatifs dans le cas d'un SNR de 10dB ou de 15 dB (voir tableau X).

Tableau X
Résultats de simulation par seuillage dur (décomposition niveaux 6)

SNR	Ordre																			
	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	30	40
-5	5,33	5,41	5,41	5,57	5,47	5,57	5,65	5,67	5,69	5,77	5,73	5,82	5,89	5,88	5,91	6,00	6,08	6,16	6,24	6,30
0	1,39	1,53	1,57	1,78	1,81	1,98	1,95	2,03	2,12	2,22	2,21	2,32	2,43	2,46	2,53	2,56	2,64	2,84	3,17	3,45
10	-4,61	-4,45	-4,19	-3,86	-3,59	-3,49	-3,56	-3,40	-3,05	-3,07	-3,04	-2,76	-2,84	-2,63	-2,63	-2,40	-2,39	-2,48	-1,45	-0,78
15	-6,76	-6,43	-6,36	-6,01	-5,65	-5,75	-5,52	-5,59	-5,32	-5,19	-4,97	-4,81	-4,78	-4,63	-4,45	-4,25	-4,26	-4,09	-2,93	-2,14

3.3.2.3.2 Méthode par seuillage doux

Comme dans le cas du seuillage dur, Le passage du niveau 5 au niveau 6 montre que les résultats s'améliorent de plus en plus. De plus on constate également la supériorité apparente du seuillage doux par rapport au seuillage dur du point de vue préservation du signal original (voir tableau XI).

Tableau XI
Résultats de simulation par seuillage doux (décomposition niveaux 6)

SNR	Ordre																			
	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	30	40
-5	5,55	5,61	5,69	5,69	5,63	5,60	5,76	5,62	5,59	5,53	5,62	5,48	5,56	5,35	5,44	5,44	5,46	5,15	4,88	4,47
0	4,25	4,35	4,45	4,49	4,47	4,54	4,60	4,55	4,58	4,57	4,60	4,59	4,61	4,48	4,55	4,55	4,56	4,38	4,22	3,95
10	0,92	1,10	1,24	1,39	1,51	1,62	1,69	1,69	1,86	1,86	1,93	2,01	2,02	2,02	2,08	2,13	2,17	2,09	2,33	2,41
15	-1,05	-0,81	-0,69	-0,49	-0,29	-0,14	0,01	-0,09	0,12	0,15	0,33	0,46	0,47	0,43	0,61	0,64	0,71	0,71	1,14	1,40

3.3.2.3.3 Méthode par seuillage dur modifié

Une fois encore, le passage du niveau 5 au niveau 6 est fructueux. On constate un gain positif de l'ordre de 0.5 dB pour les valeurs du SNR -5 et 0 dB. Pour les valeurs du SNR de 10 dB et 15 dB ce gain est plus important en augmentant l'ordre de l'ondelette allant

jusqu'à 2 dB, ce qui rend nettement meilleur le débruitage en comparaison avec le niveau 5 (voir tableau XII). De même en comparant les résultats dans le même niveaux, on peut remarquer une tendance un peu différente représentant les différents gains en fonction de l'ordre de l'ondelette puisque qu'à partir de l'ordre 20, ce gain diminue pour les valeurs du SNR de -5 dB et 0 dB. Cela est bien visible sur la figure 24.

Tableau XII
Résultats de simulation par seuillage dur modifié (décomposition niveaux 6)

$\mu=3$	Ordre																			
SNR	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	30	40
-5	3,84	3,86	3,88	3,89	3,86	3,81	3,87	3,83	3,80	3,76	3,80	3,73	3,77	3,66	3,70	3,70	3,71	3,56	3,36	3,04
0	3,34	3,39	3,42	3,44	3,42	3,42	3,44	3,44	3,42	3,39	3,41	3,39	3,41	3,32	3,36	3,36	3,35	3,26	3,09	2,82
10	1,77	1,90	1,97	2,05	2,11	2,14	2,17	2,19	2,28	2,24	2,27	2,34	2,32	2,30	2,34	2,36	2,36	2,32	2,33	2,25
15	0,77	0,94	0,99	1,14	1,27	1,31	1,46	1,38	1,53	1,53	1,63	1,73	1,74	1,65	1,81	1,82	1,78	1,84	1,94	1,95
$\mu=5$																				
-5	4,83	4,85	4,88	4,90	4,87	4,81	4,89	4,85	4,81	4,76	4,81	4,72	4,78	4,64	4,69	4,70	4,71	4,53	4,27	3,86
0	3,96	4,02	4,07	4,11	4,09	4,12	4,13	4,14	4,14	4,10	4,12	4,12	4,14	4,05	4,09	4,10	4,10	3,99	3,81	3,49
10	1,58	1,75	1,84	1,98	2,08	2,12	2,17	2,19	2,35	2,31	2,33	2,45	2,42	2,42	2,47	2,52	2,53	2,49	2,60	2,56
15	0,29	0,50	0,56	0,77	0,96	0,99	1,20	1,10	1,30	1,31	1,45	1,58	1,60	1,50	1,71	1,73	1,70	1,78	2,02	2,11
$\mu=7$																				
-5	5,44	5,45	5,49	5,54	5,49	5,44	5,52	5,48	5,44	5,39	5,44	5,35	5,42	5,27	5,32	5,33	5,35	5,15	4,87	4,40
0	4,24	4,31	4,38	4,44	4,43	4,47	4,48	4,50	4,52	4,48	4,50	4,51	4,54	4,45	4,49	4,50	4,51	4,41	4,23	3,89
10	1,33	1,51	1,63	1,80	1,93	1,97	2,03	2,06	2,26	2,22	2,24	2,39	2,36	2,38	2,43	2,50	2,51	2,48	2,68	2,69
15	-0,12	0,11	0,18	0,42	0,64	0,68	0,91	0,79	1,03	1,05	1,21	1,36	1,38	1,29	1,52	1,56	1,53	1,63	1,97	2,12
$\mu=10$																				
-5	5,99	6,01	6,06	6,12	6,07	6,02	6,11	6,07	6,04	5,99	6,03	5,95	6,04	5,87	5,93	5,94	5,98	5,76	5,45	4,93
0	4,42	4,49	4,58	4,67	4,66	4,73	4,73	4,76	4,81	4,77	4,78	4,82	4,85	4,77	4,81	4,83	4,84	4,75	4,60	4,25
10	0,98	1,18	1,31	1,52	1,68	1,73	1,79	1,82	2,07	2,02	2,05	2,23	2,19	2,24	2,28	2,38	2,40	2,37	2,67	2,73
15	-0,60	-0,35	-0,27	0,00	0,25	0,29	0,53	0,41	0,67	0,71	0,88	1,05	1,07	0,99	1,24	1,29	1,27	1,39	1,82	2,06
$\mu=15$																				
-5	6,47	6,49	6,55	6,64	6,59	6,55	6,65	6,60	6,58	6,54	6,58	6,50	6,61	6,44	6,50	6,53	6,57	6,35	6,04	5,47
0	4,47	4,55	4,65	4,77	4,77	4,87	4,86	4,90	4,98	4,95	4,94	5,03	5,05	4,99	5,03	5,06	5,09	5,01	4,90	4,56
10	0,54	0,75	0,89	1,13	1,32	1,37	1,44	1,47	1,76	1,72	1,74	1,95	1,91	1,98	2,02	2,15	2,17	2,15	2,56	2,69
15	-1,15	-0,89	-0,81	-0,51	-0,24	-0,20	0,06	-0,07	0,22	0,27	0,46	0,64	0,67	0,59	0,86	0,92	0,91	1,04	1,59	1,90
$\mu=20$																				
-5	6,71	6,73	6,79	6,91	6,85	6,82	6,93	6,88	6,87	6,84	6,87	6,81	6,92	6,75	6,81	6,85	6,90	6,69	6,38	5,80
0	4,42	4,50	4,61	4,75	4,76	4,88	4,86	4,91	5,01	4,99	4,97	5,09	5,10	5,07	5,10	5,14	5,17	5,11	5,05	4,72
10	0,21	0,42	0,57	0,83	1,04	1,09	1,16	1,19	1,51	1,47	1,48	1,71	1,67	1,77	1,80	1,94	1,97	1,95	2,43	2,62
15	-1,54	-1,27	-1,18	-0,87	-0,58	-0,55	-0,28	-0,41	-0,11	-0,06	0,15	0,34	0,36	0,30	0,57	0,64	0,63	0,78	1,39	1,76
$\mu=100$																				
-5	6,89	6,92	6,98	7,16	7,10	7,16	7,25	7,23	7,26	7,31	7,28	7,31	7,44	7,35	7,39	7,46	7,55	7,44	7,26	6,77
0	3,65	3,73	3,86	4,03	4,09	4,28	4,23	4,31	4,48	4,50	4,44	4,66	4,65	4,72	4,73	4,80	4,85	4,90	5,06	4,90
10	-1,37	-1,15	-0,98	-0,66	-0,42	-0,36	-0,28	-0,25	0,14	0,11	0,10	0,39	0,34	0,52	0,51	0,71	0,75	0,74	1,50	1,91
15	-3,26	-2,98	-2,90	-2,53	-2,21	-2,19	-1,91	-2,05	-1,72	-1,65	-1,41	-1,18	-1,18	-1,19	-0,91	-0,81	-0,80	-0,62	0,23	0,81
$\mu=200$																				
-5	6,70	6,74	6,80	6,98	6,93	7,01	7,09	7,07	7,11	7,20	7,14	7,20	7,33	7,26	7,30	7,38	7,48	7,41	7,30	6,88
0	3,31	3,38	3,51	3,69	3,76	3,96	3,90	3,98	4,17	4,20	4,14	4,36	4,36	4,45	4,46	4,53	4,58	4,67	4,88	4,80
10	-1,86	-1,63	-1,46	-1,13	-0,89	-0,82	-0,75	-0,72	-0,31	-0,35	-0,36	-0,06	-0,11	0,08	0,07	0,28	0,32	0,31	1,14	1,60
15	-3,77	-3,50	-3,41	-3,03	-2,70	-2,69	-2,42	-2,56	-2,22	-2,15	-1,90	-1,67	-1,67	-1,67	-1,39	-1,28	-1,27	-1,08	-0,18	0,46

$\mu=255$																								
-5	6,63	6,67	6,73	6,92	6,86	6,95	7,02	7,01	7,05	7,15	7,09	7,15	7,27	7,22	7,26	7,34	7,43	7,38	7,29	6,89				
0	3,20	3,28	3,40	3,58	3,65	3,85	3,80	3,88	4,07	4,10	4,04	4,27	4,26	4,36	4,36	4,44	4,49	4,58	4,82	4,76				
10	-2,00	-1,78	-1,61	-1,27	-1,03	-0,97	-0,89	-0,86	-0,45	-0,49	-0,49	-0,20	-0,25	-0,05	-0,06	0,15	0,19	0,18	1,02	1,50				
15	-3,93	-3,65	-3,56	-3,18	-2,85	-2,85	-2,57	-2,71	-2,37	-2,30	-2,05	-1,82	-1,82	-1,81	-1,54	-1,42	-1,41	-1,22	-0,30	0,35				

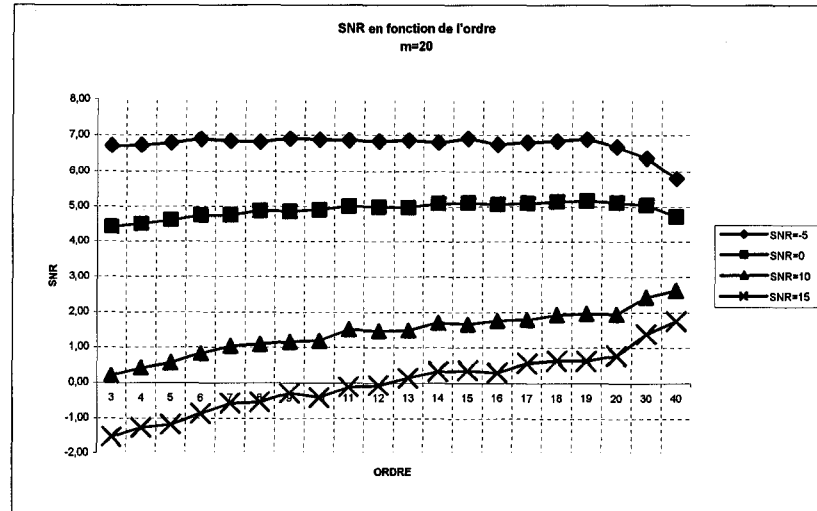


Figure 24 Graphe du SNR du signal débruité en fonction de l'ordre selon le SNR du signal en entrée pour un seuillage de Kwon (Niveau 6)

3.3.2.3.4 Méthode par seuillage combiné

En effectuant les tests de simulation par combinaison du seuillage de Kwon et du seuillage doux, on déduit que la combinaison idéale est celle similaire au niveau 6. Le tableau XIII donne les résultats découlant de la simulation associée à ce cas :

Tableau XIII
Résultats de simulation par seuillage combiné (décomposition niveaux 6)

$\mu=3$	Ordre																			
SNR	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	30	40
-5	5,27	5,30	5,37	5,33	5,33	5,25	5,33	5,27	5,25	5,21	5,28	5,14	5,19	5,13	5,18	5,16	5,13	5,06	4,86	4,63
0	4,59	4,66	4,73	4,71	4,72	4,72	4,74	4,73	4,73	4,69	4,74	4,68	4,70	4,66	4,71	4,69	4,64	4,63	4,49	4,33
10	2,57	2,75	2,85	2,93	3,04	3,07	3,11	3,12	3,24	3,21	3,25	3,32	3,29	3,32	3,37	3,39	3,36	3,39	3,48	3,50
15	1,34	1,60	1,68	1,84	2,01	2,06	2,23	2,14	2,32	2,33	2,45	2,54	2,55	2,50	2,68	2,68	2,62	2,75	2,94	3,06
$\mu=5$																				
-5	6,10	6,13	6,20	6,18	6,18	6,09	6,18	6,12	6,10	6,05	6,13	5,98	6,05	5,96	6,03	6,02	5,97	5,88	5,66	5,37
0	4,97	5,04	5,13	5,14	5,17	5,18	5,19	5,20	5,23	5,18	5,22	5,19	5,21	5,18	5,23	5,23	5,17	5,17	5,04	4,86
10	2,13	2,33	2,45	2,58	2,74	2,77	2,83	2,85	3,04	3,00	3,04	3,16	3,12	3,18	3,23	3,29	3,26	3,30	3,52	3,61
15	0,65	0,92	1,01	1,22	1,45	1,49	1,71	1,60	1,83	1,85	2,01	2,13	2,15	2,10	2,32	2,34	2,29	2,43	2,78	3,00
$\mu=7$																				
-5	6,57	6,59	6,66	6,66	6,67	6,57	6,68	6,62	6,60	6,54	6,62	6,47	6,55	6,46	6,53	6,53	6,49	6,39	6,15	5,84
0	5,07	5,16	5,25	5,29	5,33	5,36	5,37	5,38	5,44	5,39	5,43	5,42	5,44	5,41	5,47	5,47	5,42	5,42	5,33	5,15
10	1,73	1,94	2,07	2,25	2,43	2,46	2,53	2,55	2,79	2,74	2,78	2,93	2,89	2,97	3,02	3,10	3,08	3,12	3,43	3,59
15	0,13	0,41	0,50	0,75	1,00	1,04	1,28	1,16	1,42	1,45	1,62	1,77	1,79	1,74	1,98	2,02	1,97	2,12	2,57	2,87
$\mu=10$	ordre																			
-5	6,95	6,97	7,04	7,07	7,08	6,98	7,10	7,04	7,03	6,98	7,05	6,91	7,00	6,91	6,98	6,99	6,95	6,85	6,62	6,28
0	5,07	5,15	5,25	5,33	5,37	5,43	5,43	5,46	5,54	5,49	5,52	5,55	5,57	5,55	5,61	5,63	5,58	5,59	5,54	5,38
10	1,26	1,48	1,62	1,83	2,04	2,08	2,14	2,17	2,45	2,41	2,44	2,62	2,58	2,68	2,72	2,83	2,82	2,85	3,27	3,49
15	-0,44	-0,15	-0,06	0,22	0,50	0,54	0,79	0,66	0,94	0,98	1,17	1,34	1,36	1,31	1,57	1,62	1,58	1,75	2,29	2,66
$\mu=15$																				
-5	7,23	7,25	7,32	7,39	7,39	7,31	7,43	7,37	7,37	7,33	7,40	7,28	7,38	7,28	7,37	7,39	7,36	7,25	7,04	6,70
0	4,93	5,02	5,13	5,23	5,29	5,38	5,36	5,41	5,52	5,48	5,49	5,57	5,58	5,58	5,64	5,67	5,63	5,66	5,68	5,54
10	0,71	0,94	1,09	1,33	1,56	1,60	1,67	1,70	2,02	1,98	2,00	2,21	2,17	2,29	2,33	2,46	2,46	2,49	3,01	3,31
15	-1,06	-0,77	-0,68	-0,37	-0,08	-0,04	0,22	0,09	0,39	0,44	0,65	0,83	0,85	0,81	1,08	1,14	1,11	1,29	1,93	2,38
$\mu=20$																				
-5	7,33	7,35	7,42	7,51	7,51	7,45	7,56	7,51	7,52	7,50	7,55	7,45	7,56	7,47	7,55	7,58	7,56	7,46	7,27	6,94
0	4,78	4,86	4,98	5,11	5,16	5,28	5,25	5,31	5,44	5,41	5,41	5,52	5,52	5,54	5,59	5,63	5,60	5,64	5,70	5,60
10	0,34	0,57	0,72	0,98	1,21	1,26	1,33	1,36	1,70	1,66	1,68	1,91	1,86	2,00	2,03	2,18	2,19	2,21	2,81	3,15
15	-1,47	-1,18	-1,09	-0,77	-0,47	-0,43	-0,17	-0,30	0,01	0,07	0,28	0,47	0,49	0,46	0,73	0,80	0,78	0,96	1,66	2,16
$\mu=100$																				
-5	7,03	7,07	7,13	7,30	7,27	7,32	7,41	7,38	7,42	7,49	7,47	7,48	7,60	7,55	7,62	7,69	7,73	7,69	7,65	7,50
0	3,72	3,80	3,93	4,10	4,17	4,36	4,31	4,38	4,57	4,59	4,54	4,75	4,74	4,83	4,85	4,93	4,94	5,04	5,31	5,40
10	-1,35	-1,12	-0,96	-0,64	-0,39	-0,33	-0,26	-0,22	0,18	0,14	0,14	0,42	0,37	0,57	0,56	0,76	0,79	0,80	1,63	2,17
15	-3,26	-2,98	-2,89	-2,52	-2,19	-2,17	-1,90	-2,04	-1,70	-1,63	-1,38	-1,16	-1,16	-1,16	-0,88	-0,78	-0,78	-0,59	0,32	1,00
$\mu=200$																				
-5	6,78	6,82	6,88	7,05	7,01	7,09	7,17	7,15	7,20	7,29	7,25	7,29	7,41	7,38	7,44	7,51	7,57	7,56	7,58	7,49
0	3,34	3,42	3,55	3,72	3,80	4,00	3,94	4,02	4,21	4,25	4,19	4,42	4,40	4,51	4,53	4,60	4,63	4,75	5,06	5,21
10	-1,85	-1,62	-1,45	-1,12	-0,87	-0,81	-0,74	-0,70	-0,30	-0,33	-0,34	-0,05	-0,10	0,11	0,10	0,31	0,34	0,34	1,23	1,81
15	-3,78	-3,49	-3,41	-3,03	-2,70	-2,69	-2,41	-2,56	-2,21	-2,14	-1,89	-1,66	-1,66	-1,65	-1,37	-1,26	-1,26	-1,06	-0,11	0,81
$\mu=255$																				
-5	6,69	6,74	6,79	6,97	6,93	7,01	7,09	7,08	7,12	7,22	7,17	7,23	7,34	7,32	7,37	7,45	7,51	7,50	7,54	7,48
0	3,23	3,31	3,43	3,61	3,68	3,88	3,83	3,91	4,10	4,14	4,08	4,31	4,29	4,41	4,42	4,50	4,53	4,65	4,98	5,14
10	-1,99	-1,77	-1,60	-1,27	-1,02	-0,95	-0,88	-0,85	-0,44	-0,48	-0,48	-0,19	-0,24	-0,03	-0,04	0,17	0,21	0,21	1,10	1,70
15	-3,93	-3,65	-3,56	-3,18	-2,85	-2,84	-2,57	-2,71	-2,37	-2,29	-2,04	-1,81	-1,81	-1,80	-1,52	-1,41	-1,40	-1,21	-0,24	0,49

En passant au niveau 6, on constate une grande amélioration comme celle constaté avec le seuillage dur modifié. Pour ce qui est du point de vue comparaison entre les deux méthodes, il est clair que l'approche combinatoire est nettement performante du fait qu'on obtient un gain positif considérable en particulier pour les petites valeurs de μ et

où on remarque un gain allant jusqu'à 2dB environ pour un SNR de -5 dB, 1dB pour un SNR de 0 dB, 0.5 dB pour un SNR de 10 dB, ou de 15 dB. La tendance concernant les résultats en fonction de l'ordre constaté dans le seuillage de Kwon demeure toujours vraie.

3.3.2.4 Résultats en utilisant une décomposition de niveau 7

Comme dans le cas de la décomposition de niveau 4,5, et 6 un gain en rapport signal/bruit en sortie est estimé en décibel pour chaque valeur du SNR en entrée et chaque ordre d'ondelette. La comparaison s'effectuera entre les méthodes en utilisant également ses gains.

3.3.2.4.1 Méthode par seuillage dur

Le passage du niveau 6 au niveau 7 se révèle fructueux pour le seuillage dur dans la mesure où il subsiste un gain positif de plus de 0.5 dB pour un SNR de -5 dB, un gain dépassant 1dB pour un SNR de 0dB, et un gain de plus de 2 dB pour les valeurs du SNR supérieures. Néanmoins, le seuillage dur demeure toujours un seuillage médiocre pour la préservation du signal à débruiter. Le tableau XIV appuie ces constatations :

Tableau XIV
Résultats de simulation par seuillage dur (décomposition niveaux 7)

SNR	Ordre																			
	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	30	40
-5	5,83	5,97	6,02	6,09	6,33	6,45	6,40	6,54	6,53	6,61	6,66	6,90	6,72	6,90	6,97	6,85	6,92	6,91	6,11	4,78
0	2,14	2,41	2,68	2,66	3,01	3,24	3,14	3,42	3,52	3,44	3,70	3,88	3,85	4,02	4,07	3,97	4,19	4,27	4,30	3,68
10	-3,15	-2,78	-2,49	-2,32	-1,72	-1,79	-1,63	-1,23	-1,29	-0,99	-0,91	-0,65	-0,48	-0,57	-0,19	0,03	0,14	0,17	1,18	1,51
15	-5,26	-4,89	-4,64	-4,46	-3,70	-3,77	-3,59	-3,22	-3,19	-2,97	-2,52	-2,28	-2,05	-2,20	-1,70	-1,70	-1,45	-1,37	-0,40	0,23

Par ailleurs, on remarque qu'en augmentant l'ordre, le gain augmente jusqu'à l'ordre 20, où il commence à diminuer mais devient cependant plus préservant comme le montre la figure 25 :

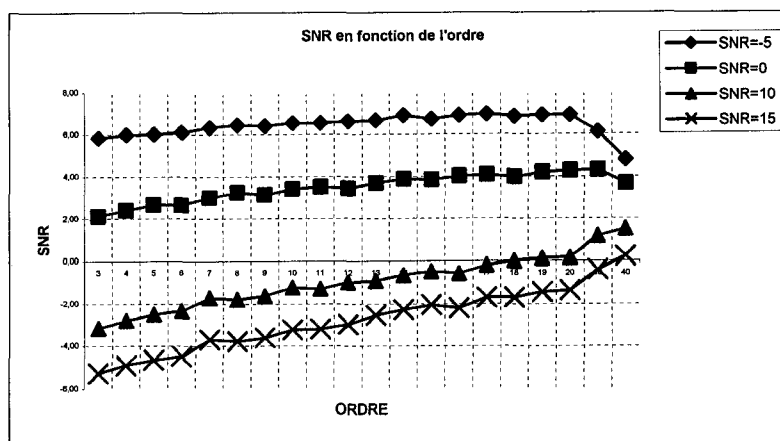


Figure 25 Graphe du SNR du signal débruité en fonction de l'ordre selon le SNR du signal en entrée pour un seuillage dur (Niveau 7)

3.3.2.4.2 Méthode par seuillage doux

En passant du niveau 6 au niveau 7, presque aucune amélioration n'a été constatée pour les valeurs du SNR inférieure à 0 dB. Par contre il y a un gain positif dans les environs de 0.7 dB pour un SNR de 10 dB, et un gain dépassant 1dB pour un SNR de 15 dB. De même, le seuillage doux prouve toujours sa performance par rapport au seuillage dur. Les résultats de simulation pour ce seuillage sont donnés par le tableau XV :

Tableau XVI Résultats de simulation par seuillage doux (décomposition niveaux 7)

SNR	Ordre																			
	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	30	40
-5	5,97	5,73	5,41	5,56	5,48	5,64	5,39	5,20	5,48	5,33	5,31	4,97	4,95	5,13	5,01	4,72	4,44	4,66	3,84	3,04
0	4,83	4,75	4,53	4,67	4,70	4,84	4,62	4,53	4,79	4,65	4,69	4,42	4,41	4,55	4,49	4,26	4,04	4,24	3,58	2,88
10	1,90	2,06	2,03	2,21	2,46	2,56	2,47	2,55	2,71	2,70	2,80	2,72	2,80	2,86	2,90	2,82	2,66	2,84	2,65	2,24
15	-0,04	0,24	0,30	0,57	0,84	0,97	0,98	1,08	1,26	1,37	1,49	1,51	1,59	1,65	1,78	1,69	1,64	1,79	1,89	1,74

En ce qui concerne la tendance du gain par rapport à l'ordre de l'ondelette, on se rend compte qu'en augmentant l'ordre le gain diminue pour des valeurs du SNR inférieures à 0 dB, et augmente pour des valeurs du SNR supérieures à 0 dB jusqu'à l'ordre 20 où le gain diminue pour presque toutes les valeurs. On illustre ces déductions par le graphe de la figure 26 :

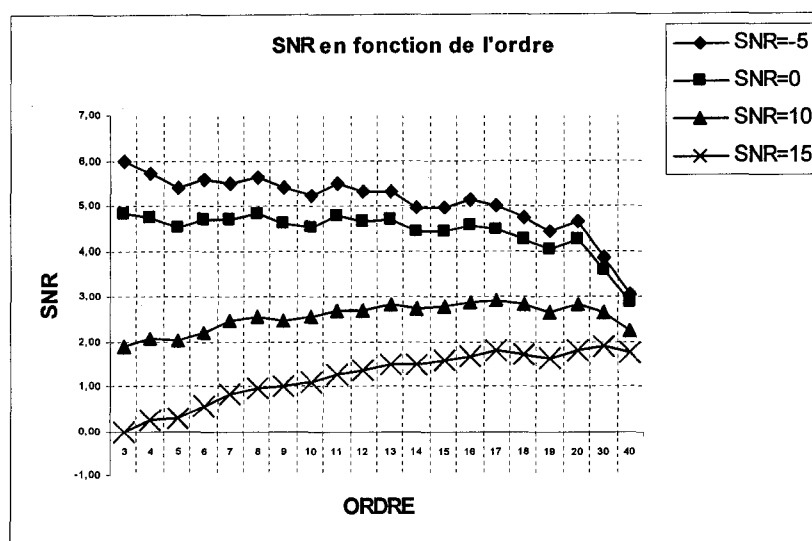


Figure 26 Graphe du SNR du signal débruité en fonction de l'ordre selon le SNR du signal en entrée pour un seuillage doux (Niveau 7)

3.3.2.4.3 Méthode par seuillage dur modifié

Avec le seuillage dur modifié, le passage du niveau 6 au 7 est bénéfique du fait qu'il y a une amélioration qui augmente en augmentant la valeur de μ . Les résultats avec cette méthode sont représentés par le tableau XVII :

Tableau XVIII
Résultats de simulation par seuillage dur modifié (décomposition niveaux 7)

$\mu=3$	ordre																			
SNR	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	30	40
-5	3,97	3,85	3,67	3,77	3,73	3,80	3,68	3,57	3,71	3,60	3,59	3,41	3,38	3,46	3,38	3,20	3,02	3,15	2,45	1,74
0	3,55	3,51	3,34	3,44	3,43	3,50	3,38	3,30	3,44	3,34	3,35	3,19	3,16	3,23	3,18	3,01	2,86	2,98	2,35	1,69
10	2,34	2,41	2,35	2,45	2,60	2,63	2,58	2,57	2,68	2,62	2,68	2,58	2,59	2,62	2,62	2,53	2,38	2,50	2,09	1,55
15	1,43	1,59	1,58	1,74	1,94	2,01	1,98	1,98	2,12	2,14	2,21	2,16	2,20	2,23	2,27	2,18	2,05	2,19	1,86	1,42
$\mu=5$																				
-5	5,03	4,88	4,65	4,79	4,75	4,84	4,69	4,56	4,73	4,59	4,58	4,36	4,31	4,42	4,33	4,08	3,86	4,03	3,11	2,19
0	4,28	4,26	4,06	4,20	4,21	4,32	4,17	4,08	4,26	4,13	4,16	3,97	3,92	4,03	3,97	3,74	3,57	3,73	2,94	2,12
10	2,40	2,52	2,50	2,62	2,86	2,89	2,87	2,89	3,02	2,96	3,06	2,97	3,00	3,03	3,05	2,96	2,79	2,94	2,50	1,87
15	1,15	1,39	1,42	1,62	1,90	1,98	1,98	2,02	2,19	2,23	2,34	2,33	2,40	2,41	2,51	2,40	2,28	2,44	2,14	1,65
$\mu=7$																				
-5	5,68	5,53	5,27	5,43	5,41	5,52	5,35	5,20	5,40	5,23	5,23	4,99	4,93	5,05	4,95	4,66	4,41	4,61	3,54	2,49
0	4,65	4,67	4,46	4,62	4,65	4,78	4,62	4,54	4,74	4,59	4,63	4,45	4,39	4,50	4,45	4,19	4,01	4,20	3,31	2,38
10	2,29	2,45	2,47	2,60	2,91	2,93	2,93	2,99	3,12	3,07	3,20	3,12	3,17	3,19	3,24	3,15	2,98	3,15	2,73	2,05
15	0,86	1,13	1,20	1,42	1,76	1,84	1,86	1,93	2,10	2,17	2,31	2,32	2,42	2,42	2,55	2,44	2,34	2,51	2,25	1,77
$\mu=10$																				
-5	6,30	6,15	5,87	6,06	6,05	6,18	5,99	5,83	6,06	5,86	5,87	5,62	5,54	5,69	5,57	5,24	4,98	5,19	3,97	2,79
0	4,92	4,98	4,78	4,96	5,02	5,18	5,00	4,94	5,16	5,00	5,06	4,88	4,80	4,94	4,90	4,61	4,43	4,64	3,66	2,65
10	2,08	2,28	2,33	2,48	2,85	2,87	2,90	2,99	3,11	3,09	3,24	3,19	3,26	3,27	3,34	3,27	3,10	3,28	2,91	2,20
15	0,48	0,79	0,89	1,13	1,53	1,60	1,65	1,75	1,92	2,01	2,19	2,23	2,35	2,34	2,51	2,40	2,32	2,50	2,31	1,85
$\mu=15$																				
-5	6,85	6,72	6,43	6,65	6,66	6,82	6,62	6,45	6,70	6,49	6,51	6,26	6,15	6,32	6,20	5,83	5,56	5,80	4,42	3,10
0	5,06	5,18	5,00	5,19	5,30	5,49	5,30	5,27	5,50	5,33	5,42	5,25	5,17	5,32	5,30	4,98	4,82	5,04	4,01	2,91
10	1,75	1,99	2,09	2,24	2,67	2,68	2,75	2,89	2,99	2,99	3,18	3,16	3,25	3,24	3,35	3,30	3,15	3,33	3,04	2,33
15	0,01	0,36	0,49	0,74	1,18	1,25	1,34	1,47	1,64	1,75	1,95	2,03	2,18	2,15	2,36	2,26	2,21	2,40	2,30	1,89
$\mu=20$																				
-5	7,13	7,02	6,74	6,97	7,01	7,18	6,98	6,82	7,08	6,85	6,88	6,65	6,53	6,71	6,59	6,19	5,92	6,17	4,70	3,30
0	5,07	5,23	5,08	5,27	5,41	5,61	5,42	5,42	5,65	5,49	5,58	5,45	5,35	5,51	5,51	5,17	5,03	5,26	4,21	3,07
10	1,48	1,74	1,88	2,02	2,49	2,50	2,59	2,76	2,85	2,87	3,08	3,08	3,18	3,17	3,30	3,26	3,13	3,31	3,09	2,40
15	-0,33	0,04	0,19	0,45	0,92	0,98	1,09	1,25	1,41	1,53	1,75	1,86	2,02	1,98	2,21	2,12	2,10	2,28	2,26	1,90
$\mu=100$																				
-5	7,44	7,48	7,34	7,57	7,73	7,92	7,78	7,74	7,93	7,75	7,82	7,77	7,57	7,78	7,72	7,30	7,11	7,34	5,69	4,05
0	4,43	4,74	4,75	4,90	5,16	5,42	5,26	5,41	5,59	5,47	5,63	5,66	5,54	5,72	5,81	5,48	5,46	5,69	4,78	3,61
10	0,07	0,39	0,63	0,77	1,34	1,32	1,50	1,79	1,81	1,91	2,17	2,27	2,44	2,38	2,61	2,66	2,62	2,77	2,96	2,45
15	-1,93	-1,51	-1,28	-1,04	-0,47	-0,44	-0,26	-0,01	0,12	0,29	0,56	0,76	0,98	0,89	1,22	1,17	1,27	1,42	1,76	1,68
$\mu=200$																				
-5	7,26	7,36	7,27	7,47	7,67	7,86	7,75	7,76	7,90	7,76	7,84	7,87	7,65	7,85	7,83	7,43	7,29	7,49	5,88	4,23
0	4,09	4,43	4,49	4,62	4,90	5,17	5,03	5,21	5,37	5,27	5,44	5,54	5,40	5,59	5,71	5,39	5,42	5,64	4,84	3,71
10	-0,39	-0,07	0,20	0,33	0,93	0,89	1,09	1,40	1,41	1,54	1,80	1,93	2,10	2,04	2,29	2,36	2,36	2,48	2,82	2,40
15	-2,42	-1,99	-1,75	-1,51	-0,92	-0,91	-0,70	-0,44	-0,32	-0,14	0,14	0,37	0,60	0,50	0,85	0,81	0,94	1,08	1,52	1,55
$\mu=255$																				
-5	7,20	7,30	7,24	7,43	7,63	7,81	7,71	7,74	7,87	7,74	7,82	7,88	7,65	7,85	7,84	7,45	7,33	7,52	5,93	4,27
0	3,99	4,33	4,41	4,52	4,81	5,09	4,94	5,14	5,30	5,20	5,37	5,48	5,35	5,54	5,66	5,35	5,40	5,61	4,84	3,73
10	-0,53	-0,21	0,06	0,20	0,80	0,76	0,96	1,28	1,29	1,42	1,68	1,82	2,00	1,93	2,19	2,27	2,27	2,39	2,77	2,38
15	-2,56	-2,13	-1,89	-1,65	-1,06	-1,05	-0,84	-0,57	-0,45	-0,27	0,01	0,24	0,48	0,37	0,74	0,70	0,83	0,98	1,45	1,50

On observe une tendance du gain en fonction de l'ordre presque similaire à celle constatée précédemment avec le seuillage doux. Avec cette méthode de seuillage, on serait donc forcé de faire un compromis entre une amélioration rigoureuse de la préservation du signal en augmentant la valeur d'ordre de l'ondelette jusqu' à la valeur

20, mais qui cause une réduction moins importante de bruit, et la réduction d'une grande quantité qui diminue en diminuant l'ordre de l'ondelette. Un autre facteur à considérer est celui de la valeur de μ qui en l'augmentant plus, permet une réduction plus importante de bruit avec une dégradation plus importante du signal également si nous essayons de prendre des valeurs un peu trop élevées dans l'ordre de 100 ou plus.

3.3.2.4.4 Méthode par seuillage combiné (approche utilisée)

En effectuant les tests de simulation par combinaison du seuillage de Kwon et du seuillage doux, on déduit que la combinaison idéale est cette fois différente de celle trouvée au niveau 5 et 6. Cette combinaison consiste par l'utilisation d'un seuillage doux pour 2 nœuds des sous bandes des fréquences les plus basses, et pour les autres on utilise le seuillage de Kwon. Les résultats obtenus sont donnés par le tableau XVII :

Tableau XVII
Résultats de simulation par seuillage combiné (décomposition niveaux 7)

$\mu=3$	Ordre																			
SNR	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	30	40
-5	5,35	5,26	5,39	5,25	5,16	5,30	5,26	5,13	5,18	5,08	5,06	4,98	4,87	4,94	4,88	4,68	4,68	4,63	3,96	3,27
0	4,78	4,79	4,90	4,80	4,75	4,88	4,83	4,75	4,81	4,72	4,72	4,67	4,55	4,63	4,59	4,41	4,44	4,39	3,82	3,20
10	3,20	3,35	3,52	3,50	3,64	3,70	3,75	3,75	3,78	3,75	3,82	3,83	3,78	3,79	3,83	3,74	3,74	3,73	3,44	2,95
15	2,03	2,32	2,51	2,60	2,79	2,90	2,95	2,97	3,05	3,10	3,19	3,25	3,23	3,25	3,34	3,23	3,25	3,29	3,09	2,75
$\mu=5$																				
-5	6,24	6,13	6,29	6,12	6,04	6,20	6,14	6,00	6,07	5,93	5,91	5,83	5,69	5,78	5,70	5,44	5,45	5,39	4,55	3,67
0	5,28	5,32	5,45	5,35	5,33	5,49	5,43	5,36	5,44	5,32	5,34	5,30	5,15	5,25	5,22	4,99	5,04	4,99	4,31	3,56
10	2,99	3,18	3,40	3,40	3,65	3,70	3,77	3,83	3,86	3,84	3,95	3,99	3,96	3,96	4,04	3,95	3,97	3,95	3,71	3,17
15	1,53	1,87	2,08	2,22	2,50	2,60	2,68	2,76	2,85	2,93	3,06	3,16	3,18	3,19	3,33	3,22	3,26	3,31	3,20	2,87
$\mu=7$																				
-5	6,76	6,64	6,82	6,65	6,57	6,76	6,69	6,54	6,62	6,46	6,44	6,37	6,20	6,30	6,22	5,93	5,95	5,87	4,92	3,93
0	5,48	5,56	5,70	5,60	5,61	5,80	5,72	5,68	5,77	5,64	5,67	5,65	5,48	5,59	5,58	5,32	5,39	5,33	4,61	3,78
10	2,73	2,96	3,20	3,21	3,52	3,57	3,66	3,76	3,79	3,78	3,92	3,98	3,97	3,96	4,07	3,99	4,02	4,01	3,83	3,28
15	1,12	1,48	1,71	1,87	2,21	2,30	2,41	2,52	2,61	2,71	2,87	3,00	3,04	3,03	3,22	3,11	3,17	3,23	3,19	2,90
$\mu=10$																				
-5	7,21	7,09	7,28	7,11	7,06	7,26	7,18	7,04	7,13	6,95	6,94	6,88	6,68	6,80	6,72	6,39	6,42	6,34	5,29	4,19
0	5,57	5,69	5,84	5,76	5,81	6,02	5,92	5,91	6,01	5,87	5,92	5,92	5,74	5,87	5,87	5,59	5,69	5,63	4,88	3,99
10	2,38	2,64	2,90	2,93	3,31	3,34	3,45	3,60	3,62	3,64	3,80	3,89	3,89	3,87	4,02	3,96	4,00	3,99	3,89	3,35
15	0,64	1,02	1,27	1,45	1,84	1,93	2,05	2,19	2,29	2,41	2,59	2,75	2,82	2,80	3,03	2,92	3,00	3,07	3,13	2,89
$\mu=15$																				
-5	7,56	7,47	7,67	7,51	7,49	7,71	7,62	7,50	7,59	7,39	7,39	7,36	7,13	7,27	7,20	6,84	6,89	6,80	5,66	4,45
0	5,52	5,69	5,86	5,79	5,89	6,12	6,02	6,05	6,16	6,01	6,09	6,12	5,93	6,07	6,10	5,80	5,92	5,87	5,12	4,19
10	1,94	2,22	2,50	2,54	2,98	3,01	3,14	3,33	3,35	3,39	3,58	3,69	3,72	3,68	3,87	3,83	3,88	3,88	3,91	3,40
15	0,10	0,50	0,75	0,95	1,39	1,47	1,61	1,79	1,89	2,02	2,23	2,41	2,51	2,48	2,74	2,64	2,75	2,83	3,00	2,84

$\mu=20$																				
-5	7,71	7,64	7,85	7,69	7,71	7,93	7,84	7,73	7,83	7,63	7,64	7,63	7,38	7,53	7,48	7,09	7,16	7,07	5,88	4,61
0	5,42	5,63	5,81	5,75	5,88	6,12	6,01	6,07	6,19	6,04	6,14	6,19	5,99	6,15	6,20	5,88	6,03	5,98	5,26	4,31
10	1,62	1,91	2,21	2,26	2,73	2,74	2,89	3,11	3,13	3,18	3,39	3,51	3,57	3,52	3,73	3,70	3,76	3,77	3,88	3,40
15	-0,27	0,13	0,39	0,60	1,07	1,14	1,29	1,49	1,59	1,74	1,96	2,16	2,28	2,23	2,52	2,43	2,55	2,64	2,89	2,79
$\mu=100$																				
-5	7,56	7,63	7,85	7,76	7,92	8,13	8,05	8,08	8,16	8,00	8,07	8,18	7,90	8,09	8,11	7,72	7,86	7,77	6,61	5,19
0	4,49	4,82	5,03	5,00	5,27	5,54	5,42	5,61	5,73	5,62	5,78	5,93	5,75	5,94	6,08	5,77	5,99	5,99	5,53	4,64
10	0,08	0,41	0,73	0,81	1,39	1,36	1,56	1,88	1,87	1,98	2,24	2,40	2,54	2,47	2,77	2,81	2,91	2,93	3,46	3,22
15	-1,93	-1,50	-1,23	-1,01	-0,45	-0,42	-0,22	0,04	0,14	0,33	0,59	0,83	1,04	0,95	1,32	1,26	1,45	1,55	2,14	2,34
$\mu=200$																				
-5	7,32	7,43	7,64	7,58	7,77	7,97	7,90	7,97	8,03	7,90	7,99	8,13	7,87	8,05	8,10	7,73	7,89	7,81	6,73	5,31
0	4,12	4,47	4,69	4,67	4,96	5,24	5,11	5,34	5,45	5,35	5,53	5,70	5,53	5,73	5,89	5,59	5,83	5,86	5,51	4,67
10	-0,39	-0,06	0,26	0,35	0,94	0,91	1,12	1,46	1,44	1,58	1,84	2,01	2,17	2,09	2,40	2,47	2,58	2,60	3,25	3,11
15	-2,42	-1,99	-1,72	-1,50	-0,92	-0,90	-0,69	-0,41	-0,31	-0,12	0,16	0,41	0,63	0,54	0,92	0,87	1,07	1,17	1,85	2,15
$\mu=255$																				
-5	7,24	7,36	7,57	7,51	7,71	7,91	7,84	7,92	7,98	7,86	7,95	8,10	7,84	8,02	8,08	7,72	7,88	7,81	6,75	5,34
0	4,01	4,36	4,58	4,56	4,86	5,14	5,01	5,25	5,35	5,26	5,45	5,62	5,46	5,66	5,82	5,53	5,77	5,80	5,49	4,68
10	-0,53	-0,20	0,12	0,21	0,81	0,77	0,99	1,33	1,31	1,45	1,71	1,88	2,05	1,98	2,29	2,36	2,47	2,50	3,18	3,07
15	-2,57	-2,13	-1,86	-1,65	-1,06	-1,04	-0,83	-0,55	-0,45	-0,26	0,03	0,28	0,51	0,41	0,79	0,75	0,96	1,06	1,76	2,09

On constatera la même remarque exposée dans le cas du seuillage de Kwon pour le passage du niveau 6 et 7, de même que celle faite sur la tendance du gain en fonction de l'ordre de l'ondelette. Cela s'exprime mieux avec le graphe de la figure 27 :

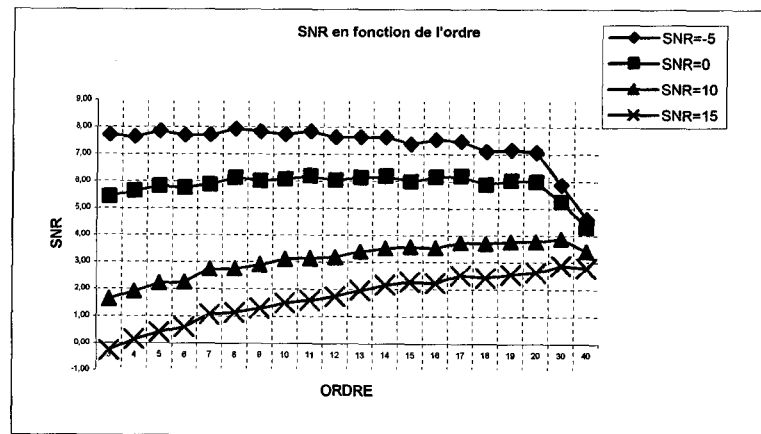


Figure 27 Graphe du SNR du signal débruité en fonction de l'ordre selon le SNR du signal en entrée pour un seuillage combiné (Niveau 7)

En ce qui concerne l'amélioration apportée par cette méthode par rapport aux autres méthodes, on arrive à la conclusion que l'approche combinée améliore les deux méthodes. En effet le seuillage combiné prend l'avantage sur le seuillage doux en

améliorant, et la réduction du bruit, et la préservation du signal. Ceci, étant toujours vrai en choisissant une valeur de μ pas trop élevée dans les environs de 20 pour ne pas trop altérer le signal, et pas trop petite pour ne pas laisser passer plus de bruit (μ inférieure 3). Cette amélioration se traduit par un gain positif de plus de 2 dB pour un SNR de -5, et dans les environs de 1.5 dB pour un SNR de 0 dB. Pour les valeurs de SNR de 10 dB et de 15 dB, on observe un gain allant jusqu'à 1dB. On constate également une amélioration par rapport à la technique de seuillage de Kwon. Selon les résultats obtenus, pour des valeurs petites de μ (dans les environs de 20 ou moins), on constate un gain positif allant jusqu'à 1.5 dB pour des SNR de -5 dB et de 0 dB, et environ 1 dB pour des SNR de 10 à 15 dB. Pour des valeurs de l'ordre de 100 ou plus on obtient un gain positif moins important et qui atteint vers 1 dB pour des SNR de -5 dB et de 0 dB, et 0.5 dB pour des SNR de 10 à 15 dB.

3.3.2.5 Décomposition de niveau 8 et plus

Les essais effectués à partir du niveau 8 jusqu'au niveau 19 ne donnent pas lieu à des améliorations par rapport aux résultats atteints. En effet on remarque que les résultats sont parfois médiocres, parfois un peu proche des résultats obtenus. On conclut donc que le meilleur niveau est le niveau 7.

3.3.2.6 Choix optimal de la valeur de μ et de l'ordre de l'ondelette

Comme déjà mentionné, il existe un compromis entre une forte réduction du bruit et une meilleure préservation du signal à débruiter. Les facteurs pris en considération sont bien entendu la valeur de μ et l'ordre de l'ondelette de Daubechies. D'une part le choix d'une valeur trop grande de μ ou d'un ordre trop petit pourrait entraîner une altération du signal original, et de l'autre le choix d'une valeur trop petite de μ ou d'un ordre trop grand pourrait limiter énormément la réduction du bruit. Il faut tout de même

mentionner qu'à partir de l'ordre 20, les résultats commencent à devenir moins performants comme le montre la figure 27, d'où l'exclusion des ondelettes dont l'ordre est plus élevé que 20. Aussi, on remarque que pour les valeurs de μ de 100 et plus, le signal est beaucoup trop altéré avec des gains négatifs, on pourrait ainsi éliminer ces cas du choix optimal. De plus si on choisit $\mu = 20$ et l'ordre de l'ondelette 11, on constate qu'on obtient des gains très proches du gain maximal obtenu pour des valeurs de SNR de -5 et 0 dB parmi tous les autres cas tout en gardant un gain acceptable pour des valeurs de SNR de 10 et 15 dB.

3.3.2.7 Comparaison des résultats de l'approche utilisée avec celui de Kwon utilisant sa valeur optimal ($\mu_{opt}=255$) et les seuillages doux et dur

Kwon a sélectionné une valeur optimale pour μ qui correspond à la valeur 255 [34]. Pour cette valeur, on constate aussi que le choix optimal de l'ordre d'ondelette correspond aussi à l'ordre 11 de même que pour le seuillage doux. Concernant le seuillage dur, le choix optimal correspond à l'ordre 20. Le tableau XVIII donne les résultats des quatre méthodes utilisant les valeurs optimales de μ avec un choix optimal de l'ordre :

Tableau XIXVIII

Comparaison des résultats par seuillage combiné avec ceux par seuillage de Kwon et les deux seuillages doux et dur

SNR	Seuillage combiné $\mu_{opt}=20$	Seuillage de Kwon $\mu_{opt}=255$	Seuillage doux	Seuillage dur
-5	7,83	7,87	5,48	6,91
0	6,19	5,30	4,79	4,27
10	3,13	1,29	2,71	0,17
15	1,59	-0,45	1,26	-1,37

On déduit du tableau XVIII que la méthode développée dans ce travail donne de meilleurs résultats que ceux de la méthode de Kwon. En effet on observe une amélioration de presque 1dB pour un SNR de 0 dB, et de presque 2 dB pour des valeurs de SNR de 10 et 15 dB. De même, une amélioration considérable est observée par rapport au seuillage doux qui se traduit par plus que 2 dB pour un SNR de -5, de 1.5 dB pour un SNR de 0dB, et de 0.5 dB pour un SNR de 10 à 15 dB. Le seuillage dur est assez robuste pour la réduction du bruit mais il est moins efficace que les autres techniques pour la préservation de l'intégrité du signal. Notons également que du point de vue de la complexité algorithmique, l'approche utilisée est plus souple que le seuillage dur modifié qui représente une fonction exponentielle du fait qu'elle fait appel à un seuillage doux pour certains coefficients qui représente une fonction très simple et moins complexe.

3.4 Conclusion

D'après les résultats des tests effectués, on peut tout d'abord affirmer que le seuillage doux est plus performant que le seuillage dur. La technique de Kwon a permis une amélioration considérable du seuillage dur. Du point de vue de la réduction du bruit, on ne peut que constater son efficacité et sa robustesse, et même du point de vue préservation du signal on remarque qu'elle est meilleure. Le seuillage doux préserve un peu plus le signal mais il est malheureusement moins robuste que le seuillage de Kwon pour réduire le bruit.

L'approche présentée dans ce travail a permis d'améliorer deux méthodes de seuillage, le seuillage doux et le seuillage de Kwon. En effet elle bénéficie des avantages de ces deux méthodes : la bonne préservation du signal du seuillage doux, et la bonne réduction du bruit du seuillage de Kwon. Le prochain chapitre traitera de l'implantation de l'algorithme adopté sur un processeur numérique de traitement des signaux (DSP)

“Digital Signal Processor” de type TMS320C6711 où d’autres critères ayant une relation avec la vitesse de traitement entreront en jeu.

CHAPITRE 4

IMPLANTATION SUR LE PROCESSEUR TMS320C6711

4.1 Introduction

Depuis plusieurs années, le traitement numérique du signal est une technique en plein essor. Les processeurs numériques des signaux ou les DSP (*Digital Signal Processors*) ont été initialement développés pour des applications telles que les radars et les télécommunications chiffrées dans les années 70. C'est Texas Instruments qui en 1978 introduit un DSP pour la synthèse de la voix pour des applications grand public. Il aura fallu 15 ans supplémentaires pour que les DSP deviennent des composants incontournables de l'électronique grand public.

Un DSP est un type particulier de microprocesseur. Il se caractérise par le fait qu'il intègre un ensemble de fonctions spéciales. Ces fonctions sont destinées à le rendre particulièrement performant dans le domaine du traitement numérique du signal.

Alors qu'un microprocesseur n'est pas conçu pour une application spécifique, le processeur DSP est optimisé pour effectuer du traitement numérique du signal. Il dispose notamment d'une mémoire à accès multiple. Ceci permet de faire des accès simultanés en lecture ou en écriture, grâce à deux bus de données et d'adresse distincts. Le DSP dispose aussi de modes d'adressage particuliers, ainsi que toutes les ressources mémoire intégrées sur la puce.

Le but d'un DSP est donc d'effectuer un traitement mathématique sur un signal numérisé et ceci en temps réel. Ainsi on retrouve, la plupart du temps, un DSP dans une chaîne de traitement du signal composée d'un CAN (Convertisseur Analogique

Numérique) ou *ADC (Analog to Digital Converter)* pour numériser le signal et d'un CNA (Convertisseur Numérique Analogique) ou *DAC (Digital to Analog Converter)*.

Les DSP sont utilisés dans diverses applications en particulier dans les télécommunications (les modems, les fax, annuleurs d'échos, répéteurs de ligne, égaliseurs auto-adaptifs, cryptage de données, etc.), dans le domaine médical (Monitoring, échographie, imagerie médicale, etc.), dans les domaines à grand public (Automobile, électroménager, jeux, synthétiseurs musicaux, navigation, etc.), etc...

4.2 La famille des processeurs TMS320

Les processeurs TMS320 sont des processeurs de la compagnie Texas Instruments à point fixe, et à point flottants, dédiés au traitement numérique des signaux. On trouve également des DSP à architecture multiprocesseurs. Ils sont bien adaptés pour les traitements à temps réels. On peut classer les processeurs de la famille des TMS comme suit :

- C1x, C2x, C2xx, C5x, et C54x pour les DSP à point fixe
- C3x, et C4x pour les DSP à point flottant
- C6x point fixe ou flottant
- C8x pour les DSP multiprocesseurs.

4.3 Système de développement DSP

Le système de développement DSP comprend une interface logicielle qui est le Code Composer studio (CCS) et qui procure un environnement intégré de développement; un kit hardware tel que le DSK (DSP Starter Kit) avec le processeur TMS320C6711 à point flottant comme celui utilisé dans ce projet.

4.3.1 Le DSK

Le DSK est un système DSP complet de la compagnie Texas Instrument comprenant essentiellement

- un processeur numérique du signal C6711 à point flottant
- un convertisseur numérique analogique AD535
- une mémoire dynamique synchrone (SDRAM) de 16 MB
- une mémoire flash de 128 Ko

Le DSK (voir figure 28) communique avec un ordinateur de type PC via un câble parallèle (db25). Toutes les figures concernant l'architecture du DSK proviennent du site de Texas Instruments ou de la documentation de leur interface logicielle Code Composer Studio.

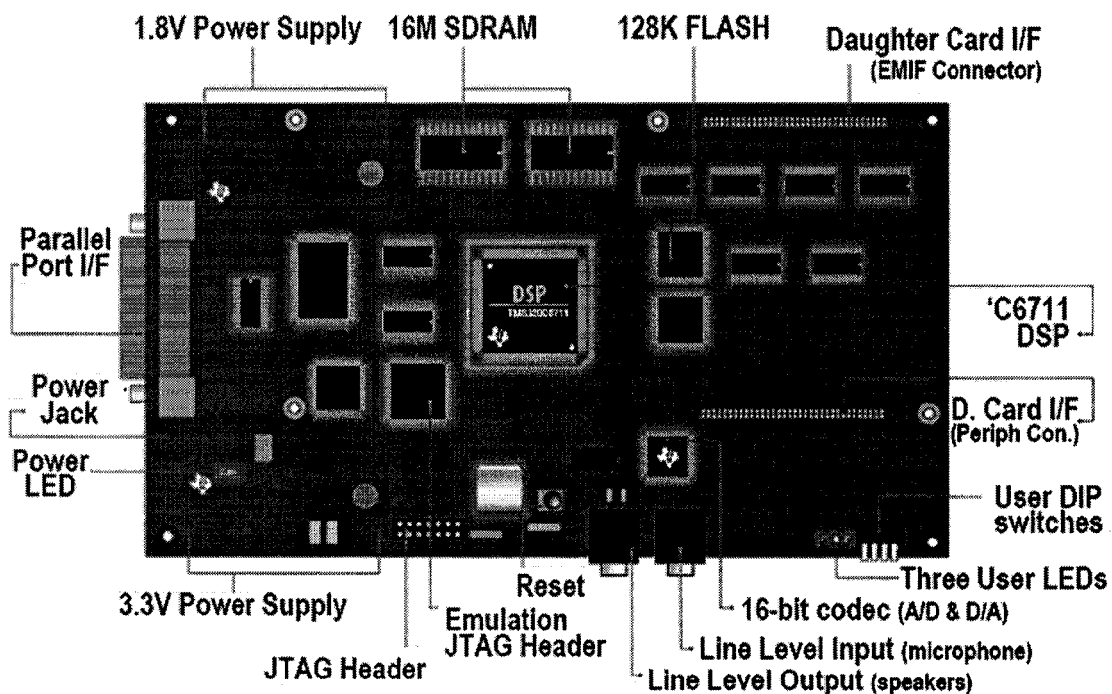


Figure 28 Le kit DSK [4]

4.3.2 Le processeur TMS320C6711

Le TMS320C6711 est un processeur à point flottant qui utilise une architecture VLIW (Very Long Instruction Word) qui s'avère très performante pour les algorithmes nécessitant un grand volume de calcul. Sa vitesse d'horloge est de 150MHz et est capable d'aller chercher 8 instructions en un seul cycle. Le C6711 inclut

- une mémoire interne de 72 Ko,
- 8 unités d'exécution composées de six unités arithmétiques et logiques et deux unités de multiplication,
- un bus d'adresse de 32 bits,
- Une unité d'acquisition de programme 'program fetch unit'
- Une unité de distribution d'instruction 'instruction dispatch unit'
- Une unité de décodage d'instruction 'instruction decode unit'
- 32 registres de 32 bits
- Deux chemins de données, chacun avec quatre unités fonctionnelles
- Registres de contrôle
- Logique de contrôle
- Test, émulation, et logique d'interruption.

4.3.2.1 Diagramme bloc du processeur TMS320C6711

Le diagramme block des processeurs TMS320C67x est donné par la figure 29 :

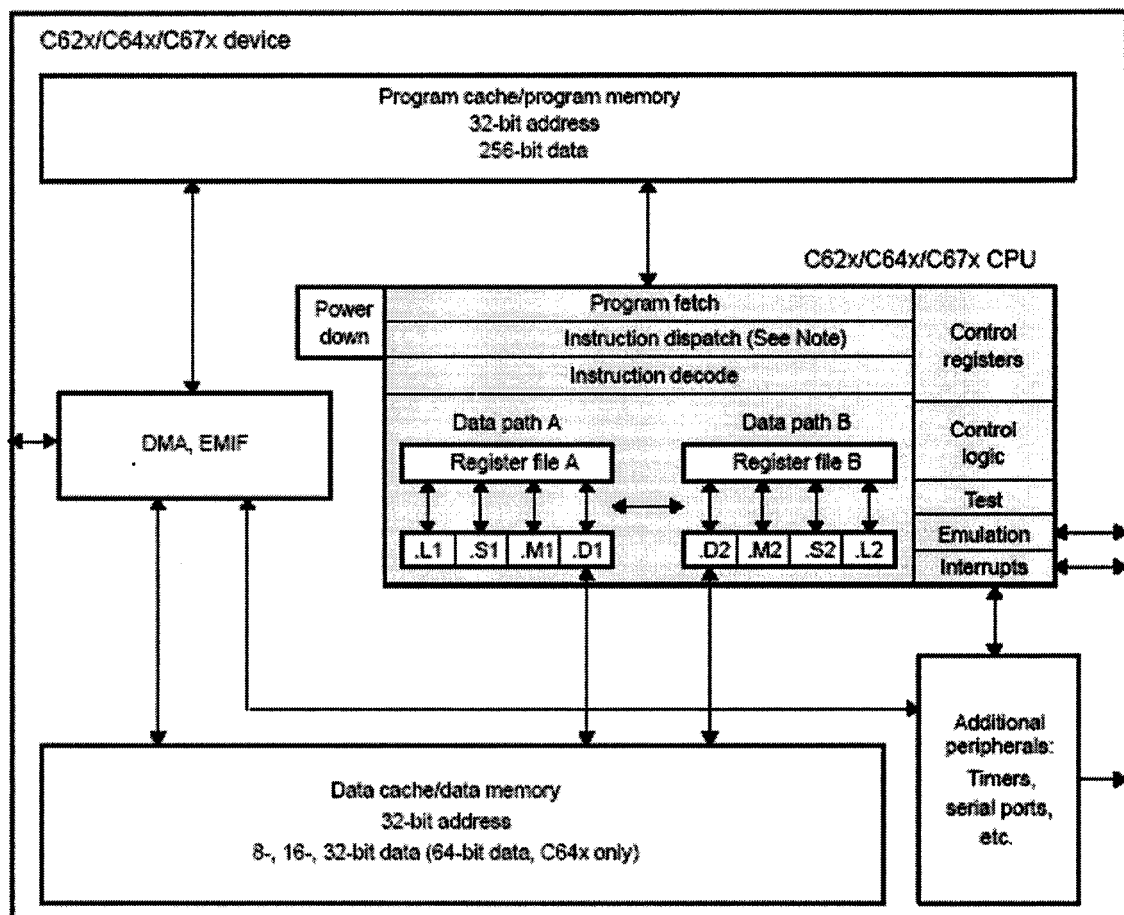


Figure 29 Diagramme bloc des processeurs TMS320C67x [36]

Le CPU a deux chemins (A et B) où le traitement peut être effectué. Chaque chemin a 4 unités fonctionnelles (.L, .S, .M, et .D) et un fichier registre contenant 16 registres de 32 bits.

Les unités fonctionnelles exécutent des opérations logiques, de décalage, de multiplication, et d'adressage de données. Toutes les instructions exceptées les instructions de stockage et de restitutions s'exécutent en utilisant les registres. Les unités (.D1 et .D2) sont exclusivement responsables du transfert entre les fichiers registres et la mémoire. Les quatre unités fonctionnelles d'un chemin de données ont un seul bus

connecté aux registres pour l'échange des données. L'accès à travers le CPU peut comprendre une opération de lecture et d'écriture par cycle. La figure 30 procure une idée plus claire des chemins et des unités du processeur :

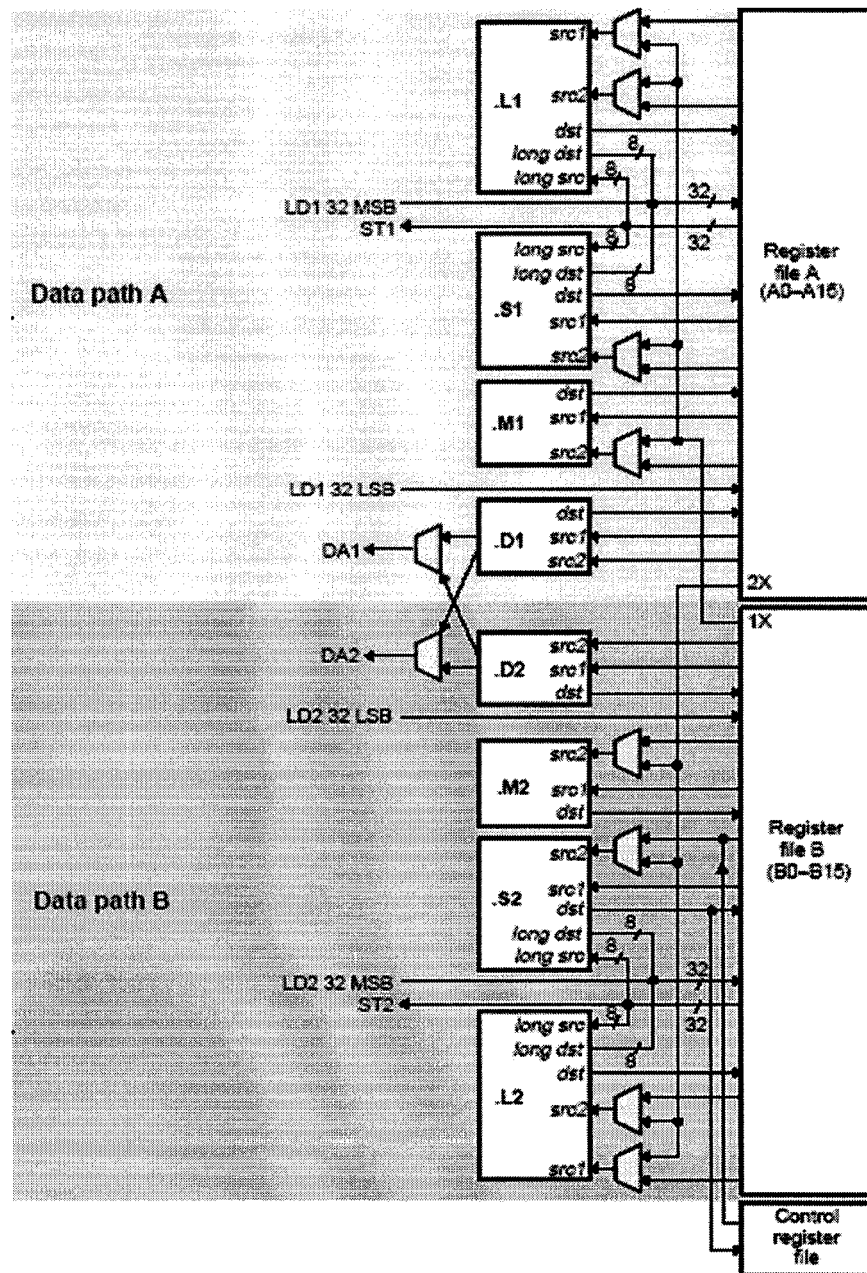


Figure 30 Le CPU du TMS320C67x et Les chemins de données [36]

Les deux ensembles des unités fonctionnelles incluent :

- Deux multiplicateurs
- Six UAL
- Deux fichiers registres, chacun contenant 16 registres à 32 bits

Chaque unité fonctionnelle est contrôlée par une instruction à 32 bits. Les instructions d'acquisition 'fetch', l'instruction de distribution 'dispach', et l'instruction de décodage de bloc peuvent délivrer jusqu'à 8 instructions à 32 bits de la mémoire programme aux unités fonctionnelles dans chaque cycle. Le fichier registre de contrôle permet de configurer et de contrôler plusieurs aspects d'une opération exécutée par le processeur. L'accès aux registres de contrôle est effectué avec le chemin de données B.

4.3.2.2 Les unités fonctionnelles

Comme déjà mentionné, le CPU du TMS320C6711 est formé de 8 unités fonctionnelles divisées entre deux chemins de données A et B (fig. 4.7). Chaque chemin a une unité pour les opérations de multiplication (.M), une unité pour les opérations le transfert de données et également les opérations arithmétiques (.D), et deux unités (.S) et (.L) servent pour les opérations arithmétiques et logiques ainsi que pour les instructions de branchement. Chaque unité fonctionnelle peut lire ou écrire directement de ou sur le fichier registre à l'intérieur de son registre qui lui est associé (fichier registre A ou B). Chaque chemin inclut un ensemble de 16 registres de 32 bits (A0, A1,...,A15) et B0,B1...,B15).

4.3.2.3 La mémoire interne du TMS320C6711

Les C6711 se caractérisent par une architecture de mémoire cache à deux niveaux, le niveau 1 a une configuration d'une mémoire cache programme de 4Kb (L1P) et d'une cache données de 64kB de RAM (L1D), la configuration du niveau 2 consiste en une

allocation d'une cache données/programme L2. Il existe une interface directe aux mémoires synchrones (SDRAM et SBSRAM) et aux mémoires asynchrones (SRAM et EPROM). La mémoire interne est organisée par banc de mémoire indépendant ce qui lui permet deux accès mémoire à la fois pendant un cycle d'instruction. Le graphe de la figure 31 donne un aperçu de cette mémoire :

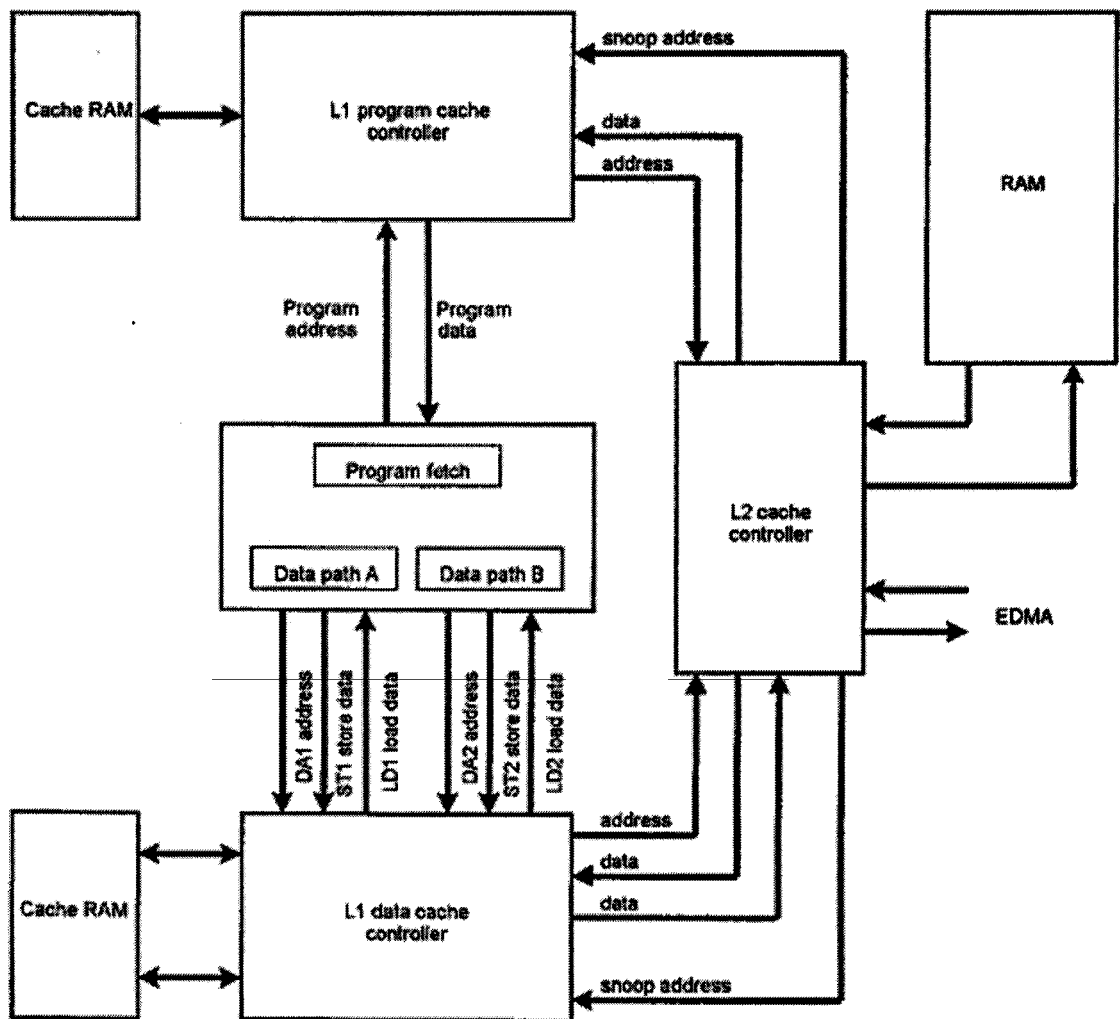


Figure 31 Diagramme bloc de la mémoire interne du processeur C6711 [4]

4.3.2.4 Les éléments périphériques du processeur C6711

Les périphériques inclus sur le chip sont :

- Deux ports série McBSP (Multichannel Buffered Serial Ports)
- Deux registres d'horloge
- Une interface HPI (Host Port Interface)
- Une interface EMIF (External Memory Interface)

4.3.2.5 Les interruptions

Une interruption peut être utilisée pour un but interne ou externe. Elle stoppe le traitement courant du processeur pour exécuter une tâche qui lui est associée. La source d'une interruption peut être par exemple un CAN, un registre d'horloge et nécessite une sauvegarde des conditions du processus en cours au début de l'appel de l'interruption en question et une restauration de ces conditions à la fin de l'exécution de la tâche associée. Il y a 16 sources d'interruptions qu'on désigne par type de la manière suivantes (voir tableau XX) :

- 1 interruption propre pour le DSP
- 2 interruptions pour les registres d'horloge
- 1 interruption pour l'interface EMIF SDRAM
- 4 interruptions externes
- 4 interruptions pour le McBSP
- 4 interruptions pour les DMA

Les registres de contrôle des interruptions sont :

- CSR (control status register) : contient le bit GIE (global Interrupt Enable) ainsi que d'autres bits d'état ou de contrôle
- IER (interrupt enable register) : activent/désactivent les interruptions individuellement

- IFR (interrupt flag register) : donne l'état des interruptions
- ISR (interrupt set register) : rassemble les interruptions en attente
- ICR (interrupt clear register) : initialise les interruptions en attente
- ISTP (interrupt service table pointer): localise une ISR
- IRP (interrupt return pointer) : pointeur de retour d'interruption
- NRP (nonmaskable interrupt return pointer) pointeur de retour d'interruption non masquable

Les interruptions sont classées par priorité. L'interruption Reset et NMI (Non Masquable Interrupt) sont des pins externes qui ont la première et la deuxième priorité respectivement.

Tableau XXI

Les interruptions du processeur C6711 [40]

Sélecteur d'interruption	Type	Description
00000	DSPINT	interruption du port du hôte au DSP
00001	TINT0	Interruption de l'horloge 0
00010	TINT1	Interruption de l'horloge 1
00011	SD_INT	Interruption de l'horloge du EMIF SDRAM
00100	EXT_INT4	interruption externe pin 4
00101	EXT_INT5	Interruption externe pin 5
00110	EXT_INT6	Interruption externe pin 6
00111	EXT_INT7	Interruption externe pin 7
01000	DMA_INT0	Interruption du DMA canal 0
01001	DMA_INT1	Interruption du DMA canal 1
01010	DMA_INT2	Interruption du DMA canal 2
01011	DMA_INT3	Interruption du DMA canal 3
01100	XINT0	Interruption de transmission du McBSP0
01101	RINT0	Interruption de réception du McBSP0
01110	XINT1	Interruption de transmission du McBSP1
01111	RINT1	Interruption de réception du McBSP1

4.3.2.6 Technique d'utilisation des pipelines

Avant de parler de la technique d'utilisation des pipelines "pipelining", il faut introduire la notion du 'Fetch Packets' ou FP et de 'Execute Packets' EP. FP est un terme pour désigner un ensemble d'instruction à distribuer sur les unités fonctionnelle en vue de les exécuter. EP consiste en un groupe d'instructions qui peuvent être exécutées en parallèle, et leur nombre peut aller jusqu'à 8 instructions.

La technique d'utilisation des pipelines est une caractéristique clé des DSP qui symbolise l'exécution de plusieurs instructions en parallèle. Il y a trois étapes dans cette technique (voir tableau XXII) :

- L'étape program fetch
- L'étape decode
- L'étape execute

L'étape *program fetch* est composée de 4 phases

PG : pour la génération d'adresse du programme dans le CPU

PS : pour l'envoi d'adresse programme à la mémoire

PW : pour l'attente de la disponibilité de l'adresse programme (lecture mémoire)

PR : pour la réception d'un FP au CPU pour lire le code opération de la mémoire

L'étape *decode* est composée de 2 phases

DP : pour dispatcher toutes les instructions à l'intérieur d'une FP vers l'unité fonctionnelle appropriée

DC : pour décodage de l'instruction

L'étape *execute* est composée de 6 à 10 phases selon instruction à exécuter :

Instruction de multiplication : 2 phases

Instruction de chargement (load) : 4 phases

Instruction de branchement : 6 phases

Tableau XXIII
Étapes de la technique d'utilisation des pipelines [4]

Program Fetch				Decode		Execute					
PG	PS	PW	PR	DP	DC	E1–E6 (E1–E10 pour double précision)					

L'effet de la technique d'utilisation des pipelines au moment de l'exécution peut être représenté par le tableau XXI :

Tableau XXIV
Effets de la technique d'utilisation des pipelines [4]

Cycle d'horloge											
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
PG	PS	PW	PR	DP	DC	E1	E2	E3	E4	E5	E6
	PG	PS	PW	PR	DP	DC	E1	E2	E3	E4	E5
		PG	PS	PW	PR	DP	DC	E1	E2	E3	E4
			PG	PS	PW	PR	DP	DC	E1	E2	E3
				PG	PS	PW	PR	DP	DC	E1	E2
					PG	PS	PW	PR	DP	DC	E1
						PG	PS	PW	PR	DP	DC

4.3.2.7 Modes d'adressage circulaire

Le mode d'adressage détermine la manière avec laquelle on accède à la mémoire. Le mode d'adressage classique est le mode linéaire. Avec l'arrivée des DSP un nouveau mode est apparu qui est le mode circulaire qui est implanté directement dans le hardware et qui est utilisé pour créer des buffers circulaires qui sont extrêmement utiles en particulier dans le filtrage numérique ou les algorithmes de corrélation. Les C6x ont

adopté cette technique qui repose sur le fait qu'un déplacement automatique du pointeur vers le début du buffer s'effectue une fois un déplacement est requis au moment où ce pointeur est à la fin de ce dernier.

4.3.2.8 LES DMA 'Direct Memory Access'

Les DMA permettent le transfert de données de ou vers la mémoire interne ou les éléments externes sans l'intervention du CPU. Quatre canaux DMA peuvent être configurés indépendamment. Un canal additionnel (auxiliaire) est disponible pour l'interface (HPI). Les DMA peuvent accéder à la mémoire du processeur et à l'interface EMIF et transférer des données de différentes tailles, de 8 bits, 16 ou 32 bits. La configuration du DMA est effectuée sur des registres DMA où l'on trouve l'adresse source, la destination, l'index, un compteur de rechargement, les données globales DMA, et les données de contrôle. Les DMA sont déclenchés par interruption à partir des périphériques internes ou des pins externes.

Les 4 canaux de DMA sont traités par priorité, la canal DMA 0 a la plus haute priorité, suivi du canal DMA 1, et ainsi de suite jusqu'au canal DMA 3 qui a la plus faible priorité. Le transfert de données se fait par block, chaque bloc est constitué de plusieurs frames, chaque frame de plusieurs élément constituant une seule valeur. Le registre de rechargement contient deux compteurs, un compteur de frames (16 bits MSB), et un compteur d'éléments (16 bits LSB).

Il existe également une dérivées des DMA et qui sont les EDMA (enhanced DMA) qui ne diffèrent des DMA que par le nombre de canaux programmables qui est 16.

4.3.3 Le logiciel Code Composer Studio

Le logiciel Code Composer Studio (CCS) [39] fournit plusieurs outils pour faciliter la construction et la mise au point des programmes utilisant les DSP. Il comprend un

éditeur de code source, un compilateur de langage c/c++, un assembleur de code, un éditeur de liens, et un environnement d'exécution qui permet de télécharger un programme exécutable sur une carte cible, de l'exécuter et de le déboguer au besoin. CCS comprend aussi des outils qui permettent l'analyse en temps réel d'un programme en cours d'exécution et des résultats produits. Finalement, il fournit un environnement de gestion de fichiers qui facilite la construction et la mise au point des programmes.

Le Code Composer Studio inclut les composants suivants :

- Les outils de génération du code TMS320C6000
- L'environnement de développement intégré IDE 'Integrated Development Environment (IDE)'
- Le DSP/BIOS plug-ins
- Le RTDX, l'interface hôte, et les API

La figure 32 représente les composants de CCS :

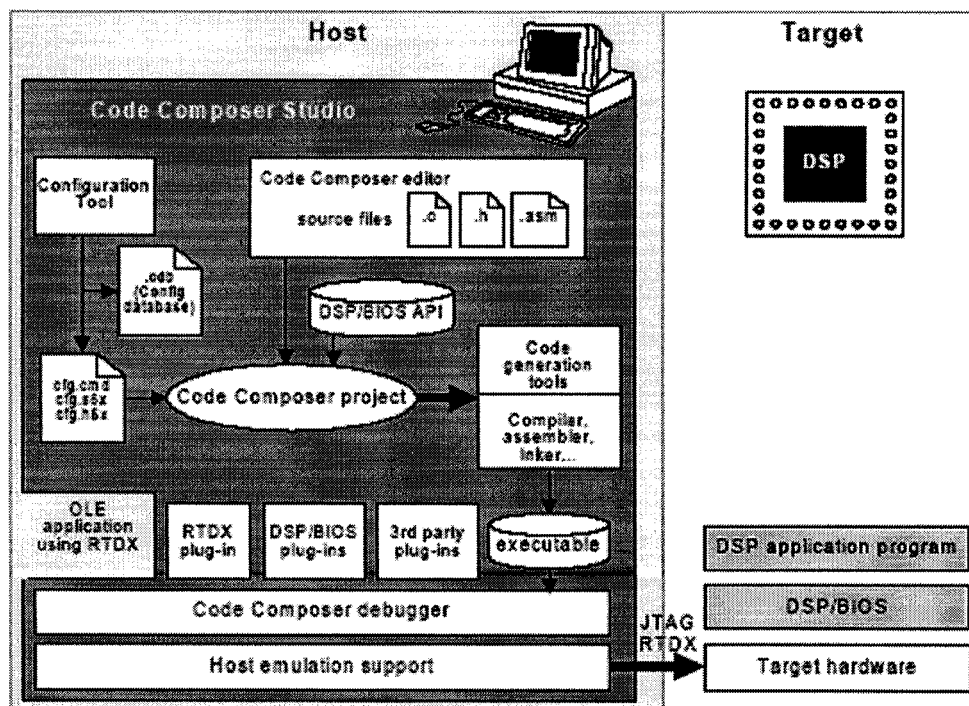


Figure 32 Les composants de Code Composer Studio [39]

4.3.3.1 Les outils de génération du code TMS320C6000

Les outils de génération du code permettent d'obtenir un environnement de développement menant à générer un code exécutable sur le DSP. La figure 33 donne un aperçu sur le flux de développement software pour arriver à cette fin :

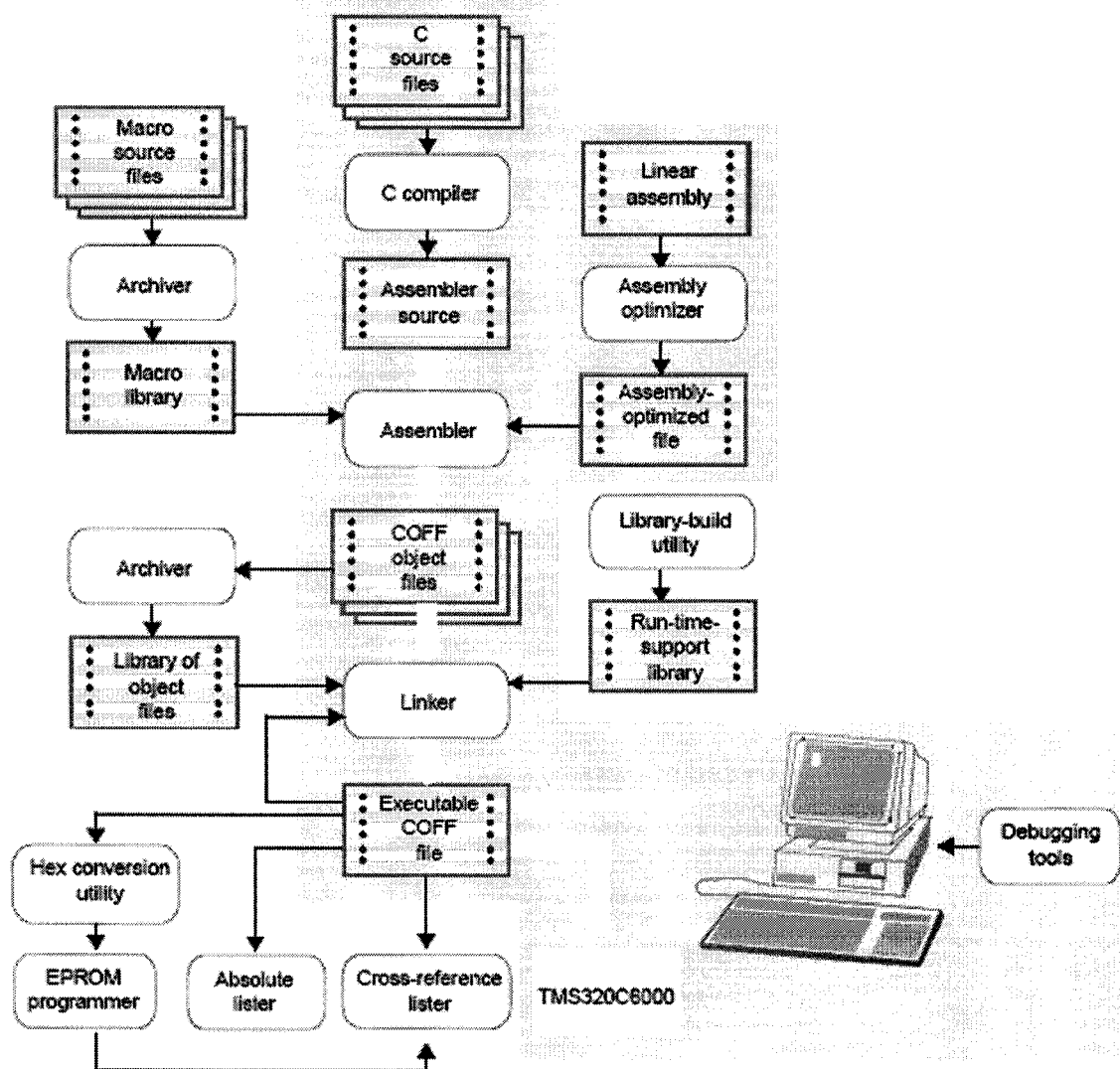


Figure 33 Les outils de génération du code [39]

Le compilateur C compile un programme source C qui produit un fichier avec une extension .asm. L'assembleur assemble ce dernier pour produire un fichier objet en langage machine avec une extension .obj. L'éditeur de lien combine les fichiers obj et les bibliothèques objets pour produire finalement un fichier exécutable avec une extension .out. Ce fichier exécutable est présenté dans un format COFF 'Common Object File Format' qui est un format très populaire dans les systèmes Unix et adopté par plusieurs constructeurs de DSP.

L'analyse temps réel peut être réalisée en utilisant le RTDX 'Real Time Data Exchange' associé avec le DSP/BIOS. RTDX permet un échange entre la machine hôte et la cible (le DSP) et l'analyse en temps réel sans stopper la cible. Des statistiques peuvent être également obtenues.

4.3.3.2 L'environnement de développement intégré IDE

L'IDE du Code Composer Studio permet d'éditer, construire et de déboguer les programmes source. En effet, grâce à l'IDE, il est possible d'éditer le code C et son équivalent en code assembleur. De même, on pourrait inclure des fichiers sources C, des fichiers assembleur, objets, bibliothèques (.lib) et fichiers de commande et des fichiers include (.h) en utilisant l'option (*project - add file*). On peut également définir les options de compilation via la fenêtre des options de compilation.

4.3.3.3 Le DSP/BIOS Plug-ins

Avec DSP/BIOS plug-ins du CCS, on peut suivre le comportement des différents items sans affecter la performance sur une application temps réels. On pourrait par exemple visualiser en temps réels les appels des interruptions, les tâches transparentes qui sont exécutées en arrière plan etc.. .

Avec CCS, on peut créer des fichiers de configuration qui définissent les objets utilisés par les API 'Application Programming Interface' du DSP/BIOS. Le fichier de configuration a l'extension '.cdb' et définit entre autre le type du DSP cible, les paramètres utilisés en temps réel, et simplifie le mappage de la mémoire et des interruptions, etc.. . Pour la création d'un tel fichier, on utilise l'option (*File, new, DSP/BIOS configuration*) et on obtient la figure 34 où on devra choisir le type de DSP cible approprié.

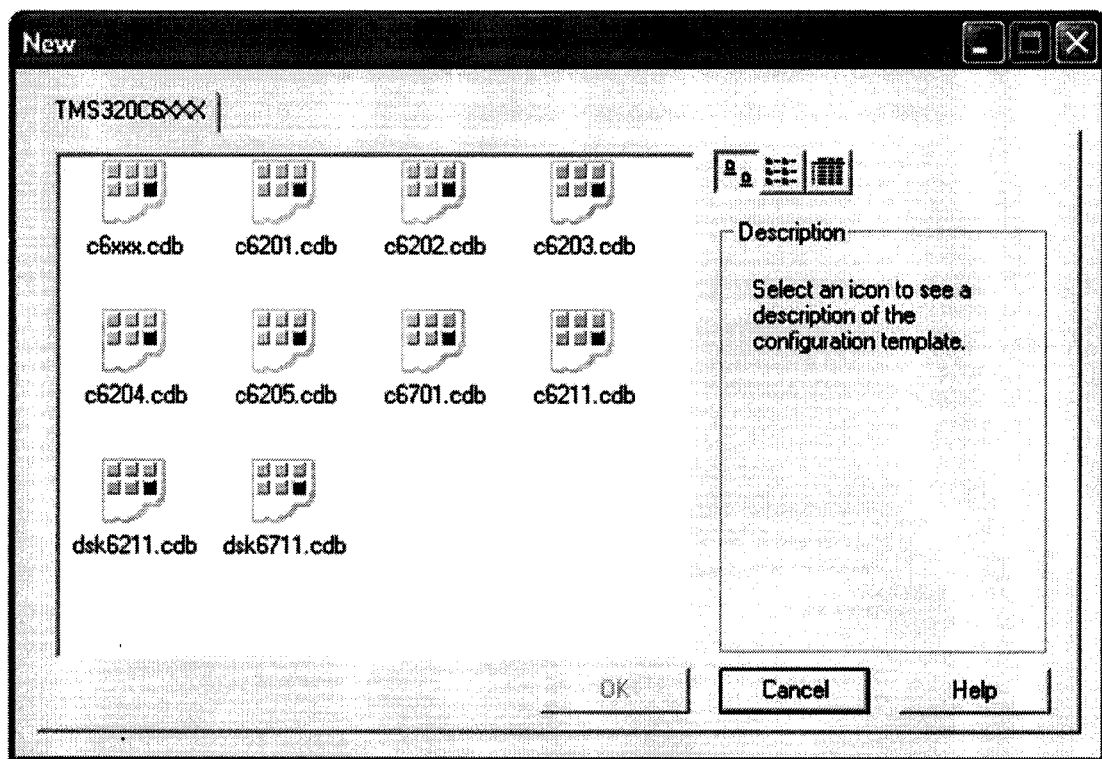


Figure 34 Fenêtre du choix du fichier de configuration

4.3.3.4 Le RTDX, l'interface hôte, et les API

Le RTDX (Real Time Data Exchange) (Voir figure 35) permet une visibilité continue dans une application à temps réel et procure au développeurs la possibilité d'un transfert de données entre l'ordinateur hôte et le DSP sans stopper le traitement en cours de l'application. Les données peuvent être analysées et visualisées sur le hôte également. Le RTDX est composé de deux éléments, l'un sur le DSP cible et l'autre sur l'ordinateur hôte. Une librairie RTDX est exécutée au niveau du DSP que le développeur pourra appeler pour effectuer le transfert de données. Ceci est possible grâce à l'interface JTAG. Les outils d'analyse et de visualisation peuvent communiquer avec le RTDX via une RTDX COM API pour obtenir les données cibles ou envoyer les données à l'application du DSP. Ainsi, par exemple, les concepteurs peuvent développer leurs propres applications Visual Basic ou Visual C++ ou encore Excel.

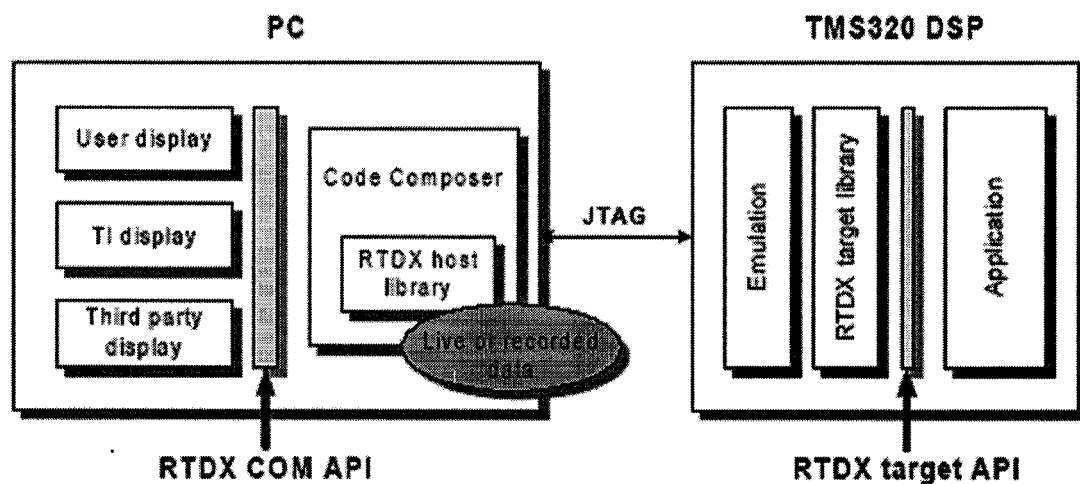


Figure 35 Présentation du RTDX sur le PC et le DSP

4.3.4 Création d'un projet avec Code Composer Studio

Pour créer un projet, il faut sélectionner l'option (*project, new*). On verra apparaître la fenêtre 36 ou on doit taper le nom du projet, la location, et la le type de DSP :

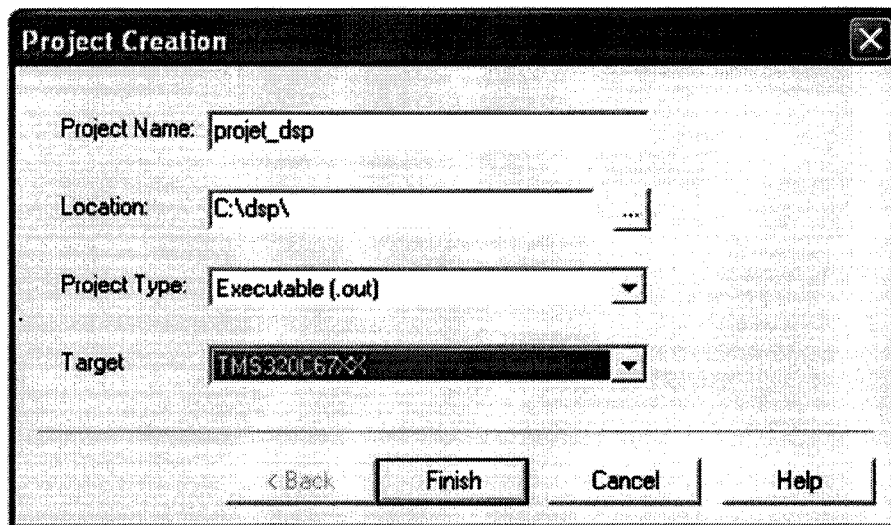


Figure 36 Fenêtre de création de projet avec Code Composer Studio

Le fichier créé aura par défaut l'extension '.pjt'.

La prochaine étape consiste à ajouter les fichiers nécessaires pour le projet notamment le fichier source '.c', le fichier de configuration '.cdb', le fichier de commande '.cmd', les fichiers '.lib', etc.. . On obtient finalement une fenêtre semblable à la fenêtre de la figure 37 :

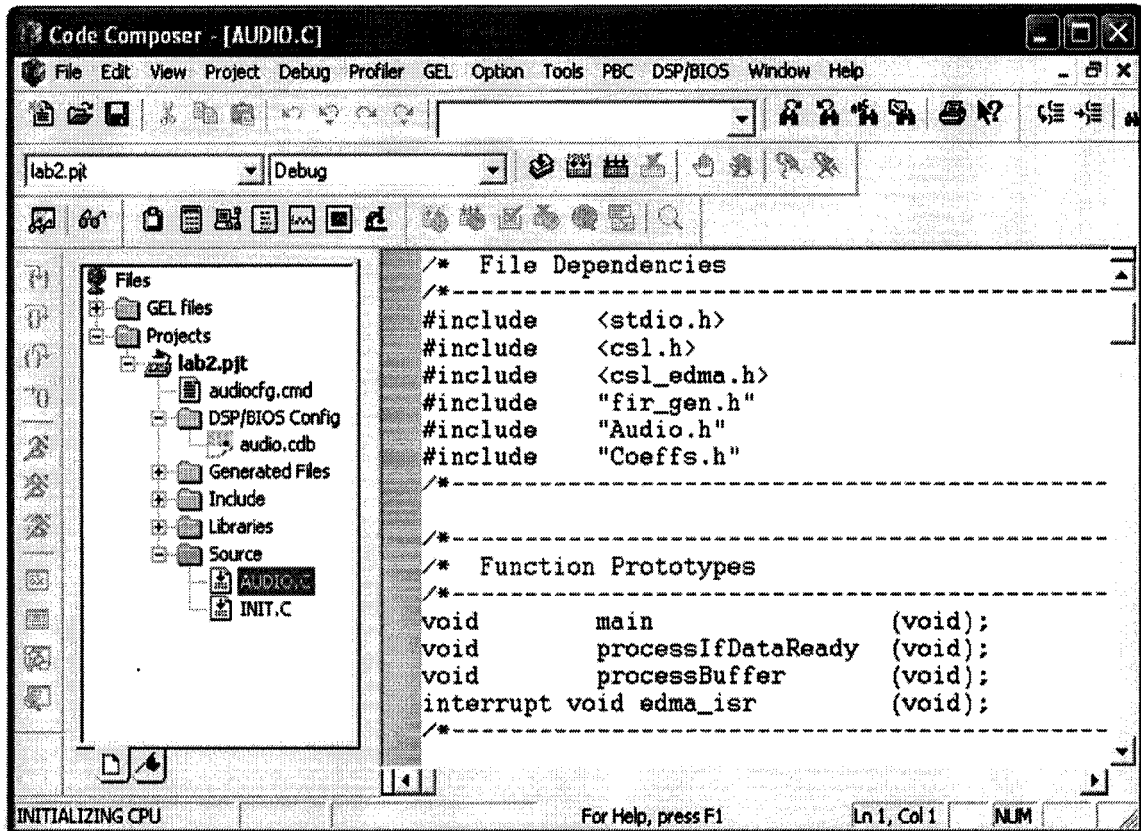


Figure 37 Environnement visuel d'un projet avec CCS

4.3.5 La génération du code

Plusieurs options sont disponibles avec les outils de génération du code utiles à la réalisation d'un projet et où on distingue les options associées au compilateur C et celles associées à l'éditeur de lien.

4.3.5.1 Les options du compilateur C

Les options du compilateur C sont fixées en sélectionnant l'option (*Project, Build options*). Il existe 4 sous options (*General, Compiler, linker, linker order*), en cliquant sur '*Compiler*', on obtient la fenêtre représentée par la figure 38 :

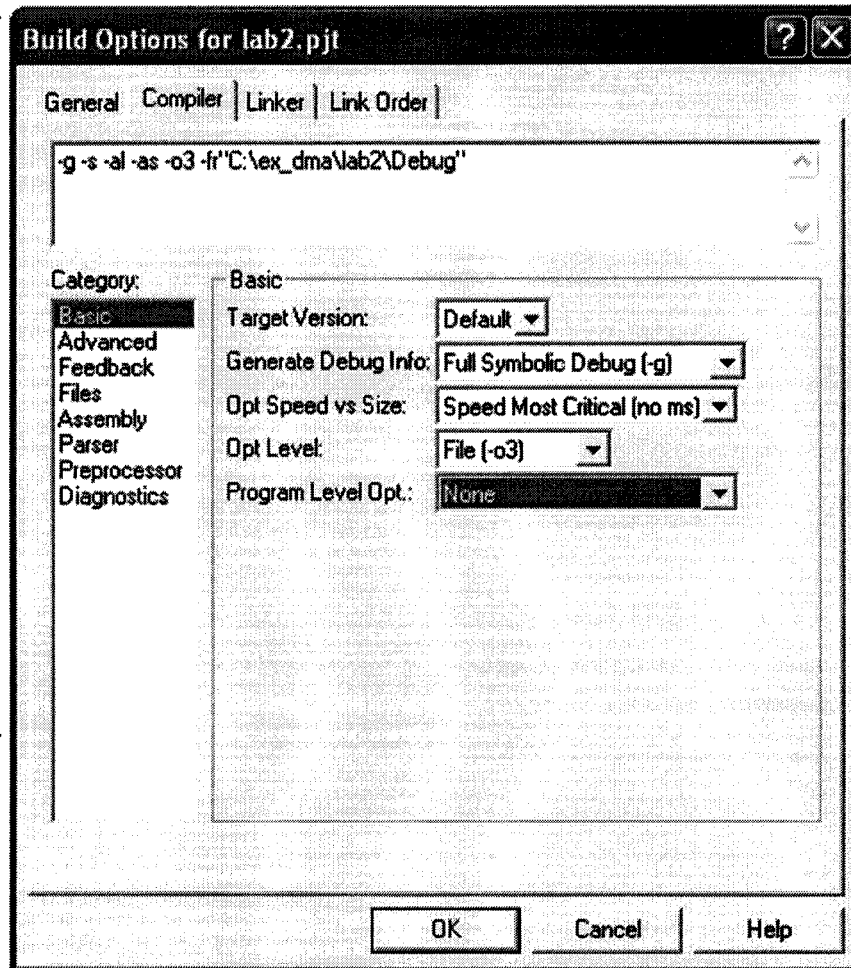


Figure 38 Choix visuel des options du compilateur C intégré dans Code Composer Studio

Les options les plus fréquemment utilisées sont :

- k : pour garder le fichier d'assemblage '.asm'
- g : pour activer l'information de déboguage
- c : pour intercaler le code assembleur équivalent avec le code source C
- o3 : Cette option permet une optimisation du point de vue performance et vitesse d'exécution. Il existe 4 niveaux de performances (les niveaux 0, 1, 2, 3), -o3 invoque le niveau d'optimisation le plus élevé.

4.3.5.2 Les options de l'éditeur de lien

En sélectionnant l'option (*Project, Build options*) et en cliquant sur '*linker*', on obtient la fenêtre de la figure 39 :

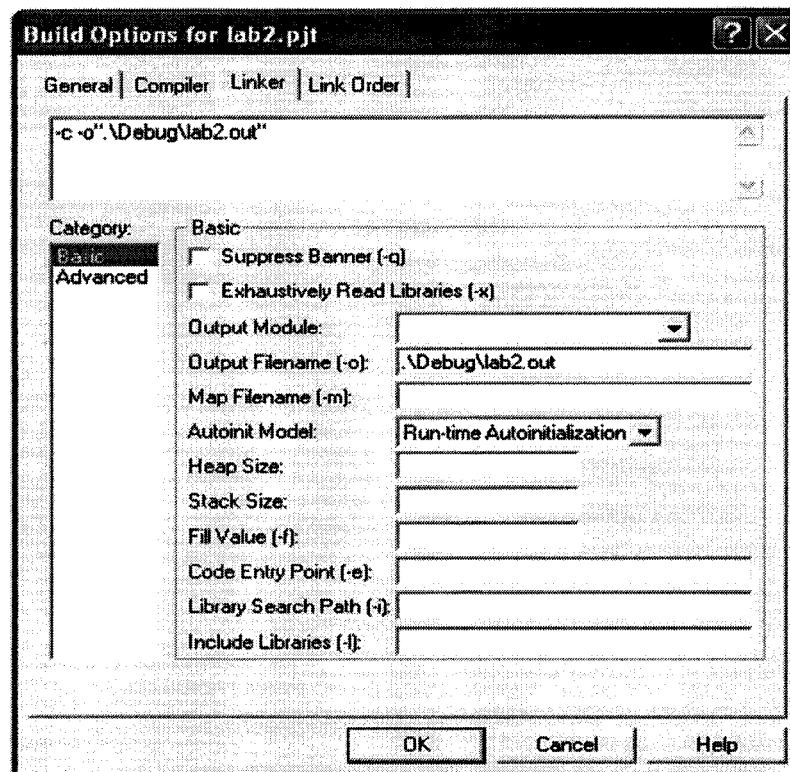


Figure 39 Choix visuel des options de l'éditeur de lien intégré dans CCS

Les options plus fréquemment utilisées sont :

- c : pour initialiser les variables automatiquement pendant le temps d'exécution
- o : pour nommer le fichier exécutable produit.

4.3.6 L'outil d'affichage graphique de Code Composer Studio

Code composer Studio permet de visualiser graphiquement les données traitées par le DSP. Ainsi, il est possible de voir le comportement temporel ou fréquentiel d'un signal. L'option (View, Graph, Time/Frequency) permet de créer un graphe en saisissant les propriétés qui sont données par la fenêtre de la figure 40 :

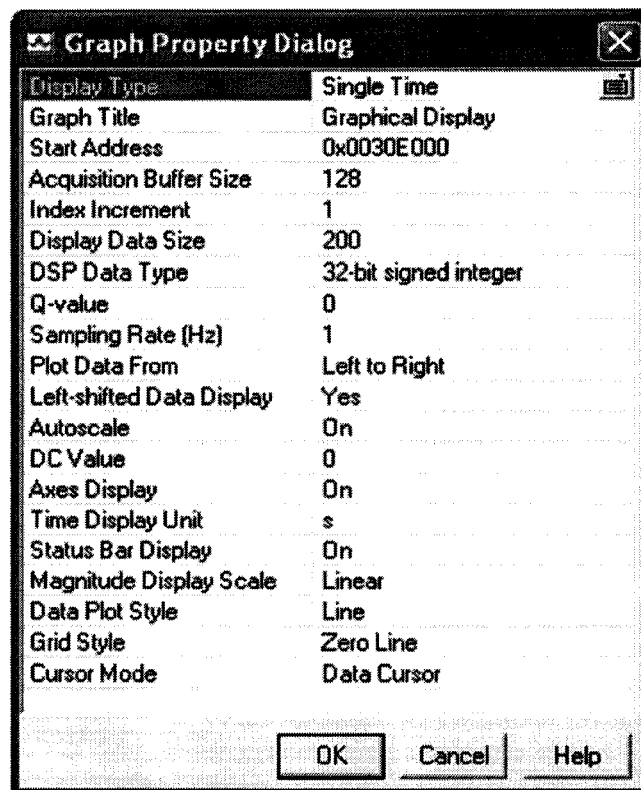


Figure 40 La fenêtre des propriétés du graphique créé avec CCS

4.3.7 Le chargement de données de ou vers un PC

CCS permet de charger automatiquement des données d'un fichier stocké sur PC à la mémoire du DSP. Pour cela il faut placer un point de sonde (Probe Point) dans le

programme qui désigne l'emplacement où les données doivent être chargées en cliquant sur le bouton Toggle Probe Point, puis choisir l'option (File, File I/O) pour faire appel à la fenêtre de dialogue (figure 41) où l'on doit choisir le fichier de données avec 'Add file', saisir la variable représentant le signal désiré dans la case "Address" et la longueur du buffer de données dans la case "length".

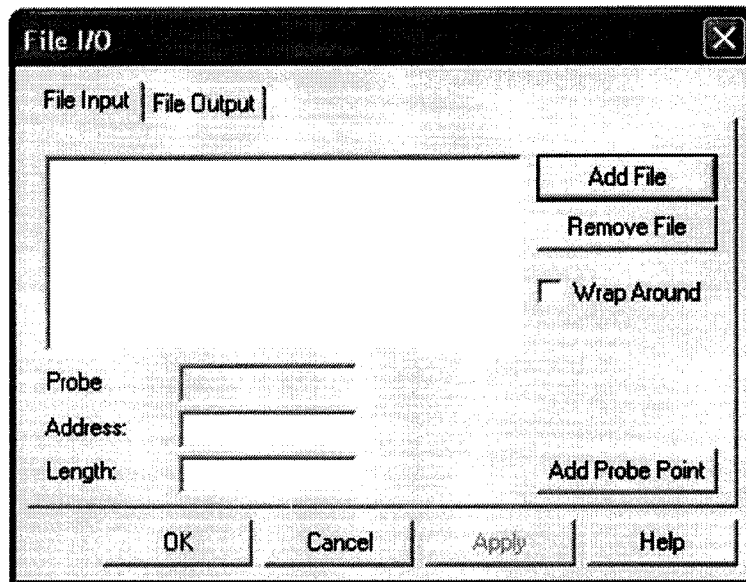


Figure 41 La fenêtre de chargement de données de ou vers un PC avec CCS

4.4 Programmation du projet et Implantation sur DSP

La programmation du projet a été faite en premier lieu sur MATLAB™ pour les tests de simulation, mais aussi comme outil de validation des résultats obtenus par la programmation en C. Notons que le Visual C de Microsoft est un outil qui pourrait aussi être utilisé comme outil de programmation et comme étant une phase initiale vue la rapidité des fonctions d'affichage sur écran. En effet, la fonction fprint utilisée sur DSP est une fonction qui nécessite un grand nombre de cycle, ce qui alourdit la visualisation

des résultats. Cependant, il est primordial d'utiliser le C ANSI standard pour qu'il soit portable sur le langage C du TMS320C6711. Il faut noter également que certaines fonctions sont propres au DSP et ne sont pas intégrées dans le C standard.

Tout au début de la conception du projet, il était question d'utiliser l'utilitaire Simulink de Mathworks, qui, avec ses outils est capable de générer du code C portable sur TMS320C6711. Le projet a été conçu en totalité avec Simulink à partir duquel le code C a été généré, puis compilé sur le C6711. Toutes les phases de génération du fichier exécutable '.out' ont été couronnées de succès. Le seul problème qui subsistait était la taille faramineuse du code et donc celui du fichier exécutable. Cela avait entraîné un problème de mémoire qui avait empêché le programme de s'exécuter convenablement. Cette idée avait par la suite été abandonnée.

La programmation du projet a été organisée d'une façon modulaire. Les modules créés sont :

- Le module de décomposition
- Le module de seuillage
- Le module reconstruction

Les modules qui représentent des fonctions C appellent d'autres sous modules utiles au traitement de ces fonctions. Les programmes du projet utilisent une gestion dynamique de la mémoire vu le besoin accru de place mémoire. Ainsi une gestion de pointeurs est utilisée et la nécessité d'allocation et libération de la place mémoire en temps opportun est requise. Notons que toujours dans le cadre de ce projet, il était nécessaire d'utiliser la mémoire externe du DSK vue la taille insuffisante de la mémoire interne du C6711. Avec l'utilisation de la mémoire externe, il faut savoir que la vitesse d'exécution diminue par rapport à l'utilisation de la mémoire interne. C'est le compromis vitesse/place mémoire qui est malheureusement en jeu.

Enfin, nous avons utilisé dans ce projet un point de sonde pour le chargement de données d'un fichier, et pour visualiser les signaux (bruité, débruité), deux graphiques, l'un représentant le signal d'entrée (signal bruité), et l'autre le signal de sortie (signal débruité). La figure 42 représente l'organigramme de base pour la programmation de l'approche utilisée :

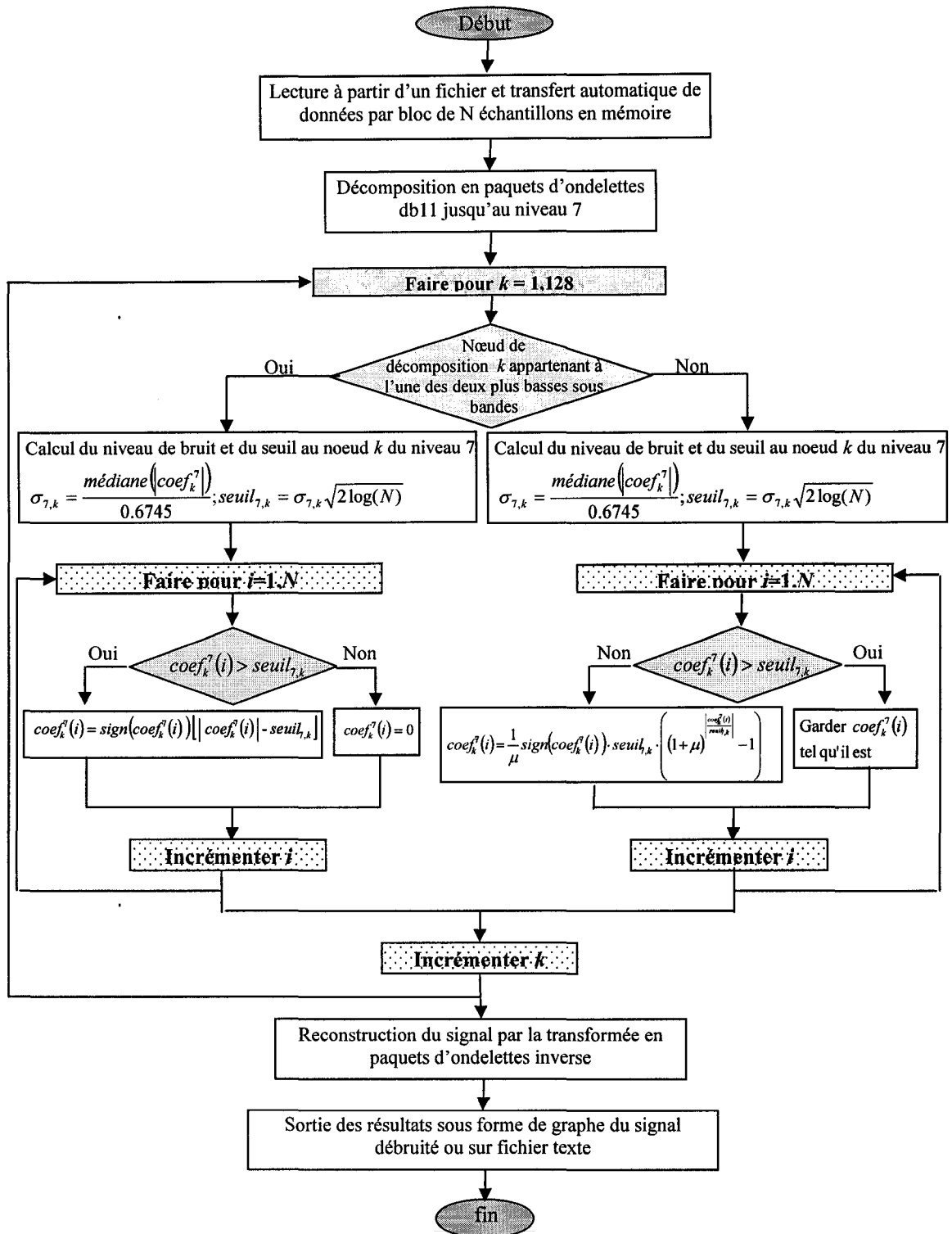


Figure 42 Organigramme de l'approche utilisée

Dans cette partie du travail, nous avons utilisé une sonde 'probe point' pour charger automatiquement les données. Nous avons utilisé la fenêtre 43 pour saisir l'adresse qui correspond à la variable pointeur du signal d'entrée (x) et la longueur de x qui correspond à la propriété 'Length'. Il faut également spécifier le nom du fichier où les données du signal d'entrée sont stockées via l'option 'Add File'.

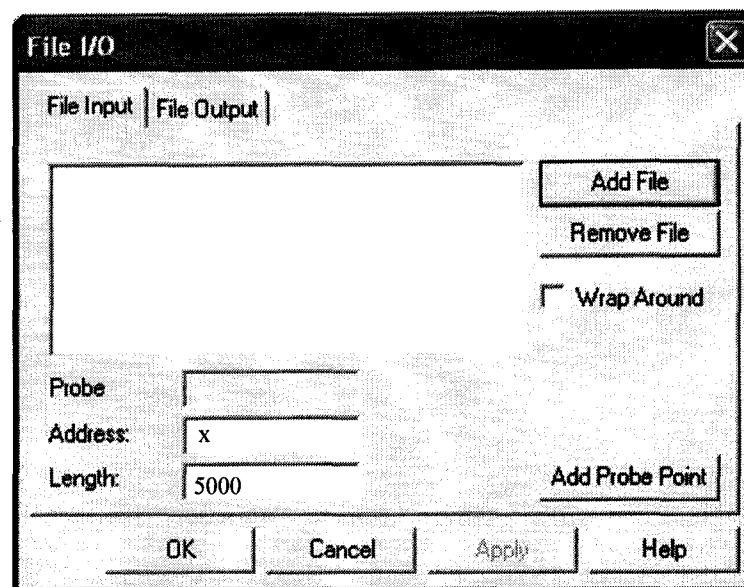


Figure 43 Exemple de création d'une sonde dans le projet

Pour visualiser les résultats, nous avons créé deux graphiques, l'un représentant le signal bruité, l'autre le signal débruité. Pour saisir les informations sur les signaux à visualiser, nous avons utilisé les deux fenêtres de la figure 44, celle de droite représente le signal d'entrée, l'autre celle du signal de sortie (signal débruité). Les propriétés les plus importantes à saisir sont : 'Start Address' où nous avons saisi 'x' désignant le signal d'entrée et 'xr' désignant le signal débruité. La taille du buffer quand à elle, correspond à la propriété 'Acquisition Buffer Size'.

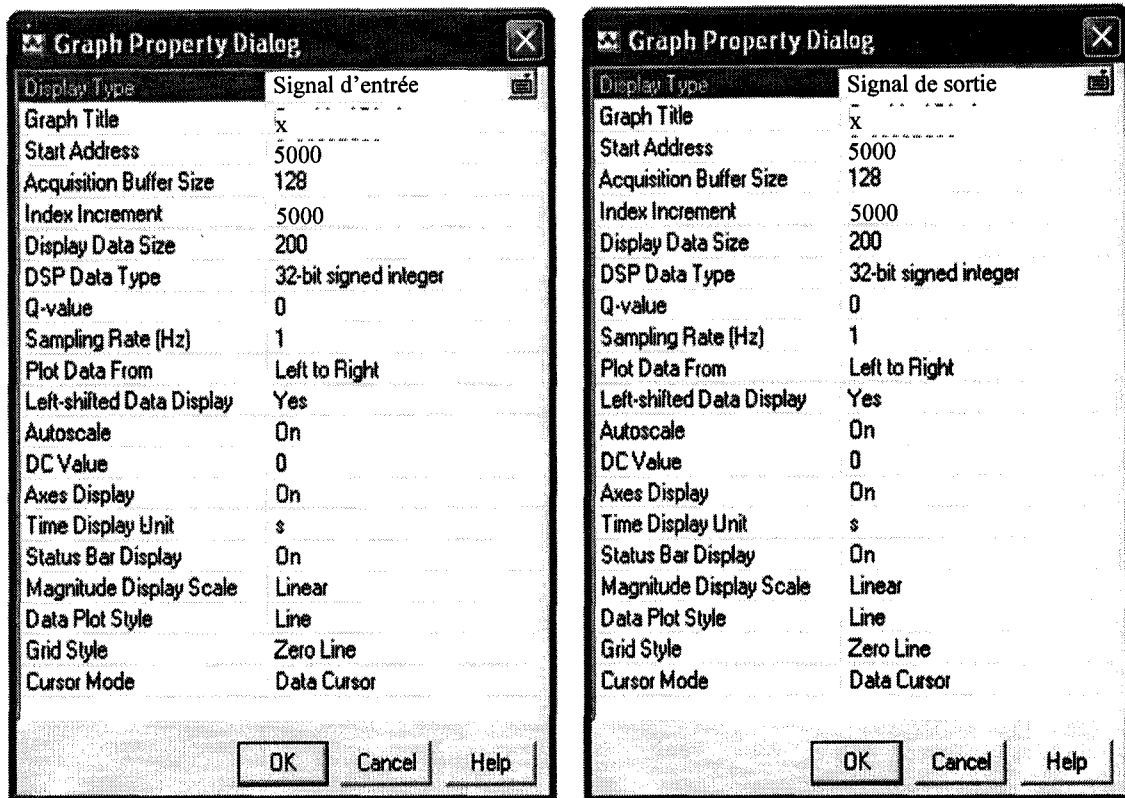


Figure 44 Exemple de création de graphiques dans le projet

La figure 45 est un exemple d'exécution sur le logiciel Code Composer Studio du programme de la méthode utilisée où nous avons utilisé la technique de chargement automatique du signal à débruiter à partir d'un fichier texte et les outils graphiques pour la visualisation de nos résultats.

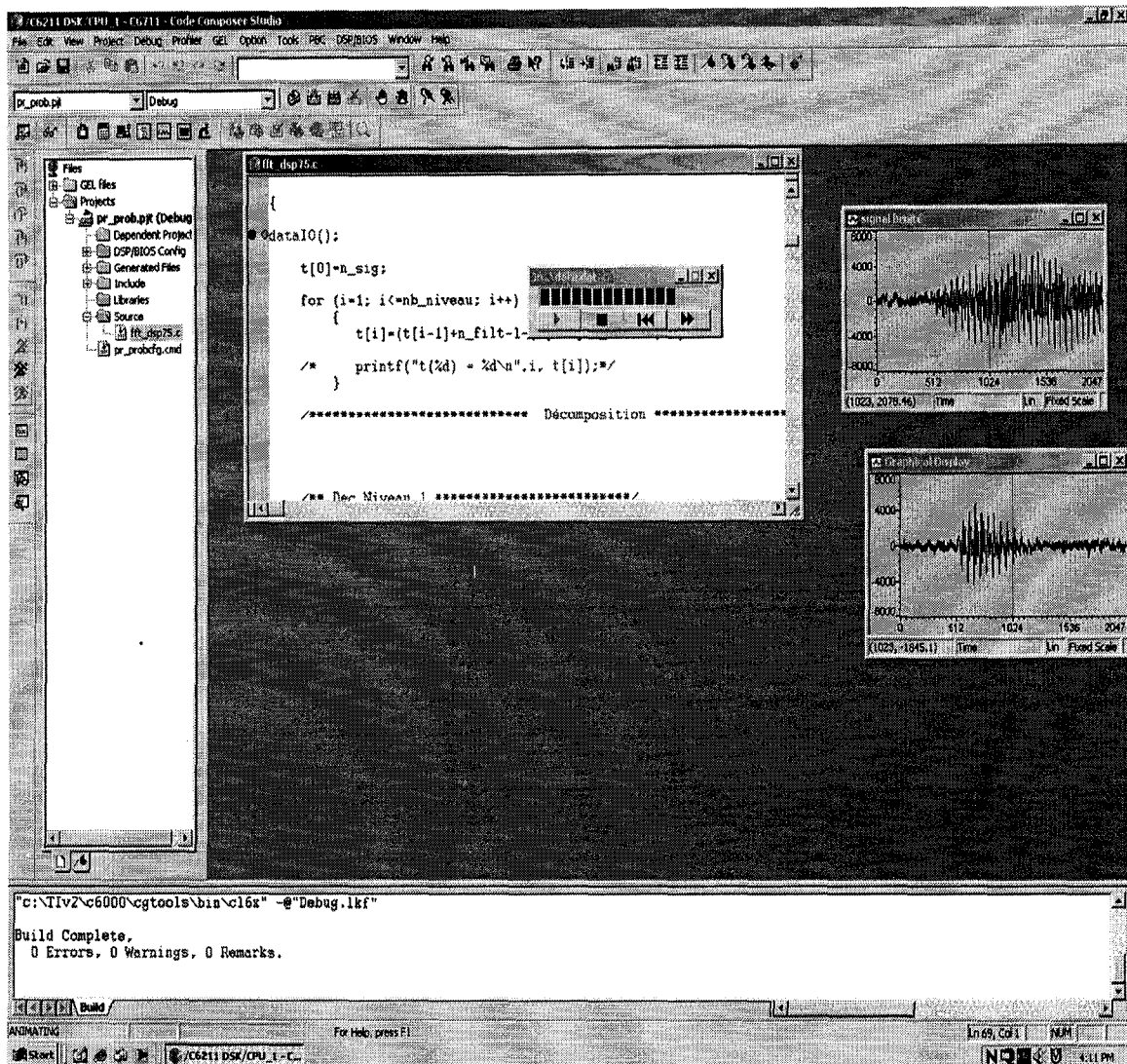


Figure 45 Exemple d'exécution sur DSP utilisant un point de sonde et des graphiques

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons discuté de l'aspect technique du projet, notamment, du support matériel et la plateforme utilisée. Bien que le logiciel CCS fournisse beaucoup de moyens d'interfaçage, la configuration de certains éléments demeure essentielle pour le bon fonctionnement du programme, comme par exemple la mémoire. En effet, si le programme est volumineux, ou s'il demande beaucoup de ressources mémoires, il est important de créer des blocs de mémoires dont la taille est suffisante pour le chargement et l'exécution du programme. Le programme du projet a été optimisé en utilisant l'option d'optimisation de niveau 3 (-o3), c'est à dire l'optimisation maximum. Ce procédé qui est intégré dans CCS optimise le programme jusqu'à 80%. D'autre procédés manuels additionnels peuvent étendre cette optimisation au delà de ce pourcentage. La programmation en temps réelle est le but essentiel de la plupart des DSP. Malheureusement, elle n'a pu être achevée dans le cadre de ce projet.

CONCLUSION

Dans ce travail, nous avons présenté un projet de recherche sur le débruitage de la parole en utilisant la transformée en ondelettes. Une recherche bibliographique a d'abord été effectuée pour étudier les différentes méthodes de seuillages. Les méthodes classiques utilisant essentiellement le spectre fréquentiel du signal à débruiter ont tout d'abord été étudiées pour comprendre leur forces et leurs faiblesses. Un survol global des méthodes qui s'appuient sur le filtrage adaptatif a aussi été effectué.

Les méthodes de seuillages qui sont en générale très simple à utiliser ont été testées puis combinées pour tenter de déduire la meilleure combinaison. Certains essais, n'ayant pas donnés de bons résultats, n'ont pas été exposés dans ce mémoire pour ne pas l'encombrer sans intérêt.

Trois éléments essentiels ont été considérés, le choix du type d'ondelettes, la méthode de seuillage à utiliser, et enfin le critère à considérer pour le calcul du seuil.

Pour le choix du type d'ondelettes, il fallait trouver une ondelette qui soit bien adaptée au débruitage de la parole, ce qui n'est tout à fait pas évident. Nous avons procédé à quelques essais avec plusieurs types. L'ondelette de Daubechies s'est avérée intéressante dans notre cas. La encore il fallait décider de l'ordre à choisir, d'où la nécessité de faire entrer ce paramètre dans nos tests d'essai. La transformée en paquets d'ondelettes a été utilisée plutôt que la transformée en ondelettes à cause de la richesse de sa résolution fréquentielle.

Le choix de la méthode de seuillage est complexe. Nous avons tenté de combiner plusieurs méthodes. Le procédé qui a abouti à des résultats satisfaisants était de combiner le seuillage de Kwon et le seuillage doux. Ce procédé n'est efficace que pour une décomposition en paquets d'ondelette de 6 niveaux et plus.

Le choix du critère est lui aussi très important, en particulier si le bruit additif n'est pas stationnaire tel que le bruit rose considéré dans ce travail. Le seuillage universel de Donoho [9] est sans aucun doute un algorithme très simple à utiliser mais il n'est pas adapté au bruit coloré. Il était donc essentiel de trouver une méthode de ce seuillage qui s'adapte à ce type de bruit. Nous avons donc utilisé une extension de cet algorithme qui est celui de Silverman et Johnstone [15].

Les résultats de l'approche utilisée sont satisfaisant dans la mesure où elle améliore deux méthodes à la fois : le seuillage doux et le seuillage dur modifié. Ces résultats ont été obtenus en effectuant plusieurs combinaisons pour déterminer les nœuds dont les coefficients doivent être seuillés par le seuillage doux [34,41], et ceux dont les coefficients doivent l'être par le seuillage de Kwon [34]. À chaque niveau de décomposition, nous avons également pris en compte le paramètre μ et l'ordre de l'ondelette de Daubechies [7].

La programmation du projet sur DSP a été menée à terme. Le logiciel Code Composer Studio permet de visualiser graphiquement les résultats et de charger automatiquement des données stockées sur ordinateur, ce qui procure une bonne représentation visuelle des signaux bruités et débruités et permet de simuler les sorties quasiment en temps réel. Cependant, la programmation en temps réel proprement dite n'a malheureusement pas été effectuée, ce qui devrait être très intéressant à mettre en œuvre. Nous avons tenté de programmer une version qui supporte le traitement à temps réel. Par manque de temps, cette version n'a pas été finalisée.

Nous espérons que ce travail a contribué à l'élaboration de méthodes efficaces de débruitage de la parole, et qu'il sera utile aux personnes désireuses d'effectuer d'autres recherches dans ce domaine.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Akansu, A. N., and Smith, M. J. T., (1996), *Subband and wavelet transforms : design and applications*, Boston, Mass.: Kluwer Academic.
- [2] Boll, S. F., (1979), *Suppression of acoustic noise in speech using spectral subtraction*, IEEE Transactions on acoustic, Speech, and signal processing, vol. 27 pp. 113-120.
- [3] Brislawn, C. M., (1995), *Fingerprints go digital*, Notices of the AMS, vol. 42, pp. 1278-1283.
- [4] Chassaing, R., (2002), *DSP applications using C and the TMS320C6x DSK*, New York, N.Y. : J. Wiley and Sons.
- [5] Coifman, R. R., and Wickerhauser, M. V., (1992), *Entropy-based algorithms for best basis selection*, IEEE Transactions on Information Theory, 38(2 pt II), pp. 713-718.
- [6] Dahnoun, N., (2000), *Implementation using the TMS320C6000TM DSP platform*, London, Angleterre : Prentice-Hall.
- [7] Daubechies, I., (1992), *Ten lectures on wavelets*, Philadelphia, Pa.: Society for Industrial and Applied Mathematics.
- [8] Daubechies, I., (1988), *Orthonormal bases of compactly supported wavelets*, Commun. Pure Appl. Math., 91, pp. 909-996.
- [9] Donoho, D.L., (1995), *Denoising by soft thresholding*, IEEE Trans. Information Theory, vol. 41: no3, pp. 613-627.
- [10] Donoho, D.L., and Johnstone, I.M., (1994), *Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage*, Biometrika, vol. 81, no. 3, pp. 425-455.
- [11] Fisher, W. M., G. R. Doddington, and K.M. Goudie-Marshall, (1986), "*The DARPA speech recognition research database: Specification and status*", Proceedings of the DARPA Speech Recognition Workshop, pp. 93-99.
- [12] Frazier, R., S. Samsam, L. Braidia, and A. V. Oppenheim, (1976), "*Enhancement of speech by adaptive filtering*", Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Philadelphia, Vol. 1, Pages:251 - 253.

- [13] Goswami, J. C., and Chan, A. K., (1999), *Fundamentals of Wavelets : theory, algorithms, and applications*, New York, N.Y. : J. Wiley and Sons.
- [14] Haykin, S., (1986), *Adaptive Filter Theory*, 2nd ed. Englewood Cliffs, N.J., Préntice Hall.
- [15] Johnstone, I. M., and Silverman, B.W., (1997), *Wavelet threshold estimators for data with correlated noise*, J. Roy. Statist. Soc. B, 59: 319-351.
- [16] Kim, J. W. and C. K. UN, (1986), “Enhanced of noisy speech by forward/backward adaptive digital filtering”, Proceedings of the IEEE International Conference on acoustics, Speech, and Signal processing, Tokyo, Japan, vol. 1, pp.89-92.
- [17] Lim J. S., A. V. Oppenheim and A., Braida, L., (1978), “Evaluation of an adaptive comb filtering method for enhancing speech degraded by white noise addition”, IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. 26, pp. 354 – 358.
- [18] Malah, D. and R. V. Cox, (1979), “Time-domain algorithms for harmonic bandwidth reduction and time scaling of speech signals”, IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. 27, pp. 121 – 133.
- [19] Mallat S., (1989), *A theory for multiresolution signal decomposition : The wavelet representation*, IEEE Trans. Patt. Anal Machine Intell., 11(7), pp. 674-693.
- [20] Mallat, S., (1989), *Multiresolution approximations and wavelet orthonormal bases of $L^2(R)$* , Trans. Amer. Math. Soc ;. 315, pp. 69-87.
- [21] Mallat, S. (1998), *A wavelet tour of signal processing*. New York: Academic Press.
- [22] Messerschmitt, D. G., (1984), *Adaptive filters*, Mass., Kluwer.
- [23] Meyer, Y., (1986), *Ondelettes, fonctions splines et analyses graduées*, lectures données à l'Université de Torino, Italie.
- [24] Meyer, Y., (1990), *Ondelettes et Opérateurs*, Ed. Hermann, France.
- [25] Michel, L. (2000), “Note du cours sys-835, processeur numérique du signal et ses applications”, Montréal : École de technologie supérieure.

- [26] Mitisi M., Y. Mitisi, (2003), G. Oppenheim et J. Poggi, "*Les ondelettes et leur applications*", Paris : Hermès Science Publications.
- [27] Morrison, N., (1994), "*Intruduction to Fourier analysis*", New York, N.Y.: J. Wiley and Sons.
- [28] Proakis, J. G., C. Rader, F. Ling et al., (1992), *Advanced Topics in Signal Processing*, New York, Macmillan
- [29] Rabiner L. R., (1993), *Fundamentals of speech recognition*, Englewood Cliffs, N.J. : Prentice-Hall.
- [30] Rioul, O., Vetterli, M., (1998), *Wavelets and signal, Processing*, IEEE Trans. Signal Processing Mag., pp. 14-38.
- [31] Sambur, M. R., (1992), "*Adaptative noise canceling for speech signals*", IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol. 26, no 5, pp. 419-423.
- [32] Soon, I. Y., S. N. Koh, and C. K. Yeo, (1997), "*Wavelet for speech denoising*", TENCON '97. IEEE Region 10 Annual Conference, Speech and Image Technologies for computing and Telecommunications, Proceedings of IEEE, Australia, vol.2, pp. 479-482.
- [33] Strang, G., and Nguyen, T., (1996), *Wavelets and filter banks*, Wellesley, Mass. : Wellesley-Cambridge Press.
- [34] Sungwook Chang, Y. Kwon, Sung-il Yang, and I-Jae Kim, *Speech Enhancement for non-stationnary noise environment by adaptive wavelet packet*, Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP '02), vol. 1 , pp. 561- 564, 2002.
- [35] Texas Instruments, (2000), "*TMS320C6000 Programmer's Guide*", SPRU198D, TX.
- [36] Texas Instruments, (2000), "*TMS320C6000 CPU and Instruction Set Reference Guide*", SPRU189F, Texas Instruments,Dallas, TX.
- [37] Texas Instruments, (2001), "*TMS320C6000 Peripherals Reference Guide*", SPRU190D, Texas Instruments, Dallas,TX.
- [38] Texas Instruments, (1998), "*TMS320C6x Peripheral Support Library Programmer's Reference*", SPRU273B, Texas Instruments, Dallas, TX.

- [39] Texas Instruments, (2000), "*TMS320C6000 Code Composer Studio Tutorial*", SPRU301C, Texas Instruments, Dallas,TX.
- [40] Texas Instruments, (1999), "*TMS320C6000 Technical Brief*", SPRU197D, Texas Instruments, Dallas,TX
- [41] Texas Instruments, (1999), "*TMS320C6711, TMS320C6711B, TMS320C6711C Floating-Point Digital Signal Processors*",SPRS088H, Texas Instruments, Dallas,TX.
- [42] TRYGG, J., KETTANEH-WOLD N., WALLBÄCKS L., (2001), *2D Wavelet analysis and compression of on-line industrial process data*, J. Chemometrics, n° 15, pp. 299-319
- [43] Usevitch, B. E., (2001), *A Tutorial on Modern Lossy Wavelet Image Compression : Fondations of JPEG 2000*, IEEE Signal Processing Magazine, vol 18, n° 8, pp. 22-35.
- [44] Varner, L., T. Miller, T. Eger, (1983), "Acoustics, *Speech, and Signal Processing*", IEEE International Conference on ICASSP '83., vol. 8, pages : 1126 – 1128.
- [45] Won, J. S., and Keun Sung Bae, "*Speech enhancement with reduction of noise components in the wavelet domain*", Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE International Conference on ICASSP-97, vol. 2 , pp. 1323 - 1326 .

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons discuté de l'aspect technique du projet, notamment, du support matériel et la plateforme utilisée. Bien que le logiciel CCS fournisse beaucoup de moyens d'interfaçage, la configuration de certains éléments demeure essentielle pour le bon fonctionnement du programme, comme par exemple la mémoire. En effet, si le programme est volumineux, ou s'il demande beaucoup de ressources mémoires, il est important de créer des blocs de mémoires dont la taille est suffisante pour le chargement et l'exécution du programme. Le programme du projet a été optimisé en utilisant l'option d'optimisation de niveau 3 (-o3), c'est à dire l'optimisation maximum. Ce procédé qui est intégré dans CCS optimise le programme jusqu'à 80%. D'autre procédés manuels additionnels peuvent étendre cette optimisation au delà de ce pourcentage. La programmation en temps réelle est le but essentiel de la plupart des DSP. Malheureusement, elle n'a pu être achevée dans le cadre de ce projet.

CONCLUSION

Dans ce travail, nous avons présenté un projet de recherche sur le débruitage de la parole en utilisant la transformée en ondelettes. Une recherche bibliographique a d'abord été effectuée pour étudier les différentes méthodes de seuillages. Les méthodes classiques utilisant essentiellement le spectre fréquentiel du signal à débruiter ont tout d'abord été étudiées pour comprendre leur forces et leurs faiblesses. Un survol global des méthodes qui s'appuient sur le filtrage adaptatif a aussi été effectué.

Les méthodes de seuillages qui sont en générale très simple à utiliser ont été testées puis combinées pour tenter de déduire la meilleure combinaison. Certains essais, n'ayant pas donnés de bons résultats, n'ont pas été exposés dans ce mémoire pour ne pas l'encombrer sans intérêt.

Trois éléments essentiels ont été considérés, le choix du type d'ondelettes, la méthode de seuillage à utiliser, et enfin le critère à considérer pour le calcul du seuil.

Pour le choix du type d'ondelettes, il fallait trouver une ondelette qui soit bien adaptée au débruitage de la parole, ce qui n'est tout à fait pas évident. Nous avons procédé à quelques essais avec plusieurs types. L'ondelette de Daubechies s'est avérée intéressante dans notre cas. La encore il fallait décider de l'ordre à choisir, d'où la nécessité de faire entrer ce paramètre dans nos tests d'essai. La transformée en paquets d'ondelettes a été utilisée plutôt que la transformée en ondelettes à cause de la richesse de sa résolution fréquentielle.

Le choix de la méthode de seuillage est complexe. Nous avons tenté de combiner plusieurs méthodes. Le procédé qui a abouti à des résultats satisfaisants était de combiner le seuillage de Kwon et le seuillage doux. Ce procédé n'est efficace que pour une décomposition en paquets d'ondelette de 6 niveaux et plus.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Akansu, A. N., and Smith, M. J. T., (1996), *Subband and wavelet transforms : design and applications*, Boston, Mass.: Kluwer Academic.
- [2] Boll, S. F., (1979), *Suppression of acoustic noise in speech using spectral subtraction*, IEEE Transactions on acoustic, Speech, and signal processing, vol. 27 pp. 113-120.
- [3] Brislawn, C. M., (1995), *Fingerprints go digital*, Notices of the AMS, vol. 42, pp. 1278-1283.
- [4] Chassaing, R., (2002), *DSP applications using C and the TMS320C6x DSK*, New York, N.Y. : J. Wiley and Sons.
- [5] Coifman, R. R., and Wickerhauser, M. V., (1992), *Entropy-based algorithms for best basis selection*, IEEE Transactions on Information Theory, 38(2 pt II), pp. 713-718.
- [6] Dahnoun, N., (2000), *Implementation using the TMS320C6000TM DSP platform*, London, Angleterre : Prentice-Hall.
- [7] Daubechies, I., (1992), *Ten lectures on wavelets*, Philadelphia, Pa.: Society for Industrial and Applied Mathematics.
- [8] Daubechies, I., (1988), *Orthonormal bases of compactly supported wavelets*, Commun. Pure Appl. Math., 91, pp. 909-996.
- [9] Donoho, D.L., (1995), *Denoising by soft thresholding*, IEEE Trans. Information Theory, vol. 41: no3, pp. 613-627.
- [10] Donoho, D.L., and Johnstone, I.M., (1994), *Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage*, Biometrika, vol. 81, no. 3, pp. 425-455.
- [11] Fisher, W. M., G. R. Doddington, and K.M. Goudie-Marshall, (1986), *"The DARPA speech recognition research database: Specification and status"*, Proceedings of the DARPA Speech Recognition Workshop, pp. 93-99.
- [12] Frazier, R., S. Samsam, L. Braid, and A. V. Oppenheim, (1976), *"Enhancement of speech by adaptive filtering"*, Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Philadelphia, Vol. 1, Pages:251 – 253.

- [13] Goswami, J. C., and Chan, A. K., (1999), *Fundamentals of Wavelets : theory, algorithms, and applications*, New York, N.Y. : J. Wiley and Sons.
- [14] Haykin, S., (1986), *Adaptive Filter Theory*, 2nd ed. Englewood Cliffs, N.J., Prentice Hall.
- [15] Johnstone, I. M., and Silverman, B.W., (1997), *Wavelet threshold estimators for data with correlated noise*, J. Roy. Statist. Soc. B, 59: 319-351.
- [16] Kim, J. W. and C. K. UN, (1986), "Enhanced of noisy speech by forward/backward adaptive digital filtering", Proceedings of the IEEE International Conference on acoustics, Speech, and Signal processing, Tokyo, Japan, vol. 1, pp.89-92.
- [17] Lim J. S., A. V. Oppenheim and A., Braida, L., (1978), "Evaluation of an adaptive comb filtering method for enhancing speech degraded by white noise addition", IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. 26, pp. 354 – 358.
- [18] Malah, D. and R. V. Cox, (1979), "Time-domain algorithms for harmonic bandwidth reduction and time scaling of speech signals", IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. 27, pp. 121 – 133.
- [19] Mallat S., (1989), *A theory for multiresolution signal decomposition : The wavelet representation*, IEEE Trans. Patt. Anal Machine Intell., 11(7), pp. 674-693.
- [20] Mallat, S., (1989), *Multiresolution approximations and wavelet orthonormal bases of $L^2(R)$* , Trans. Amer. Math. Soc ;. 315, pp. 69-87.
- [21] Mallat, S. (1998), *A wavelet tour of signal processing*. New York: Academic Press.
- [22] Messerschmitt, D. G., (1984), *Adaptive filters*, Mass., Kluwer.
- [23] Meyer, Y., (1986), *Ondelettes, fonctions splines et analyses graduées*, lectures données à l'Université de Torino, Italie.
- [24] Meyer, Y., (1990), *Ondelettes et Opérateurs*, Ed. Hermann, France.
- [25] Michel, L. (2000), "Note du cours sys-835, processeur numérique du signal et ses applications", Montréal : École de technologie supérieure.

- [26] Mitisi M., Y. Mitisi, (2003), G. Oppenheim et J. Poggi, “*Les ondelettes et leur applications*”, Paris : Hermès Science Publications.
- [27] Morrison, N., (1994), “*Intruduction to Fourier analysis*”, New York, N.Y.: J. Wiley and Sons.
- [28] Proakis, J. G., C. Rader, F. Ling et al., (1992), *Advanced Topics in Signal Processing*, New York, Macmillan
- [29] Rabiner L. R., (1993), *Fundamentals of speech recognition*, Englewood Cliffs, N.J. : Prentice-Hall.
- [30] Rioul, O., Vetterli, M., (1998), *Wavelets and signal, Processing*, IEEE Trans. Signal Processing Mag., pp. 14-38.
- [31] Sambur, M. R., (1992), “*Adaptative noise canceling for speech signals*”, IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol. 26, no 5, pp. 419-423.
- [32] Soon, I. Y., S. N. Koh, and C. K. Yeo, (1997), “*Wavelet for speech denoising*”, TENCON '97. IEEE Region 10 Annual Conference, Speech and Image Technologies for computing and Telecommunications, Proceedings of IEEE, Australia, vol.2, pp. 479-482.
- [33] Strang, G., and Nguyen, T., (1996), *Wavelets and filter banks*, Wellesley, Mass. : Wellesley-Cambridge Press.
- [34] Sungwook Chang, Y. Kwon, Sung-il Yang, and I-Jae Kim, *Speech Enhancement for non-stationnary noise environment by adaptive wavelet packet*, Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP '02), vol. 1 , pp. 561- 564, 2002.
- [35] Texas Instruments, (2000), “*TMS320C6000 Programmer's Guide*”, SPRU198D, TX.
- [36] Texas Instruments, (2000), “*TMS320C6000 CPU and Instruction Set Reference Guide*”, SPRU189F, Texas Instruments,Dallas, TX.
- [37] Texas Instruments, (2001), “*TMS320C6000 Peripherals Reference Guide*”, SPRU190D, Texas Instruments, Dallas,TX.
- [38] Texas Instruments, (1998), “*TMS320C6x Peripheral Support Library Programmer's Reference*”, SPRU273B, Texas Instruments, Dallas, TX.

- [39] Texas Instruments, (2000), "*TMS320C6000 Code Composer Studio Tutorial*", SPRU301C, Texas Instruments, Dallas,TX.
- [40] Texas Instruments, (1999), "*TMS320C6000 Technical Brief*", SPRU197D, Texas Instruments, Dallas,TX
- [41] Texas Instruments, (1999), "*TMS320C6711, TMS320C6711B, TMS320C6711C Floating-Point Digital Signal Processors*",SPRS088H, Texas Instruments, Dallas,TX.
- [42] TRYGG, J., KETTANEH-WOLD N., WALLBÄCKS L., (2001), *2D Wavelet analysis and compression of on-line industrial process data*, J. Chemometrics, n° 15, pp. 299-319
- [43] Usevitch, B. E., (2001), *A Tutorial on Modern Lossy Wavelet Image Compression : Fondations of JPEG 2000*, IEEE Signal Processing Magazine, vol 18, n° 8, pp. 22-35.
- [44] Varner, L., T. Miller, T. Eger, (1983), "Acoustics, *Speech, and Signal Processing*", IEEE International Conference on ICASSP '83., vol. 8, pages : 1126 – 1128.
- [45] Won, J. S., and Keun Sung Bae, "*Speech enhancement with reduction of noise components in the wavelet domain*", Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE International Conference on ICASSP-97, vol. 2 , pp. 1323 - 1326 .