

Académie de Nantes

THÈSE DE DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DU MAINE

LE MANS, FRANCE

Spécialité : INFORMATIQUE

présentée par

Gilles GONON

pour obtenir le titre de Docteur d'Université

**PROPOSITION D'UN SCHÉMA D'ANALYSE/SYNTHESE ADAPTATIF DANS
LE PLAN TEMPS-FRÉQUENCE BASÉ SUR DES CRITÈRES ENTROPIQUES.
APPLICATION AU CODAGE AUDIO PAR TRANSFORMÉE.**

Soutenue le 13 juin 2002

devant le jury composé de :

M. BELLANGER	Professeur	Président
R. ANDRÉ-OBRECHT	Professeur	Rapporteur
C. D'ALESSANDRO	Chargé de Recherche (HDR)	Rapporteur
N. MOREAU	Professeur	Examineur
M. BAUDRY	Professeur	Directeur de thèse
S. MONTRÉSOR	Maître de Conférences	Co-directeur de thèse

Table des matières

1	Introduction	1
1.1	Transformations et représentations adaptées	1
1.2	Problématique et choix de l'application au codage audio	2
1.3	Le codage audio par transformée	4
1.4	Spécificités des signaux audios	5
1.5	Organisation du document	6
I	Représentation adaptée dans le plan temps fréquence basée sur des critères entropiques	9
2	La notion d'entropie numérique	13
2.1	Origine de l'entropie	14
2.2	Une définition de l'entropie	14
2.3	Des signaux probabilistes aux signaux numériques	15
2.3.1	Cas des signaux réels	16
2.4	Stabilisation des valeurs de l'entropie	16
2.5	Ajout d'une dépendance temporelle, estimateur d'entropie locale	18
2.6	Exemples d'entropies stabilisées de signaux numériques et probabilistes	19
2.6.1	Signaux sinusoïdaux	19
2.6.2	Cas de l'impulsion	20
2.6.3	Bruit gaussien et uniforme	21
2.6.4	Influence du bruit sur un signal	23
2.7	Entropie totale, entropies partielles d'un signal	26
2.8	Conclusion	26
3	Segmentation temporelle	27
3.1	Problématique	27
3.2	Choix du critère	28
3.3	Le Critère Entropique Local Stabilisé (CELS)	28
3.3.1	Définition	28
3.3.2	Comportement du CELS	29
3.3.3	Résumé du comportement qualitatif du CELS	36
3.3.4	Comparaisons de courbes ROC pour le CELS	36
3.3.5	Conclusions préliminaires	43
3.4	Critère Entropique Local Stabilisé multirésolution	44
3.4.1	Adaptation à l'analyse multirésolution	44
3.4.2	Post traitement pour la localisation des ruptures	45

3.5	Résultats	46
3.5.1	Signal de simulation	46
3.5.2	Segmentation de signaux audios	50
3.6	Conclusion	54
4	Segmentation fréquentielle	55
4.1	Introduction	55
4.2	Rappels et définitions	56
4.3	Analyse multirésolution	57
4.4	Bancs de filtres	58
4.4.1	Bancs de filtres à deux voies	58
4.5	Transformée en Ondelettes Discrète	61
4.6	Décompositions en paquets et recherche de meilleure base	62
4.6.1	Arborescences dyadiques	64
4.6.2	Limites des structures dyadiques	64
4.7	Construction des bases S-dyadiques	66
4.8	Analyse à échantillonnage critique	67
4.8.1	Modulation de la sous-bande centrale	68
4.9	Adaptation du test entropique	68
4.9.1	Nouveau test entropique	69
4.9.2	Représentation	70
4.9.3	Complexité	70
4.10	Résultats	71
4.10.1	Recherche de meilleure base	71
4.10.2	Mesures du gain entropique	74
4.11	Conclusion	77
II	Application au codage audio par transformée	81
5	Présentation	85
5.1	Généralités sur les codeurs audio	85
5.2	Critères d'évaluation des performances	88
5.2.1	Qualité de restitution	88
5.2.2	Complexité	88
5.2.3	Temps de codage-décodage	88
5.2.4	Hierarchisation et scalabilité du débit	89
5.2.5	Effets et qualité de service	89
5.3	Rôle et acteurs de la normalisation	89
5.4	Conclusion	90
6	Les transformées standards du codage	91
6.1	Rappel sur les transformées linéaires	92
6.1.1	Transformée de Karhunen-Loève	92
6.1.2	Transformée en cosinus discrète	93
6.2	Transformées à recouvrement	93
6.2.1	Transformée en Cosinus Discrète à Recouvrement (MDCT)	94
6.2.2	MDCT adaptatives et biorthogonales	95

6.2.3	Exemple de Time Varying-MDCT avec segmentation temporelle automatique par le CELS	97
6.3	Bancs de filtres à N voies	99
6.4	Transformées et adaptation	100
6.5	Conclusion	101
7	Choix du schéma de codage	103
7.1	Codage de référence : Pulse Coded Modulation (PCM)	104
7.2	Codeur MPEG-1, une architecture à 3 couches	105
7.2.1	Première couche MPEG1-LI	105
7.2.2	Deuxième couche MPEG1-LII	106
7.2.3	Troisième couche MPEG1-LIII	106
7.3	Codeur ATRAC de Sony	107
7.4	Codeur AC3 de Dolby	108
7.5	Codeur MPEG-2 AAC, dernière génération de codeurs par transformée	109
7.5.1	Schéma de codage du codeur audio MPEG2 AAC	109
7.6	Codeurs hybrides	111
7.7	Choix du schéma de codage	112
7.7.1	Proposition d'un schéma de codage	112
8	Implémentation du codeur audio	115
8.1	Introduction	115
8.2	Transformation du signal	116
8.2.1	Discrétisation du CELS	117
8.2.2	Recouvrement entre les tranches temporelles	117
8.2.3	Profondeur de la SDPO et arbre de meilleure base	118
8.2.4	Sorties du bloc de transformation	118
8.3	Allocation	118
8.3.1	Principe	118
8.3.2	Nombre de bits maximal suffisant pour quantifier un signal	119
8.3.3	Allocation paramétrique basée sur des critères perceptuels	120
8.3.4	Allocation sur critère mixte	120
8.4	Quantification	121
8.5	Mise en forme de la trame binaire	122
8.5.1	Fichier des ruptures temporelles	122
8.5.2	Fichier des arbres de meilleures bases	123
8.5.3	Fichier des allocations	123
8.5.4	Fichier des paquets quantifiés	124
8.5.5	Constitution du fichier compressé et décodage	124
8.6	Complexité générale du codeur	125
8.7	conclusion	126
9	Évaluations du codeur audio	127
9.1	Introduction	127
9.2	Exemple d'encodage d'un signal	127
9.3	Interface pour la comparaison des schémas de codage	128
9.3.1	Résultats préliminaires	131
9.4	Évaluations subjectives	131
9.4.1	Comparaison absolue	132

9.4.2	Comparaison au standard MPEG-1, layer3	133
9.5	Conclusion	136
Conclusion et perspectives		139
Annexes		141
A	Approximation de la fonction $-x \log(x)$ pour $x \in [0, \frac{1}{e}]$	143
A.1	Étude de la fonction sur l'intervalle $[0, 1]$	143
A.2	Approximation par une ellipse	144
A.3	Optimisation du paramètre Δ_1 de l'ellipse	145
B	Éléments du calcul de la répartition de l'entropie stabilisée d'un bruit blanc gaussien centré	147
B.1	Répartitions intermédiaires	147
B.2	Convergence vers une loi de maxwell pour $N_c \ll +\infty$	151
C	Transformées Continues	153
C.1	Transformée en Ondelettes Continue	153
C.1.1	Définition	153
C.2	Ondelettes de Malvar	154
C.2.1	Définition	154
D	Éléments de démonstration de l'équivalence DPO-SDPO	157
D.1	Position du problème	157
D.2	Équivalence des décompositions	159
Bibliographie		161

Liste des principales notations

Abréviations

Symbole	Signification
RSB	rapport signal à bruit
PDF	fonction de densité de probabilité
DSP	densité spectrale de puissance
TF	transformée de Fourier
TFD	transformée de Fourier discrète
CEL	critère entropique local
CELS	critère entropique local stabilisé
TOD	transformée en ondelettes discrète
QMF	filtres miroirs en quadrature
DPO	décomposition en paquets d'ondelettes
SDPO	décomposition en paquets d'ondelettes S-dyadiques
BBSA	algorithme de recherche de meilleure base
KLT	transformée de Karhunen Loève
DCT	transformée en cosinus discrète
MDCT	transformée en cosinus discrète à recouvrement
TV-MDCT	transformée en cosinus discrète à recouvrement à support variable
MCFB	banc de filtres modulés en cosinus
RSM	rapport signal à masque
PCM (MIC)	codage par modulation d'impulsion
CAN	conversion analogique numérique
ISO	organisation internationale de normalisation
GSM	global system for mobile
MPEG	moving picture expert group
AAC	advanced audio coding
HILN	harmonic and individual lines plus noise
DAT	digital audio tape
ATRAC	adaptive transform audio coding

Unités

Unité	Grandeur
échantillons	temps (unité par défaut)
Sh	entropie en Shannon
Hz	fréquence en Hertz
kbit/s	débit en kilo bits par seconde
dB	énergie en décibel (unité par défaut d'amplitude des spectres)

Chapitre 1

Introduction

1.1 Transformations et représentations adaptées

Les capteurs physiques récupèrent généralement les signaux dans le domaine temporel. Une hypothèse fondamentale du traitement du signal et de la physique considère que l'information sur la grandeur physique est entièrement contenue par le signal représenté dans le domaine temporel. Cependant, il est difficile de lire une information autre qu'évènementielle dans ce domaine (temps d'apparition, durée d'un phénomène). La transformation du signal intervient alors dans le but de donner une autre description du signal plus propice à l'extraction de paramètres propres au signal. Typiquement, le signal transformé représente la contribution énergétique d'une grandeur physique pour la durée considérée.

Les signaux analysés dans le cadre du traitement numérique des signaux discrets appartiennent à l'espace $\mathcal{L}^2(\mathbb{Z})$ des séquences de carré intégrable. Cet espace caractérise tous les signaux discrets dont l'énergie est finie dans le temps. Il faut alors distinguer les transformations décomposant le signal sur une famille de $\mathcal{L}^2(\mathbb{Z})$ des transformations le décomposant sur une base de $\mathcal{L}^2(\mathbb{Z})$.

Les transformées paramétriques correspondent au cas où la famille de vecteurs d'analyse est construite sur un modèle de signal. Elles supposent que le signal analysé ne soit constitué que d'une occurrence d'un signal modélisable. Elles fournissent alors d'excellents résultats en terme de précision d'estimation des paramètres. Les paramètres divergent lorsque des signaux ne rentrant pas dans le modèle ou un bruit trop fort s'ajoutent au signal modélisable. La divergence des résultats est simplement due au fait que le modèle des signaux n'est pas une base de l'espace $\mathcal{L}^2(\mathbb{Z})$.

Dans le cas général où le signal n'est pas modélisable mathématiquement, il est préférable de décomposer le signal sur une base de $\mathcal{L}^2(\mathbb{Z})$ de manière à conserver toute l'information portée par le signal analysé. Le terme de représentation adaptée qualifie alors toutes les décompositions où la base d'analyse change en fonction du signal analysé. L'adaptation doit permettre de séparer les occurrences des événements puis d'extraire de manière pertinente les paramètres relatifs à chaque événement. Elle implique l'utilisation de critères appliqués au signal pour décider de l'architecture de la base d'analyse. En pratique, cela correspond à une double segmentation du signal, d'une part dans le domaine temporel et d'autre part dans le domaine transformé. La représentation devient alors conjointe dans un plan réunissant le temps et la grandeur du

domaine transformé.

La recherche de représentations adaptées aux signaux constitue un des enjeux majeurs du traitement du signal, car de telles représentations contribuent de manière fondamentale à la connaissance, à la description mais aussi au traitement des signaux.

Une analogie entre les représentations adaptées et la programmation structurée permet de résumer ces propos. L'analyse informatique consiste à séparer un problème en plusieurs problèmes simples qui lui sont propres ce qui correspond sur un signal à séparer les événements le constituant (filtrage adapté, segmentation temporelle, ...). L'idée est ensuite de créer une fonction - voire un objet - qui permettra la résolution de chaque sous problème, tout comme un traitement différent peut mieux décrire les signaux de chaque tranche temporelle, sous bande ou résolution.

1.2 Problématique et choix de l'application au codage audio

La problématique de la représentation adaptée est double et porte à la fois sur le **choix** et la **construction** de la base de décomposition fournissant la meilleure description du signal. Le terme de meilleure description dépend en partie de l'application dans laquelle est utilisée la décomposition. Ainsi, nous avons choisi une application de codage audio par transformée non seulement pour valider le schéma adaptatif proposé mais aussi pour orienter les choix qualitatifs de sa mise en place.

Le domaine transformé est le domaine des fréquences et le signal se retrouve ainsi partitionné dans le plan temps-fréquence. Le choix du temps-fréquence est important car ces deux unités sont rattachées à la physique des signaux mais aussi des phénomènes perceptifs dont la prise en compte est imposée dans notre cas par l'application au codage audio où les signaux sont acoustiques et audibles.

La partition du plan temps-fréquence est représentée sous forme de pavage. Les limites des pavés correspondent à l'étalement énergétique des vecteurs de la base analysante en temps, Δ_t , et en fréquence, Δ_f . Leur surface est contrainte par l'inégalité de Heisenberg-Gabor, $\Delta t \cdot \Delta f \geq \frac{1}{4\pi}$.

Une théorie générale pour la construction de bases arbitraires est proposée par Bernardini et Kovačević, [36, 37, 38]. D'autres méthodes moins générales comme les transformées à recouvrement à supports temporels variables permettent d'adapter la longueur des fenêtres d'analyse au signal, la résolution fréquentielle étant fixée par la longueur de la fenêtre temporelle.

S'il est possible de créer des pavages arbitraires du plan temps-fréquence, il est nécessaire d'avoir un critère permettant d'obtenir l'architecture d'un pavage adapté. Ceci ne pose pas de problème lorsque l'adaptation est fixée pour une application. Par exemple, de nombreux codeurs audios perceptuels utilisent comme critère d'adaptation le découpage fréquentiel de l'oreille en bandes critiques pour calquer la structure des bancs de filtres d'analyse et de synthèse sur le pavage ainsi défini. La structure est alors figée quel que soit le signal analysé, et les bases correspondant au pavage peuvent être construites au préalable, sans contrainte de temps.

L'application de codage ajoute deux impératifs sur le schéma de représentation :

- Premièrement, la synthèse doit assurer la **reconstruction parfaite** du signal ou tolérer une erreur faible. Cela se traduit par le fait que la somme des atomes résultants du produit des bases d'analyse et de synthèse est proche de 1 pour toutes les fréquences sur l'intervalle de temps considéré. La figure 1.1 montre les atomes temps fréquence d'un vecteur d'analyse de la transformée de Fourier pour un signal apodisé par une fenêtre rectangulaire et par une fenêtre de Hanning et fournit un exemple simple du compromis à réaliser sur les résolutions temporelle et fréquentielle.

Cette figure montre qu'un coefficient k de la TF est composé de l'énergie des fréquences de tout le spectre, la contribution venant principalement de la fréquence $\frac{\pi}{k}$. Les fenêtres n'ont pas la même résolution fréquentielle; la fenêtre rectangulaire a un lobe principal mieux localisé mais des lobes secondaires plus importants que la fenêtre de Hanning. Lors d'une analyse temps-fréquence sur plusieurs fenêtres consécutives, la reconstruction parfaite est obtenue de manière indépendante pour chaque fenêtre rectangulaire, au détriment de l'absence de localisation temporelle. Pour la fenêtre de Hanning, l'analyse temps-fréquence est faite sur plusieurs fenêtres se recouvrant de 50% et la localisation temporelle est plus précise mais la reconstruction parfaite ne sera obtenue qu'après ajout des fenêtres adjacentes.

- La deuxième contrainte consiste à analyser le signal à **échantillonnage critique**, c'est à dire que le nombre de coefficients transformés est égal au nombre d'échantillons du signal analysé. Cela implique que chaque atome est sous-échantillonné pour atteindre sa résolution critique. En théorie, un signal strictement contenu dans un intervalle fréquentiel de largeur $\frac{\pi}{M}$ atteint sa résolution critique après sous-échantillonnage d'un facteur M . Il peut être parfaitement reconstruit en effectuant l'opération inverse de sur-échantillonnage, et éventuellement de modulation. En pratique, les signaux étant de longueur finie, il est impossible de créer un atome ou un filtre formant une fenêtre rectangulaire dans le domaine fréquentiel. Alors pour un filtre passe-bande de fréquences de coupure $[\frac{k}{M}\pi, \frac{k+1}{M}\pi]$, la partie atténuée des fréquences s'ajoute aux coefficients transformés sous forme de repliement lors du sous échantillonnage. En imposant des conditions sur les bases d'analyse et de synthèse, il est possible de supprimer ce repliement à la synthèse après sur-échantillonnage. Par exemple, une transformée de Fourier discrète à court terme avec des fenêtres de Hanning se

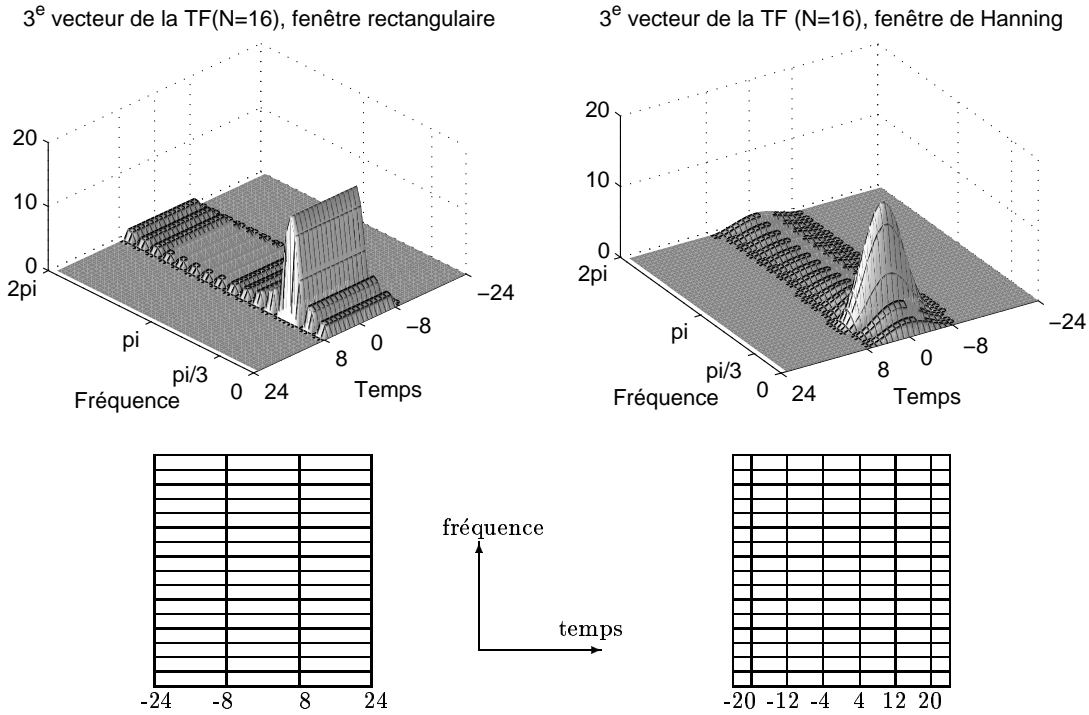


Fig. 1.1: Atomes temps-fréquence d'un vecteur de la TF avec à gauche une fenêtre rectangulaire et à droite une fenêtre de Hanning et pavages associés pour une transformée de Fourier à court terme à reconstruction parfaite.

recouvrant de moitié et son inverse permettent la reconstruction parfaite mais ne vérifient pas les conditions d'échantillonnage critique puisque le nombre de coefficients transformés est doublé par le recouvrement.

Dans la suite de ce mémoire, ces deux contraintes sont supposées implicites pour les transformées présentées.

Un choix important pour la mise en place de la représentation adaptée est à faire sur l'ordre de la segmentation dans le cas où les critères de sélection de la base sont disjoints en temps et en fréquence. Ce choix est fixé par l'application et les hypothèses sur les signaux. Pour l'application de codage audio, l'ordre est imposé par deux choses. D'une part l'encodage des signaux est algorithmiquement effectué sur des tranches temporelles distinctes. D'autre part, l'emploi des phénomènes de masquages psychoacoustiques pour l'encodage de chaque tranche impose un même comportement masquant pour toute la tranche. Ainsi, la segmentation est d'abord effectuée dans le domaine temporel pour séparer le signal en zones de même comportement. Pour chacune de ces zones, l'information doit être concentrée sur le moins de coefficients possibles. En raison de la propriété d'échantillonnage critique, cela revient à isoler les composantes les plus énergétiques dans des bandes fréquentielles étroites tandis que les zones vides sont regroupées en larges bandes.

L'originalité du schéma porte à la fois sur les critères d'adaptations utilisés pour le choix de la base adaptée et sur l'architecture des bases disponibles.

Les objectifs ont porté sur l'optimisation de la segmentation du signal en temps et en fréquence. La motivation pour ceci vient des résultats obtenus par Imad Abdallah [32] proposant des algorithmes performants de recherche de la meilleure base basés sur des critères entropiques. L'application au codage semble découler naturellement des impératifs d'élimination de la redondance de l'information qui fondent la compression.

1.3 Le codage audio par transformée

Le codage audio, de la parole et d'autres signaux musicaux, consiste en une mise en forme réduite du signal pour l'adapter à diverses applications. Les deux applications les plus courantes sont la transmission et le stockage. La transmission impose des contraintes d'émission en temps-réel qui se répercutent sur le temps disponible pour le codage, et donc la complexité du codeur. Dans le cas du stockage, le temps pour la mise en forme du signal n'est pas limité et le problème du "*temps-réel*" est repoussé au décodeur qui doit assurer la décompression du signal de manière transparente à l'utilisateur.

Le signal de départ est soit analogique, auquel cas l'échantillonnage constitue la première opération de codage, soit déjà échantillonné et l'ensemble des opérations réalisant la mise en forme comprimée des échantillons est regroupé dans la *chaîne de codage*. Le codeur réalise donc la conversion des échantillons en une trame binaire destinée à être transmise ou stockée.

La chaîne de codage peut être scindée en cinq blocs plus ou moins indépendants réalisant chacun une tâche spécifique. La figure 1.2 montre la succession des différents blocs dans le cas d'un codeur *complet* puis du décodeur associé. La chaîne de décodage réalise le chemin inverse de la chaîne de codage, à l'exception de l'allocation qui n'a pas d'étape inverse.

- o La *transformation du signal* vise à décorréler les échantillons et concentrer ainsi l'énergie du signal dans le domaine de la transformée.
- o Une fonction de coût, calculée à partir des coefficients transformés ou en parallèle à la transformée, définit un critère d'importance relative des coefficients transformés pour la distribution des ressources. Par exemple, le calcul des courbes de masquage de l'oreille

définit un *critère psychoacoustique* indiquant la partie subjectivement perçue de l'information.

- o La procédure d'*allocation de bits* est la clé de voûte du codage par transformée car elle utilise la fonction de coût pour distribuer les ressources disponibles aux coefficients issus de la transformée suivant leur importance pour restituer la meilleure qualité possible.
- o La *quantification* permet de formater les échantillons compte tenu de leurs poids respectifs, dictés par l'allocation.
- o Enfin une phase de *codage entropique* élimine les dernières redondances au niveau binaire et ordonne le contenu de la trame avant sa transmission.

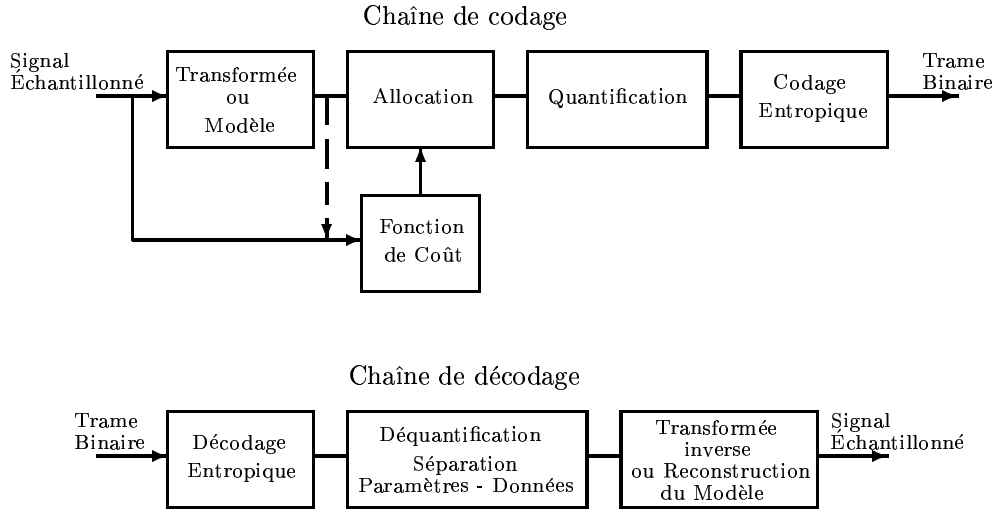


Fig. 1.2: Schéma bloc des chaînes complètes de codage et de décodage

La conception d'un codeur audio fait appel à des compétences diverses comme le traitement du signal, l'acoustique, l'algorithmique, la théorie de l'information, mais requiert aussi une bonne connaissance des évolutions incessantes du domaine du codage. Dans le cadre de ce travail de thèse, il n'a pas été envisagé d'optimiser toutes les parties du codeur.

Ce travail est concentré sur la partie transformation du signal pour laquelle un schéma de représentation adaptatif est proposé. Ce schéma est inclus dans un codeur/décodeur audio de haute qualité pour lequel la procédure d'allocation a été repensée.

1.4 Spécificités des signaux audios

La fonction d'intercovariance de deux processus $x[n]$ et $y[n]$ est notée Γ_{xy} et définie par :

$$\Gamma_{xy}[n, n-p] = E[x_c[n] y_c[n-p]^*],$$

où E est l'opérateur espérance mathématique et l'indice c dénote que la variable aléatoire a été centrée. Lorsque x et y sont égaux, Γ_{xx} est appelée autocovariance. Lorsque ces fonctions ne dépendent que de la différence temporelle entre les échantillons, notée p , les fonctions d'une seule variable correspondantes sont appelées respectivement fonction d'intercorrélation, notée $R_{xy}[p]$, et autocorrélation, notée $R_{xx}[p]$.

L'hypothèse de stationnarité utilisée dans ce rapport est la stationnarité jusqu'à l'ordre 2 : un signal aléatoire est dit stationnaire si sa moyenne statistique est indépendante du temps et si sa fonction d'autocovariance ne dépend que de la différence des instants d'observations.

Les signaux audios couvrent la gamme des fréquences allant de 20 Hz à 20 kHz, ce qui conduit à des comportements très divers au niveau des instationnarités. Un modèle stochastique Laplacien est fréquemment utilisé pour représenter la loi de répartition des signaux audios [86]. Ce modèle est valable à long terme et ne reflète pas les répartitions locales des signaux.

La description générale que nous avons adoptée pour les signaux audios considère un signal comme une somme d'événements définis par une zone d'attaque, une partie stable et une zone d'extinction. Les instationnarités rencontrées sont alors de différents types. Aux deux extrêmes il y a d'une part les transitions de type *percussives* qui correspondent à d'importantes variations d'énergie à court terme et d'autre part les transitions de type *legato* pour lesquelles l'énergie reste constante mais dont le spectre varie aléatoirement. Entre les deux toutes les combinaisons sont possibles (*crescendo*, *glissando*), et le signal est presque toujours multicomposante.

Sous ces hypothèses, la notion de rupture utilisée pour la segmentation prend un sens large. Elle qualifie aussi bien des points localisés pour les attaques ou extinctions rapides que les limites de zones de transition.

Dans la première partie de ce document, l'étude du schéma de représentation est menée à l'aide de signaux de simulation simples dans le but de quantifier les variations des critères utilisés pour la segmentation. Ainsi, les signaux utilisés sont :

- l'impulsion unité pour simuler les attaques localisées,
- une somme de N sinusoïdes pour simuler les signaux multicomposantes,
- un échelon de fréquence avec raccordement de phase pour simuler le *legato*,
- un échelon d'amplitude pour simuler le vibrato.

Les résultats quantitatifs obtenus sont ensuite confirmés sur des signaux réels, notamment des signaux de parole pour la segmentation temporelle.

1.5 Organisation du document

Bien que l'application de codage ait toujours orienté la direction de ces travaux de recherche, elle n'en constitue pas l'apport principal. Cette application permet en effet d'articuler les différentes parties du schéma de représentation de manière cohérente, mais le travail réalisé au sein de chacune des parties peut être abordé de manière indépendante. Aussi le présent rapport est scindé en deux grandes parties dissociant la théorie du schéma de représentation de son application pratique au codage audio.

La première partie présente l'étude des critères nécessaires au choix et à la construction de bases adaptées au signal. L'entropie est la mesure utilisée pour les deux segmentations. À ce titre, un chapitre introductif justifie l'emploi de l'entropie et présente un estimateur d'entropie numérique. Cet estimateur est à la base du critère de segmentation temporelle présenté dans le chapitre suivant. Les problématiques relatives aux segmentations temporelle et fréquentielle sont abordées dans deux chapitres indépendants de la constitution du schéma, de manière à conserver un caractère plus général que l'application dans laquelle elles sont utilisées.

Dans la deuxième partie, les résultats théoriques sont validés de manière pratique dans l'application choisie. Le premier chapitre fournit une présentation générale sur le domaine du codage audio pour situer le type de codeur sur lequel nous avons travaillé. Le second chapitre de cette partie s'intéresse en détail aux transformées utilisées dans les codeurs audios actuels. Le troisième chapitre s'appuie sur les principaux schémas de codage utilisés pour introduire notre représentation adaptée dans un schéma de codage d'architecture originale. Le dernier chapitre présente les détails de l'implémentation de notre codeur et les différents résultats subjectifs obtenus.

La conclusion de ce travail suivie de quelques perspectives pour l'amélioration de notre codeur

mais aussi pour l'utilisation des méthodes de segmentation dans un autre cadre que celui du codage audio font l'objet du dernier chapitre.

Première partie

Représentation adaptée dans le plan temps fréquence basée sur des critères entropiques

Introduction

Les représentations existantes adaptées aux signaux à la fois en temps et en fréquence utilisent une segmentation conjointe obtenue de manière itérative et dyadique [35, 36, 37, 38]. L'adaptation est optimale au sens de la minimisation d'un critère appliqué globalement sur le signal, par exemple un critère débit-distortion pour Herley *et al.* [35] ou Erne *et al.* [85, 87]. La segmentation étant obtenue de manière dyadique et itérative dans le plan temps-fréquence, elle ne permet pas à la fois de détecter précisément les événements et de fournir une partition fréquentielle adaptée à leur contenu. Pour cette raison, la représentation adaptée proposée dans cette thèse utilise deux critères plutôt qu'une segmentation conjointe, en raison de la nature aléatoire des occurrences et du contenu des événements.

L'utilisation d'un critère spécifique à la segmentation temporelle permet de détecter les ruptures mais aussi de donner un indice sur le contenu des segments détectés. L'adaptation fréquentielle devient alors un problème ouvert qui peut être guidé par la connaissance *a priori* du contenu des segments temporels. Cette connaissance fournie *a priori* par le critère temporel peut par exemple permettre de choisir différentes transformées fréquentielles pour chaque tranche.

La problématique de la segmentation temporelle suscite à elle seule de nombreuses difficultés. L'utilisation du terme segmentation implique l'existence de segments dans les signaux mais les limites ou ruptures ne sont pas toujours définies et peuvent prendre plusieurs sens suivant le cadre applicatif. Plus que la détection des ruptures, c'est la connaissance des évolutions du signal qui est nécessaire pour choisir une segmentation pertinente. À ce titre, les mesures entropiques fournissent un indice des variations d'ordre au sein d'un signal mais c'est le diagnostic de segmentation qui fixe les limites. Le diagnostic se base donc sur un certain nombre d'*a priori* sur les ruptures à détecter.

Le premier chapitre de cette partie est consacré à des rappels sur la notion d'entropie pour son utilisation dans le cadre du traitement du signal. Nous présentons ensuite l'entropie comme une mesure du désordre fréquentiel. Le chapitre suivant est consacré à l'étude du détecteur de ruptures temporelles, basés sur les variations d'entropie locale, proposé par Abdallah [32]. Ces deux chapitres - chapitres 2 et 3 - constituent la mise en place de la segmentation temporelle. L'apport est double et porte d'une part sur la mise en place et l'étude analytique de l'estimateur local d'entropie et d'autre part sur l'utilisation de cet estimateur dans le critère pour en permettre l'étude du comportement.

Le chapitre suivant présente la segmentation fréquentielle. L'adaptation fréquentielle utilise l'algorithme du choix de la meilleure base proposé par Coifman et Wickerhauser [33]. Cet algorithme est le seul à fournir à la fois le critère de choix et la construction de la base adaptée. L'apport sur cette partie porte sur l'élargissement de la bibliothèque des bases disponibles. La construction de nouvelles bases et leur inclusion dans l'algorithme de recherche de meilleure base sont présentées.

Chapitre 2

La notion d'entropie numérique

Sommaire

2.1	Origine de l'entropie	14
2.2	Une définition de l'entropie	14
2.3	Des signaux probabilistes aux signaux numériques	15
2.3.1	Cas des signaux réels	16
2.4	Stabilisation des valeurs de l'entropie	16
2.5	Ajout d'une dépendance temporelle, estimateur d'entropie locale .	18
2.6	Exemples d'entropies stabilisées de signaux numériques et proba- bilistes	19
2.6.1	Signaux sinusoïdaux	19
2.6.2	Cas de l'impulsion	20
2.6.3	Bruit gaussien et uniforme	21
2.6.4	Influence du bruit sur un signal	23
2.7	Entropie totale, entropies partielles d'un signal	26
2.8	Conclusion	26

L'entropie est une quantité qui trouve des définitions dans de nombreux domaines scientifiques, de la thermodynamique à l'économie en passant par la théorie de l'information, et se présente toujours comme une mesure quantitative du désordre [31]. Nous nous intéressons à la définition de l'entropie dans le cadre de la théorie de l'information, pour laquelle elle est définie comme une mesure de la quantité d'information contenue dans un signal. La quantité d'information peut aussi être interprétée comme l'imprévisibilité des événements dans un signal. Plus un événement est imprévisible, plus la quantité d'information qu'il contient est importante et plus son entropie est élevée. Cette mesure est ainsi propice à la segmentation où un événement imprévisible sera proportionnel à l'augmentation d'entropie.

En rappelant sa définition et quelques propriétés, nous montrons ici l'intérêt de l'utilisation de l'entropie pour la segmentation. Un estimateur d'entropie comme mesure locale de désordre fréquentiel ou d'imprévisibilité temporelle est défini par analogie entre la densité de probabilité d'une variable aléatoire et la densité spectrale de puissance d'un signal numérique. Le comportement de cet estimateur est étudié en détail.

2.1 Origine de l'entropie

La notion d'entropie trouve son origine en thermodynamique avec les travaux de Carnot pour lier le travail disponible à la chaleur. En 1865, Clausius donne les équations des lois de l'entropie et Boltzmann en 1877 propose une première interprétation de l'entropie comme variable d'état représentant le désordre d'un système.

Au début du XX^e siècle, Planck (1906) relie la grandeur *entropie* au domaine des probabilités. En 1948, Shannon pose les fondements mathématiques de la théorie du codage et de la transmission d'information et applique les concepts liés à l'entropie [22, 26, 27] en parallèle avec les travaux de Fano [23] et Brillouin [24].

En 1992, Coifman et Wickerhauser [33] proposent un algorithme utilisant l'entropie comme critère d'organisation dans les paquets d'ondelettes pour obtenir une représentation fréquentielle adaptée au signal.

L'approche de segmentation temporelle proposée dans cette partie est construite sur un test similaire comparant l'entropie d'une fenêtre glissante avec la somme des entropies de ses deux demi-fenêtres (§ 3.3).

2.2 Une définition de l'entropie

La définition de l'entropie relative au domaine de la théorie de l'information a été introduite par Shannon [22] et trouve son origine dans le domaine des probabilités, comme mesure de la quantité d'information produite par un processus discret aléatoire, équivalent au désordre d'un système en thermodynamique. Elle repose sur trois axiomes qui ont servi à Shannon à établir la formule (2.1). Ces axiomes peuvent être formulés de la manière suivante :

1. l'entropie est une fonction continue des probabilités de chaque occurrence,
2. l'entropie d'une variable aléatoire uniforme augmente avec le nombre des occurrences,
3. l'entropie d'une variable aléatoire est égale à la somme pondérée des entropies des sous-choix possibles le cas échéant. En d'autres termes l'entropie doit être une somme pondérée des probabilités de ces occurrences.

Ainsi, l'entropie d'une variable aléatoire discrète \mathbf{x} prenant les valeurs $\{x_k\}_{k \in [1, N]}$ de probabilités respectives $\{p_k\}_{k \in [1, N]}$ est notée $H(\mathbf{x})$ et est définie comme espérance mathématique, ou valeur attendue, de la quantité d'information. La quantité d'information étant définie par $\log p_k$, l'entropie est définie par la formule :

$$H(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^N -p_k \log p_k, \text{ avec } \sum_{k=1}^N p_k = 1. \quad (2.1)$$

Par extension au domaine continu, l'entropie d'une variable aléatoire \mathbf{x} de densité de probabilité $p(\mathbf{x})$ est définie par l'intégrale suivante :

$$H(\mathbf{x}) = \int_{-\infty}^{+\infty} -p(\mathbf{x}) \log p(\mathbf{x}) d\mathbf{x}. \quad (2.2)$$

Une généralisation des mesures entropiques à différents ordres, comme les normes de $\mathcal{L}^2(\mathbb{R})$, a été proposée par Rényi [25], mais les entropies proposées ne vérifient pas les trois axiomes de Shannon. Elles présentent en fait des alternatives qualitatives à la formule de Shannon pour la mesure de quantité d'information pouvant présenter des facilités d'implémentation [25, 30].

Dans la suite de ce travail nous utilisons la définition (2.1) de l'entropie de Shannon appliquée au module de la transformée de Fourier des signaux numériques.

2.3 Des signaux probabilistes aux signaux numériques

Afin d'avoir une mesure cohérente de l'information pour les signaux numériques, il convient de procéder à quelques normalisations. L'entropie définie pour la densité de probabilité $p(\mathbf{x})$ d'un signal aléatoire \mathbf{x} , discrétisée à un ensemble de probabilités $\{p_k\}_{k \in [1, N]}$, a un sens si les propriétés suivantes sont vérifiées :

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^N p_k &= 1, \\ 0 \leq p_k &\leq 1, \quad \forall k \in [1, N]. \end{aligned} \quad (2.3)$$

Ces propriétés (2.3) confèrent à l'entropie deux propriétés immédiates, compte tenu de l'allure de la fonction $f : x \mapsto -x \cdot \log x$ pour $x \in [0, 1]$ (figure 2.1) :

$$\begin{aligned} H(x) &\geq 0, \\ H(x) &\leq \log(N). \end{aligned} \quad (2.4)$$

L'égalité avec la borne inférieure est obtenue pour un signal prenant toujours la même valeur, et donc totalement prévisible ($p_0 = 1$, $H = 1 \cdot \log 1 = 0$). La borne supérieure est atteinte pour le cas équiprobable, qui correspond bien au cas le plus imprévisible, puisque tous les événements sont susceptibles d'intervenir avec la même probabilité.

La figure 2.1 montre qu'il est important de normaliser les valeurs à l'intervalle $[0, 1]$ pour le calcul de l'entropie, afin de ne pas obtenir une entropie négative qui perdrait tout sens physique.

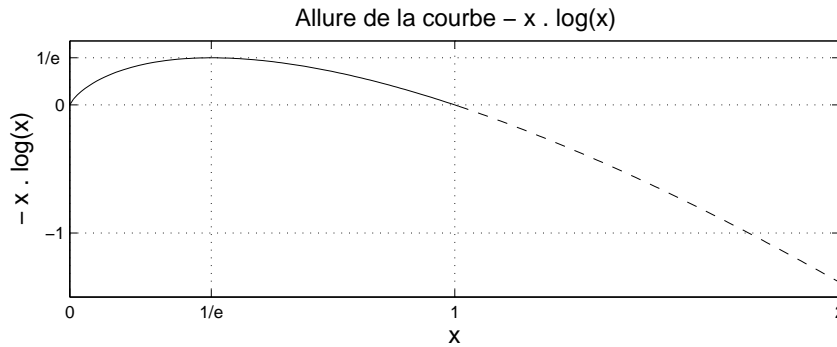


Fig. 2.1: Allure de la courbe $-x \log(x)$, pour $x \in [0, 1]$ (trait continu) et $x > 1$ (pointillés) pour des signaux réels sinusoïdaux.

Pour les signaux numériques la densité spectrale de puissance (DSP) peut être assimilée à une densité de probabilité. Les fréquences fournissent un ensemble de valeurs possibles, prises avec une probabilité proportionnelle à leur énergie. Le module au carré de la transformée de Fourier discrète (TFD) est utilisé comme estimateur de la DSP des tranches de signal. La tranche de signal doit être normée à 1 pour que l'entropie conserve ses propriétés. La mesure du désordre qui en résulte est proportionnelle au contenu fréquentiel du signal, à la fois en terme de richesse harmonique pour les signaux stationnaires et en terme d'imprévisibilité temporelle pour les signaux non stationnaires de courte durée.

Définition 1 La TFD de $x[n]$ pour $n \in [0, N-1]$ est notée $X[k]$ et définie pour $k \in [0, N-1]$ par :

$$X[k] = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \cdot e^{-2i\pi k \frac{n}{N}}.$$

Dès lors que l'opérateur entropie sera appliqué à une tranche de signal $\{x[n]\}_{n \in [0, N-1]}$, celle-ci aura implicitement été normalisée à 1, de telle sorte que

$$\sum_{k=0}^{N-1} |X[k]|^2 = 1, \text{ avec } \sum_{k=0}^{N-1} |X[k]|^2 = \sum_{n=0}^{N-1} x[n]^2 \quad (\text{Parseval}). \quad (2.5)$$

Soit, pour un signal quelconque $\{x[n]\}_{n \in [0, N-1]}$, l'entropie au sens de la répartition énergétique des fréquences est légitime avec la définition suivante :

Définition 2 L'entropie d'un signal numérique $\{x[n]\}_{n \in [0, N-1]}$ est définie par :

$$H_{[0, N-1]}(x) = \sum_{k=0}^{N-1} \left(\frac{|X[k]|}{\nu} \right)^2 \cdot \log \left(\frac{|X[k]|}{\nu} \right)^2, \quad \text{où } \nu = \sqrt{\sum_{n=0}^{N-1} x[n]^2}.$$

2.3.1 Cas des signaux réels

Dans le cas des signaux réels, la répartition d'énergie est symétrique par rapport à $\frac{F_e}{2}$, où F_e est la fréquence d'échantillonnage. Afin de respecter l'analogie entre la théorie de l'information et l'analyse spectrale, il convient de n'effectuer la somme entropique que sur les coefficients correspondant à l'espace des fréquences prises par un signal réel, c'est-à-dire $[0, \frac{F_e}{2}]$. Dans le cas réel, la définition de l'entropie d'un signal numérique devient :

Définition 3 L'entropie d'un signal numérique $\{x[n]\}_{n \in [0, N-1]}$ à valeurs réelles est définie par :

$$H_{[0, N-1]}(x) = \sum_{k=0}^{\frac{N}{2}} \left(\frac{|X[k]|}{v} \right)^2 \cdot \log \left(\frac{|X[k]|}{v} \right)^2,$$

$$\text{où } v = \sqrt{\sum_{n=0}^{\frac{N}{2}} |X[k]|^2} = \sqrt{\frac{1}{2} \left(\nu^2 - |X[0]|^2 - |X\left[\frac{N}{2}\right]|^2 \right)}.$$

2.4 Stabilisation des valeurs de l'entropie

Les valeurs prises par l'entropie définie ainsi, définitions 2 et 3, dépendent toutefois du phénomène de Gibbs dû à l'estimation de la DSP par le module au carré de la TFD. L'entropie varie en fonction des fréquences pour des signaux à spectre de raies lorsqu'une des composantes est proche d'une harmonique de la base de la TFD. Par exemple un signal sinusoïdal pur de fréquence $\frac{k\pi}{N}$, $k \in \mathbb{N}$ a une entropie nulle tandis que le même signal sinusoïdal pour $k \in \mathbb{R} - \mathbb{N}$ a une entropie positive variant en fonction de k .

La stabilisation de l'entropie est proposée dans le but d'obtenir la même valeur d'entropie pour des signaux de même contenu fréquentiel, indépendamment de la base d'analyse. Cela signifie que deux sinusoïdes pures doivent avoir la même entropie quelles que soient leurs fréquences respectives.

La solution adoptée pour *stabiliser* l'entropie consiste à apodiser le signal par une fenêtre autre que la fenêtre rectangulaire. Cela supprime la possibilité au sinus cardinal d'avoir ces zéros calés sur les harmoniques de la TFD. L'entropie résulte de la somme de tous les éléments du spectre. Il est donc légitime de choisir la nouvelle fenêtre de telle sorte que ses lobes secondaires dans le domaine de Fourier soient négligeables en amplitude devant le lobe principal, afin que les éléments relatifs à une fréquence restent concentrés autour de sa valeur lorsque l'on somme la contribution de toutes les fréquences.

Parmi les fenêtres d'utilisation courante (Hanning, Blackman, Hamming, Papoulis, Harris, triangulaire, Bartlett), la fenêtre fournissant le meilleur compromis *étalement du lobe principal - atténuation des lobes secondaires* est celle de Hamming [112, 114]. Elle présente des lobes secondaires à -41 dB d'amplitude par rapport au lobe principal, et a aussi l'avantage de ne pas s'annuler temporellement sur l'intervalle $[0, N-1]$ de sorte que tous les coefficients analysés soient pris en compte. Le choix de cette fenêtre nous permet de définir une mesure d'entropie sur le signal apodisé. Nous appelons cette mesure l'**entropie stabilisée**, en raison de la diminution de la dépendance des valeurs d'entropie à la base d'analyse de Fourier (figure 2.2).

Définition 4 *L'entropie stabilisée d'un signal numérique $\{x[n]\}_{n \in [0, N-1]}$ à valeurs réelles est notée $H_{[0, N-1]}^w(x)$ et définie comme l'entropie du signal apodisé par une fenêtre de Hamming $w[n]$ telle que :*

$$w[n] = 0.54 - 0.46 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right), \quad n \in [0, N-1].$$

Soit en notant le signal apodisé $x^w[n] = x[n] \times w[n]$ pour $n \in [0, N-1]$, il vient :

$$H_{[0, N-1]}^w(x) = H_{[0, N-1]}(x^w).$$

Remarques :

- L'énergie pour une fenêtre de type Hamming d'équation $A_h - B_h \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right)$, $n \in [0, N-1]$ vaut

$$\nu_h^2 = A_h^2 N + B_h^2 \frac{N}{2}. \quad (2.6)$$

- L'énergie d'un sinus fenêtré de fréquence $0 < f < 0.5$, d'amplitude A_s , vaut

$$\begin{aligned} \nu_{s_h}^2 &= \sum_n A_s \sin\left(2\pi f \frac{n}{N}\right)^2 \left(A_h - B_h \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right)\right)^2 \\ &\approx (A_s A_h)^2 \frac{N}{2} + \left(\frac{A_s B_h}{2}\right)^2 N \\ &\approx \frac{A_s^2 N}{2} \left(A_h^2 + \frac{B_h^2}{2}\right). \end{aligned} \quad (2.7)$$

La figure 2.2 compare les entropies obtenues sur un signal sinusoïdal dont la fréquence normalisée varie entre 0 et 0.5. Cette comparaison est effectuée sur des tranches de longueur $N = 16$, ce qui explique les $\frac{N}{2}$ zéros d'entropie entre 0 et $\frac{F_c}{2}$, obtenus lorsque le sinus correspond aux vecteurs de la base d'analyse. Grâce à l'apodisation, l'entropie stabilisée perd quasi totalement la dépendance à la base de Fourier.

Pour la zone délimitée comme stable, l'entropie stabilisée d'un signal sinusoïdal a pour valeur moyenne 0.79 Sh. Les limites de cette zone sont fixées par la taille de la fenêtre d'analyse, aussi appelée contexte d'analyse. En dehors de cette zone, les signaux sont de fréquence inférieure à la largeur du lobe principal de la fenêtre utilisée. L'entropie résultant de la somme de la forme

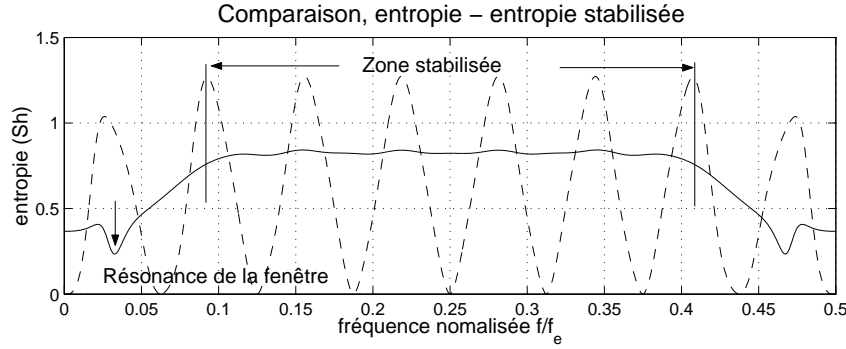


Fig. 2.2: Comparaison des valeurs d'entropie, définition 3 (trait pointillé) et d'entropie stabilisée, définition 4 (trait continu) en fonction de la fréquence.

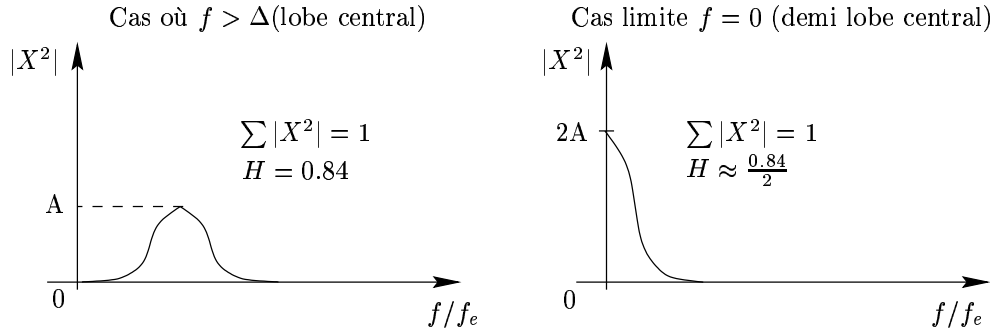


Fig. 2.3: Illustration du phénomène de diminution d'entropie lorsque $f \rightarrow 0$ (et symétriquement $f \rightarrow \frac{f_e}{2}$).

spectrale diminue jusqu'à la demi valeur. La limite obtenue en $f = 0$ correspond à la somme d'une moitié de fenêtre de Hamming normalisée à 1. Il en va de même pour les fréquences comprises entre $\frac{F_c}{2} - \frac{1}{N}$ et $\frac{F_c}{2}$. Le contexte d'analyse est simplement mal choisi pour de telles fréquences et il faut augmenter la taille de la fenêtre - et donc diminuer la largeur du lobe principal - pour avoir une entropie correspondant à la valeur attendue. Ce phénomène est illustré à la figure 2.3.

Pour les tests effectués par la suite il est important de noter la symétrie de l'entropie pour les signaux réels par rapport à la fréquence $\frac{F_c}{4}$. La zone de fréquence suffisante à tester est donc $f \in [0, \frac{F_c}{4}]$.

2.5 Ajout d'une dépendance temporelle, estimateur d'entropie locale

Une dépendance temporelle est ajoutée à l'entropie stabilisée en utilisant une fenêtre glissante de longueur $N_c < N$ définissant le **contexte d'analyse**. L'entropie devient ainsi une fonction du temps, et sa valeur est une estimée de l'entropie locale du signal analysé.

Définition 5 Un estimateur de l'entropie stabilisée locale pour le contexte $N_c < N$ à l'instant k , $k \in [\frac{N_c}{2}, N - \frac{N_c}{2}]$ d'un signal numérique $\{x[n]\}_{n \in [0, N-1]}$ à valeurs réelles est noté $\widehat{H}_{x, N_c}^w[k]$ et est défini par :

$$\widehat{H}_{x, N_c}^w[k] = H_{[k - \frac{N_c}{2}, k + \frac{N_c}{2} - 1]}^w(x).$$

La définition 5 implique notamment que l'estimateur ne fournit plus une valeur attendue dans le cas d'un processus aléatoire, mais suit lui-même une loi de répartition. La dépendance temporelle permet à l'estimateur ainsi constitué de caractériser les entropies de zones de signal en terme de mesure du désordre fréquentiel local mais aussi de l'imprévisibilité temporelle dans les signaux.

La section suivante étudie pour différents signaux le comportement de cet estimateur en fonction des variations du contexte d'analyse. Le paragraphe §2.6.3 étudie notamment la répartition de l'estimateur pour un bruit gaussien et uniforme.

2.6 Exemples d'entropies stabilisées de signaux numériques et probabilistes

Nous présentons ici les résultats obtenus pour quelques signaux tests : une impulsion, appelée par la suite Dirac, un signal sinusoïdal multicomposante et un bruit blanc gaussien centré. L'influence du contexte d'analyse est aussi étudiée dans l'objectif de la mise en place du détecteur présenté au chapitre suivant.

2.6.1 Signaux sinusoïdaux

Dans un premier temps, on désire observer la dépendance de l'estimateur au contexte d'analyse et à la fréquence du signal, le but étant de quantifier les variations de notre estimateur dans sa zone stabilisée. Le test est effectué sur des sinusoïdes pures de fréquences différentes pour des contextes d'analyse N_c différents car l'entropie d'une sinusoïde pure est connue ($0.79Sh$, figure 2.2) et sert donc de référence *stable*. La dépendance temporelle permet de plus d'étudier l'influence de la phase de la sinusoïde. La figure 2.4 montre les variations typiques d'entropie. Les variations absolues par rapport à la valeur de référence sont données en pourcentage ci-dessous :

- 0.2% de variations induites par la phase,
- 2% de variations introduites par la fréquence,
- 4% de variations introduites par le contexte.

L'entropie ne variant que très peu en fonction de la fréquence, de la phase et du contexte, l'estimateur est proche d'un estimateur d'entropie numérique normalisée, dépendant principalement du contenu du signal, et non des artefacts de la transformation.

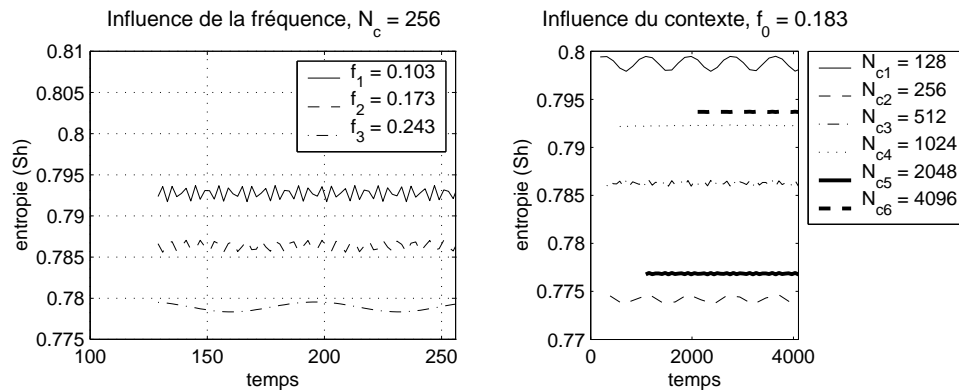


Fig. 2.4: Influences a) de la fréquence et de la phase et b) du contexte sur l'entropie stabilisée d'un signal sinusoïdal

Loi d'addition de sinusoïdes

Pour les signaux constitués de plusieurs composantes sinusoïdales, l'entropie augmente en suivant une loi d'addition simple, déduite de l'entropie d'une sinusoïde pure. En notant $\widehat{H}_{x,N_c}^w(1 \sin)$ la valeur de l'entropie stabilisée d'une sinusoïde pure, estimée à $0.8 \pm 0.03(Sh)$, il vient pour un signal constitué de N sinusoïdes :

$$\widehat{H}_{x,N_c}^w(N \sin) \approx \widehat{H}_{x,N_c}^w(1 \sin) + \log(N). \quad (2.8)$$

La comparaison entre cette loi théorique et les entropies obtenus sur des signaux multicomposantes est montrée à la figure 2.5. Cette loi reste valable tant que les lobes principaux des sinusoïdes sont disjoints. Les lobes peuvent être confondus lorsque le contexte n'est pas suffisamment grand. Dans ce cas, les variations de cette loi restent qualitativement les mêmes, l'augmentation d'entropie est simplement moins importante.

Éléments de démonstration

La démonstration de cette loi est basée sur l'hypothèse suivante, qui trouve sa justification dans les simulations numériques :

La contribution du lobe principal est prépondérante devant le reste du spectre dans le calcul de la somme de l'entropie stabilisée d'une sinusoïde pure.

Soit $\widehat{H}_{x,N_c}^w(1 \sin)$ la valeur de cette entropie, et v_1^2 la norme du signal (cf définition 4). En notant L_P l'intervalle des indices situés dans le lobe principal du spectre, l'hypothèse implique :

$$\widehat{H}_{x,N_c}^w(1 \sin) \approx - \sum_{i \in L_P} \frac{x_i^2}{v_1^2} \times \log \left(\frac{x_i^2}{v_1^2} \right).$$

La présence de N composantes sinusoïdales influe sur la norme du signal qui devient $v_N^2 \approx N \times v_1^2$, compte tenu que c'est le lobe principal qui contribue de manière prépondérante à la norme. Dès lors, l'entropie des N sinusoïdes s'écrit :

$$\begin{aligned} \widehat{H}_{x,N_c}^w(N \sin) &\approx -N \times \sum_{i \in L_P} \frac{x_i^2}{N \cdot v_1^2} \times \log \left(\frac{x_i^2}{N \cdot v_1^2} \right) \\ &\approx \widehat{H}_{x,N_c}^w(1 \sin) + \log(N) \sum_{i \in L_P} \frac{x_i^2}{N \cdot v_1^2} \\ &\approx \widehat{H}_{x,N_c}^w(1 \sin) + \log(N). \end{aligned} \quad (2.9)$$

2.6.2 Cas de l'impulsion

L'impulsion ou Dirac est l'élément maximisant l'entropie. Cela peut s'interpréter physiquement car le Dirac est l'évènement le plus concentré dans le temps, ce qui correspond à un maximum d'imprévisibilité et donc d'information.

La TFD d'un Dirac correspond au cas équiprobable en fréquence et en raison de la normalisation (cf définition 4) l'entropie stabilisée d'un Dirac noté d_{n_0} avec $d_{n_0}[k] = 0, \forall k \in [0, N-1] - \{n_0\}, d_{n_0}[n_0] = 1$ vaut :

$$\widehat{H}_{d_{n_0},N_c}^w[k] = \begin{cases} \log\left(\frac{N_c}{2} + 1\right) & \text{pour } k \in \left[n_0 - \frac{N_c}{2}, n_0 + \frac{N_c}{2} - 1\right], \\ 0 & \text{pour } k \in [0, N-1] - \left[n_0 - \frac{N_c}{2}, n_0 + \frac{N_c}{2} - 1\right]. \end{cases} \quad (2.10)$$

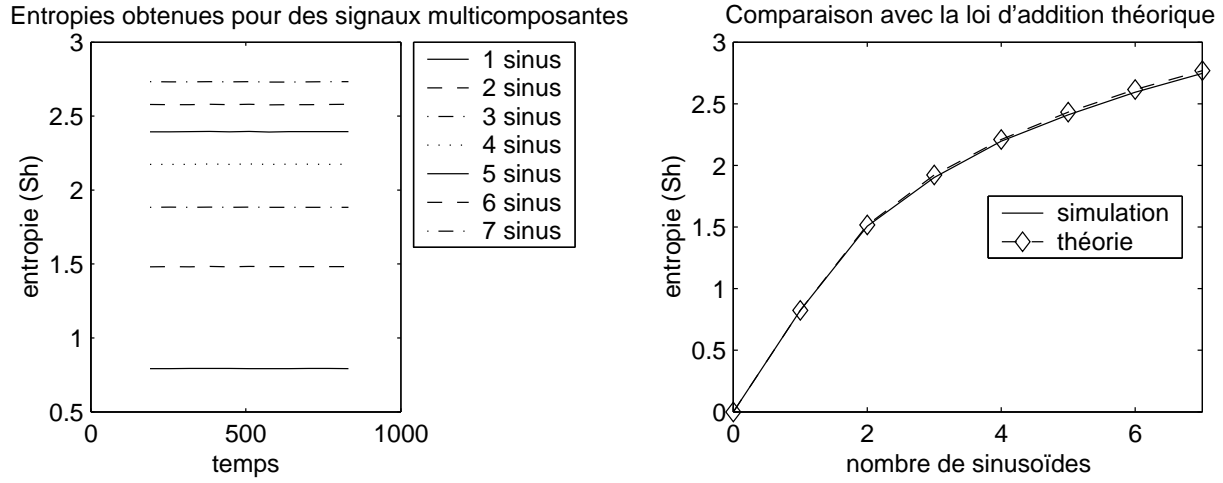


Fig. 2.5: Augmentation de l'entropie stabilisée en fonction du nombre de sinusoïdes. a) estimateur pour des signaux allant de 1 à 7 composantes, b) comparaison avec la loi d'addition théorique.

Ce cas fournit la borne supérieure d'entropie. On s'intéresse maintenant à l'ajout d'un Dirac sur un autre signal. La norme d'un Dirac d'amplitude A_d placé dans un signal nul de longueur N_c vaut $v_d = A_d \sqrt{\frac{1}{2} + \frac{1}{N_c^2}} \approx \frac{A_d}{\sqrt{2}}$. Dans le cas où le Dirac est ajouté à un signal non nul, le seuil de bruit dans le spectre d'énergie a pour amplitude $\frac{A_d^2}{N_c}$. Il influe donc peu sur la norme du sinus. Pour ce qui est de l'entropie, il est possible d'estimer l'augmentation d'entropie induite par le Dirac en considérant que l'entropie du sinus est peu modifiée, car la somme est prépondérante sur L_P et le Dirac influe peu sur le lobe principal. L'augmentation d'entropie due au Dirac est estimable par l'entropie de son seuil d'énergie normalisé par rapport à la norme du sinus fenêtré v_{sh} , soit :

$$\Delta H^w = - \sum_n \frac{\frac{A_d^2}{N_c}}{v_{sh}^2} \log \left(\frac{\frac{A_d^2}{N_c}}{v_{sh}^2} \right).$$

Avec $v_{sh}^2 = \frac{1}{2} \nu_{sh}^2$ où ν_{sh} est définie à l'équation (2.7), l'augmentation entropique apportée par un Dirac sur un sinus est estimée par :

$$\Delta H^w = \sum_{n=0}^{\frac{N_c}{2}} \left(\frac{A_d^2}{A_s^2} \frac{4}{N_c^2 \left(A_h^2 + \frac{B_h^2}{2} \right)} \right) \log \left(\frac{A_d^2}{A_s^2} \frac{4}{N_c^2 \left(A_h^2 + \frac{B_h^2}{2} \right)} \right). \quad (2.11)$$

La figure 2.6 montre d'une part l'influence d'un Dirac sur l'entropie d'un sinus pur et d'autre part la validité de la loi d'augmentation d'entropie (2.11). Cette figure montre également l'aptitude de l'estimateur à la localisation temporelle des événements courts dans un signal au sens d'une augmentation de l'entropie.

2.6.3 Bruit gaussien et uniforme

Du point de vue statistique, l'entropie fournit la quantité d'information d'un processus aléatoire de loi connue, et est définie comme *valeur attendue* [113]. L'ajout d'une dépendance temporelle à l'entropie pour en avoir un estimateur local crée une variation par rapport à la

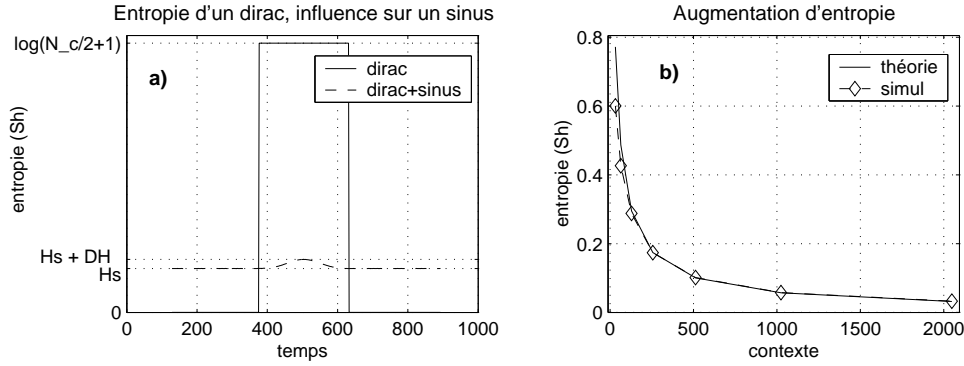


Fig. 2.6: a) Entropie stabilisée d'un Dirac et influence sur un sinus. b) Augmentation d'entropie due à l'ajout d'un Dirac sur un sinus en fonction du contexte.

valeur attendue. En raison de cet aspect local, l'estimateur suit lui aussi une loi de répartition qui dépend de la loi de répartition du signal analysé. Dans cette section, nous donnons la loi de répartition de la réponse de notre estimateur à un bruit blanc qui constitue le modèle de bruit le plus utilisé dans les applications du traitement du signal, notamment la détection.

Pour caractériser la distribution de l'estimateur d'entropie locale appliqué à un bruit blanc gaussien centré, on utilise le théorème de la limite centrale. L'entropie étant une somme de N_c variables aléatoires, il est en effet raisonnable de considérer que la variable aléatoire résultante est une gaussienne, dont la moyenne vaut la valeur attendue et dont la variance dépend de N_c et de la densité de probabilité de la fonction $-x \cdot \log(x)$ où x est le module au carré normalisé de la TF du bruit.

Afin d'obtenir la densité de probabilité de l'entropie, il est donc nécessaire de procéder à la transformation de la fonction de densité de probabilité (PDF) de la variable aléatoire du bruit gaussien centré, $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$. Les différentes étapes et leurs résultats sont donnés ci-dessous :

1. Après la transformation de Fourier, la partie réelle et la partie imaginaire suivent une même loi gaussienne $\mathcal{N}(0, \sigma_1^2)$ de variance réduite $\sigma_1 = \sqrt{\frac{\sigma}{2}}$ pour les besoins de la conservation d'énergie, voir [108]. Le module de la TF suit alors une loi de Rayleigh, définie comme la PDF de la variable $x = \sqrt{x_1^2 + x_2^2}$, quand les PDF variables x_1 et x_2 suivent une loi $\approx \mathcal{N}(0, \sigma^2)$, voir [107]. Soit :

$$p_{|X|}(x) = \frac{x}{\sigma_1^2} e^{-\frac{x^2}{2\sigma_1^2}}. \quad (2.12)$$

2. Le module au carré normalisé est obtenu par la formule de transformation d'une variable aléatoire par une fonction, ici $y = \frac{x^2}{v^2}$. Pour une réalisation d'un bruit blanc gaussien centré de longueur N_c , $v^2 = \sigma^2(\frac{N_c}{2} + 1)$, soit pour la PDF du module au carré normé :

$$p_{\frac{|X|^2}{v^2}}(x) = \frac{1}{2\sigma_3^2} e^{-\frac{x}{2\sigma_3^2}}, \quad \text{où } \sigma_3^2 = \frac{\sigma^2}{\sigma^2(\frac{N_c}{2} + 1)} = \frac{1}{2(\frac{N_c}{2} + 1)}. \quad (2.13)$$

C'est donc une loi exponentielle dont la variance diminue quand le contexte augmente.

3. La fonction $-x \log(x)$ étant une fonction irrationnelle, il n'existe pas (à notre connaissance) de fonction réciproque. De même, la fonction ayant une forme indéterminée en 0, son développement limité n'existe pas en zéro. Aussi nous proposons une méthode élégante d'estimation par une fonction approchée simple en annexe A. La fonction utilisée est un quart d'ellipse de centre $(x_e = \frac{1}{e}, y_e = \Delta_1)$ et d'axes $a_x = \frac{1}{e} + \Delta_2$ et $b_y = \frac{1}{e} + \Delta_1$ dont

les paramètres Δ_1 et Δ_2 sont optimisés pour minimiser l'erreur des moindres carrés. La fonction de répartition estimée $-x \log(x)$ résultante suit la loi :

$$p_{-y \log y}(x) = \frac{1}{2\sigma_3^2} \frac{\frac{a_x}{b_y}(x + y_e)}{\sqrt{b_y^2 - (x + y_e)^2}} e^{-\frac{x_e - \frac{a_x}{b_y} \sqrt{b_y^2 - (x + y_e)^2}}{2\sigma_3^2}}. \quad (2.14)$$

4. L'entropie est enfin trouvée comme la somme de $\frac{N_c}{2}$ variables aléatoires suivant la loi de répartition (2.14). En utilisant le théorème de la limite centrale, la loi converge vers une loi normale lorsque $N_c \rightarrow +\infty$. Dans notre application, où $N_c \ll +\infty$, la loi tend vers une loi pseudo-normale, que nous estimons par une loi de Maxwell. En pratique, pour $N_c \geq 2048$ la loi est proche d'une Gaussienne de paramètres :

$$\mu_e = \log\left(\frac{N_c}{2} + 1\right) + \frac{1}{2\sqrt[4]{2}}, \quad (2.15)$$

$$\sigma_e^2 = -\frac{1}{\frac{N_c}{2} + 1} \times \left(\frac{1}{\frac{\pi}{2}(\frac{N_c}{2} + 1)} \log\left(\frac{1}{\frac{N_c}{2} + 1}\right) \right)^2. \quad (2.16)$$

Les différentes répartitions pour les étapes 1 à 4 du calcul sont montrées en annexe B, ainsi que l'approche de la densité de répartition par une loi de Maxwell pour des contextes peu élevés. La figure 2.7 compare les répartitions gaussiennes du résultat théorique aux résultats des simulations pour différents contextes.

2.6.4 Influence du bruit sur un signal

Nous étudions maintenant la variation d'entropie causée par l'ajout d'un bruit sur un signal. Le calcul est mené pour un signal sinusoïdal pur, de manière similaire au cas de l'impulsion. Pour mener à bien ce calcul, il est nécessaire de poser quelques hypothèses sur la norme du signal résultant. En notant s le signal sinusoïdal d'amplitude A_s et b le bruit de variance σ^2 , on pose :

Hypothèse 1 : $\nu_{s+b}^2 \approx \nu_s^2 + \nu_b^2$. L'énergie de la somme est proche de la somme des énergies.

Cela revient à négliger le terme $2 \mathcal{R}é(\overline{SB})$, en raison des spectres des signaux, concentré pour le sinus et étalé pour le bruit.

Hypothèse 2 : Toujours en raison des supports spectraux des signaux l'entropie de $s + b$ est proche de la somme des entropies¹ renormalisées par rapport à ν_{s+b}^2 . Il est de plus possible d'exprimer de manière simple une entropie renormalisée en fonction de l'entropie de départ et de la nouvelle norme. Soit p une densité de probabilité discrète prenant N valeurs p_i et telle que $\sum_i p_i = 1$ alors son entropie vaut $H(p) = -\sum_i p_i \log(p_i)$. En notant $H(p/\nu^2)$ l'entropie par rapport à une nouvelle norme ν^2 , on trouve la relation :

$$H(p/\nu^2) = -\sum_i \frac{p_i}{\nu^2} \log\left(\frac{p_i}{\nu^2}\right) = \frac{1}{\nu^2}(H(p) + \log(\nu^2)).$$

L'hypothèse 2 s'écrit donc $H(s + b) \approx H(s/\nu_{s+b}^2) + H(b/\nu_{s+b}^2)$.

¹le terme est ici abusif car pour la nouvelle norme la condition (2.3) sur les lois de probabilité n'est plus respectée. Il s'agit en fait d'une contribution entropique

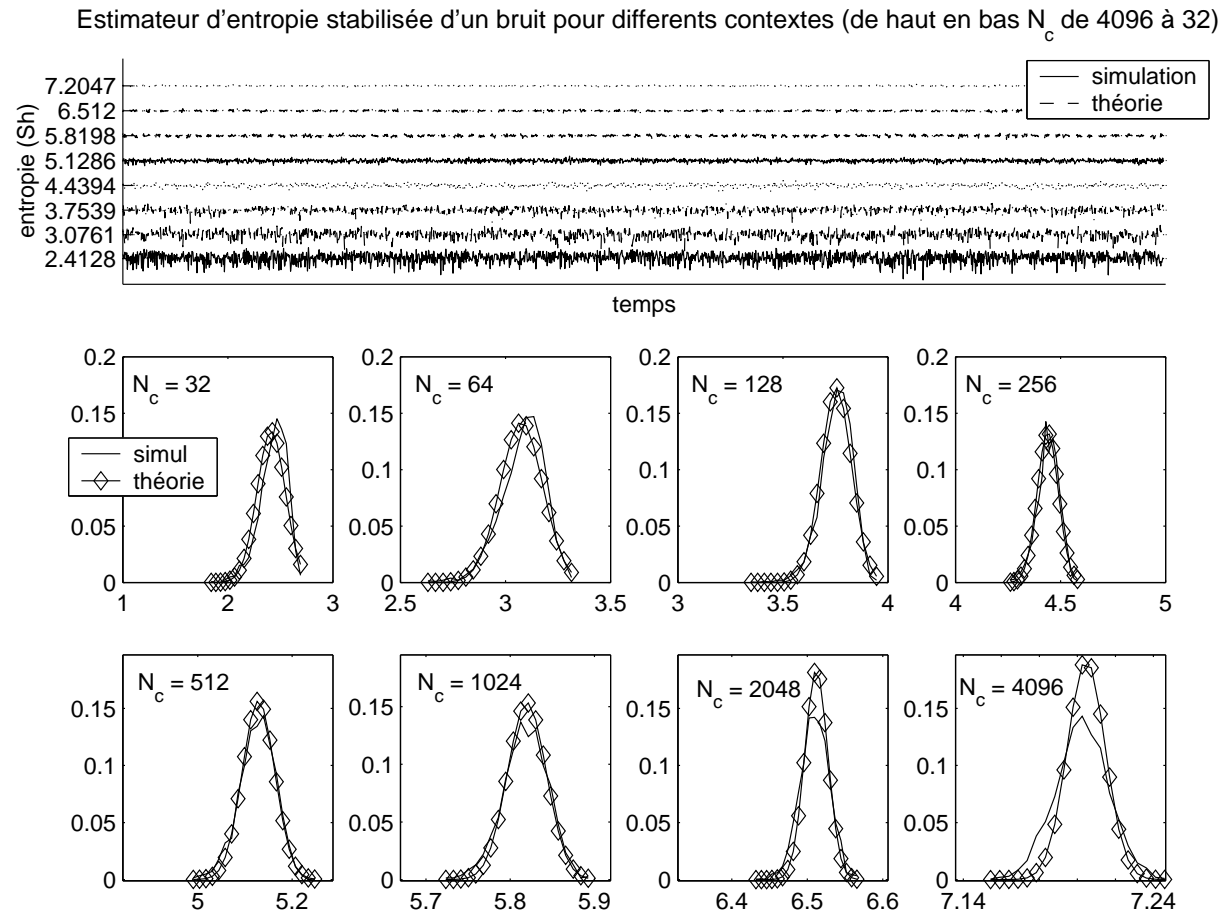


Fig. 2.7: Haut : allure de l'estimateur d'entropie stabilisée d'un bruit blanc gaussien centré pour différents contextes. Centre et bas : PDF des entropies stabilisées correspondantes pour les différents contextes considérés.

Le calcul de chacun des termes de l'hypothèse 2 conduit à l'expression de l'entropie d'un sinus bruité :

$$\begin{aligned}
 H(s+b) &= H(s/\nu_{s+b}^2) + H(b/\nu_{s+b}^2) \\
 H(s+b) &= \frac{v_s^2}{\sigma^2+v_s^2} \left(H(\sin 1) + \log\left(\frac{v_s^2}{\sigma^2+v_s^2}\right) \right) + \frac{\sigma^2}{\sigma^2+v_s^2} \left(\log\left(\frac{2}{\pi}\left(\frac{N_c}{2}+1\right)\right) + \log\left(\frac{\sigma^2}{\sigma^2+v_s^2}\right) \right)
 \end{aligned}
 \quad (2.17)$$

Compte tenu des hypothèses utilisées ce résultat n'est pas exact mais il donne une estimation relativement fidèle. La figure 2.8 compare le résultat de la simulation à l'estimée, pour différents Rapports Signal à Bruit (RSB) allant de $+\infty$ (pas de bruit) à -20 dB (sinus noyé dans le bruit).

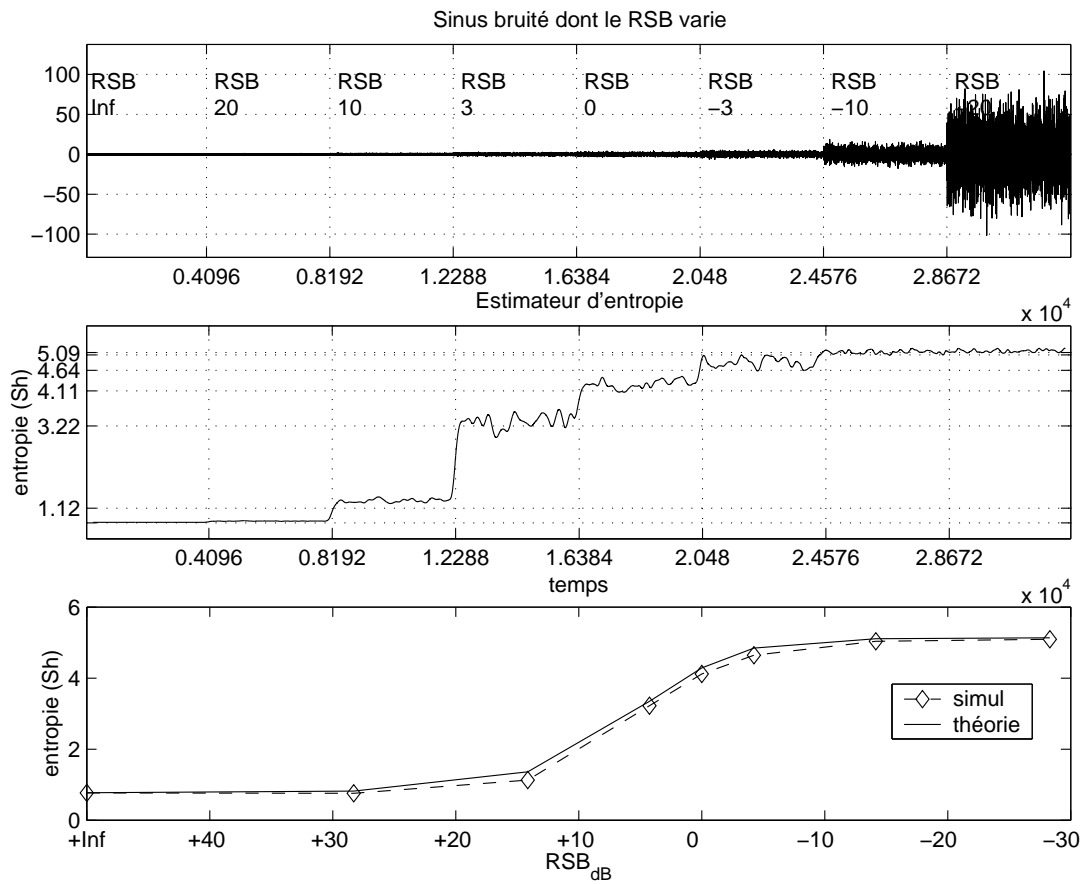


Fig. 2.8: Variations d'entropie d'un sinus bruité en fonction du RSB. a) signal bruité pour différents RSB, b) estimateur d'entropie appliqué au signal, c) comparaison théorie simulation.

De par sa nature large bande, le bruit a plus de poids que le sinus sur le résultat de l'entropie. Pour des $RSB < 0$ dB, on note un biais par rapport à la valeur théorique de l'entropie du bruit. Ce biais peut-être utilisé dans une application de détection de signal en milieu bruité. De même, en observant la répartition de chacun de palier de l'estimateur il est possible d'appliquer les techniques d'estimation statistique pour avoir une information sur le contenu du signal. On note un écart à loi de répartition théorique du bruit de l'ordre de quelques pourcents pour des RSB entre ± 10 dB. Cela ne fait pas l'objet de ce chapitre car nous souhaitons dans un premier temps

détecter les variations d'entropies et non caractériser le signal. La figure 2.8 montre que le temps de réponse de l'estimateur glissant pour passer d'un palier à l'autre est égal à la taille de la fenêtre d'analyse (ou contexte).

2.7 Entropie totale, entropies partielles d'un signal

Dans la suite de ce travail, une fois la segmentation temporelle effectuée, l'adaptation fréquentielle porte sur des tranches de signal dans le but de réduire l'entropie de chaque tranche. Afin de connaître le gain entropique total obtenu sur le signal analysé il est utile d'établir une relation entre l'entropie du signal complet et l'entropie des tranches du signal.

Soit x un signal de longueur N et $\{a_i\}_{0 \leq i \leq M}$ une suite croissante de \mathbb{N} telle que $a_0 = 0$ et $a_M = N - 1$. La norme du signal x est notée ν_N et son entropie H_N , définie par $H_N = - \sum_n \frac{x}{\nu_N} \log \frac{x}{\nu_N}$. Les tranches de signal sont notées $x_i = x[n], n \in [a_i, a_{i+1}], i \in [0, M - 1]$, leurs normes respectives ν_i et leurs entropies H_i . Alors, la relation liant les entropies des tranches à l'entropie du signal s'écrit :

$$H_N = \sum_{i=0}^{M-1} \frac{\nu_i}{\nu} \left[H_i - \log \frac{\nu_i}{\nu} \right]. \quad (2.18)$$

2.8 Conclusion

L'estimateur proposé dans ce chapitre fournit une mesure analogue à l'entropie de Shannon pour les signaux numériques au sens d'une mesure proportionnelle au désordre fréquentiel et à l'imprévisibilité temporelle. Son étude sur différents signaux et notamment la connaissance de la réponse à un bruit blanc gaussien centré en fait un critère fiable pour les applications de détection en milieu bruité. Cet estimateur permet également de classer les signaux en fonction de leur contenu fréquentiel, en les rangeant du plus ordonné, dont l'entropie est nulle (signal nul) au plus désordonné (bruit blanc) ou équiprobable (impulsion) dont l'entropie est maximale et vaut $\log(\frac{N_c}{2} + 1)$.

Chapitre 3

Segmentation temporelle

Sommaire

3.1	Problématique	27
3.2	Choix du critère	28
3.3	Le Critère Entropique Local Stabilisé (CELS)	28
3.3.1	Définition	28
3.3.2	Comportement du CELS	29
3.3.3	Résumé du comportement qualitatif du CELS	36
3.3.4	Comparaisons de courbes ROC pour le CELS	36
3.3.5	Conclusions préliminaires	43
3.4	Critère Entropique Local Stabilisé multirésolution	44
3.4.1	Adaptation à l'analyse multirésolution	44
3.4.2	Post traitement pour la localisation des ruptures	45
3.5	Résultats	46
3.5.1	Signal de simulation	46
3.5.2	Segmentation de signaux audios	50
3.6	Conclusion	54

3.1 Problématique

Il est nécessaire de mettre en place une segmentation temporelle permettant de séparer les divers comportements des signaux audios. Il n'est pas envisagé ici d'établir un modèle de rupture mais plutôt d'utiliser un indicateur de désordre dans le signal afin d'établir un diagnostic sur ses changements de comportements.

Le critère entropique introduit dans le chapitre précédent mesure l'imprévisibilité temporelle et le désordre fréquentiel dans les signaux et constitue un indice pour la segmentation. Dans le cadre de la segmentation temporelle, les variations d'entropie reflètent la présence d'un changement dans le signal. L'estimateur d'entropie présenté au chapitre 2 n'est donc pas approprié tel qu'il est défini.

Le détecteur utilisé se base sur les variations d'entropie locale plutôt que sur l'entropie elle-même. Il porte le nom de critère entropique local. Ce chapitre porte sur son étude pour la mise en place d'une segmentation automatique mais aussi pour la caractérisation des segments.

3.2 Choix du critère

Dans des travaux précédents, Imad Adballah a étudié la mise en place d'un détecteur des variations locales d'entropie pour la segmentation [32]. Trois critères sont proposés et analysés dans son mémoire de thèse [32] afin de détecter les ruptures dans un signal : la courbe de dimension théorique (CDT), le critère entropique local (CEL) et le contraste entropique local (CTEL). Ces trois critères sont basés sur une mesure entropique utilisant la formule de Shannon appliqué au module de la TFD, définition 2. Cependant, d'une part les signaux ne sont pas normalisés, ce qui peut conduire à une entropie négative et d'autre part ils restent contraints aux variations locales de la base d'analyse de la TFD, §2.4 . La CDT est obtenue en prenant l'exponentielle de l'entropie. Le CTEL est une fonction de contraste calculée à partir de l'entropie de deux fenêtres adjacentes et glissantes. Enfin le CEL est similaire au test entropique *multirésolution* utilisé dans les algorithmes de recherche de meilleure base pour les décompositions en paquets d'ondelettes. Il compare l'entropie d'une fenêtre glissante avec la somme des entropies de ses demi-fenêtres.

Parmi ces trois critères, nous retenons pour notre étude le CEL car il montre les meilleurs résultats en terme de détection et s'avère le plus robuste au bruit [2, 32]. Cela est dû au fait que le CEL travaille sur la comparaison relative d'un même *ensemble entropique*, constitué de la fenêtre principale et de ses demi-fenêtres, tandis que CDT et CTEL travaille en comparaison *absolue* à partir d'une entropie non stabilisée qui peut subir des variations trop importantes pour permettre de fixer un seuil fiable. De plus, notre choix est guidé par la géométrie du détecteur qui dans le cas de l'utilisation de l'entropie stabilisée, maximise la détection des ruptures au point central de la fenêtre principale (voir exemple sur le calcul de l'entropie stabilisée d'un Dirac §2.6.2).

3.3 Le Critère Entropique Local Stabilisé (CELS)

3.3.1 Définition

Le Critère Entropique Local est une fonction temporelle mesurant les variations de la concentration d'énergie du spectre à court terme du signal. La mesure de concentration de l'énergie, ou désordre spectral, utilisée est l'entropie de Shannon. La formule du CEL est rappelée ci-dessous. En notant respectivement H_{xc} , H_{xg} et H_{xd} les entropies d'une fenêtre rectangulaire principale centrée à l'échantillon n et de ses demi-fenêtres gauche et droite, le CEL est défini par :

$$CEL(n) = \frac{H_{xc}(n) - (H_{xg}(n) + H_{xd}(n))}{|H_{xg}(n) + H_{xd}(n)|}. \quad (3.1)$$

En raison des variations importantes de cette mesure en fonction du contexte d'une part et de la position des fréquences analysées, nous préférons à cette mesure l'estimateur d'entropie stabilisée présentée dans le chapitre précédent. Le critère associé est appelé Critère Entropique Local Stabilisé (CELS) et est défini de manière similaire au CEL, à la différence près du dénominateur et des valeurs absolues inutiles étant donnée la définition de l'entropie comme grandeur positive.

En reprenant les notations du chapitre précédent, le CELS est alors défini comme une différence relative d'entropie entre une fenêtre glissante de longueur N et ses 2 demi-fenêtres de longueur $\frac{N}{2}$. En notant respectivement \widehat{H}_{xc} , \widehat{H}_{xg} et \widehat{H}_{xd} les entropies stabilisées de la fenêtre

principale et de ses deux demi-fenêtres gauche et droite, définies par (Fig. 3.1)

$$\begin{aligned}\widehat{H}_{xc}(n) &= H_{x[n-\frac{N}{2}, n+\frac{N}{2}-1]}, \\ \widehat{H}_{xg}(n) &= H_{x[n-\frac{N}{2}, n-1]}, \\ \widehat{H}_{xd}(n) &= H_{x[n, n+\frac{N}{2}-1]},\end{aligned}\tag{3.2}$$

le CELS est défini pour un signal de longueur M sur l'intervalle $[\frac{N}{2}, M - \frac{N}{2} - 1]$ par la formule suivante :

$$CELS_{[x, N]}(n) = \frac{\widehat{H}_{xc}(n) - (\widehat{H}_{xg}(n) + \widehat{H}_{xd}(n))}{\widehat{H}_{xc}(n)}.\tag{3.3}$$

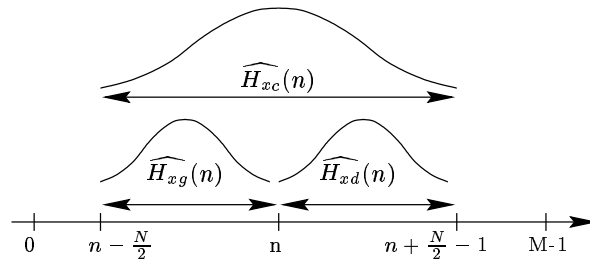


Fig. 3.1: Notations des entropies pour le calcul du CELS

Le terme de normalisation du dénominateur du CELS est choisi de telle sorte que le CELS ait une valeur proche de -1 pour un signal stationnaire monocomposante. Pour un signal nul, le CELS conduit à une forme indéterminée du type $\frac{0}{0}$; aussi nous fixons la valeur du CELS à -1 pour un signal nul, par *continuité* avec le CELS d'un signal sinusoïdal pur dont l'amplitude tend vers 0.

Les résultats établis sur l'entropie dans la partie précédente permettent de connaître le comportement mais aussi les valeurs prises par le CELS dans un certain nombre de cas servant de référence pour la mise en place de la segmentation automatique.

3.3.2 Comportement du CELS

De par sa définition, le CELS est entièrement conditionné par l'entropie stabilisée. Celle-ci variant relativement peu en fonction du contexte d'analyse, les deux comportements extrêmes du détecteur sont facilement descriptibles : d'une part lorsque le CELS parcourt un signal stationnaire et d'autre part à l'apparition d'un changement de stationnarité ou d'une rupture.

Zones stables

Une zone stationnaire ou *stable* est caractérisée par un CELS proche de la valeur -1 . Cela est dû au fait que les entropies sont toutes à peu près égales, la variation étant de l'ordre de quelques % (voir chapitre 2, page 19). Il faut cependant distinguer deux cas qui fixent les limites de la zone stationnaire.

1. Le cas du signal monocomposante où par définition de l'entropie stabilisée et de sa marge d'incertitude la valeur du CELS va être fixée à $-1 \pm 1\%$, l'incertitude étant due aux variations de l'entropie en fonction de la phase. Ce cas du spectre le plus concentré correspond à l'entropie la moins sensible au contexte.

2. Le cas du bruit blanc gaussien centré qui correspond au cas *stationnaire*¹ du spectre le plus étalé. Ce cas maximisant la différence d'entropie stabilisée en fonction du contexte, il va donc fixer la limite supérieure du CELS d'une zone stationnaire. Sans prendre en compte la variance de l'entropie d'un bruit blanc gaussien centré, noté *bbgc*, la moyenne supérieure d'une zone stationnaire au sens entropique est :

$$CELS_{[bbgc, N]} = -1 + \frac{2 \log 2}{\log N}.$$

Cette valeur moyenne prend en pratique une valeur proche de -0.8 et la prise en compte de la variance fixe le seuil à une valeur proche de -0.6 .

Zones instables

Une zone *instable* est caractérisée par un CELS ≈ 0 . Une perturbation de spectre traduisant l'apparition d'une rupture dans la demi-fenêtre de droite va alors justifier entropiquement la séparation en deux fenêtres au sens où

$$\widehat{H}_{xg}(n) < \widehat{H}_{xd}(n).$$

Cela est dû au fait que l'entropie de Shannon est maximisée pour un signal équiprobable. Ici le spectre étant assimilé à la densité de probabilité des fréquences, la propriété d'additivité de la transformée de Fourier induit que la fenêtre N est constituée de la somme des deux spectres des demi-fenêtres et n'est pas deux fois plus concentrée comme dans le cas d'un signal stationnaire. Le spectre de la fenêtre principale est donc plus étalé et correspond à un cas plus équiprobable. Toutefois là encore, il est possible de distinguer deux cas indiquant des changements différents.

1. Ruptures de type impulsion, sur un signal stationnaire : le détecteur est maximal lorsque le Dirac est au centre de la fenêtre ce qui permet une localisation précise de l'évènement. Par ailleurs le CELS est borné par la valeur positive $\log\left(\frac{N_c}{2} + 1\right)$ obtenue pour une impulsion située dans un signal nul.
2. Ruptures de type changement de stationnarité : $\widehat{H}_{xd}(n)$ augmente jusqu'à ce la nouvelle zone stationnaire soit en son milieu, puis diminue jusqu'à la valeur de l'entropie de la nouvelle zone stationnaire obtenue au point de changement. Le même phénomène se produit pour $\widehat{H}_{xg}(n)$ et à une autre échelle pour $\widehat{H}_{xc}(n)$. Il en résulte sur le CELS que sa valeur est maximisée lorsque le changement est au centre de la grande fenêtre car alors, en notant $stat_1$ et $stat_2$ les deux zones stationnaires :

$$\widehat{H}_{xc}(n_0) = \widehat{H}_{xc}(stat_1 + stat_2) \geq \widehat{H}_{xg}(stat_1) + \widehat{H}_{xg}(stat_2).$$

L'autre phénomène se produisant lors d'un changement est que le CELS admet deux minima locaux aux points $n_0 \pm \frac{N}{4}$ quand le changement est au centre des demi-fenêtres.

Ce phénomène est notamment illustré dans le cas de l'échelon de fréquence, section 3.3.2.

En pratique, lorsque les signaux sont bruités, le CELS ne prend que rarement des valeurs positives et une zone instable est alors délimitée par un maximum local de la courbe, situé au dessus d'un seuil préalablement fixé. Le bruit joue un rôle particulier au sens où l'entropie des signaux bruités tend vers l'entropie du bruit.

Il reste important de pouvoir quantifier les variations du CELS sur quelques signaux de références afin de comprendre son comportement général. Nous étudions dans un premier temps le CELS d'un bruit blanc pour étudier pour chaque type de signal *test* l'influence du bruit.

¹Le terme de stationnaire est abusif et qualifie ici le comportement statistique du signal

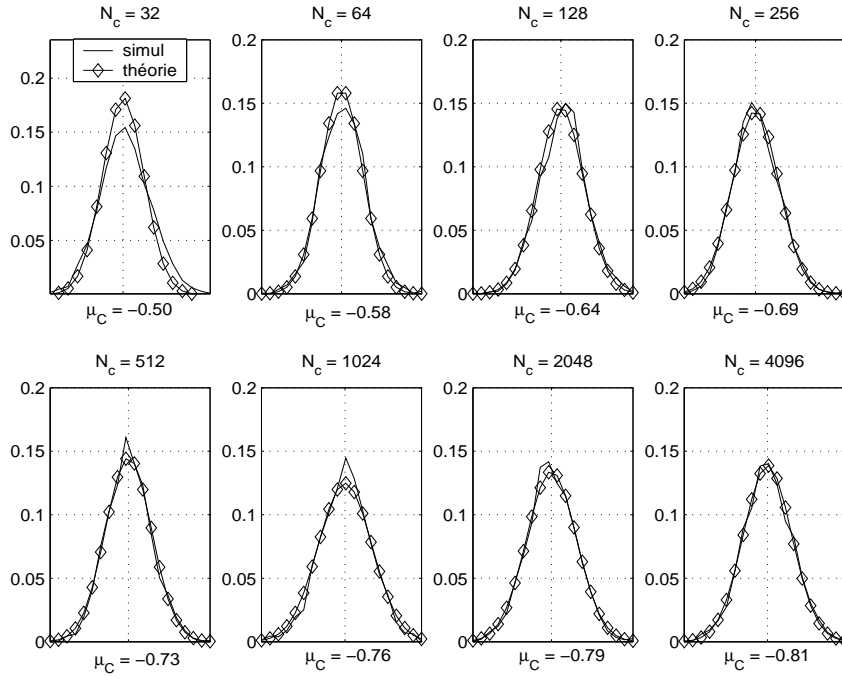


Fig. 3.2: Densités de probabilités du CELS d'un bruit blanc gaussien centré pour différents contextes, de 32 (haut gauche) à 4096 (bas droit) ; comparaison avec la distribution théorique $\mathcal{N}(\mu_C(N_c), \sigma_C(N_c))$.

Densité de probabilité et robustesse au bruit

Afin d'étudier la robustesse au bruit du CELS, il est nécessaire de disposer d'un modèle réaliste de la densité de probabilité du CELS d'un bruit blanc gaussien centré. Il faut pour cela utiliser le résultat (2.15) établi au paragraphe 2.6.3 et considérant que pour un contexte suffisamment grand (en pratique supérieur à 32) la densité de probabilité de l'estimateur d'entropie stabilisée appliqué à un bruit blanc est gaussienne, de moyenne $\mu_e(N_c)$ et de variance $\sigma_e(N_c)$. Dès lors en utilisant les propriétés de composition des lois de probabilités Gaussienne, il est légitime de considérer la densité de probabilité du CELS d'un bruit blanc comme gaussienne, caractérisée par sa moyenne $\mu_C(N_c)$ et sa variance $\sigma_C(N_c)$ prenant les valeurs :

$$\begin{aligned} \mu_C(N_c) &= \frac{\mu_e(N_c) - 2\mu_e(\frac{N_c}{2})}{\mu_e(N_c)} \approx -1 + \frac{2\log(2) - \frac{6}{N_c}}{\mu_e(N_c)}, \\ \sigma_C(N_c)^2 &= \frac{\sigma_e^2}{\mu_e(N_c)}. \end{aligned} \quad (3.4)$$

La figure 3.2 montre la concordance entre les répartitions simulées et théoriques qui permettent de considérer que le modèle proposé pour le CELS d'un bruit blanc est très satisfaisant. Les contextes testés correspondent aux contextes d'analyse que nous sommes amenés à utiliser pour le CELS. Le modèle proposé reste cependant valable pour des contextes plus élevés, même si cela n'est pas montré ici. La moyenne du CELS tend vers -1 lorsque $N_c \rightarrow +\infty$ et sa variance tend vers 0.

Pour la détection d'un signal noyé dans le bruit, il est important de caractériser la densité de l'estimateur à un bruit blanc pour mettre en place un critère statistique de décision. Dans

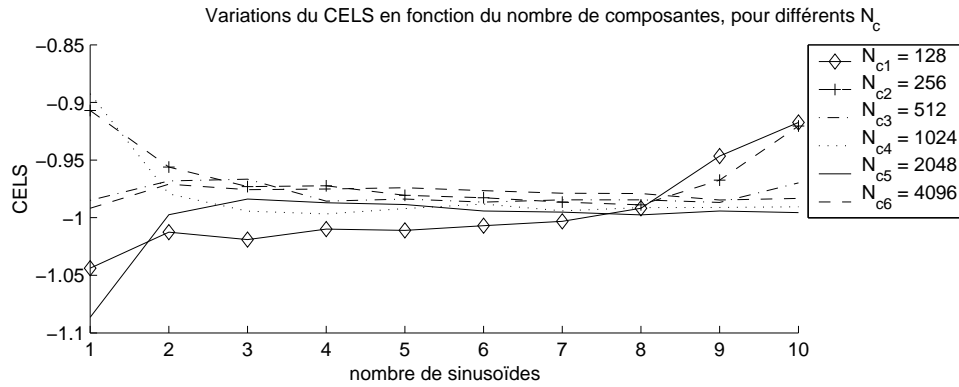


Fig. 3.3: Comparaison des valeurs du CELS en fonction du nombre de sinusoïdes et du contexte d'analyse.

notre application où la segmentation est effectuée par seuillage, la connaissance de cette loi de répartition permet de choisir le seuil en fixant un taux de mauvaises détections.

Nous allons maintenant étudier l'influence du bruit sur le CELS pour quelques signaux usuels ainsi que sur les ruptures envisagées.

Signaux Stationnaires

En présence de signaux stationnaires, le CELS est quasi-constant et prend une valeur variant entre $\mu_C(N_c)$ et -1.1 . Les 10% d'écart à la valeur -1 sont dus aux incertitudes en fonction de la complexité spectrale du signal mais aussi au contexte d'analyse.

Le choix du contexte est important pour avoir une valeur proche de -1 , synonyme de stationnarité. La taille de la fenêtre doit être suffisamment grande pour que les composantes présentes soient distantes de plus de la résolution fréquentielle imposée par la base de Fourier. La figure 3.3 permet de comparer les CELS obtenus pour différents contextes sur un signal dont le nombre de composantes sinusoïdales augmente (de 1 à 10 sinusoïdes). Les deux courbes correspondant aux contextes 128 et 256 (courbes avec marqueurs) montrent que lorsque le spectre est trop riche, la valeur du CELS tend vers la valeur du bruit ; le contexte est donc *mal* choisi. Dans les autres cas, lorsque le contexte est *bien* choisi, le CELS est proche de -1 dès que le nombre de composantes est supérieur à 2.

De manière générale, on retiendra :

Le CELS d'un signal harmonique stationnaire non bruité est proche de -1 et contenu dans l'intervalle $[-1.1, -.95]$. L'ajout de bruit influe sur la limite supérieure de cet intervalle qui tend vers $\mu_C(N_c)$ lorsque le RSB diminue.

La figure 3.4 montre les CELS obtenus sur deux signaux réels quasi-stationnaires mais de contenu spectral différents : la voyelle "a" échantillonnée à 8 kHz pour un RSB ambiant de l'ordre de 5 dB (bruit de la station de travail) et une note de clavecin échantillonnée à 44.1 kHz avec un RSB très bon (>20 dB). Dans les deux cas, le CELS est proche de -1 lorsque le contexte est choisi adéquatement.

Instationnarités énergétiques

Le terme d'instationnarité énergétique qualifie ici trois types de ruptures :

- les variations d'amplitude d'un signal, modélisées par un échelon d'amplitude,

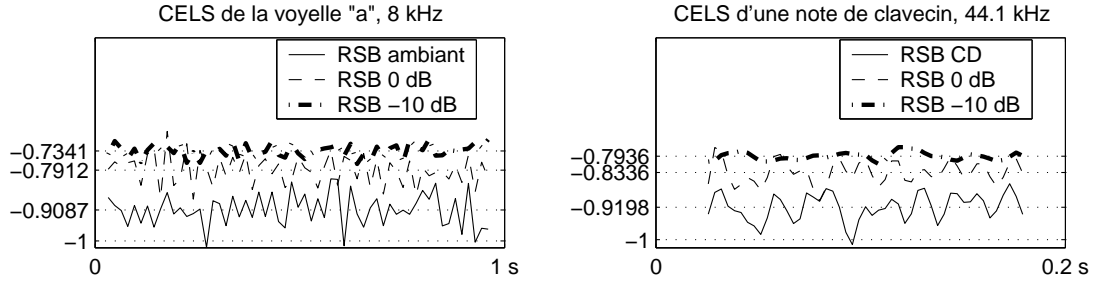


Fig. 3.4: CELS de signaux quasi-stationnaires. Gauche : CELS pour la voyelle “a”, droite : CELS pour une note de clavecin.

- le cas de l’impulsion (Dirac) considéré ici comme un évènement énergétique instantané,
- les changements de composante continue.

Cas de l’impulsion ou Dirac

Les résultats obtenus à la section 2.6.2 permettent de connaître le CELS pour un Dirac seul ou dans un signal bruité. Le Dirac seul correspond à l’évènement maximisant le CELS. Compte tenu que l’impulsion ne peut se trouver que dans une des deux demi-fenêtres, le CELS d’un Dirac seul prend la valeur :

$$\begin{aligned} CELS_{\text{Dirac}} &= 1 - \frac{\log\left(\frac{N_c}{4} + 1\right)}{\log\left(\frac{N_c}{2} + 1\right)}, \\ &\approx \frac{\log 2}{\log N_c - \log 2} \quad \text{si } \frac{N_c}{4} \gg 1 \end{aligned} \quad (3.5)$$

$$\approx \frac{1}{D-1}, \quad \text{si } N_c = 2^D. \quad (3.6)$$

Il est de même possible d’obtenir de nombreuses formules à partir des résultats théoriques du chapitre précédent. Cependant, dans de nombreux cas, le résultat n’est pas simplifiable et sa connaissance ne présente qu’un intérêt limité. Dans la suite, aucun autre résultat théorique n’est donné.

Changement de moyenne

L’ajout d’une composante continue, équivalent à une moyenne non nulle pour la tranche analysée, entraîne sur la TFD une raie à la fréquence nulle. Pour l’entropie stabilisée, ce cas correspond au cas 2.6.4 du chapitre précédent concernant l’ajout de bruit sur un signal. La composante continue modifie fortement la normalisation de la fenêtre.

Changement d’amplitude

Un changement ou modulation d’amplitude est obtenu en multipliant le signal par une *fenêtre* de type échelon. L’entropie étant calculée sur le spectre du signal, l’accroissement d’entropie va être proportionnel à l’étalement de la forme spectrale de la fenêtre puisque son spectre est convolué avec celui du signal.

Les cas de changement d’amplitude et de moyenne sont présentés dans l’exemple de la figure 3.6. Ils montrent en plus des pics vers le haut un pic négatif fortement marqué. Cela est dû au caractère basse fréquence de la fenêtre ajoutée ou multipliée qui influe toujours sur l’entropie de la grande fenêtre alors que les demi-fenêtres se retrouvent de part et d’autre de la rupture, et leurs entropies deviennent alors plus sensibles au bruit.

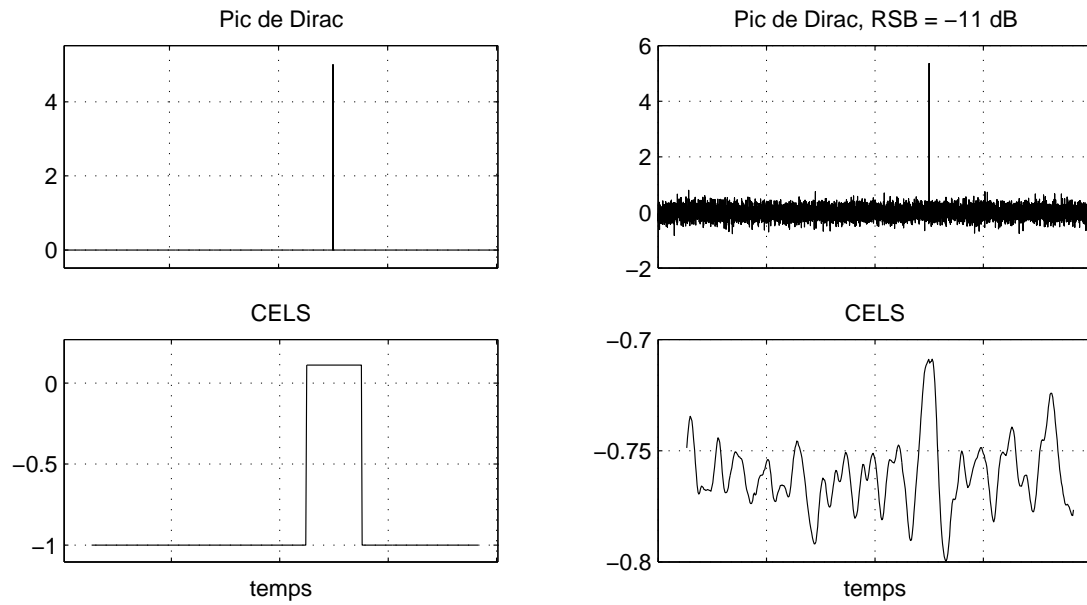


Fig. 3.5: CELS d'un Dirac seul et en présence de bruit

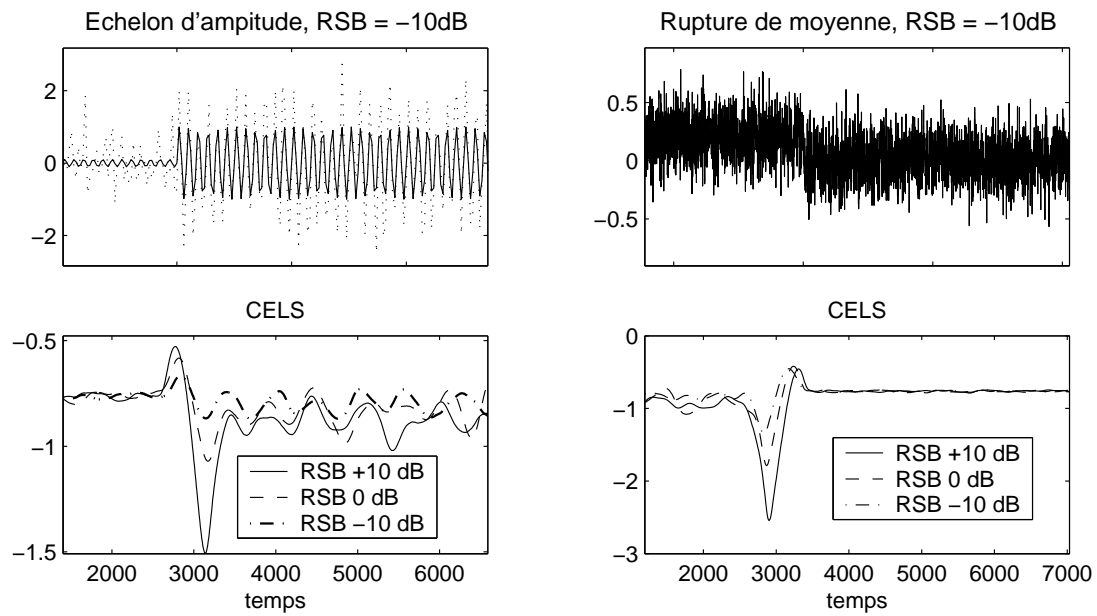


Fig. 3.6: CELS obtenus pour des changements d'amplitude (gauche) et de moyenne (moyenne)

Remarque

Le CELS est invariant pour le cas particulier d'un échelon d'amplitude, en raison de la normalisation utilisée. De manière plus générale le CELS ne convient pas pour la détection de signaux en milieu fortement bruité (RSB inférieur à -10 dB) ou aux variations sur l'énergie du bruit. Ce type de signaux ne sont que très rarement rencontrés dans cas du codage audio. En milieu fortement bruité, l'estimateur d'entropie stabilisée permet de détecter ce type de ruptures (voir figure 2.8) et est plus approprié à la détection.

Instationnarités fréquentielles

Les variations du contenu fréquentiel sans variation d'énergie (*mouvement de spectre*) constituent un autre type de ruptures fréquent en audio et qui regroupe les vibratos mais aussi le jeu légato où les notes sont enchaînées sans être attaquées et donc sans zone transitoire. Les signaux de simulation utilisés sont un chirp pour voir l'influence d'une variation continue sur la détection et un échelon de fréquence appliqué en modulation sur un signal sinusoïdal, figure 3.7.

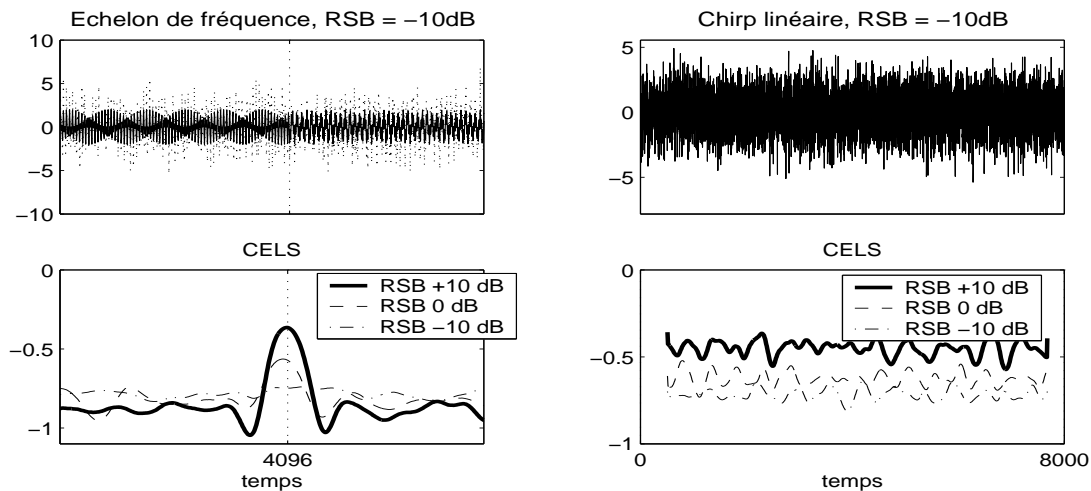


Fig. 3.7: CELS pour un échelon de fréquence (gauche) et pour un chirp linéaire (droite).

Dans le cas de l'échelon de fréquence, le CELS marque un pic positif permettant une bonne détection jusqu'à un RSB d'environ -8 dB, pour des RSB inférieurs la détection dépend de la réalisation du bruit, voir courbes ROC 3.9. Dans le cas d'un chirp, le CELS reste à une valeur constante qui dépend de la pente du sinus glissant et toujours du RSB. Plus la pente est élevée, plus le spectre est différent entre deux fenêtres et le CELS tend vers 0. Lorsque le chirp est bruité, la distribution du CELS reste gaussienne mais subit une déviation de la moyenne vers zéro, en fonction de la pente.

Choix du contexte

Bien que l'influence du contexte sur le CELS soit limitée par définition, il convient de respecter un compromis pour assurer une bonne détection. En effet, plus la taille des fenêtres est grande, plus la variance du CELS d'un bruit blanc gaussien est faible, ce qui permet de fixer un seuil de détection minimisant le taux de fausses alarmes. Par contre, les événements de type transitoire courts sont *noyés* dans des fenêtres trop grandes. En pratique, la taille des fenêtres d'analyse est choisie en fonction du RSB typique pour l'application envisagée.

3.3.3 Résumé du comportement qualitatif du CELS

Le tableau 3.1 ci-dessous résume la description des comportements du signal que l'on peut extraire des variations du CELS. Le seuil de détection pour délimiter les zones instationnaires et les points de ruptures peut être affiné en fonction du contexte de la détection et du RSB si il est connu *a priori*. N_c est la valeur du contexte d'analyse et $(\mu_C(N_c), \sigma_C(N_c))$ sont respectivement la moyenne et la variance de la réponse du CELS à un bruit blanc gaussien centré.

Valeurs du CELS	Comportements du signal	Décision
$[-1.2, -\mu_c - \sigma_c]$	Signal stationnaire peu bruité	Zone stationnaire
$[-\mu_c - \sigma_c, -\mu_c + 2 * \sigma_c]$	Signal bruité	
$[-\mu_c + 2 * \sigma_c, -0.3]$	Rupture en contexte bruité	Zone non stationnaire
$-0.3 \leq CELS \leq \log(N_c)$	Rupture de RSB important	
$CELS \leq -1.2$	Rupture dans le signal	
Existence d'un maximum local ≥ -0.5	Rupture localisée précisément	Point de rupture

Tab. 3.1: Comportements du signal en fonction des variations du CELS

3.3.4 Comparaisons de courbes ROC pour le CELS

Afin de tester la validité du CELS pour la détection, il est comparé à une méthode classique de détection basée sur la dérivée d'une estimée de la densité spectrale de puissance par la méthode de Burg. Ce détecteur a été retenu car son architecture et la plurivalence des ruptures détectées sont proches du CELS. En revanche, sa complexité est supérieure à celle du CELS, car ce détecteur nécessite de calculer les coefficients AR de la tranche analysée par la méthode Burg. D'autres détecteurs comme la dérivée de l'énergie ou la dérivée du spectre estimé par Transformée de Fourier Discrète n'ont pas été retenus car ils s'avèrent inadaptés pour certaines des ruptures testées, [3, 11, 16].

La comparaison porte sur les différentes ruptures étudiées précédemment, au moyen des courbes de Caractéristiques Opérationnelles d'un Détecteur, ou courbes ROC. Les courbes ROC permettent d'estimer les performances statistiques d'un détecteur en terme de probabilités de bonne détection et de fausse alarme. Elles fournissent ainsi un indice comparatif entre plusieurs détecteurs pour une rupture donnée.

Le principe des courbes ROC est de tracer le taux de probabilité de bonnes détections en fonction du taux de probabilité de fausses alarmes pour une rupture donnée pour un RSB fixé. Les différents points de la courbe sont obtenus en faisant varier le seuil de détection. Les taux de bonnes détections (BD) et de fausses alarmes (FA) sont calculées à partir des hypothèses de détection définies par :

H_0 : Signal bruité sans rupture (régime permanent),

H_1 : Signal bruité contenant une rupture (évènement).

Une bonne détection (BD) est définie par un déclenchement du détecteur lorsqu'un évènement apparaît (décision de H_1 sous H_1) et une fausse alarme (FA) est définie par un déclenchement du détecteur en l'absence d'évènement (décision de H_1 sous H_0). Les estimées des taux de bonnes détections \hat{P}_{BD} et de fausses alarmes \hat{P}_{FA} sont obtenus de la manière suivante :

Le détecteur est appliqué à N_r réalisations du signal dans les hypothèses H_0 et H_1 .

Pour chaque valeur du seuil,

\hat{P}_{BD} est la moyenne des déclenchements du détecteur sous H_1 , (H_1/H_1)

\hat{P}_{FA} est la moyenne des déclenchements du détecteur sous H_0 , (H_1/H_0) .

Le point optimal est situé dans le coin haut gauche, aux coordonnées $(P_{BD} = 1, P_{FA} = 0)$ et deux indices de qualité fréquents sont la distance minimale à ce point et l'aire sous la courbe. Pour une rupture, les performances du détecteur sont données par les courbes ROC obtenues au différents RSB. Pour chaque courbe, la distance minimale permet de trouver le seuil le mieux adapté et l'aire sous la courbe donne un indice de la robustesse du détecteur : l'aire vaut 1 pour un détecteur parfait et 0.5 pour un détecteur totalement inefficace.

Dans la suite, les courbes ROC correspondant aux différentes ruptures présentées dans la section précédente permettent de juger de la pertinence du CELS.

Le détecteur employé pour la comparaison est un détecteur d'architecture similaire au CELS, basé sur la différence entre deux estimées de la densité spectrale de puissance de fenêtres adjacentes. Cette différence fournit ainsi une estimée de la dérivée de la DSP pour un contexte donné. L'indice de détection correspond à la somme sur les fréquences de cette différence des DSP. Le détecteur $DERIV_{[x,N]}(n_0)$ est défini pour un signal de longueur M sur l'intervalle $[\frac{N}{2}, M - \frac{N}{2} - 1]$ par la formule suivante :

$$DERIV_{[x,N]}(n_0) = \sum_{k=0}^{N-1} |\hat{P}_{X_g}[n_0, k] - \hat{P}_{X_d}[n_0, k]|, \quad (3.7)$$

où $\hat{P}_{X_g}[n_0, k]$ et $\hat{P}_{X_d}[n_0, k]$ sont les estimées de la DSP des tranches d'indices respectifs $[n_0 - \frac{N}{2}, n_0 - 1]$ et $[n_0, n_0 + \frac{N}{2} - 1]$.

Les estimées des DSP sont calculées à partir des coefficients AR obtenus par la méthode de Burg. L'ordre fixé à 8 pour le modèle AR fournit un bon compromis car il permet de détecter les quatre ruptures testées. Un ordre inférieur induit une estimée de la DSP trop lissée et un ordre supérieur induit des instabilités qui agrandissent la différence des DSP et font diverger le détecteur. Pour des raisons de complexité algorithmique, l'adaptation de l'ordre par un des critères classiques de l'erreur de prédiction finale, d'Akaike ou de Parzen n'a pas été incluse dans le détecteur.

Quatre exemples de ruptures sont étudiés par la suite pour mettre en évidence la généralité du CELS. Il fournit des résultats meilleurs pour les ruptures envisagées.

En comparaison avec d'autres détecteurs, le CELS ne donne pas les meilleurs résultats pour tous les types de ruptures pour des RSB faibles. Cependant nous avons toujours trouvé une ou plusieurs ruptures pour lesquelles les autres détecteurs sont inadaptés, alors que le CELS permet de détecter efficacement toutes les ruptures testées dans un environnement moyennement bruité (RSB $> -10dB$), comme c'est le cas dans une application telle que le codage audio.

Les résultats montrés sont constitués des courbes ROC pour différents RSB ainsi que d'un tableau récapitulatif des différents indices de qualités et seuils optimaux obtenus.

Échelon de fréquence

Dans le cas de l'échelon de fréquence, le signal est constitué de deux sinusoides dont la fréquence varie à l'instant de la rupture. Une réalisation des deux hypothèses est montrée figure 3.8. Les courbes ROC pour les deux détecteurs exposées à la figure 3.9 montrent la robustesse du CELS face au détecteur basé sur la dérivée de la DSP. Le tableau 3.2 compare les indices de qualité obtenus pour les deux détecteurs. Le tableau 3.2 permet notamment de vérifier la validité des seuils proposés à la fin de l'étude formelle des sections précédentes en comparaison avec les

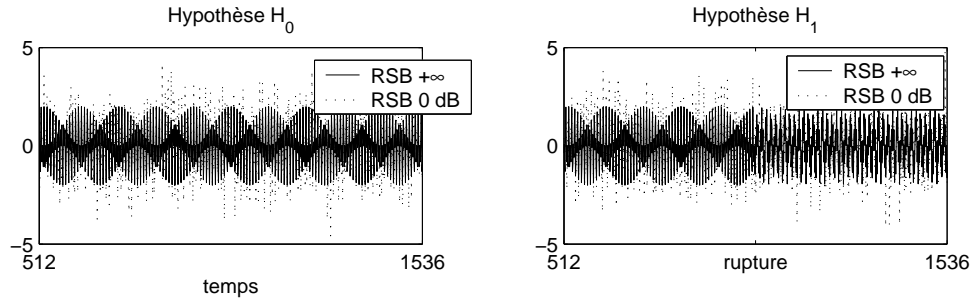


Fig. 3.8: Hypothèses H_0 et H_1 pour la détection d'un échelon de fréquence

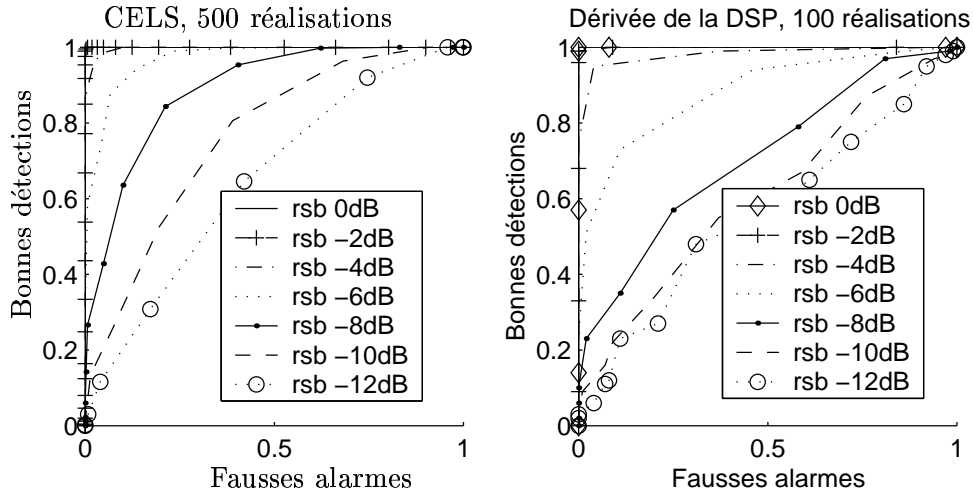


Fig. 3.9: Courbes ROC pour le CELS et la dérivée de la DSP pour la détection d'un échelon de fréquence

RSB	CELS			$DERIV_{DSP}$		
	Aire	Distance minimale	Seuil Optimal	Aire	Distance minimale	Seuil Optimal
0	1	0	-0.64	1	0	0.25
-6	0.96	0.16	-0.72	0.87	0.31	0.4
-8	0.89	0.28	-0.74	0.69	0.53	0.55
-10	0.77	0.41	-0.74	0.54	0.68	0.8
-12	0.61	0.57	-0.74	0.49	0.72	1.20

Tab. 3.2: Indices de qualité des détecteurs pour un échelon de fréquence

seuils optimaux pour le CELS déduits des simulations. Cette remarque reste valide pour les tableaux suivants où le seuil tend vers la limite supérieure du bruit (≈ -0.75 pour $N_c = 1024$). Cela permet aussi de mettre en évidence le fait que le seuil optimal pour le détecteur basé sur la dérivée de la DSP ne converge pas vers une valeur fixe, mais augmente en fonction du RSB, en raison d'absence de normalisation du détecteur.

Changements de moyenne

Les deux cas de type binaire de changement de moyenne ont été testés car suivant le régime permanent (H_0), le comportement du détecteur n'est pas symétrique. La présence d'une composante continue influe sur les détecteurs de types spectraux, car elle se traduit par une raie à la fréquence nulle d'énergie grande devant le seuil de puissance du bruit. Il est donc intéressant de voir comment réagissent les détecteurs dans les deux cas de changement de moyenne.

Passage d'une composante continue à une moyenne nulle

Pour ce premier cas, figure 3.10, les courbes ROC montrent des résultats très mauvais pour le détecteur de la dérivée de la DSP, figure 3.11. Cela est lié au compromis effectué sur l'ordre du modèle AR pour détecter les autres ruptures.

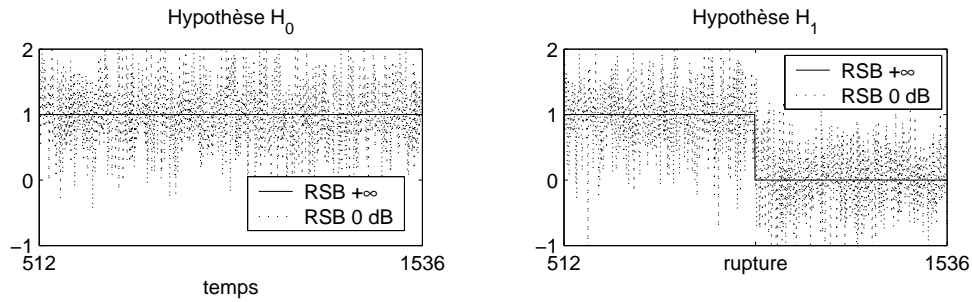


Fig. 3.10: Hypothèses H_0 et H_1 pour la détection d'un changement de moyenne, pour un passage de 1 à 0.

RSB	CELS			$DERIV_{DSP}$		
	Aire	Distance minimale	Seuil Optimal	Aire	Distance minimale	Seuil Optimal
0	1	0	-0.5	0.9	0.24	0.2
-10	0.98	0.09	-0.66	0.83	0.34	0.25
-15	0.73	0.49	-0.71	0.52	0.69	0.65
-20	0.54	0.68	-0.74	0.44	0.77	1.7
-25	0.51	0.7	-0.74	0.47	0.74	5.2

Tab. 3.3: Indices de qualité des détecteurs pour un changement de moyenne, pour un passage de 1 à 0.

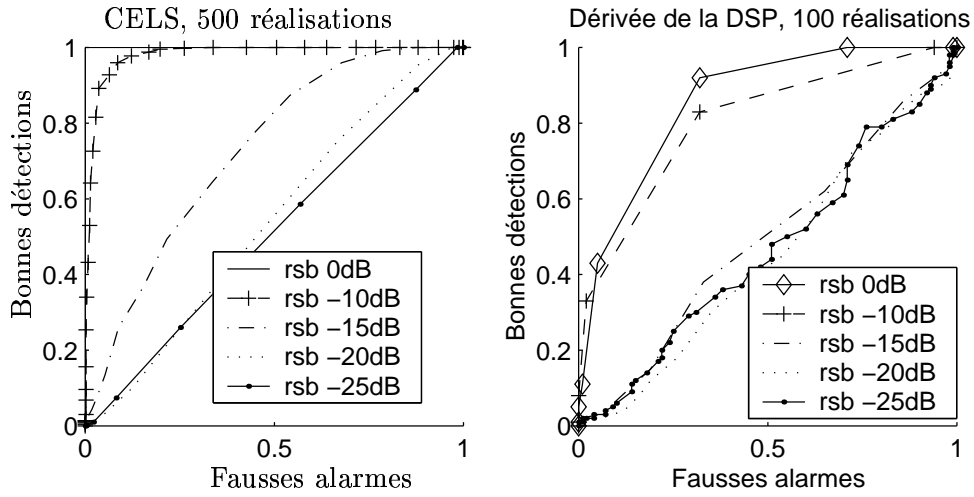


Fig. 3.11: Courbes ROC pour le CELS et la dérivée de la DSP pour la détection d'un changement de moyenne, pour un passage de 1 à 0.

Passage d'une moyenne nulle à une composante continue

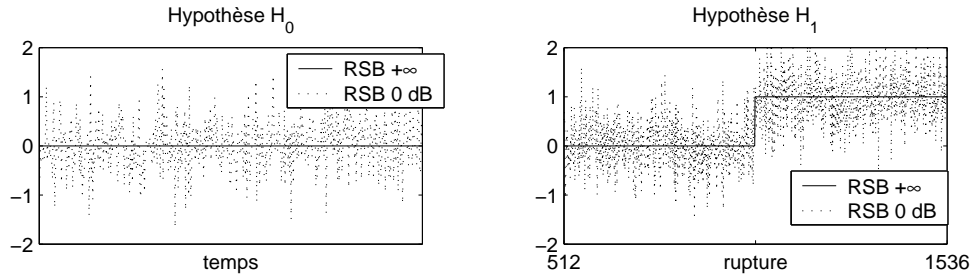


Fig. 3.12: Hypothèses H_0 et H_1 pour la détection d'un changement de moyenne, pour un passage de 0 à 1.

Une réalisation des deux hypothèses est montrée figure 3.12. Les courbes ROC, figure 3.13, montrent que le détecteur par dérivée de la DSP est inadapté au problème pour des RSB inférieurs à -15 dB. L'hypothèse H_0 dans le cas d'une moyenne nulle (bruit uniquement) a un indice de dérivée de la DSP supérieur à celui obtenu dans l'hypothèse H_1 . La somme effectuée sur la différence des spectres privilégie en effet la composante continue face au bruit, ce qui nuit à la détection.

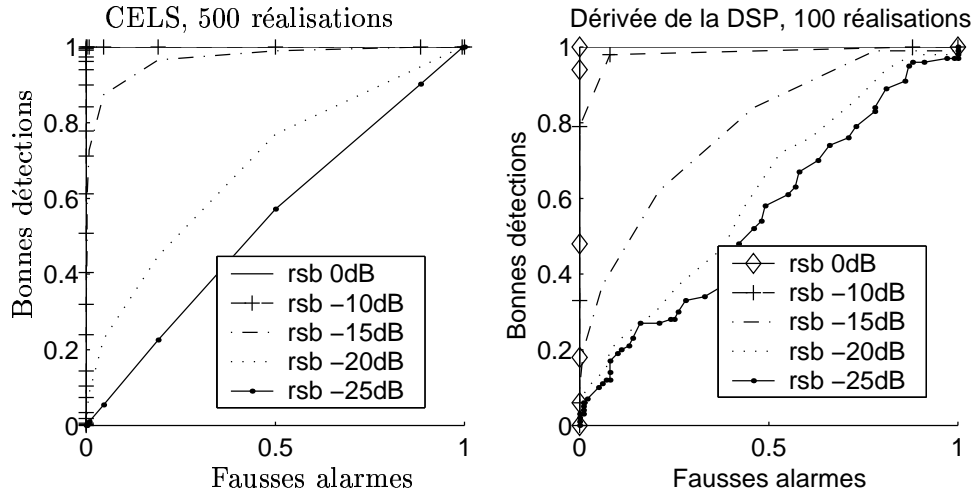


Fig. 3.13: Courbes ROC pour le CELS et la dérivée de la DSP pour la détection d'un changement de moyenne, pour un passage de 0 à 1.

RSB	CELS			$DERIV_{DSP}$		
	Aire	Distance minimale	Seuil Optimal	Aire	Distance minimale	Seuil Optimal
0	1	0	-0.47	1	0	0.15
-10	1	0	-0.69	0.97	0.19	0.2
-15	0.98	0.1	-0.73	0.71	0.52	0.6
-20	0.7	0.53	-0.74	0.53	0.66	1.75
-25	0.52	0.71	-0.74	0.46	0.73	5.45

Tab. 3.4: Indices de qualités des détecteurs pour un changement de moyenne, pour un passage de 0 à 1.

Échelon d'amplitude

Les signaux tests sont constitués d'un sinus pur pour l'hypothèse H_0 et du même sinus auquel un échelon d'amplitude est appliqué pour l'hypothèse H_1 , figure 3.14. En présence de bruit, une telle rupture est difficile à mettre en évidence et pose le problème de l'influence de la normalisation, car le contenu spectral ne change pas. Aussi, comme dans le cas précédent de changement de moyenne, la dérivée de la DSP s'avère inadaptée à la détection d'une telle rupture pour des RSB inférieurs à -15 dB. Le CELS quant à lui montre des résultats satisfaisants en terme de robustesse au bruit, figure 3.15.

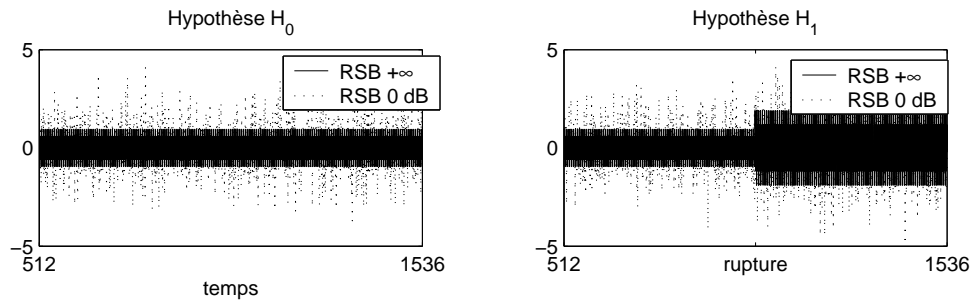


Fig. 3.14: Hypothèses H_0 et H_1 pour la détection d'un échelon d'amplitude.

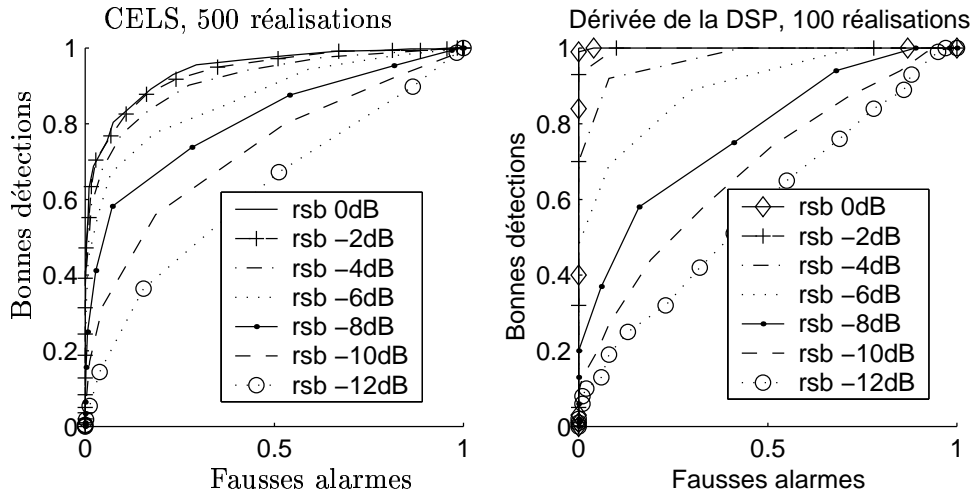


Fig. 3.15: Courbes ROC pour le CELS et la dérivée de la DSP pour la détection d'un changement d'amplitude

RSB	CELS			$DERIV_{DSP}$		
	Aire	Distance minimale	Seuil Optimal	Aire	Distance minimale	Seuil Optimal
0	0.94	0.18	-0.71	1	0	0.15
-6	0.87	0.3	-0.73	0.92	0.28	0.4
-8	0.8	0.4	-0.74	0.8	0.39	0.6
-10	0.74	0.46	-0.74	0.68	0.52	0.95
-12	0.62	0.62	-0.74	0.61	0.58	1.45

Tab. 3.5: Indices de qualités des détecteurs pour un changement d'amplitude

3.3.5 Conclusions préliminaires

Le CELS s'avère efficace en regard d'une grande variété de ruptures et ce sans ajustement spécifique aux hypothèses de détection, comme l'adaptation du seuil aux variations du comportement. Cela confirme les hypothèses de définition du CELS comme détecteur sensible aux variations du signal plutôt qu'à son contenu.

Les résultats obtenus à partir des courbes ROC permettent de valider les seuils théoriques fixés par la distribution du CELS d'un bruit blanc gaussien pour la détection en milieu bruité. Le CELS fournit des résultats très bons (aire des courbes ROC > 0.8) pour des RSB globaux supérieurs à -10 dB, ce qui correspond en audio à un signal fortement bruité, pour lequel le signal est à la limite de la perception, et inintelligible dans le cas de la parole. Dans les applications de détection en milieu bruité, pour des RSB globaux inférieurs à -10 dB, le CELS est plus performant que le détecteur basé sur la dérivée de la DSP. La constance du seuil en fonction du RSB est un atout non négligeable pour appliquer le détecteur à la segmentation des signaux. En effet, il est primordial dans une application de segmentation d'avoir un seuil commun au différentes ruptures pour faciliter le choix des positions des points de ruptures.

Un autre point important qui n'est pas pris en compte par les courbes ROC présentées est la précision de la localisation des ruptures. La pertinence de la localisation est mise en évidence sur les courbes du CELS pour différents signaux, à la section 3.3.2. En effet, la présence d'un maximum local supérieur au seuil fixé synonyme de rupture fournit aussi l'information sur la localisation. En milieu fortement bruité l'erreur de localisation reste située dans la zone de dépassement du seuil, qui correspond au contexte d'analyse.

Si le CELS s'avère efficace pour les signaux de simulations simples, les résultats pour des signaux multicomposantes sont moins lisibles. Cette considération trouve une justification quantitative dans la loi (2.9) d'augmentation de l'entropie en fonction du nombre de composantes sinusoïdales. Cette loi montre que plus le spectre est complexe harmoniquement, plus son entropie tend vers celle du bruit. De fait, les variations au sein d'un signal riche harmoniquement sont noyées de la même manière que dans du bruit. Cette considération est aussi valable pour les faibles RSB (< -10 dB).

Une solution pour pallier ce problème consiste à faire une analyse du signal en sous-bandes d'une part pour séparer les différentes variations fréquentielles, et d'autre part pour minimiser l'entropie du bruit par rapport à celle du signal présent dans chaque sous-bande, [6, 7, 17, 18]. La partie suivante présente les résultats obtenus en appliquant le CELS aux sous-bandes issues de la transformée en ondelettes discrète.

3.4 Critère Entropique Local Stabilisé multirésolution

Le choix pour l'analyse en sous-bandes du signal s'est porté sur la transformée en ondelettes discrète pour des raisons aussi bien algorithmiques que physiques.

La transformée en ondelettes discrète dyadique (TOD) fournit ainsi une segmentation fréquentielle du signal séparant les fluctuations rapides et lentes d'un signal [62]. Elle est équivalente à une analyse par un banc de filtre en octave (Fig. 3.16), les réponses impulsionnelles des différents filtres correspondant aux ondelettes mères de chaque résolution. La structure en bandes d'oc-

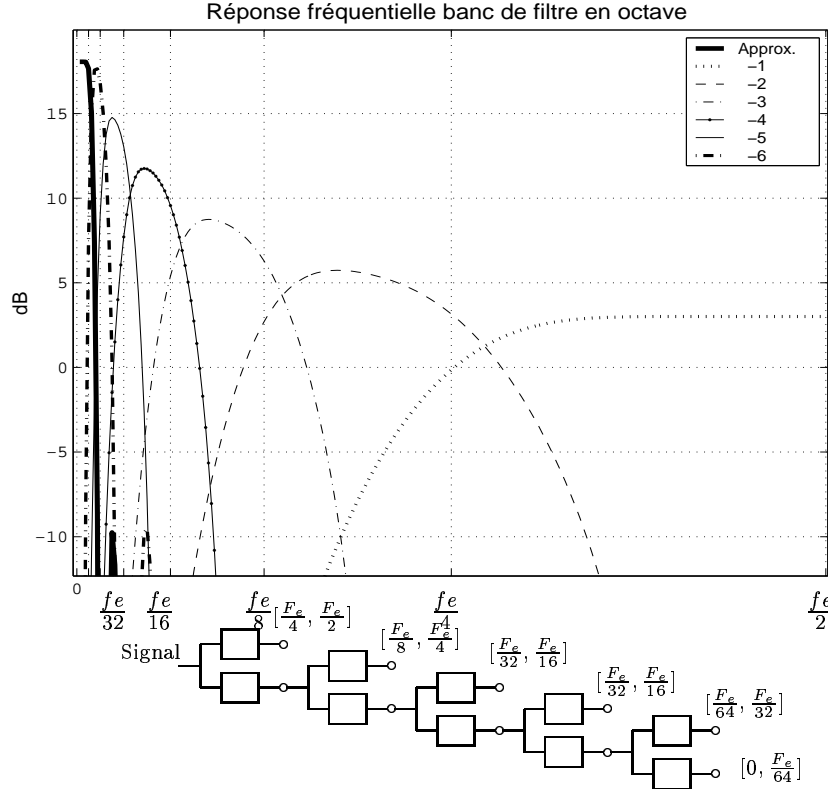


Fig. 3.16: Réponse fréquentielle du banc de filtre en octave équivalent à la TOD de profondeur 6, et schéma d'équivalence pour l'obtention à l'aide des filtres QMF.

taves fournit par la TOD correspond bien à la nature harmonique des signaux audios pour lesquels une meilleure précision fréquentielle est requise dans les fréquences basses. La précision sur la localisation est proportionnelle à la taille des ondelettes mères de chaque résolution et diminue d'un facteur 2 du fait que le passage à la résolution inférieure se fait par dilatation d'un facteur 2 de l'ondelette mère. La seule connaissance des deux filtres QMF utilisés pour l'analyse permet donc de connaître pour chaque sous-bande l'incertitude de localisation.

3.4.1 Adaptation à l'analyse multirésolution

L'application du CELS à chaque résolution de la TOD apporte deux améliorations. D'une part le problème de détection de changement sur le spectre à court terme devient mieux conditionné car l'entropie de chaque résolution, ou sous-bande, n'est plus maximisée par $\log N$ mais par $\log \frac{N}{2^{(D-d)}}$, où D est la profondeur de la TOD et d la résolution. Les variations au sein d'une sous-bande seront donc moins noyées dans le bruit. D'autre part, la possibilité d'adapter

le contexte du CELS aux différentes résolutions de la TOD permet d'obtenir une localisation temporelle précise des évènements rapides dans les hautes fréquences, mais aussi une bonne résolution fréquentielle dans les moyennes et basses fréquences. Les ruptures de type pic de Dirac sont transformées par l'analyse en ondelettes ce qui modifie la réaction du CELS et facilite leur localisation, au sens où un maximum apparaît et non plus un palier.

La pertinence du contexte aux différentes résolutions dépend de la longueur des réponses impulsionnelles des filtres QMF utilisés et des bandes fréquentielles concernées. Une taille de fenêtre petite, typiquement $N_c < 64$, permet une bonne localisation temporelle mais engendre une faible résolution spectrale. Par exemple pour $N_c = 32$, $\frac{F_e}{N_c} \approx 1400 \text{ Hz}$ si $F_e = 44.1 \text{ kHz}$. Cela signifie que les variations inférieures à 1400 Hz ne seront pas vues au niveau du spectre et donc du CELS. Il n'est donc pas judicieux de choisir un contexte trop faible, la limite inférieure étant fixée par la taille de l'ondelette analysante (égale à la longueur de la réponse impulsionnelle des filtres QMF utilisés). Le choix du contexte dans notre application de codage audio est influencé par la connaissance des signaux d'une part, des ruptures que l'on souhaite détecter d'autre part et enfin par les limites de l'oreille humaine en terme de bandes critiques. Le tableau 3.6 présente les intervalles retenus pour le choix du contexte en fonction de la résolution. Seul un intervalle est proposé car l'optimalité du choix du contexte n'a pas été étudiée. Les valeurs proposées permettent cependant une segmentation aux différentes résolutions.

Profondeur de la TOD	Fréquences concernées $F_e = 44.1 \text{ kHz}$	Largeur des bandes critiques (en Hz)	Contexte
1	$[11k, 22k]$	3000	$[64, 512]$
2	$[5.5k, 11k]$	500	$[128, 512]$
3	$[2.25k, 5.5k]$	100	$[128, 1024]$
4	$[1.125k, 2.25k]$	100	$[256, 1024]$
5	$[560, 1.125k]$	100	$[512, 2048]$
6	$[280, 560]$	50	$[512, 2048]$
Approximation	$[0, 280]$	30	$[1024, 4096]$

Tab. 3.6: Intervalles de choix du contexte pour l'analyse par CELS aux différentes résolutions pour une TOD de profondeur 6

Cette analyse entraîne autant de courbes du CELS qu'il y a de sous-bandes, chacune de ces courbes indiquant des points de segmentation potentiels. Les différentes ruptures détectées à chaque résolution peuvent correspondre à un même évènement sur le signal même si l'emplacement des maxima du CELS n'est pas identique. Un post traitement est alors nécessaire pour constituer la segmentation finale du signal en regroupant ou non les différentes ruptures détectées à chaque résolution. Le post traitement utilisé est expliqué dans la section suivante.

3.4.2 Post traitement pour la localisation des ruptures

Les deux facteurs influant sur la précision de la localisation sont la taille de l'ondelette analysante et le contexte. Pour prendre en compte de manière séparée ces deux paramètres, la détection et le choix des ruptures sont effectués en deux étapes constituant le post-traitement, à partir des courbes du CELS obtenues pour chaque sous-bande.

1. **Au sein de chaque courbe du CELS**, un seuil est fixé pour le déclenchement de la détection. Pour chaque zone du CELS supérieure au seuil tous les maxima locaux sont conservés. Une incertitude sur la localisation subsiste parfois lorsque deux maxima sont détectés dans un

intervalle inférieur au contexte. Afin de lever cette incertitude, la plus grande valeur du CEL est considérée comme maximum le plus vraisemblable au sein d'un intervalle de la taille du contexte.

2. **Entre les courbes du CELS des différentes résolutions**, l'incertitude sur la localisation dépend maintenant de la taille de l'ondelette analysante. L'analyse par TOD peut en effet modifier la position du maximum correspondant à une même rupture entre deux résolutions. À cette incertitude s'ajoute l'incertitude précédente de la position du maximum. La zone d'incertitude est donc fixée au maximum des deux valeurs entre la longueur de l'ondelette mère (filtre QMF dilatée d'un facteur 2 à chaque résolution inférieure) et le contexte d'analyse du CELS pour la résolution. Lorsque deux ruptures de résolutions différentes sont à l'intérieur de cet intervalle d'incertitude la rupture détectée à la résolution la plus fine est conservée, car elle est *a priori* la mieux localisée.

Le gain apporté par l'utilisation du CELS multirésolution est mis en évidence sur un signal de simulation multicomposante puis la méthode est appliquée à quelques signaux audios, dans la section 3.5.

3.5 Résultats

3.5.1 Signal de simulation

Le signal de simulation analysé est constitué de 4 sinusoides de supports temporels différents et sans rapport d'harmonie ainsi que de 2 impulsions de dirac (figure 3.18). Les courbes CEL obtenues pour chaque résolution de la TOD sont données, avec les coefficients d'ondelettes correspondant à la figure 3.17. Aux résolutions les plus basses, l'incertitude sur la localisation devient supérieure à la taille de la sous-bande, aussi les résultats sur ces sous-bandes ne sont pas utilisés pour le post-traitement.

Les segmentations obtenues par les 3 méthodes du CEL, sans TOD, avec TOD sans post-traitement et avec TOD et post-traitement sont comparées à la figure 3.18. La comparaison montre l'apport de la multirésolution sur le taux de bonnes détections, puisque sur l'exemple proposé les occurrences des sinus ainsi que les diracs sont détectées, tout en permettant d'augmenter le seuil de détection. Cette simulation met en évidence l'importance du post traitement pour diminuer le taux de fausses alarmes.

Pour un RSB global de 0 dB, l'analyse par CELS multirésolution permet d'accroître le taux de bonnes détections quand le CELS ne détecte plus les ruptures. Le bruit influence principalement le taux de fausses alarmes et la précision sur la localisation. Les segmentations obtenues pour le CELS simple ou en analyse multirésolution sont montrées dans les figures 3.18 et 3.19. Il est à noter que pour des RSB négatifs, le CELS permet toujours la détection des événements mais la localisation est moins précise. À ce titre, l'emploi du CELS en multirésolution s'avère pertinent dans des applications de détection en milieu fortement bruité, [2, 5].

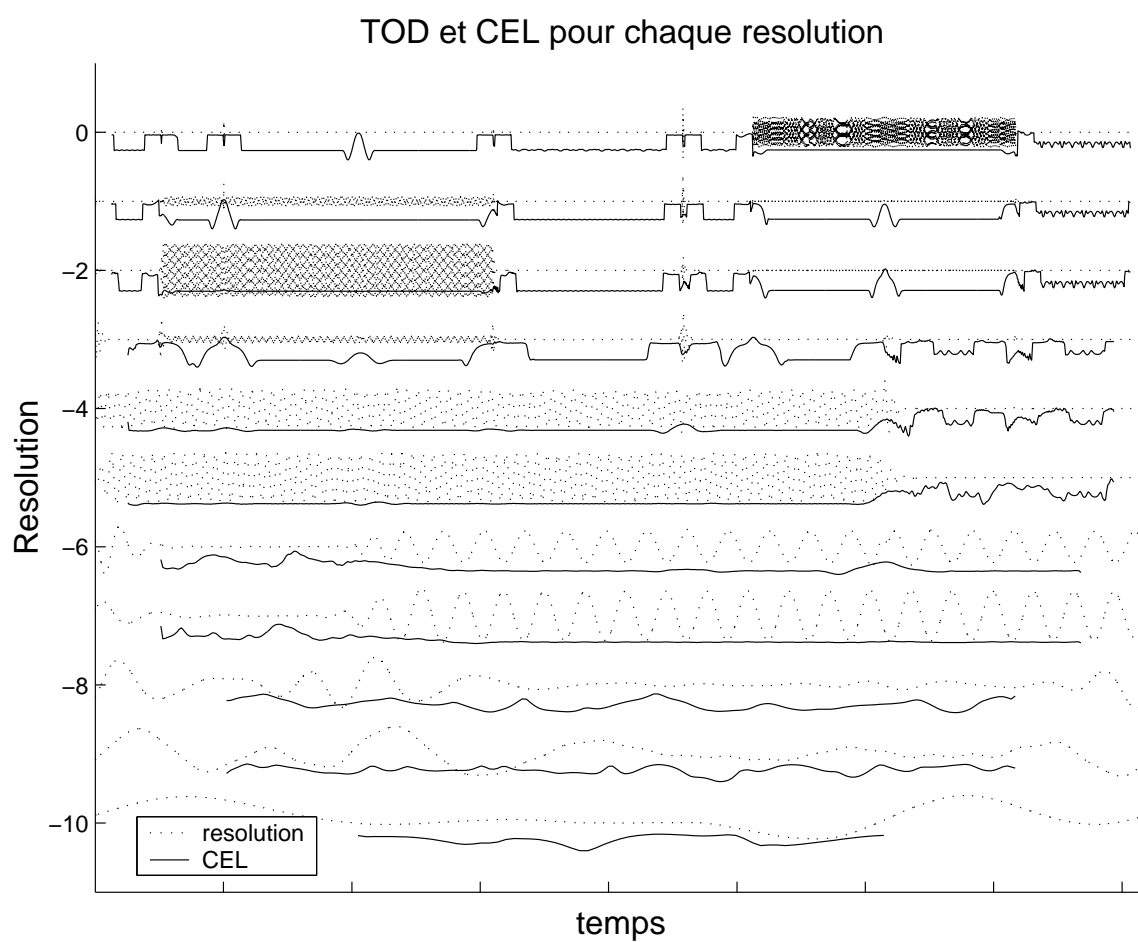


Fig. 3.17: Différentes résolutions de l'analyse par TOD (pointillé) et CELS correspondant (continu).

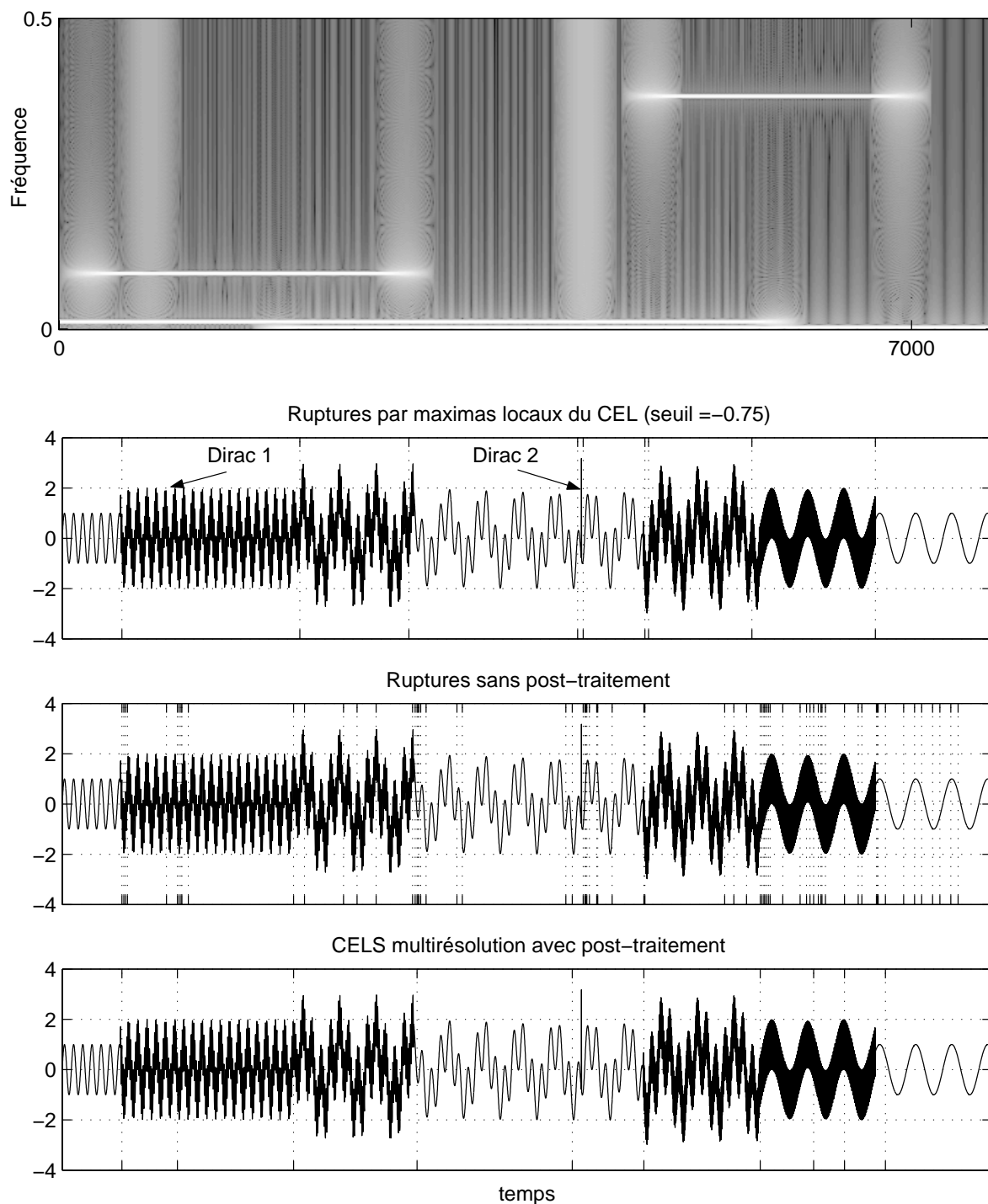


Fig. 3.18: Comparaison des segmentations obtenues sur le signal de simulation (4 sinus + 2 diracs). De haut en bas : spectrogramme du signal, segmentation par CELS, segmentation par CELS multirésolution sans post-traitement, segmentation par CELS multirésolution avec post-traitement.

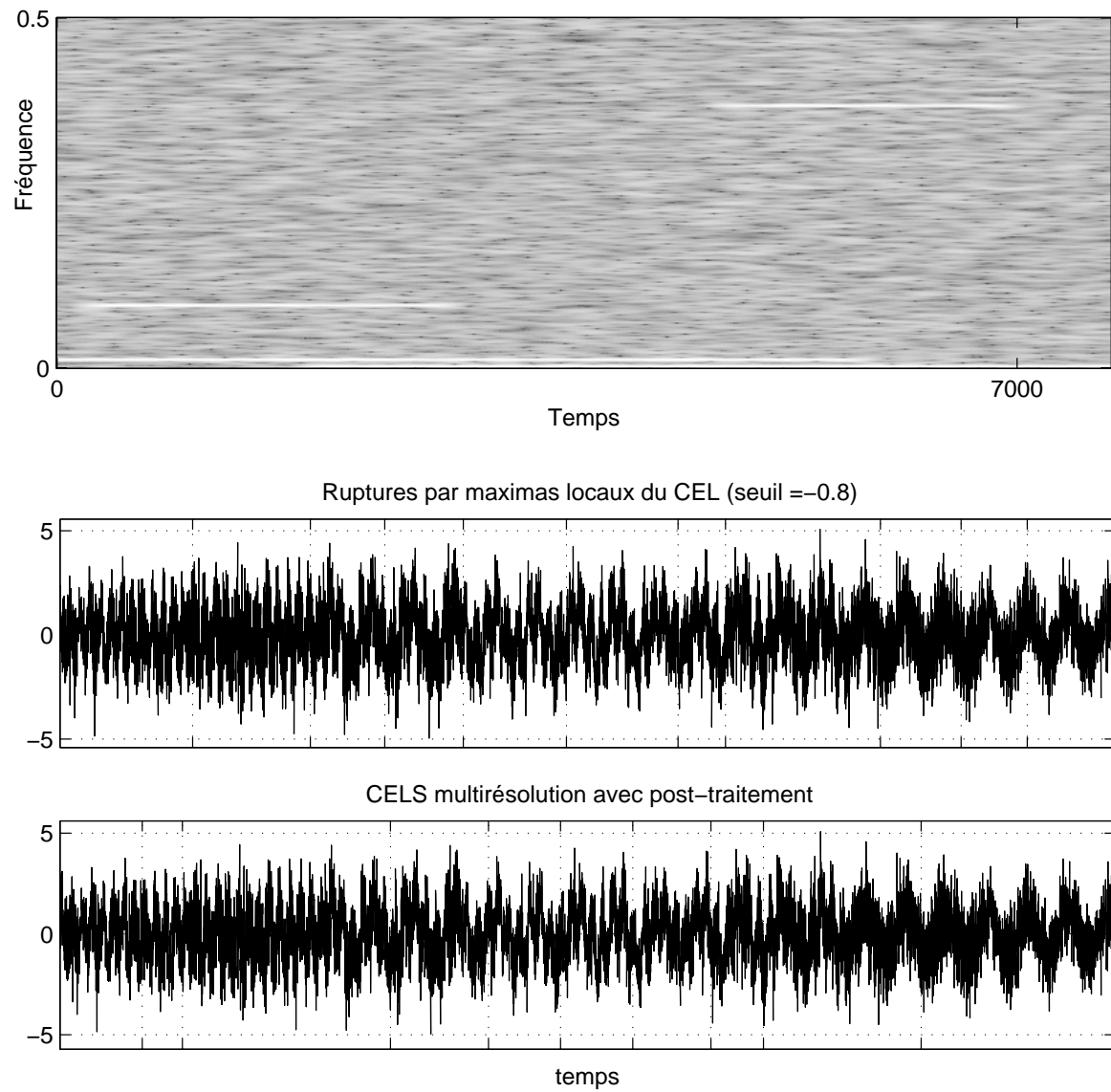


Fig. 3.19: Comparaison des segmentations obtenues sur le signal de simulation pour un RSB de 0dB. De haut en bas : spectrogramme du signal analysé, segmentation résultant du CELS, segmentation résultant du CELS multirésolution.

3.5.2 Segmentation de signaux audios

Parmi les signaux audios, la parole est un signal difficile à segmenter, la définition de *segments de parole* restant par ailleurs un problème ouvert. Les figures suivantes comparent les segmentations obtenues par le CELS et le CELS multirésolution, pour un signal de parole, figure 3.20, auquel un bruit est ajouté pour obtenir un RSB de 5 dB, figure 3.21. Les segmentations sont proches lorsque le signal n'est pas bruité, il est intéressant de noter la bonne détection des événements lorsque l'on ajoute un fort bruit sur le signal, figure 3.21. Les figures 3.22 et 3.23 montrent les segmentations obtenues sur un enchaînement de notes de clavecin et sur un signal de clarinette en jeu legato. De manière générale, les segmentations obtenues pour des extraits de musique sont cohérentes avec les événements de la partition, mais de nombreuses variations plus fines apparaissant sur le spectrogramme sont détectées.

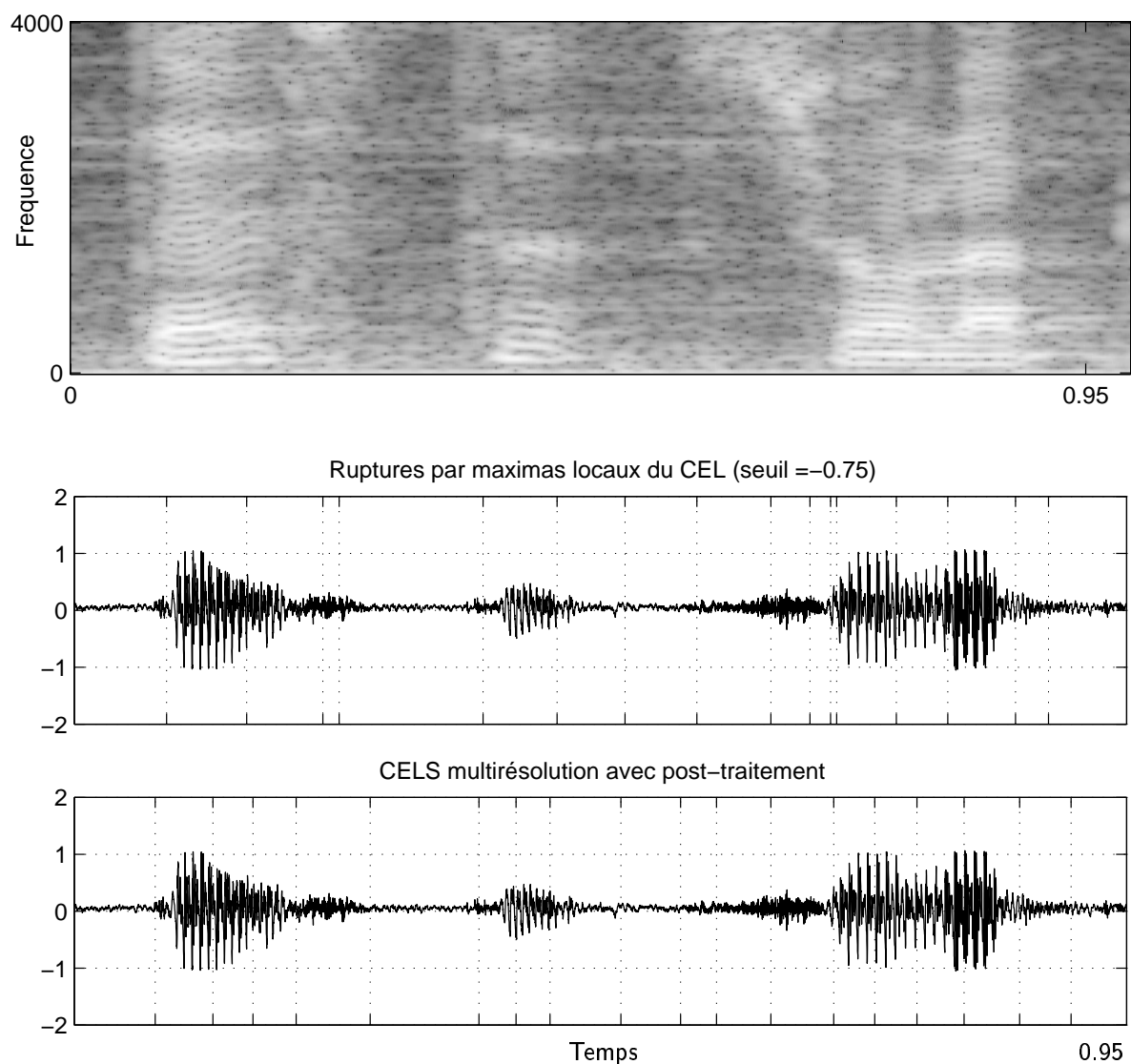


Fig. 3.20: Comparaison des segmentations obtenues sur un signal de parole. De haut en bas : spectrogramme du signal analysé, segmentation résultant du CELS, segmentation résultant du CELS multirésolution.

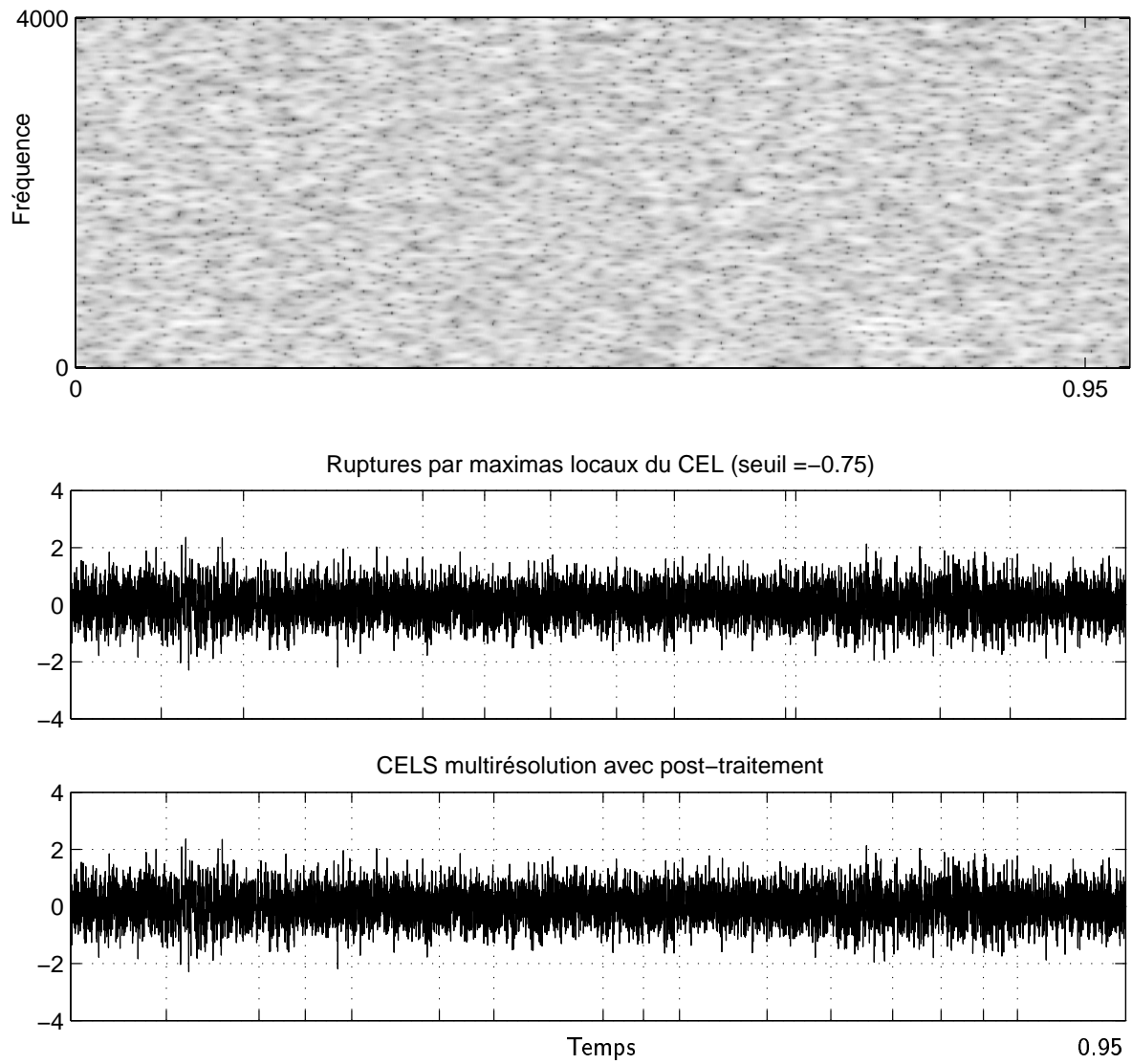


Fig. 3.21: Comparaison des segmentations obtenues sur un signal de parole bruité avec un RSB de 5dB. De haut en bas : spectrogramme du signal analysé, segmentation résultant du CELS, segmentation résultant du CELS multirésolution.

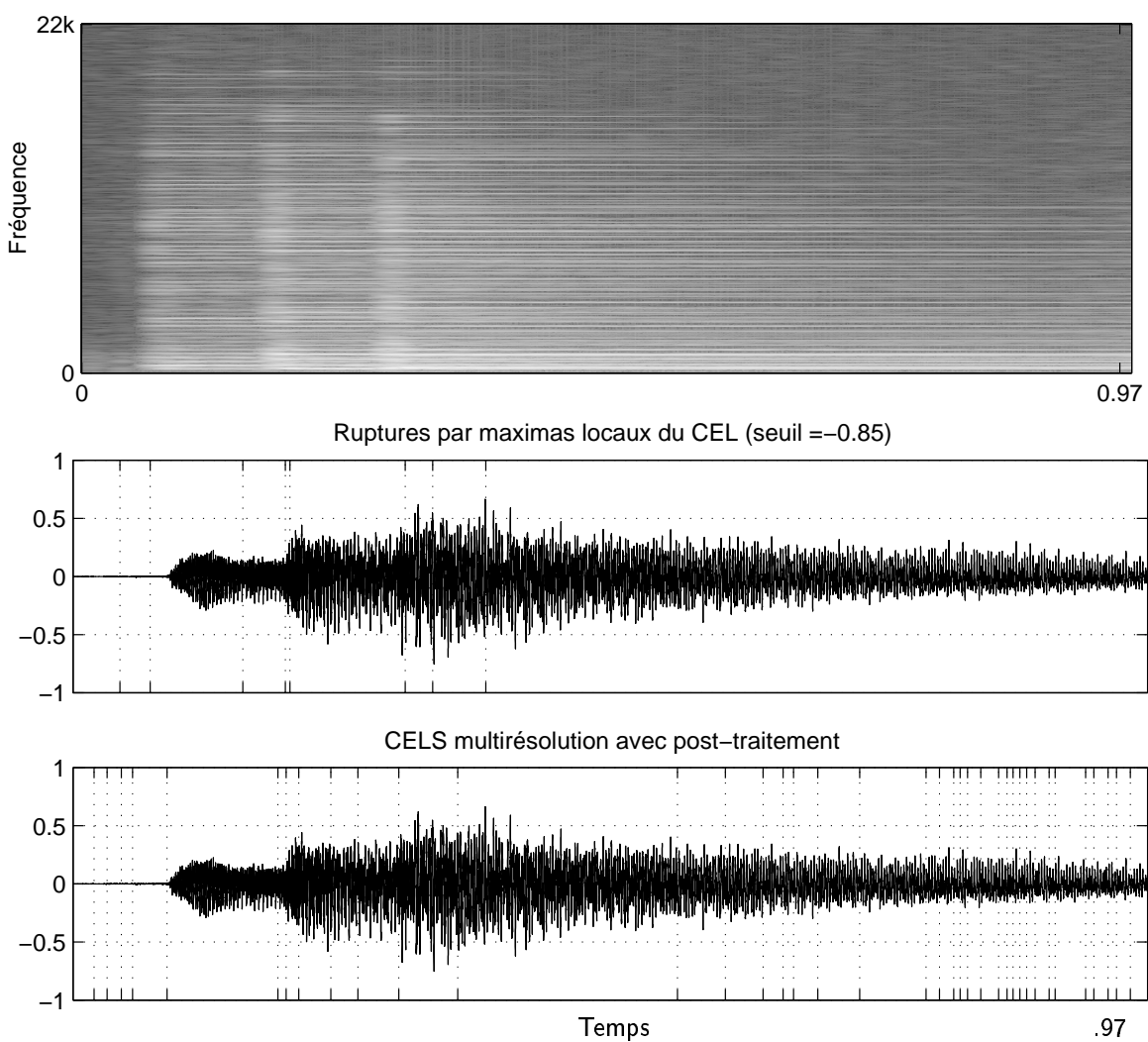


Fig. 3.22: Comparaison des segmentations obtenues sur un enchaînement de notes de clavecin à 44.1 kHz. De haut en bas : spectrogramme du signal de clavecin, segmentation résultant du CELS, segmentation résultant du CELS multirésolution.

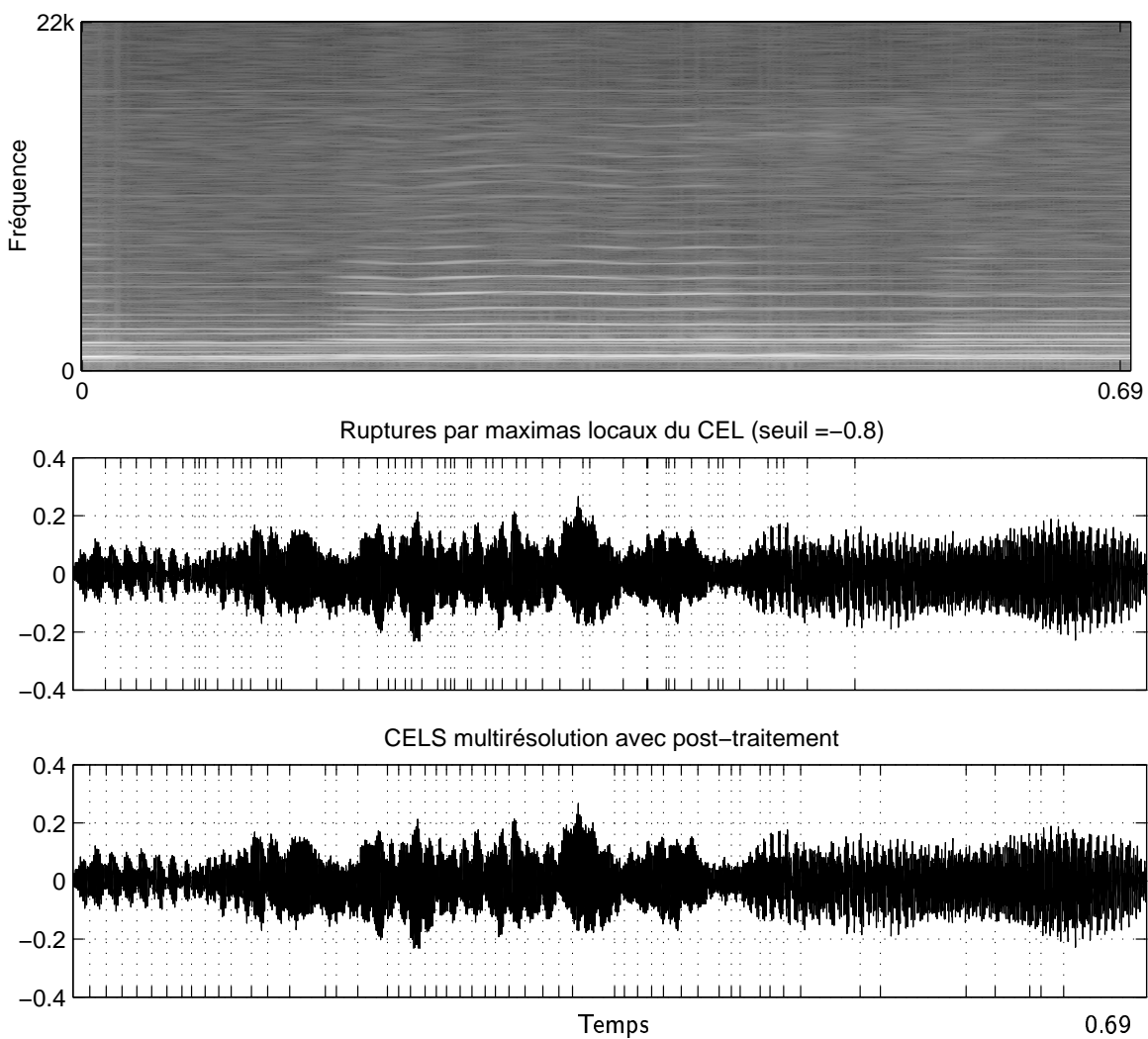


Fig. 3.23: Comparaison des segmentations obtenues sur un extrait de clarinette, échantillonnés à 44.1 kHz. De haut en bas : spectrogramme du signal de clarinette, segmentation résultant du CELS, segmentation résultant du CELS multirésolution.

3.6 Conclusion

Le critère entropique local stabilisé étudié dans ce chapitre permet d'obtenir une segmentation du signal détectant de nombreux types de variations de stationnarité. Sa mise en place a nécessité la définition et l'étude préalable d'un estimateur d'*entropie locale* basé sur une analogie entre le spectre à court terme des signaux et leurs densités de probabilité. L'étude du comportement de cet estimateur d'entropie a conduit à la connaissance de ses variations pour différents signaux. Un résultat important est la connaissance de la distribution de la réponse de cet estimateur à un bruit blanc Gaussien centré. Sa distribution est en effet gaussienne et les moments d'ordre 1 et 2 sont connus.

Les résultats sur le Critère Entropique Local Stabilisé se déduisent alors directement des résultats sur l'estimateur d'entropie, ce qui permet d'optimiser la segmentation et d'employer le CELS dans des applications de détection pour de nombreux types de ruptures. La comparaison à un détecteur basé sur la dérivée de la DSP au moyen des courbes ROC montre la robustesse du CELS face à la variété des ruptures détectées, et les résultats sont très bons pour des RSB supérieurs à -10 dB.

Ce chapitre propose également une extension consistant à appliquer le CELS aux sous-bandes issues d'une analyse multirésolution, ici effectuée par la transformée en ondelettes discrète. Cette extension offre la possibilité d'adaptation pour chaque sous-bande du choix du contexte et du seuil de détection, afin d'affiner la détection. La prise en compte de plusieurs niveaux de résolutions améliore sensiblement le taux de bonnes détections. Il est cependant nécessaire de regrouper les ruptures se retrouvant à différentes résolutions avec des localisations différentes par un post traitement prenant en compte l'erreur de localisation temporelle due à la transformée en ondelettes discrète.

Les résultats des segmentations obtenues pour le CELS avec ou sans multirésolution exposés pour des signaux de simulations et des signaux audios de natures différentes (parole, clavecin, clarinette) permettent de conclure sur la pertinence des segmentations pour les deux méthodes.

Lorsque les signaux sont peu bruités, le CELS sans multirésolution appliqué au signal est suffisant et l'algorithme de segmentation est rapide. L'emploi d'une analyse multirésolution augmente sensiblement la complexité algorithmique et s'avère intéressante pour des applications spécifiques de détection en milieu fortement bruité, ce qui sort de notre cadre applicatif limité au codage audio.

Pour l'application de codage audio, la segmentation par CELS est préférée pour des raisons de faible complexité algorithmique en regard des performances. L'emploi du CELS en multirésolution augmente fortement la complexité de la segmentation. Chaque sous-bande est analysée par le CELS, ce qui multiplie d'autant la complexité et à cela s'ajoute le post traitement en deux étapes qui repart des courbes obtenues.

Les signaux étant peu bruités en général, le CELS reste bien adapté pour leur segmentation. La simplicité d'obtention de la segmentation par détection des maxima locaux de la courbe supérieurs au seuil fixé pour tous les types de ruptures est aussi un atout non négligeable de ce détecteur.

Chapitre 4

Segmentation fréquentielle

Sommaire

4.1	Introduction	55
4.2	Rappels et définitions	56
4.3	Analyse multirésolution	57
4.4	Bancs de filtres	58
4.4.1	Bancs de filtres à deux voies	58
4.5	Transformée en Ondelettes Discrète	61
4.6	Décompositions en paquets et recherche de meilleure base	62
4.6.1	Arborescences dyadiques	64
4.6.2	Limites des structures dyadiques	64
4.7	Construction des bases S-dyadiques	66
4.8	Analyse à échantillonnage critique	67
4.8.1	Modulation de la sous-bande centrale	68
4.9	Adaptation du test entropique	68
4.9.1	Nouveau test entropique	69
4.9.2	Représentation	70
4.9.3	Complexité	70
4.10	Résultats	71
4.10.1	Recherche de meilleure base	71
4.10.2	Mesures du gain entropique	74
4.11	Conclusion	77

4.1 Introduction

Grâce aux détecteurs de ruptures, voir chapitre 3, il est possible d'avoir une segmentation temporelle précise, en détectant l'apparition d'un changement de stationnarité. Il est par contre difficile d'avoir une segmentation fréquentielle dynamiquement adaptée au signal. Cela est dû à la dualité de la problématique d'adaptation d'un banc de filtre à un signal : il faut d'une part un critère permettant de choisir la base fréquentielle la mieux adaptée et d'autre part une méthode de construction de la base retenue. Les bancs de filtres sont généralement construits sur des critères d'optimisation des réponses fréquentielles des filtres coûteux en calcul. Aussi l'emploi de bancs de filtres adaptés est peu utilisé. Dans la majorité des applications utilisant des décompositions en sous-bandes, la partition fréquentielle est fixée par les besoins de l'application

et l'architecture ne change plus en fonction du signal analysé. Par exemple, pour le codage audio, la décomposition en sous-bande partitionne le domaine fréquentiel pour correspondre au mieux à l'analyse fréquentielle effectuée par l'homme, c'est à dire en imposant des limites de sous-bandes proches des largeurs des bandes critiques, présentée dans le livre de Zwicker [98].

L'algorithme de recherche de la meilleure base proposé par Wickerhauser [33] permet d'obtenir une segmentation fréquentielle dyadique à partir d'une décomposition en paquets d'ondelettes en utilisant un critère entropique. Une extension de cet algorithme proposée par Herley *et al.* [35] fournit la meilleure base dyadique conjointement en temps et en fréquence. Toutefois, le pavage résultant d'une segmentation conjointe est contraint par la dyadicité.

Imad Abdallah [32] montre dans ces travaux qu'une segmentation dyadique dans le domaine temporel est loin d'être optimale en raison de ruptures artificielles inhérentes à la dyadicité. Le résultat dual en fréquence y est également montré. Cela est principalement dû au fait que les événements analysés sont aléatoires (occurrence et durée) et donc mal assujettis à la dyadicité.

Ce chapitre présente le principe de la recherche de meilleure base pour la décomposition en paquets d'ondelettes. Cet algorithme est complété d'une extension qui permet d'augmenter la bibliothèque de bases disponibles en supprimant les ruptures artificielles de la dyadicité mise en évidence par Abdallah. Cette extension inclut d'une part la construction de bases supplémentaires et d'autre part la mise à jour du critère pour prendre en compte ces bases lors de la recherche.

Le formalisme utilisé pour la construction des nouvelles bases est le formalisme matriciel des bancs de filtres dans le domaine temporel. À ce titre, nous présentons le principe des bancs de filtres à deux voies qui sont analogues à la décomposition en paquets d'ondelettes. Les deux points de vues sont unifiés par la théorie de l'analyse multirésolution dont le principe est présenté après quelques rappels sur le formalisme général des transformées linéaires.

4.2 Rappels et définitions

Du point de vue mathématique, un signal est soit une fonction dans le cas continu, soit une suite de coefficients dans le cas discret. Dans le cas du codage, le signal est échantillonné et cela revient à ne s'intéresser qu'aux suites de coefficients, définies sur l'espace souvent $l_2(\mathbb{Z})$. Cet espace sur lequel évolue le signal peut être caractérisé par des bases, c'est-à-dire des familles de fonctions (de séquences) qui permettent de générer tout signal de l'espace par combinaison linéaire. Une base est une famille complète dont les vecteurs sont linéairement indépendants. Il existe une infinité de bases et chacune donne un point de vue différent du signal.

Soit $x \in S$, on cherche une famille $\{\phi_i\}_{i \in \mathbb{Z}}$ / $x = \sum_i \alpha_i \phi_i$.

Si $\{\phi_i\}$ est une base de S , il existe alors une famille *duale* $\{\tilde{\phi}_i\}$ telle que :

$$\alpha_i = \sum_n \tilde{\phi}_i[n] x[n].$$

Le dual est donc la famille qui va permettre d'assurer la correspondance entre deux transformées, dite alors duales ou inverses. La pertinence d'une famille complète tient principalement à la non redondance des vecteurs la composant. L'orthogonalité des vecteurs reflète cette propriété et c'est pourquoi les transformées associées au traitement du signal sont souvent **orthogonales**. L'intérêt d'une telle base réside dans le fait qu'elle est elle-même son dual.

Il arrive toutefois que tous les vecteurs d'une base, s'ils sont linéairement indépendants entre eux, ne soient pas orthogonaux entre eux. Dans ce cas là, il existe une base duale dont tous les vecteurs sont orthogonaux avec l'autre base. Les bases duales sont dites **biorthogonales**.

Définition 1 :

Une base orthogonale de S est une famille orthonormale complète, et alors :

$$\forall i, j \in \mathbb{N}, \quad \phi_i = \tilde{\phi}_i \quad \text{et} \quad \langle \phi_i, \phi_j \rangle = \delta_{ij}$$

Définition 2 :

Une paire de bases biorthogonales de S est une paire de familles complètes mais non orthonormales, dont les vecteurs sont linéairement indépendants, qui vérifie :

$$\langle \phi_i, \tilde{\phi}_j \rangle = \delta_{ij}, \quad \forall i, j \in \mathbb{N}.$$

4.3 Analyse multirésolution

L'analyse multirésolution est la théorie mathématique qui unifie les algorithmes pyramidaux de décomposition en sous-bandes, la théorie des ondelettes et plus généralement les transformées à échantillonnage critique, comme les bancs de filtres. Ces théories ont pour but de pallier aux différents problèmes rencontrés avec l'analyse de Fourier, à savoir étudier les non-régularités des fonctions ainsi que leurs propriétés locales. Ce paragraphe présente brièvement le principe de l'analyse multirésolution. Le lecteur intéressé pourra se référer aux livres de Cohen [62] et Meyer [64] pour une présentation complète.

Le principe de l'analyse multirésolution est de distiller la précision du signal jusqu'au résultat souhaité, tout en gardant une trace des fluctuations précédentes. Deux notions importantes pour poser les fondements de l'analyse multirésolution sont l'**échelle** et la **résolution** :

- L'échelle est la grandeur proportionnelle à la durée des fonctions (bases) utilisées pour décomposer le signal. En raison du principe d'incertitude d'Heisenberg, plus les bases sont précises dans le temps, moins elles sont précises en fréquence, et réciproquement.
- La résolution est le nombre minimum d'échantillons nécessaires pour représenter le signal, en relation avec la quantité d'information portée par le signal. En numérique, la résolution d'un signal est liée à l'étalement de son spectre et au critère d'échantillonnage de Shannon.

Ainsi, une division par deux de l'échelle divise par deux la résolution tandis qu'un doublement de l'échelle ne change pas la résolution.

$$\frac{\text{échelle}}{2} \implies \frac{\text{résolution}}{2} \quad \text{et} \quad \text{échelle} * 2 \implies \text{résolution inchangée}.$$

À partir des deux notions, il est possible de définir les conditions nécessaires pour qu'une famille de sous-espaces $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ forme une analyse multirésolution [62].

Définition 3 :

La suite des sous-espaces $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ forme une *analyse multirésolution* si elle vérifie les propriétés suivantes :

1. $V_j \subset V_{j+1}$,
2. $f(x) \in V_j \leftrightarrow f(2x) \in V_{j+1}$,
3. $\bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V_j = 0$,
4. $\bigcup_{j \in \mathbb{Z}} V_j$ est dense dans $L^2(\mathbb{R})$,
5. Il existe une fonction $g(x)$ dans V_0 telle que $\{g(x - k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ soit une base Riesz pour V_0 (c'est à dire que toute combinaison linéaire finie est dense dans l'espace et la norme de toute suite finie est bornée dans un intervalle).

L'idée est d'observer la projection du signal sur chaque sous-espace dilaté, la propriété 4 assurant la reconstruction parfaite de toute fonction de $L^2(\mathbb{R})$. D'après les propriétés 2 et 5, si $\{\varphi_i^k\}_{k \in \mathbb{Z}}$ est une famille orthonormale, l'espace V_j est l'espace engendré par la base :

$$\{\varphi_i^k\}_{k \in \mathbb{Z}} = \{2^{\frac{j}{2}} \varphi(2^j x - k)\}, \quad k \in \mathbb{Z}.$$

La famille $\{\varphi(x - k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ engendre V_0 et à partir d'une suite croissante de sous-espaces fermés emboîtés $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ où V_{j+1} est obtenu par dilatation de V_j d'un facteur 2. φ est aussi appelée fonction d'échelle et les espaces V_j sont interprétés comme des espaces d'approximation à l'échelle 2^j . L'espace supplémentaire orthogonal de V_0 dans V_1 est généré par une suite notée $\{\psi(x - k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ et *psi* est appelée ondelette. Les espaces engendrés par l'ondelette aux différentes échelles sont interprétés comme les détails nécessaires pour passer de l'approximation V_j à celle plus fine sur V_{j+1} .

Dans le cas où la fonction à analyser est discrète, le calcul des coefficients aux différentes résolutions est obtenu en calculant les projections de la fonction sur les espaces d'approximation et de détail aux échelles plus grossières. On suppose pour cela que la fonction est déjà approximée à une certaine échelle liée à l'échantillonnage, fixé à $j = 0$. En pratique, ce calcul est effectué par une opération de filtrage-décimation avec des filtres discrets, dont la réponse impulsionnelle est calculée à partir de la fonction d'échelle. La théorie des ondelettes à support compact fournit des filtres à réponses impulsionnelles finies, donc implémentables dans un algorithme.

4.4 Bancs de filtres

Le principe des bancs de filtres consiste à séparer le signal en sous-bandes fréquentielles. Chaque sous-bande peut alors être sous-échantillonnée pour atteindre sa résolution critique. Étant donné que les filtres d'analyse n'ont pas une réponse en fréquence cardinale, ils induisent inévitablement du recouvrement entre les sous-bandes adjacentes. Les filtres de synthèse permettent de compenser ces artefacts pour obtenir la reconstruction parfaite, ou tout du moins une erreur maîtrisée pour l'application envisagée. La reconstruction parfaite du signal est obtenue quand les filtres d'analyse et de synthèse sont orthogonaux ou biorthogonaux entre eux.

Nous présentons ici le formalisme temporel lié aux bancs de filtres. Il permet d'exprimer la décomposition des signaux sur des bases orthogonales ou biorthogonales en terme de convolution, donc de filtrage.

Les bancs de filtres à deux voies sont présentés pour introduire le formalisme qui sera utilisé dans les sections suivantes, notamment sur les décompositions en paquets mais aussi pour mettre en évidence le problème de repliement fréquentiel des sous-bandes adjacentes. Les bancs de filtres à N voies et leur analogie avec les transformées à recouvrement par modulation sont présentés dans la deuxième partie de ce mémoire, au chapitre 6, car ces bancs sont fréquemment utilisés dans le codage audio.

4.4.1 Bancs de filtres à deux voies

Le banc de filtres à deux voies conduit à une séparation dyadique du signal, au même titre que les paquets d'ondelettes présenté plus tard dans ce chapitre. Les deux sous-bandes obtenues par filtrage sont sous-échantillonnées à l'analyse afin d'être à leur résolution critique. Le banc de filtre de synthèse effectue l'opération inverse de l'analyse, à savoir sur-échantillonner et filtrer les deux signaux de sous-bandes qui sont enfin ajoutés pour obtenir le signal reconstruit. L'opération de sous-échantillonnage induit un repliement dépendant de la réponse en fréquence du banc d'analyse qui est annulé ou minimisé à la synthèse. La figure 4.1 présente les notations

utilisées et schématise les opérations effectuées sur le signal lors de l'analyse par un banc de filtres à deux voies, en montrant la partie repliée au cours du sous-échantillonnage. Le banc de filtres est dit biorthogonal lorsque les filtres utilisés pour les bancs d'analyse et de synthèse sont différents. Par la suite, dans les schémas, les noms des filtres ne seront plus précisés, le passe-bas se situant toujours en bas et le passe-haut en haut.

Banc de filtres d'analyse

Les filtres passe-bas et passe-haut sont notés communément H_0 et H_1 , et leurs réponses fréquentielles $H_0(e^{jw})$ et $H_1(e^{jw})$. H_0 et H_1 sont supposés d'ordre L . Leurs réponses impulsionnelles sont notées $h_0[n]$ et $h_1[n]$, pour $n \in [0, L-1]$.

La réponse en fréquence de H_1 doit assurer la couverture de la bande de fréquence complémentaire à celle de H_0 ce qui revient à satisfaire la relation :

$$|H_0(e^{jw})|^2 + |H_1(e^{jw})|^2 = 1$$

Un cas particulier de filtres satisfaisant cette relation sont les filtres miroirs en quadrature, QMF, où H_1 est défini à partir d'un prototype H_0 tel que :

$$h_1[n] = (-1)^n h_0[n].$$

L'analyse par le banc de filtres s'écrit sous forme matricielle, en notant T_a la matrice du banc de filtre, \mathbf{x} la séquence analysée d'un signal x et \mathbf{y} la séquence transformée qui contient les deux voies filtrées y_0 et y_1 :

$$\begin{pmatrix} \vdots \\ y_0[0] \\ y_1[0] \\ y_0[1] \\ y_1[1] \\ \vdots \end{pmatrix} = T_a \cdot \begin{pmatrix} \vdots \\ x[0] \\ x[1] \\ x[2] \\ x[3] \\ \vdots \end{pmatrix}, \quad (4.1)$$

où T_a s'exprime en fonction des RI des filtres de la manière suivante :

$$T_a = \begin{pmatrix} \vdots & & & & & & & & & \\ \cdots & 0 & h_0[L-1] & h_0[L-2] & h_0[L-3] & \cdots & h_0[0] & 0 & \cdots & \\ \cdots & 0 & h_1[L-1] & h_1[L-2] & h_1[L-3] & \cdots & h_1[0] & 0 & \cdots & \\ & & \cdots & 0 & h_0[L-1] & \cdots & h_0[2] & h_0[1] & h_0[0] & \cdots \\ & & \cdots & 0 & h_1[L-1] & \cdots & h_1[2] & h_1[1] & h_1[0] & \cdots \\ \vdots & & & & & & & & & \end{pmatrix}, \quad (4.2)$$

Mathématiquement, le vecteur transformé s'écrit $X[k] = \langle \phi_k[n], x[n] \rangle$, d'après la définition 1, section 4.2. Il est aussi possible de considérer \mathbf{y} comme un produit scalaire, sous la forme

$$\begin{aligned} y_0[k'] &= \langle h_0[2k' - n], x[n] \rangle, \\ y_1[k'] &= \langle h_1[2k' + 1 - n], x[n] \rangle. \end{aligned} \quad (4.3)$$

Alors, par analogie entre X et \mathbf{y} , en considérant $k = 2k'$ comme un facteur de sous-échantillonnage effectué après le filtrage, la relation entre les réponses impulsionnelles des filtres et les vecteurs de décomposition de la base s'écrit :

$$\begin{aligned} h_0[2k - n] &= \phi_{2k}[n], \\ h_1[2k - n] &= \phi_{2k+1}[n]. \end{aligned} \quad (4.4)$$

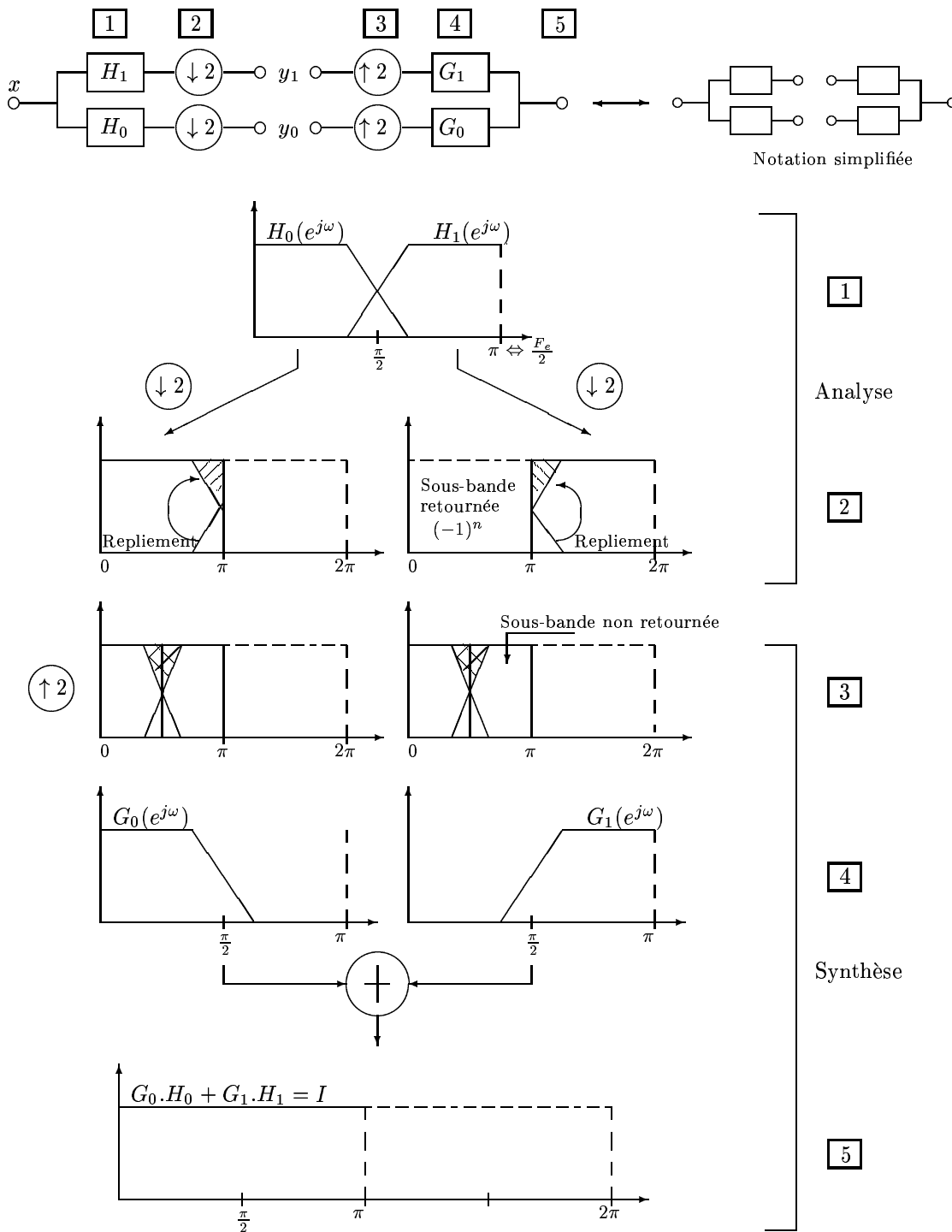


Fig. 4.1: Étapes de l'analyse/synthèse par un banc de filtres biorthogonal à deux voies

Banc de filtres de synthèse

La reconstruction du signal à partir de sa transformée se fait sur les filtres de synthèse G_0 et G_1 , qui vont correspondre à la base duale. Soit T_s la matrice de synthèse, qui doit vérifier, pour avoir la reconstruction complète du signal

$$\mathbf{x} = T_s \mathbf{y} = T_s X = T_s T_a \mathbf{x} \iff T_s T_a = I.$$

En exprimant T_s avec les RI $g_0[n]$ et $g_1[n]$ des deux filtres de synthèse de longueur L' , il vient

$$T_s = \begin{pmatrix} \vdots & & & & & & \\ \cdots & g_0[0] & g_1[0] & 0 & 0 & \cdots & \\ & g_0[1] & g_1[1] & 0 & 0 & \cdots & \\ & g_0[2] & g_1[2] & g_0[0] & g_1[0] & 0 & \cdots \\ & \vdots & \vdots & g_0[1] & g_1[1] & 0 & \cdots \\ & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & & \\ \cdots & g_0[L'-1] & g_1[L'-1] & \vdots & \vdots & & \\ & 0 & 0 & g_0[L'-2] & g_1[L'-2] & \cdots & \\ & 0 & 0 & g_0[L'-1] & g_1[L'-1] & & \\ & & & \vdots & & & \end{pmatrix}, \quad (4.5)$$

Comme pour l'analyse, si $\tilde{\phi}_k$ est la base duale de ϕ_k

$$\begin{aligned} g_0[n-2k] &= \tilde{\phi}_{2k}[n], \\ g_1[n-2k] &= \tilde{\phi}_{2k+1}[n]. \end{aligned} \quad (4.6)$$

Une condition équivalente est obtenue en séparant les voies dans chaque matrice (H_0, H_1, G_0, G_1), et en considérant le problème après le sous-échantillonnage de chaque voie. La condition est

$$\left. \begin{aligned} y_0 &= H_0 \mathbf{x} \\ y_1 &= H_1 \mathbf{x} \end{aligned} \right\} \Rightarrow (G_0 H_0 + G_1 H_1) \mathbf{x} = \mathbf{x} \quad \text{soit} \quad G_0 H_0 + G_1 H_1 = I. \quad (4.7)$$

4.5 Transformée en Ondelettes Discrète

La transformée en Ondelettes discrète (TOD) est obtenue à partir de la transformée continue dont la définition est détaillée dans l'annexe C.1. La formule de la transformée en ondelettes continue rappelée ci-dessous, équation (4.8) est doublement continue et chaque terme doit être discrétisé. Les variables a et b sont réelles et l'intégrale est continue.

$$TOC_f(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} \psi_{a,b}^*(t) f(t) dt, \quad \text{où } \psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad \text{avec } a \in \mathbb{R}^+ \quad b \in \mathbb{R}. \quad (4.8)$$

Dans un premier temps, la discrétisation porte sur a et b . De manière générale, on pose $a = a_0^m$ avec $m \in \mathbb{Z}$ et $a_0 \neq 1$. Le choix d'un facteur d'échelle discret impose alors des conditions sur b pour couvrir l'axe temporel de manière complète. Il vient alors la discrétisation :

$$a = a_0^m, b = nb_0 a_0^m \quad \text{où } m, n \in \mathbb{Z}, a_0 > 1, b_0 > 0,$$

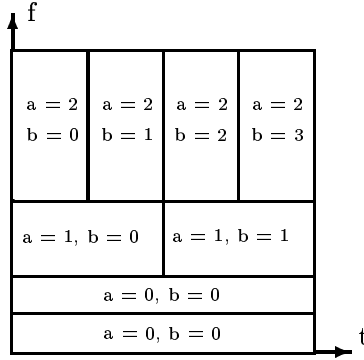


Fig. 4.2: Exemple de pavage dyadique du plan temps-fréquence

et l'ondelette qui lui est associée est :

$$\psi_{m,n}(t) = a_0^{-\frac{m}{2}} \psi(a_0^{-m}t - nb_0).$$

Le problème de la discrétisation est alors reporté sur la transformation de l'intégrale en une somme double sur les indices m et n . Dans le cas général, rien n'assure que le signal sera reconstruit parfaitement. Pour discrétiser l'intégrale, la condition nécessaire et suffisante est la convergence de la somme discrète pour toute fonction. Cette somme est alors bornée par deux constantes A et B telles que :

$$A\|f\|^2 \leq \sum_{m,n} |\langle \psi_{m,n}, f \rangle|^2 \leq B\|f\|^2. \quad (4.9)$$

Pour la reconstruction du signal, une condition suffisante est d'avoir l'égalité des bornes A et B . Dans ce cas, la valeur commune des bornes est un indice de redondance lié à l'échantillonnage.

Le cas dyadique

Le cas dyadique est le plus utilisé dans le cadre algorithmique car il permet l'implémentation de transformées en ondelettes rapides (**TOR**). Il est obtenu pour $a_0 = 2$ et $b_0 = 1$ et conduit à des bases d'ondelettes orthonormales. Dans des telles bases, les ondelettes ont pour norme 1 et la valeur $A = 1$ correspond à la condition d'échantillonnage critique. Dès lors il n'y a aucune redondance entre les coefficients d'ondelettes et la reconstruction est parfaite. Du point de vue du plan temps-fréquence, une telle discrétisation conduit à un pavage dyadique. La décomposition est aussi appelée en bande d'octave car la largeur des bandes de fréquence double à chaque itération sur a tandis que la largeur des bandes temporelles est divisée par deux. Ainsi, dans ce type de pavage $\frac{\Delta(f)}{f}$ reste constant. La figure 4.2 illustre un pavage dyadique pour a allant de 0 à 2. La variable a est aussi appelée profondeur de la décomposition. Le lien avec les bancs de filtres est présenté au cours de la section suivante, paragraphe 4.6.1.

4.6 Décompositions en paquets et recherche de meilleure base

Le terme de décomposition en paquets peut aussi bien être attribué aux bancs de filtres, qu'aux ondelettes ou même aux ondelettes de Malvar. Cette décomposition consiste en une itération des transformées élémentaires proposées, à savoir rediviser chaque sous-bande en deux sous-bandes dans le cas des bancs de filtres ou des ondelettes dyadiques ou en N sous-bandes

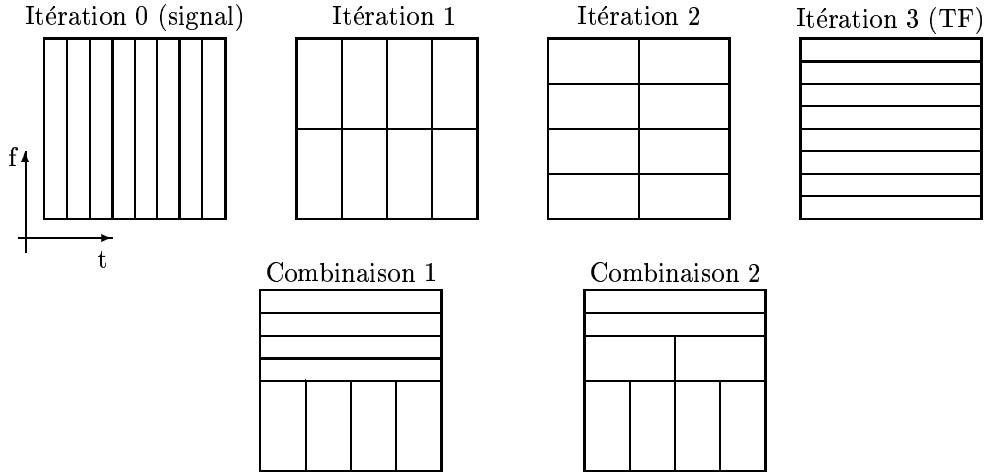


Fig. 4.3: Bases obtenues aux différentes itérations de la décomposition en paquets et deux exemples de combinaisons linéaires de ces bases pour la recherche de meilleure base.

dans le cas général. Chaque sous-bande est appelée **père** des sous-bandes **fil**s qu'elle engendre à l'itération suivante. Ainsi, après la première itération chaque sous-bande est à la fois *père* et *fil*s.

Ces décompositions conduisent à des segmentations temporelles (Malvar) ou fréquentielles (ondelettes) dont la précision peut être fixée arbitrairement. L'intérêt de ces décompositions réside alors dans la possibilité d'un **choix de la meilleure base**.

L'idée maîtresse dans la recherche de meilleure base est de trouver une combinaison des atomes ou pavés temps-fréquence générés par les bases des différentes itérations minimisant une fonction de coût. La figure 4.3 montre les bases obtenues aux différentes itérations, et deux exemples de combinaisons linéaires de ces bases pouvant résulter de la recherche de meilleure base, sur un signal de 8 échantillons, avec une structure dyadique de décomposition.

Un algorithme performant de recherche de meilleure base pour la compression est proposé dans l'article de Coifman et Wickerhauser [33]. Cet algorithme s'appuie sur une structure dyadique, où chaque sous-bande est le *père* de deux *fil*s.

Nous résumons ci-dessous le principe de l'algorithme nommé *split and merge* :

1. La décomposition est effectuée jusqu'à la profondeur équivalente à la résolution la plus fine souhaitée (*Split*).
2. Une fonction de coût est calculée pour les paquets obtenus aux itérations successives. On appelle poids la valeur de la fonction de coût d'un paquet. Les critères fréquemment utilisés comme fonction de coût sont l'entropie de Shannon, l'énergie et toutes les normes de \mathcal{L}^2 .
3. En partant du bas de la décomposition (profondeur maximale), la somme des poids de deux *fil*s est comparée au poids de leur *père*. Deux cas sont possibles :
 - Si la somme des poids des *fil*s est supérieure au poids du *père*, alors le *père* est conservé. L'atome temps-fréquence représenté par le *père* est plus adapté au signal que les deux atomes des *fil*s. Dans ce cas là, l'atome est souvent de faible énergie.
 - Si la somme des poids des *fil*s est inférieure au poids du *père*, alors les deux *fil*s sont conservés. Le poids du *père* est remplacé par la somme des poids des *fil*s pour la suite du test à la profondeur supérieure, de sorte que le test porte toujours sur le poids minimal de la base.
4. Le test reprend à l'étape 1, à la profondeur supérieure.

Cet algorithme permet d'obtenir la meilleure base au sens de la minimisation d'une fonction de coût. Dans la suite, le critère utilisé est l'entropie de Shannon de manière à rester cohérent avec l'indice de segmentation fourni par le CELS. De manière qualitative, le test entropique conserve le *père* lorsque la sous-bande est vide ou de faible énergie et conserve les *filles* lorsqu'au moins un des deux contient du signal.

Cet algorithme permet de mesurer le gain entropique apporté par la décomposition d'un segment et fournit un indice de compression sans perte possible pour la tranche analysée. Le gain entropique est calculé en faisant le rapport du poids calculé pour le premier paquet de la décomposition, le premier père, sur le poids minimal obtenu pour ce même paquet à la fin de la recherche.

4.6.1 Arborescences dyadiques

Les structures dyadiques sont basées sur les transformations scindant en deux le signal à chaque transformée. Elles utilisent pour les ondelettes un banc de filtres QMF à deux voies conduisant à deux sous-bandes de largeur égales. La structure dyadique analogue dans le domaine temporel utilise les ondelettes de Malvar, dont la définition est donnée en annexe C.2.

Différents pavages du plan temps-fréquence sont obtenus en fonction du nombre d'itérations, aussi appelé profondeur de la décomposition, et des séquences réitérées¹. Dans la figure 4.4, chaque colonne montre un exemple de pavage pouvant être obtenu par décomposition en paquets dyadiques. De plus, le banc de filtres associé et sa réponse en fréquence sont montrés. Le cas représenté dans la colonne de gauche correspond à la transformée en ondelettes discrète (TOD). Pour les trois exemples de cette figure, l'analogie avec les ondelettes de Malvar est obtenue en inversant l'axe temporel et l'axe fréquentiel. La ligne c) des réponses fréquentielles des filtres donne dans ce cas l'allure des fenêtres temporelles.

Ces structures sont très intéressantes car elles permettent l'implémentation d'algorithmes rapides et l'étape de synthèse à partir de la meilleure base est de faible complexité.

4.6.2 Limites des structures dyadiques

L'algorithme du choix de la meilleure base permet de représenter un signal sur une base d'ondelettes de manière optimale au sens d'une fonction de coût, comme par exemple l'entropie de Shannon. Avec la décomposition en paquets d'ondelettes, notée **DPO** par la suite, il est ainsi possible de trouver une partition de l'axe fréquentiel fournissant une analyse pertinente du signal au sens où l'on cherche à en isoler les différentes composantes fréquentielles.

Imad Abdallah met en évidence dans ces travaux [32, 1] l'existence de ruptures artificielles générées par la structure dyadique de la décomposition. Il est en effet impossible de réunir par le test entropique deux paquets de coefficients correspondant à des bandes de fréquences contigües mais ne provenant pas du même père. Une extension des bases est proposée par Abdallah dans le cadre des ondelettes de Malvar, et les nouvelles bases sont appelées bases S-dyadiques.

Dans le cas de la DPO, les mêmes ruptures existent mais les bases n'ont pas été construites. La figure 4.5 montre quelles sont ces ruptures qui se répètent de manière itérative à chaque étape de la DPO.

Nous proposons ici d'étendre la famille de bases obtenues avec la DPO en construisant la bande équivalente au père des nœuds (2,1) et (2,2). Les nouvelles bases sont ensuite prises en compte, à chaque étape de la DPO, dans le test entropique de la recherche de meilleure base pour un algorithme de type *Split and Merge*. Pour conserver les notations adoptées par

¹il est possible de réitérer la transformation sur une seule ou les deux séquences obtenues

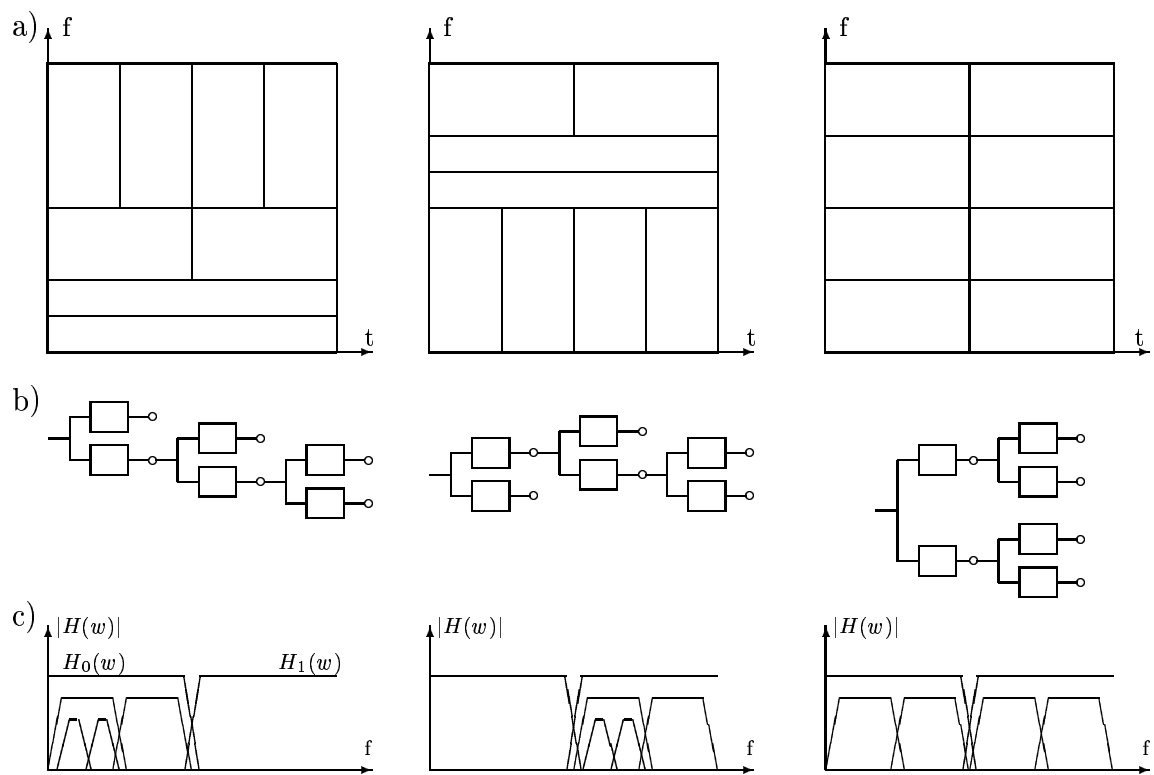


Fig. 4.4: a) Différents pavages du plan temps-fréquence; b) bancs de filtres QMF associés; c) réponse en fréquence des bancs de filtres.

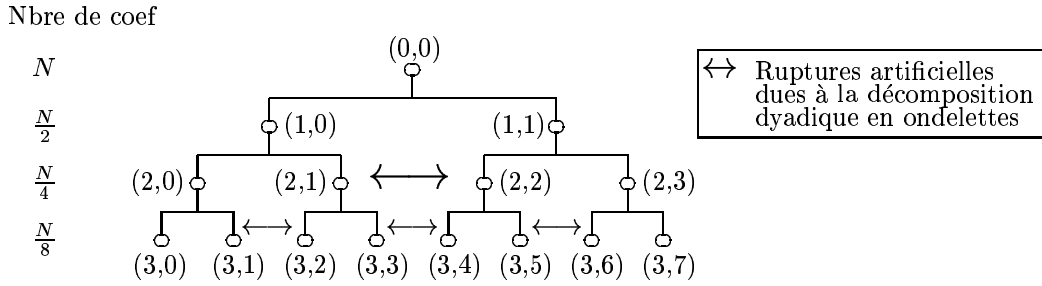


Fig. 4.5: Mise en évidence des ruptures non supprimées par les algorithmes de recherche de meilleure base.

Abdallah, la nouvelle décomposition est notée SDPO et les nouveaux paquets construits sont indicés $(d, 2b + \frac{1}{2})$, où d est la profondeur de la décomposition et b le numéro du bloc, $b \in [0, 2^d - 1]$.

La section suivante présente une méthode de synthèse du filtre permettant de retrouver le père des deux bandes adjacentes pour obtenir des coefficients correspondant au nouveau père de la SDPO. La synthèse est effectuée directement à partir du filtre prototype de la DPO. Les sections suivantes expliquent l'inclusion des sous-bandes générées $(d, 2b + \frac{1}{2})$ dans l'algorithme de recherche de meilleure base puis proposent quelques exemples d'analyse incluant les nouvelles bases et les arbres S-dyadiques obtenus. Enfin, une comparaison des gains entropiques obtenus sur des signaux réels permet de mesurer l'apport des bases S-daydiques dans la recherche de meilleure base.

4.7 Construction des bases S-dyadiques

Le raisonnement est mené pour la profondeur 1 et reste valable aux autres profondeurs de la DPO. En utilisant l'analogie de la décomposition en paquets d'ondelettes avec une décomposition en sous-bandes par un banc de filtres QMF, il est envisageable de trouver la sous-bande équivalente au père de deux nœuds provenant normalement de deux pères différents dans la DPO. Le problème devient celui de la construction d'un filtre dont les coefficients restent cohérents avec la DPO, c'est-à-dire que la sous-bande engendrée peut être redécomposée pour obtenir les coefficients de la décomposition dyadique. La synthèse doit aussi assurer la reconstruction parfaite du signal.

Le banc de filtres permettant l'élimination de la rupture doit partitionner la bande fréquentielle suivant les intervalles $[0, \frac{F_c}{8}]$, $[\frac{F_c}{8}, \frac{3F_c}{8}]$ et $[\frac{3F_c}{8}, \frac{F_c}{2}]$, correspondant respectivement au nœud $(2, 0)$, au père des nœuds $(2, 1)$ et $(2, 2)$ et au nœud $(2, 3)$

Le banc de filtres équivalent doit garder les propriétés des filtres QMF. Pour garder ces propriétés, la méthode utilisée consiste à sur-échantillonner les réponses des filtres QMF. Cela vient du fait que pour passer à la profondeur inférieure, le signal est sous-échantillonné. La démarche utilisée consiste donc à sur-échantillonner les filtres plutôt que de sous-échantillonner le signal, figure 4.6.

Les deux filtres obtenus par sur-échantillonnage vérifient aisément les propriétés de reconstruction parfaite compte tenu que le repliement est utilisé. Le filtre passe-bas devient après sur-échantillonnage un filtre *coupe bande*. Sa bande passante est $[0; \frac{F_c}{8}] \cup [\frac{3F_c}{8}; \frac{F_c}{2}]$. Le passe-haut devient lui un passe-bande couvrant la bande $[\frac{F_c}{8}; \frac{3F_c}{8}]$.

Le banc de filtres ainsi obtenu a bien l'allure souhaitée mais il reste à scinder le passe-bas sur-échantillonné en deux filtres équivalents aux filtres passe-bas et passe-haut $\frac{1}{4}$ de bande. Pour rester cohérent avec la DPO, il suffit de filtrer les filtres sur-échantillonnés par les deux filtres

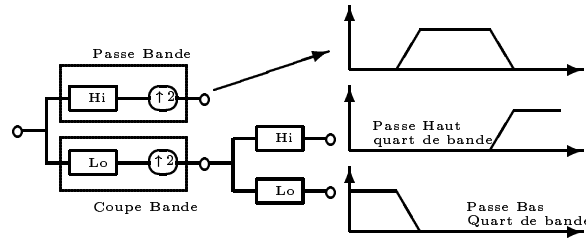


Fig. 4.6: Construction du banc de filtres par filtrage par les QMF.

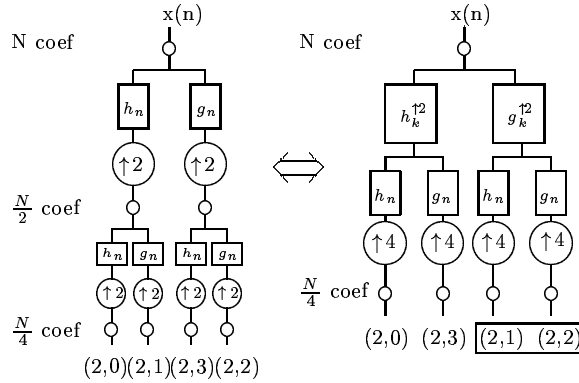


Fig. 4.7: Obtention du banc de filtres équivalent à la profondeur 2 de la décomposition en paquets d'ondelettes.

QMF. Cela revient à faire une opération d'interpolation et la division du filtre ainsi obtenue est garantie à reconstruction parfaite de par la nature des filtres QMF. Cette méthode, illustrée à la figure 4.6, reste cohérente avec la DPO du signal car les seuls filtres utilisés sont les filtres QMF.

Par rapport à la décomposition en paquets d'ondelettes, le banc de filtres permettant de passer directement à la profondeur 2 est obtenu de manière très similaire, comme le montre la figure 4.7. Dans ce cas, le passe-haut sur-échantillonné est lui-même filtré par les deux QMF, donnant les sous-bandes correspondant aux nœuds (2, 1) et (2, 2). L'égalité des sous-bandes obtenues par les deux méthodes montre l'équivalence entre le banc de filtres généré et la décomposition en ondelettes. Le filtre passe-bande correspond au père des nœuds (2,1) et (2,2) de la décomposition dyadique. Des éléments pour une démonstration de l'équivalence des deux décompositions sont donnés dans l'annexe D. La démonstration utilise le formalisme temporel. Il est à noter que l'implémentation des deux décompositions peut constituer une preuve suffisante de l'égalité des paquets obtenus.

Le banc de filtres pseudo-QMF peut donc être obtenu à partir de n'importe quel filtre QMF. La figure 4.8 montre les filtres QMF de Vaidyanathan et le banc de filtres pseudo-QMF qui en découle, par la méthode proposée

La section suivante présente les problèmes survenant lorsque l'on veut travailler à échantillonnage critique et propose une solution pour le sous-échantillonnage de la sous-bande $[\frac{\pi}{4}, \frac{3\pi}{4}]$.

4.8 Analyse à échantillonnage critique

Dans le cas du banc de filtres proposé ici, la réunion des 2 sous-bandes d'un banc uniforme entraîne que ce dernier n'est plus uniforme. Les sous-bandes $[0, \frac{\pi}{4}]$, et $[\frac{3\pi}{4}, \pi]$ peuvent être sous-

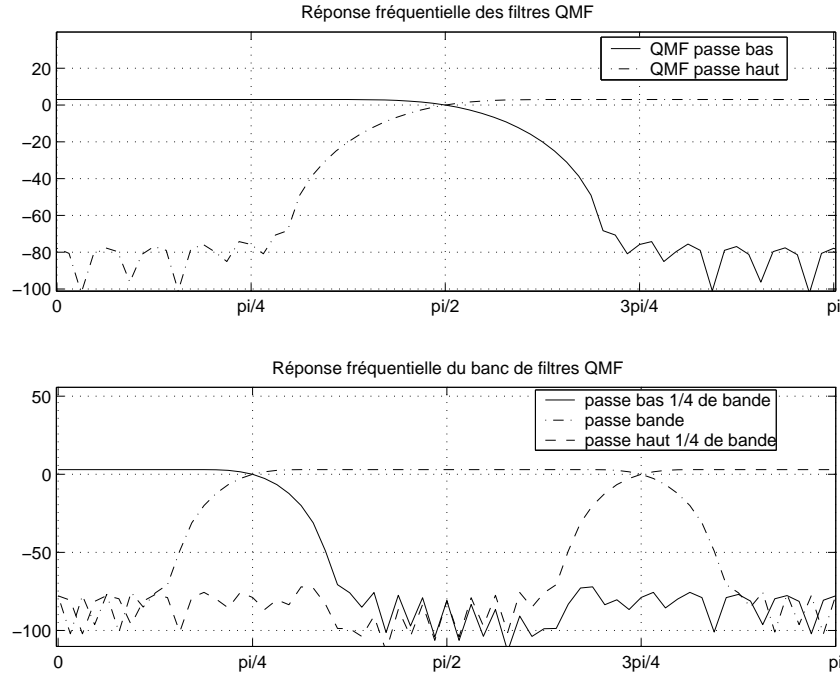


Fig. 4.8: Allure fréquentielle des filtres QMF de Vaydianathan pour la DPO (haut), et du banc de filtres pseudo-QMF utilisé pour la SDPO (bas).

échantillonnées d'un facteur 4 sans problème. Par contre, le sous-échantillonnage de la sous-bande $[\frac{\pi}{4}, \frac{3\pi}{4}]$ n'est pas directement réalisable car une partie du spectre se replie sur lui-même. Il faut donc au préalable moduler cette sous-bande par $\frac{\pi}{4}$ pour la ramener dans l'intervalle $[0, \frac{\pi}{2}]$, après quoi elle peut être sous-échantillonnée d'un facteur 2. La figure 4.9 illustre les problèmes de l'échantillonnage critique liés au recouvrement et au renversement des sous-bandes impaires. Les résultats relatifs aux opérations de sur et sous-échantillonnage sont présentés dans [68] et [61].

4.8.1 Modulation de la sous-bande centrale

Une modulation fréquemment utilisée pour le codage est la modulation Single-Side Band, qui fournit des coefficients réels et n'introduit ainsi pas de redondance par passage au domaine complexe. Elle est présentée par Crochère [68] dans le cadre des bancs de filtres non uniformes et permet dans notre cas de sous-échantillonner la bande du centre d'un facteur 2.

La figure 4.10 illustre les chaînes de modulation et de démodulation. La modulation porte sur le signal filtré par le passe-bande $[\frac{\pi}{4}, \frac{3\pi}{4}]$ et la sous-bande démodulée est synthétisée par le même filtre renversé.

4.9 Adaptation du test entropique

Afin d'inclure la bande $(d, 2b + \frac{1}{2})$ dans les algorithmes de recherche de meilleure base, il convient de définir un test cohérent avec le test proposé dans l'article de Coifman *et al.* [33]. Il faut de plus modifier la représentation d'arborescence habituelle, tout en restant compatible avec l'arbre obtenu dans la décomposition dyadique.

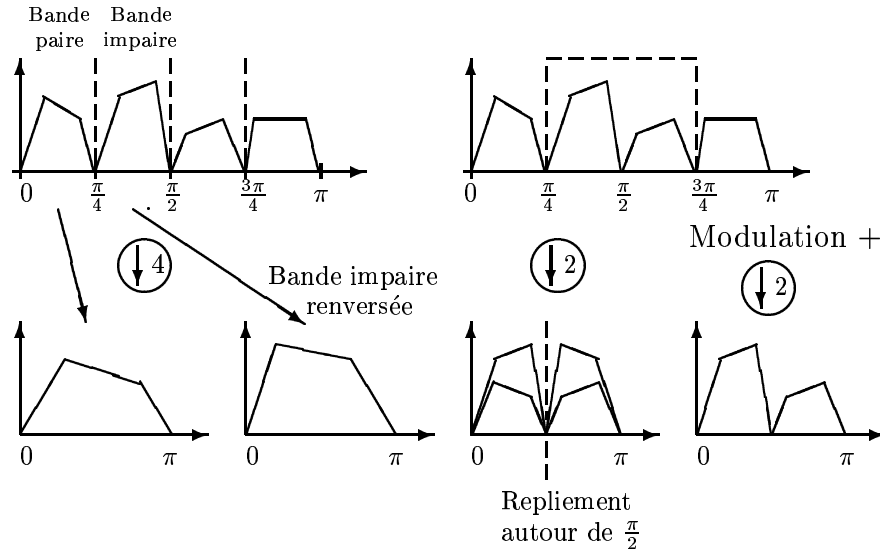


Fig. 4.9: Sous-échantillonnage pour un banc de filtres uniforme et pour la sous-bande du milieu du banc de filtres proposé.

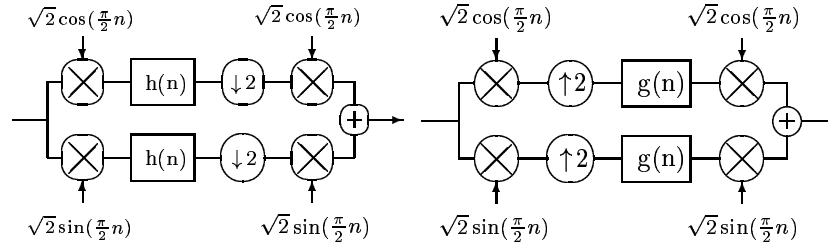


Fig. 4.10: Modulation (gauche) et démodulation (droite) Single Side Band de la bande du milieu pour l'analyse à échantillonnage critique.

4.9.1 Nouveau test entropique

L'adaptation du test entropique basé sur la minimisation de l'entropie de la décomposition porte non plus sur un père pour 2 fils mais sur 3 pères pour 4 fils. Le test concernant les pères dyadique est inchangé, mais il est nécessaire d'ajouter un test permettant de retenir la bande centrale, si l'entropie de la base qu'elle engendre est inférieure à l'entropie de la base dyadique. Le test proposé permettant de retenir la bande $(1, \frac{1}{2})$ est :

1. Test sur les fils de la bande $(1, \frac{1}{2})$: Si

$$E_{(1, \frac{1}{2})} < E_{(2,1)} + E_{(2,2)} \text{ alors test 2.} \quad (4.10)$$

2. Test sur les frères de la bande $(1, \frac{1}{2})$: Si

$$\begin{aligned} & (E_{(1, \frac{1}{2})} + E_{(2,0)} + E_{(2,3)}) < \\ & [\min(E_{(1,0)}, (E_{(2,0)} + E_{(2,1)})) \\ & + \min(E_{(1,1)}, (E_{(2,2)} + E_{(2,3)}))] , \end{aligned} \quad (4.11)$$

alors la bande $(1, \frac{1}{2})$ est retenue.

3. Sinon, on garde la meilleure base dyadique.

Le test est identique pour les autres nœuds centraux $(d, 2b + \frac{1}{2})$.

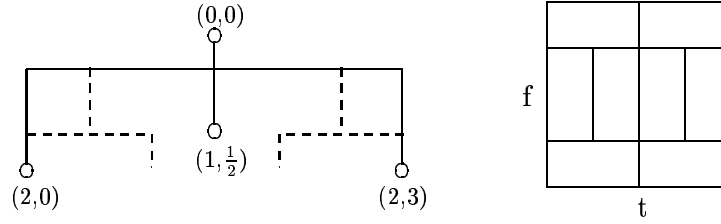


Fig. 4.11: Représentation de l'arborescence de meilleure base S-dyadique (arbre dyadique en pointillés) et pavage du plan temps-fréquence associé (droite).

4.9.2 Représentation

Lorsqu'à une certaine profondeur, une bande centrale est retenue, nous proposons les changements suivants pour représenter l'arbre :

- Le nœud $(1, \frac{1}{2})$ est représenté sous le nœud $(0, 0)$ à la même profondeur que ces 2 frères $(1, 0)$ et $(1, 1)$
- Les branches reliant $(0, 0)$ à $(1, 0)$ et $(1, 1)$ sont supprimées et remplacées par une branche reliant directement $(0, 0)$ à $(2, 0)$ et $(2, 3)$

La figure 4.11 illustre la représentation proposée et le pavage correspondant à la base obtenue.

4.9.3 Complexité

Pour une décomposition dyadique en paquets d'ondelettes de profondeur D , il est nécessaire de calculer $2^{D+1} - 1$ sous-bandes conduisant à $2^D - 1$ tests entropiques. La méthode proposée ajoute $2^D - 1$ sous-bandes utilisées pour réaliser $2^{D-1} - 1$ tests entropiques supplémentaires. La complexité passe donc de 2^{D+1} à $3 * 2^D$.

L'ajout des bandes $(d, 2b + \frac{1}{2})$ a été implémenté sur la Toolbox WaveLab², ainsi que l'adaptation du test et de la représentation dans la recherche de meilleure base. La figure 4.12 montre les temps de calcul nécessaires à différentes profondeurs de décompositions pour la méthode classique et pour l'ajout des bandes centrales. La complexité totale est donc bien multipliée par un facteur 1.5, qui correspond à l'augmentation du nombre de bases disponibles.

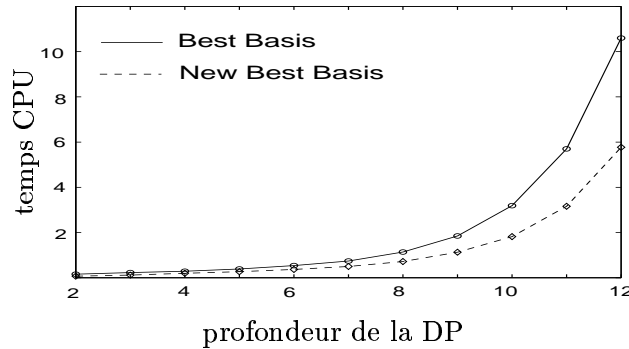


Fig. 4.12: Temps CPU en fonction de la profondeur de décomposition pour la DPO (continu) et l'ajout des bandes centrales (pointillé).

²Wavelab© est disponible à l'adresse <http://www-stat.stanford.edu/~wavelab/>

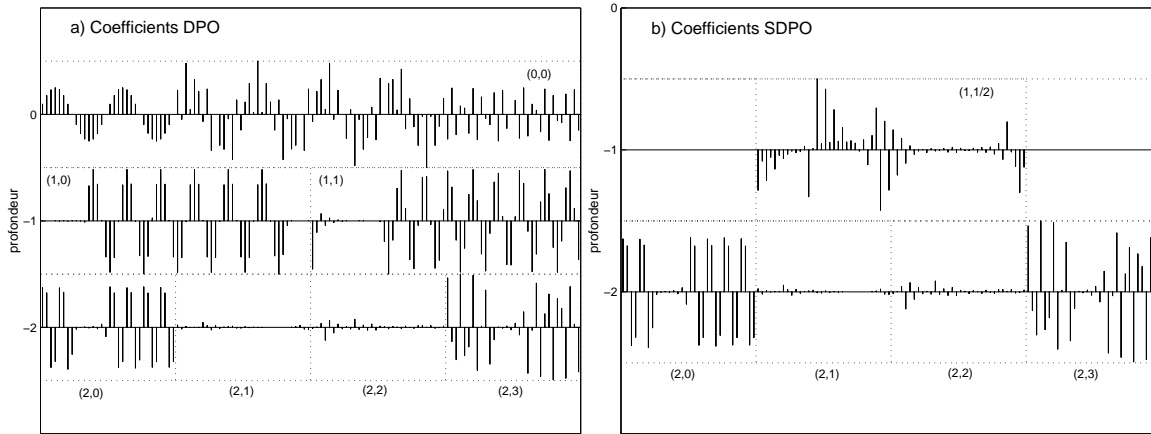


Fig. 4.13: Coefficients obtenus : a) par la DPO, b) par la SDPO.

4.10 Résultats

Les résultats présentés ici montrent premièrement l'inclusion des bandes centrales dans la recherche de meilleure base sur un signal de simulation puis sur un signal de parole. Une deuxième section présente les gains entropiques obtenus sur différents types de signaux audios. Les signaux sont d'abord analysés sans segmentation pour comparer les gains entropiques obtenus par la DPO et par la SDPO. Ensuite, l'apport de la segmentation temporelle par le CELS est également mesuré en terme de gain entropique sur les différentes tranches et sur le signal. Ces tests ont pour but de mesurer quantitativement l'apport de la représentation adaptée proposée, en dehors des considérations sur le contenu du signal nécessaires pour le codage audio.

4.10.1 Recherche de meilleure base

Signal de simulation

Afin de valider la méthode nous avons construit un signal pour lequel l'entropie de la bande $(1, \frac{1}{2})$ est très faible. Ce signal de simulation est constitué de 2 sinusoides situées dans les bandes $(2, 0)$ et $(2, 3)$ de supports temporels différents. La première sinusoïde a pour support temporel $[0, 3N/4]$ et la seconde $[N/4, N]$. La bande centrale est donc vide pour avoir une entropie minimale.

Une DPO de profondeur 4 est appliquée à ce signal. Le calcul des bandes correspondantes à la SDPO est effectué en parallèle. Les coefficients obtenus pour les deux décompositions jusqu'à la profondeur 2 sont montrés figure 4.13. Cette figure permet notamment de constater l'égalité des coefficients à la profondeur 2 pour les deux décompositions.

L'arbre issu de la recherche de meilleure base pour la SDPO est donné à la figure 4.14. Quelle que soit la profondeur de la décomposition, ici 4, le paquet $(1, \frac{1}{2})$ est systématiquement retenu comme nœud terminal de la base. Il est aussi à noter sur la figure 4.14 qu'un paquet de la DPO est retenu comme nœud terminal à la profondeur 3.

Enfin, les sous-bandes synthétisées correspondant à la base $(2, 0) \cup (1, \frac{1}{2}) \cup (2, 3)$ sont montrées à la figure 4.15. La synthèse est effectuée en annulant deux des trois sous-bandes à chaque fois. Les sous-bandes $(2, 0)$ et $(2, 3)$ contiennent les sinus originaux avec leurs supports temporels respectifs. Le signal original est reconstruit en sommant les différentes sous-bandes.

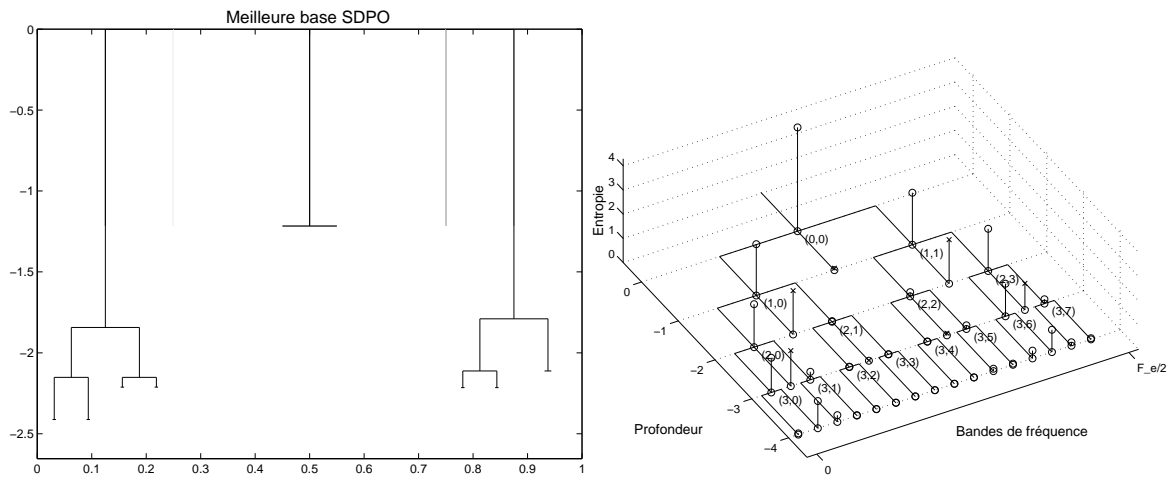


Fig. 4.14: Meilleure base obtenue par la SDPO (gauche) et valeur des entropies des différents paquets (droite).

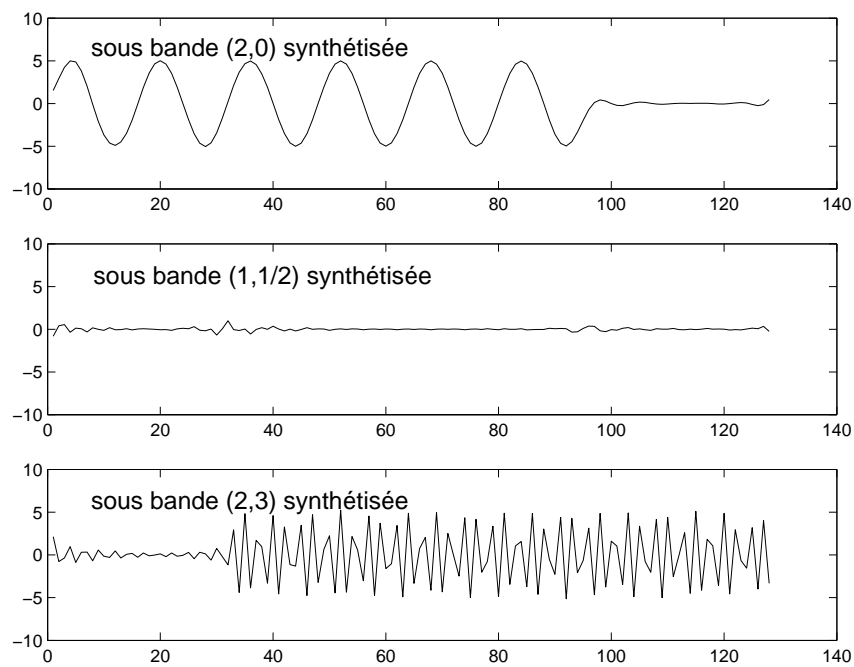


Fig. 4.15: Synthèse des bandes de la SDPO à la profondeur 2.

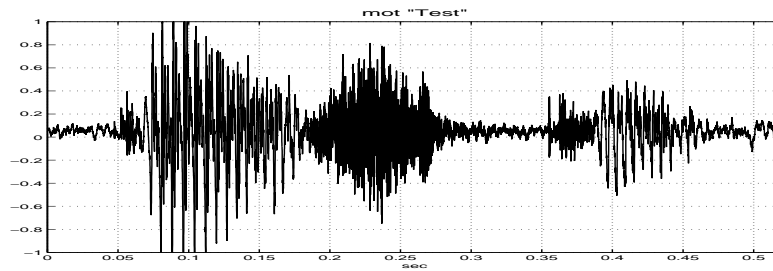


Fig. 4.16: Allure temporelle du signal de simulation à 44,1 kHz, mot "test".

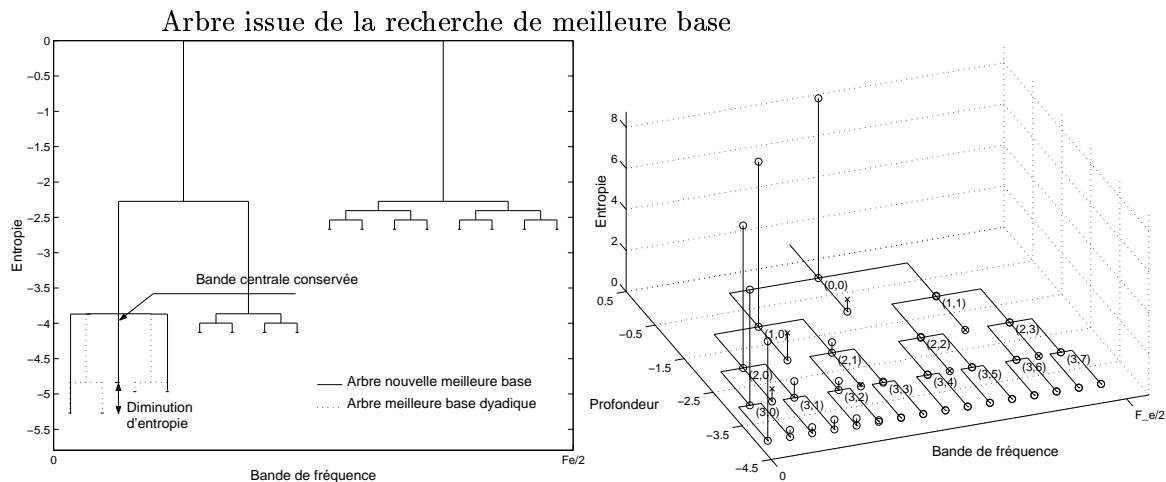


Fig. 4.17: Meilleure base obtenue à la profondeur 4 (gauche) et valeurs des entropies des différents paquets d'ondelettes et des bandes centrales générées pour le signal échantillonné à 44,1 kHz.

Signal de parole

Si le signal de simulation montre un intérêt pédagogique certain en détaillant les différentes étapes de la recherche de meilleure base pour la SDPO, il reste important de tester la méthode sur un signal réel. Nous avons effectué un test comparatif des deux algorithmes (DPO et SDPO) sur le mot "test" à différentes fréquences d'échantillonnage (44.1 kHz et 16 kHz) et à différentes profondeurs de décomposition (de 4 à 8). La figure 4.17 illustre les résultats obtenus à la profondeur 4 pour la recherche de meilleure base avec la SDPO. La profondeur 8 étant difficilement représentable sur un graphique, le tableau 4.1 résume les principaux résultats.

Lorsque le signal est échantillonné à 44.1 kHz la meilleure base dyadique obtenue à la profondeur 4 est le dernier étage de la décomposition, tandis que le test sur la bande du centre permet de regrouper les nœuds (4,1) et (4,2), et offre une diminution de l'entropie de quelques pourcents. La figure 4.17 montre la meilleure base obtenue par les deux méthodes, ainsi que le gain entropique qui résulte du regroupement des nœuds (4,1) et (4,2). La figure 4.17 montre également les entropies des différents paquets générés.

Lorsque le signal est échantillonné à 16 kHz, la décomposition à la profondeur 4 choisit les nœuds (3,3) et (3,4) comme terminaux, nœuds qui correspondent à la même zone de fréquence que la bande centrale conservée dans le cas précédent mais décalée par le sous-échantillonnage.

Tab. 4.1: Comparaison des nombres de nœuds conservés par la recherche de meilleure base avant la profondeur maximale (mot “test” ; décomposition de profondeur 8).

F_e	Profondeur	Bandes s-dyadiques	Bandes dyadiques
44.1 kHz	7	9	80
	6	5	22
	5	1	7
	4	0	1
16 kHz	7	14	50
	6	5	15
	5	3	5
	3	0	1

Pour une décomposition allant jusqu’à la profondeur 8, le tableau 4.1 montre le nombre de bandes centrales retenues comme nœuds terminaux aux différentes profondeurs après recherche de la meilleure base et le compare au nombre de sous-bandes retenues dans la décomposition dyadique. On parle de nœud terminal lorsqu’un paquet de profondeur inférieure à la profondeur maximale de la décomposition est retenu dans la meilleure base. Les nœuds terminaux correspondent aux zones fréquentielles de faible entropie qui peuvent être regroupées dans des bandes plus larges (contenant plus de coefficients transformés).

Les résultats du tableau 4.1 montrent que le nombre de sous-bandes de la SDPO retenues n’est jamais négligeable devant le nombre de sous-bandes retenues par l’algorithme dyadique dans la meilleure base. En effet le rapport moyen est supérieur à 10%. Cela justifie l’ajout du test en vue de la segmentation optimale au sens de la minimisation de l’entropie.

4.10.2 Mesures du gain entropique

La meilleure base étant obtenue par minimisation d’une distance, il est intéressant de mesurer le gain réalisé par rapport au signal original. Qualitativement, ce gain est proportionnel au gain de codage de la transformation. Dans ce cas où le critère utilisé est l’entropie de Shannon, il est possible de mesurer les gains entropiques des bases issues de la SDPO par rapport au signal et par rapport au gain obtenu pour la DPO.

Gains entropiques sur des signaux audios

Afin de tester l’intérêt plus général de la méthode et en vue de l’appliquer au codage audio, nous proposons de mesurer les gains entropiques sur différents types des signaux : parole, clavecin, castagnettes, métronome. La diminution entropique apportée par l’ajout des nouvelles bandes à différentes profondeurs est rapportée dans le tableau 4.2. Des tests ont été effectués sur de nombreuses formes d’ondelettes et les résultats sont présentés pour deux types d’ondelettes de comportement différents :

- les ondelettes de Daubechies d’ordre 4, retenues pour leur support temporel court,
- les ondelettes de Vaidyanathan de longueur 24 retenues pour leur bon compromis de résolution temps-fréquence [85].

Le tableau 4.2 montre que l’augmentation du gain pour la recherche de meilleure base sur la SDPO est de l’ordre de 5% à 10%.

Tab. 4.2: Comparaison des gains entropiques (en %) des meilleures bases obtenues par DPO et SDPO.

Signal Entropie	Profondeur	Daubechies 4		Vaidyanathan 24	
		Gain DPO	Gain SDPO	Gain DPO	Gain SDPO
Clavecin 9.65	5	23.9	23.9	24.4	24.4
	7	28.6	29.9	32.9	32.9
	9	36.1	47.6	42.3	42.6
Parole 7.39	5	16.1	16.1	17.1	17.2
	7	17.9	21.1	21.8	22.2
	9	20.2	23.4	23.8	24.0
Metronome 9.07	5	25.1	50.1	25.9	50.4
	7	33.7	54.5	34.7	54.7
	9	36.5	56.2	42.3	58.6
Castagnettes 8.35	5	9.0	9.0	11.1	11.4
	7	11.2	18.1	13.5	19.6
	9	13.5	21.5	15.4	22.9

Gains entropiques sur les signaux segmentés par le CELS

Dans cet exemple, la segmentation fréquentielle obtenue par la recherche de meilleure base est couplée à la segmentation temporelle fournie par le CELS. Afin de tester l'efficacité du schéma adaptatif de représentation, les gains entropiques sur un signal segmenté et sur le même signal sans segmentation sont comparés.

Le signal testé est la phrase “Test sur la parole” échantillonnée à $8kHz$ enregistrée en milieu bruité, avec un RSB de l'ordre de 9dB. Le signal est segmenté par les maxima locaux du CELS et pour des raisons de concision et de clarté des résultats, seules les 15 premières tranches sont montrées, figure 4.18. Les recherches de meilleures bases sont effectuées à partir de la DPO et de la SDPO à une profondeur 8.

Les gains entropiques sont alors mesurés pour trois méthodes de segmentation différentes dont les résultats sont résumés dans le tableau 4.3. La première méthode analyse le signal sans segmentation temporelle. La deuxième méthode segmente le signal de manière fixe et la dernière utilise le CELS pour effectuer la segmentation. Dans les cas où le signal est segmenté, les résultats obtenus pour les différentes tranches sont comparés aux résultats du signal entier à l'aide de la formule (2.18) permettant de retrouver l'entropie totale d'un signal à partir de l'entropie de ses tranches temporelles (voir chap.3, §2.7, page 26). La moyenne des gains entropiques pour chaque méthode est obtenue en pondérant les gains par les longueurs des tranches de sorte que cette moyenne traduise le gain de codage global de la méthode.

Les résultats du tableau 4.3 suscitent quelques commentaires et précisions. Tout d'abord ils montrent que l'incorporation d'une segmentation permet d'augmenter le gain entropique total de plusieurs unités. Le gain total avec l'utilisation de la SDPO permet de gagner 5 à 10%, ce qui est représentatif des gains obtenus pour l'ensemble des signaux audios qui ont été testés et qui ne sont pas montrés ici (notamment ceux de la table 4.2).

Pour ce qui est de la comparaison entre les segmentations fixes et la segmentation par le CELS, il est difficile de tirer une conclusion autre que qualitative. Les résultats confirment en effet l'idée que plus les tranches temporelles sont petites plus leur entropie de Shannon calculée sur les coefficients temporels sera ordonnée (voir article de Coifman *et al.* [33]) et donc faible.

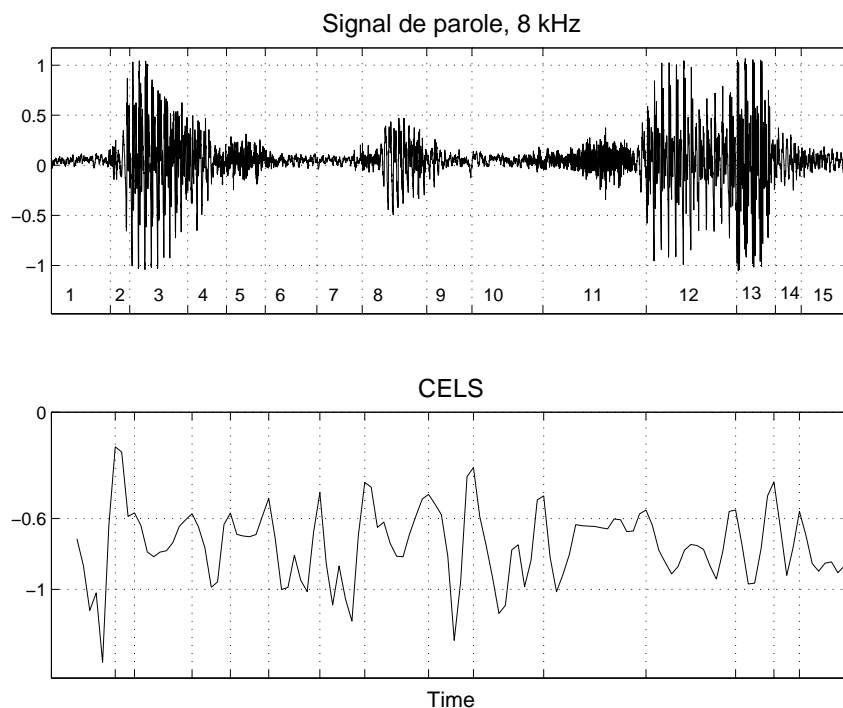


Fig. 4.18: Extrait de parole échantillonnée à 8 kHz (haut), et segmentation obtenue par le CELS (bas).

Tab. 4.3: Comparaison des gains entropiques (en %) pour la DPO et pour SPDO. *Tableau du haut* : signal entier ; *tableau du centre* : signal avec segmentation fixe ; *tableau du bas* : signal segmenté par le CELS.

Signal non segmenté					
	DPO		SDPO		
Entropie	5.73		5.67		
Gain en %	22.5		23.3		

Segmentation fixe sur 8 tranches			Segmentation fixe sur 16 tranches		
	DPO	SDPO		DPO	SDPO
Entropie	5.6	5.0	Entropie	5.7	5.3
Gain en %	24.6	31.7	Gain en %	23.1	28.9
Gain moyen	39.9	46.7	Gain moyen	44.4	52.1

Segmentation par le CELS		
	DPO	SDPO
Entropie	5.6	5.1
Gain en %	23.9	30.4
Gain moyen par tranche	42.8	49.1

Tab. 4.4: Détail des gains entropiques (en %) des différentes tranches pour la segmentation par le CELS. Les tranches encadrées ont un gain $> 55\%$.

Segmentation par le CELS							
Tranche	Entropie	DPO	SDPO	Tranche	Entropie	DPO	SDPO
1	6.05	59.3	63.1	9	5.40	49.0	50.9
2	3.89	41.6	44.1	10	6.07	55.7	60.5
3	5.60	29.4	38.1	11	6.08	34.5	41.0
4	5.11	33.0	41.4	12	5.96	31.3	40.8
5	5.24	28.0	37.3	13	5.14	27.6	38.1
6	5.79	68.0	72.4	14	4.87	47.2	54.2
7	5.72	65.2	70.3	15	6.00	42.2	49.1
8	5.72	37.1	40.3				

C'est pourquoi les gains moyens obtenus pour les différentes segmentations sont proches. Le cas correspondant au CELS se trouvent entre les deux segmentations fixes, car la taille moyenne des fenêtres se trouvent entre les deux.

Du fait que le CELS reflète les variations locales d'entropie, la segmentation choisie sur les maximas du CELS n'est pas vraiment appropriée pour minimiser l'entropie totale. Il faudrait en effet segmenter le signal par rapport aux minima locaux du CELS, représentant les noyaux stationnaires du signal. Le tableau 4.4 montre le détail des gains entropiques pour chaque tranche de la segmentation par le CELS, indicées figure 4.18. Les tranches 1,6,7 et 10 donnant les meilleurs gains entropiques correspondent aux zones où le CELS est minimal.

La connaissance du gain entropique pour chaque tranche est intéressante pour une application comme le codage audio. Plus le gain entropique de la meilleure base est grand, plus la compression sera efficace sur cette tranche. Ainsi le couplage entre les informations entropiques du CELS et de la recherche de meilleure base peut constituer un indice pour la décision de stratégies de codage adaptées aux différentes tranches mais également un indice d'allocation sur les tranches pour un codage à débit variable.

4.11 Conclusion

Les décompositions en paquets d'ondelettes, analogues aux bancs de filtres arborescents, permettent une adaptation *a posteriori* au signal analysé, par le biais de la recherche de meilleure base. L'existence d'algorithmes rapides pour les structures dyadiques en font un outil efficace pour la représentation adaptée des signaux en fréquence. La meilleure base est obtenue par minimisation d'un critère entropique qui fournit un indice brut du taux de compression applicable sur la tranche analysée. Afin d'augmenter ce gain, une extension de la décomposition est proposée, la SDPO. Cette extension permet d'étendre la bibliothèque des bases d'ondelettes dyadiques tout en assurant la reconstruction parfaite. L'inclusion des nouvelles bandes dans la recherche de meilleure base nécessite l'adaptation du test entropique et entraîne une augmentation linéaire de la complexité.

Les résultats comparatifs montrent que l'utilisation de la SDPO pour la recherche de meilleure base permet de minimiser l'entropie de la base de quelques %. Le gain entropique dépend fortement du signal analysé mais il est de l'ordre de 5 à 10% pour les signaux audios. Enfin, l'utilisation préalable de la segmentation par le CELS permet d'obtenir un schéma de représentation adapté aux signaux à la fois en temps et en fréquence. Ce schéma montre d'une part une augmentation

du gain entropique total de quelques pourcents mais surtout du gain pour chaque tranche qui est quasiment doublé.

Conclusion de la partie

Le schéma proposé dans cette partie permet d'adapter la représentation au signal à l'aide de deux critères basés sur des mesures entropiques. L'entropie étant définie comme une mesure de désordre fréquentiel et d'imprévisibilité temporelle, le pavage temps-fréquence résultant de la représentation fournit une *classification* du signal par types d'évènements. Qualitativement, les tranches temporelles *courtes* entraînant de fortes variations du CELS correspondent aux évènements imprévisibles ou temporellement localisés : les ruptures. Les zones où le CELS reste constant correspondent aux zones dont le contenu fréquentiel varie peu. Pour ces zones, le CELS fournit un premier indice de la richesse spectrale. La recherche de meilleure base permet de *classer* le contenu spectral du signal en isolant les composantes fréquentielles et en regroupant les zones de faible énergie. Le gain entropique résultant de cette recherche de meilleure base fournit le deuxième indice de la richesse spectrale de la tranche, cette fois ci au niveau de l'organisation générale des fréquences.

Dans la suite de ce rapport la représentation adaptée en temps et en fréquence est incluse dans l'architecture d'un codeur audio par transformée.

Deuxième partie

Application au codage audio par
transformée

Cadre général de l'application

Depuis quelques années, l'avènement du *tout numérique* dans le domaine de l'audiovisuel ne fait que renforcer le besoin d'organisation dans le codage des données. À ceci s'ajoute maintenant une contrainte de compatibilité avec l'informatique multimédia car la frontière entre les deux tend à disparaître.

L'avantage du numérique réside dans le fait de pouvoir maîtriser la précision et la qualité de l'information à transmettre, ce qui constitue tout l'enjeu de l'opération de codage. Il faut cependant distinguer deux grandes thématiques du domaine du codage qui sont la compression et l'expansion.

L'expansion profite de l'amélioration des supports qui peuvent stocker toujours plus d'informations pour accroître la dynamique et les résolutions fréquentielle et spatiale du signal à l'échantillonnage. Par exemple le passage au SUPER-CD ou au DVD audio permet de stocker de 7 à 28 fois plus d'information qu'un CD, pour proposer une musique de très haute fidélité ayant jusqu'à 24 bits de dynamique et échantillonnée à 192 kHz en son multicanal.

La compression profite de l'amélioration des processeurs pour minimiser la quantité d'information par une suite d'opérations de plus en plus complexes, dans le but de limiter l'encombrement lors de la transmission via les réseaux numériques ou encore pour le stockage de masse. Comme la quantité de données circulant sur les réseaux ne cesse d'augmenter, le besoin de méthodes de compression des données toujours plus efficaces se fait ressentir dans le domaine des communications numériques (internet, GSM, UMTS, ...). Dans des applications telles que la téléphonie mobile ou les visioconférences via internet, des taux de compressions élevés sont requis pour alléger les réseaux et accélérer la transmission. À ces contraintes de limitation d'encombrement s'ajoutent aujourd'hui des critères subjectifs (auditifs et visuels) pour lesquels l'utilisateur réclame toujours plus de confort.

Autant d'impératifs motivent la recherche dans les domaines du codage de l'image et de l'audio. Ces domaines, bien que différents, progressent en parallèle et donnent naissance à une multitude de normes ou de formats propriétaires fréquemment mis à jour pour répondre aux attentes de plus en plus exigeantes des utilisateurs (qualité, applications et services multimédias).

Cette thèse concerne uniquement la partie audio du codage de l'information. En effet, même si le codage audio présente une partie de théorie commune avec l'image sur les transformations mathématiques des signaux, il comporte aussi de nombreuses parties spécifiques aux propriétés physiologiques de l'oreille humaine et des signaux audios eux-mêmes qui en font un domaine à part entière du codage de l'information.

Plan de la deuxième partie

Le premier chapitre - chapitre 5 - de cette deuxième partie fait un tour d'horizon du domaine du codage audio en présentant les différentes stratégies de codage existantes puis l'ensemble des critères nécessaires à l'évaluation d'un codeur pour le destiner à une application spécifique. Les différents organismes acteurs de la normalisation sont présentés ainsi que les principales normes existantes car la normalisation constitue un point essentiel du codage au sens où elle permet de canaliser les meilleures solutions existantes au niveau des formats propriétaires mais aussi de la recherche.

Parmi les différents types de codeurs présentés, une attention particulière est portée aux codeurs perceptuels par transformée sur lesquels se portent l'application de ce travail. Ainsi, le chapitre 6 présente les transformations couramment utilisées dans le codage audio par transformée et explique les limites d'adaptation au signal qu'elles imposent de par leur structure.

Les schémas de codage relatifs aux normes et formats propriétaires concurrents du domaine sont expliqués dans le chapitre 7. Le but de cette présentation n'est pas de rentrer dans le détail de chaque codeur mais plutôt de faire une analyse critique des schémas existants de manière à justifier l'introduction de la représentation adaptée que nous proposons dans un schéma de codage original.

Enfin le chapitre 8 de cette partie détaille l'implémentation du codeur et les compromis effectués sur la représentation adaptée pour permettre l'écriture de la trame binaire. Les résultats d'une évaluation subjective informelle du codeur sont finalement présentés dans le but de valider l'architecture du codeur proposé.

Chapitre 5

Présentation

Sommaire

5.1	Généralités sur les codeurs audio	85
5.2	Critères d'évaluation des performances	88
5.2.1	Qualité de restitution	88
5.2.2	Complexité	88
5.2.3	Temps de codage-décodage	88
5.2.4	Hiérarchisation et scalabilité du débit	89
5.2.5	Effets et qualité de service	89
5.3	Rôle et acteurs de la normalisation	89
5.4	Conclusion	90

Les informations de ce chapitre relatives aux différentes normes et organismes de normalisation sont développées dans l'article de synthèse de Le Guyader *et al.* [71]. Les informations concernant les différents types de codeurs sont développées dans l'article de synthèse de Painter et Spanias [70]. Ces deux articles suffisent à dresser un état de l'art exhaustif du domaine du codage audio.

5.1 Généralités sur les codeurs audio

Le terme générique *audio* regroupe plusieurs classes de signaux audibles correspondant à différentes qualités d'écoute suivant les applications envisagées. Ces classes sont représentées sur l'axe fréquentiel dans la gamme de l'audible à la figure 5.1. La qualité fréquentielle est jugée parfaite pour des fréquences d'échantillonnages supérieures à 96 kHz.

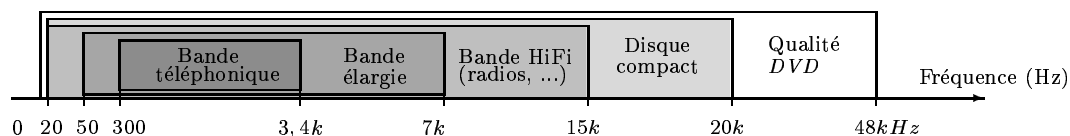


Fig. 5.1: Classement des signaux audios par bande fréquentielle .

Les différents signaux concernés ne sont pas tous numériques, comme par exemple les signaux de radio ou de téléphone, mais de plus en plus les applications de diffusion impliquent une

numérisation du signal préalable à la transmission. La conversion analogique/numérique (CAN) constitue le premier étage de la chaîne du codage et fixe la qualité de référence du signal en imposant une fréquence d'échantillonnage et une dynamique. Cette étape définit le nombre de bits nécessaires à l'acquisition ou à la transmission du signal, quantité ramenée en kilo bits par seconde (kbit/s) et appelée **débit**. Tout l'enjeu du codage audio numérique réside dans la réduction de ce débit en conservant la qualité initiale. Par la suite, les signaux considérés sont tous supposés numériques.

Au niveau de la compression, un choix majeur à effectuer est celui de la reconstruction parfaite ou non du signal. Pour accéder à de faibles débits de codage, il faut enlever une partie de l'information jugée moins importante pour la qualité d'écoute. La compression est alors **avec perte** par opposition à la compression **sans perte** pour laquelle le signal décompressé est identique au signal de départ. Le codage entropique effectue par exemple une compression sans perte tandis que la prise en compte des phénomènes psychoacoustiques se fait avec perte. Dans le cadre du codage audio, deux grands principes (voir [76]) sont à retenir :

Il est inutile de transmettre $\left\{ \begin{array}{l} \text{une information prédictible,} \\ \text{une information présente mais non perçue.} \end{array} \right.$

Pour chacune des classes de la figure 5.1, il existe un codeur approprié et permet, à qualité de restitution égale, de réduire le débit de codage. Le facteur de compression est alors simplement le rapport des deux débits. Par exemple, pour les derniers codeurs MPEG (AAC), un signal échantillonné à 44,1 kHz sur 16 bits (ce qui représente en stéréo un débit de 1411 kbit/s) est compressé sans différence perceptible avec l'original, ce qui représente une compression d'un facteur 11.

Parmi la multitude de codeurs existants, il est possible de distinguer trois grandes catégories qui ont une approche différente du signal à coder :

- Les codeurs basés sur la **forme d'onde** analogique. Sous leur forme la plus simple, ils réalisent la conversion analogique / numérique en échantillonnant le signal avec une certaine dynamique. Par exemple, le codage par modulation d'impulsion (**Pulse Coded Modulation**), ou (**MIC**) en français, réalise une quantification uniforme de chaque échantillon du signal sur un nombre de bits fixé. Le codage PCM sert de référence pour évaluer les gains de compression des autres types de codeurs, du fait qu'il est à la base de tous les enregistreurs numériques ou systèmes d'acquisition. Les autres codeurs de cette famille (DPCM, ADPCM, ...) proposent des solutions pour réduire le débit basées sur les variations du signal plutôt que sur le signal lui-même. Ces codeurs traitent la forme temporelle du signal, sans décomposition sur d'autres bases. Ils présentent l'avantage d'être très rapides (enregistrement-lecture en temps réel) mais les réductions de débits proposées sont faibles, avec un facteur de compression compris entre 2 et 3.
- Les codeurs **paramétriques**, comme leur nom l'indique, se basent sur un modèle du signal pour en extraire les paramètres. Un exemple de signal modélisé pour le codage est la parole dont les principaux paramètres à extraire sont d'une part ceux relatifs à l'excitation des cordes vocales et de la glotte et d'autre part ceux définissant la fonction de transfert du conduit vocal. Des codeurs paramétriques plus récents (HLIN, [94]) modélisent les signaux musicaux par un mélange de modèles de sinusoides et de bruit. Ces codeurs fournissent de bons résultats en terme de qualité subjective dans les applications où le débit est faible (typiquement ≤ 16 kbit/s) et largement inférieur aux débits à la limite de transparence, entre 64 et 128 kbit/s. L'inconvénient majeur de ces codeurs est leur impossibilité à coder des signaux ne rentrant pas dans le modèle (e.g. la musique pour les codeurs de parole, ...) et donc la difficulté à restituer un signal complexe harmoniquement avec une qualité transparente.

- Les codeurs par **transformée** (non paramétriques) traitent indifféremment tous les types de signaux audio. Le signal est décomposé sur une autre base, principalement dans le domaine fréquentiel, où l'information pertinente se trouve plus concentrée. L'utilisation dans le domaine transformé d'une fonction de coût, comme par exemple le rapport psychoacoustique signal à masque, permet l'allocation des ressources binaires dans la limite fixée par le débit. Il est à noter que la distinction entre les codeurs par transformée et les codeurs en sous-bandes tend à disparaître avec les différentes analogies entre les formalismes des transformations fréquentielles et des bancs de filtres (voir [70]). Ces codeurs permettent d'obtenir une qualité subjectivement transparente pour tous les signaux audios pour des facteurs de compression compris entre 6 et 11.
- Plus récemment des codeurs **hybrides** sont apparus. Ces codeurs décomposent le signal sur une base mélangeant des transformées et des modèles paramétriques. Ils permettent d'améliorer la qualité du signal pour des faibles débits.

Le tableau 5.1 résume les formats de signaux utilisés dans les transmissions et pour le stockage et les codeurs qui leur sont associés avec les débits obtenus. Dans tous les cas, il est possible de calculer le débit associé au code PCM, qui sert ensuite pour évaluer le taux de compression.

Tab. 5.1: Différents types de codeurs pour différents types de signaux. Les indices de qualité sont donnés à titre indicatif par rapport au signal original pour le codage PCM puis par rapport au codage PCM pour les autres codeurs, suivant l'échelle : P pour *pauvre*, B pour *bonne* et T pour *transparente*.

	F_e (kHz)	Nb Bits	Nb canaux	Débits typiques des codeurs (en kbit/s)			
				PCM	Paramétrique	Transformée	Hybride
Bande téléphonique Qualité	8	8-13	1	64-104 P-B	4-16 B	8-32 P-B	4-16 B
Bande élargie Qualité	16	8-14	1	128-224 P-B	8-64 B	8-32 P-B	8-16 B
Bande radio Qualité	32	16	2	1024 B	×	16-128 P-T	16-64 P-B
CD HiFi Qualité	44,1	16	2	1411 (stéréo) T	×	16-384 /voies P-T	16-128 P-B
Cinéma Studio Qualité	48	24	5.1	6912 T	×	384-640 B-T	×
DVD audio Qualité	96-192	16-24	1-96	1536 0.4 Gbps T	×	64-384 /voies B-T	×

5.2 Critères d'évaluation des performances

La qualité du codeur ne tient pas seulement à la qualité du signal reconstruit et un certain nombre de critères sont à prendre en compte pour destiner le codeur à une application spécifique. Les principaux critères sont présentés ici mais d'autres peuvent intervenir dans des cas plus particuliers (cryptage des données par exemple).

5.2.1 Qualité de restitution

C'est évidemment le critère essentiel. Il reste subjectif car on ne recherche pas la reconstruction parfaite mais la transparence, c'est-à-dire une différence inaudible entre le signal *avant et après* codage. Ainsi, un signal de bande téléphonique restera médiocre même s'il passe au travers d'un codeur transparent. La transparence peut toujours être obtenue, mais souvent aux dépens d'un autre critère : la complexité.

5.2.2 Complexité

La complexité est jugée sur deux critères qui sont le nombre d'instructions machine nécessaires, en MIPS (million d'instructions par seconde) et les tailles nécessaires en mémoire morte et en mémoire vive (statiques et dynamiques). La complexité est donc directement proportionnelle au coût du codeur. Pour une application, les impératifs de taille (systèmes embarqués) et de consommation fixent le coût et la complexité.

Pour obtenir la meilleure qualité au débit le plus faible possible, il faut augmenter la complexité de l'algorithme de codage/décodage. Même s'il existe aujourd'hui des calculateurs puissants, certains algorithmes ne peuvent pas être destinés à des applications *temps-réel* comme les transmissions mais donnent de très bons résultats pour ce qui est du stockage. Dans les deux cas, la charge de calcul est répartie entre le codeur et le décodeur avec cependant un poids plus important du côté du codeur de manière à ce que le décodage se fasse le plus simplement et le plus rapidement possible. C'est le temps de codage-décodage de l'algorithme qui destine le codeur à une application de stockage ou de transmission.

5.2.3 Temps de codage-décodage

Il est intimement lié au retard algorithmique du codeur et à la complexité de l'algorithme global. Le retard algorithmique correspond à la durée de signal à analyser pour encoder et décoder un échantillon du signal d'entrée. Ce retard reste incompressible et indépendant de la complexité de la suite du traitement. Les codeurs destinés à des applications *temps-réel* de communication (téléphonie mobile par exemple) requièrent des temps de codage-transmission-décodage inférieurs à 100 ms. Les algorithmes doivent être allégés et chaque partie du codeur optimisée. De nombreux codeurs classiques (CELP, MPEG2-III AAC) existent sous une forme dite *Low Delay/Complexity* pour permettre leur intégration dans des applications temps-réel. Cela vient des requêtes normatives qui imposent un retard maximum pour les applications de communications, obligeant à simplifier les algorithmes de codage et à réduire les tailles de buffer utilisées dans le profil principal.

Pour les applications de stockage ou de diffusion, le temps de codage n'est pas fixé, ce qui donne lieu à des temps assez longs pour la mise en forme du signal ne permettant pas l'écriture du signal compressé en temps réel. Par contre, la charge de calcul est majoritairement reportée sur le codeur et le décodage peut être effectué en temps réel, c'est-à-dire en même temps que la lecture du fichier. En ce qui concerne les applications de diffusion en streaming où le fichier

est décodé au cours de sa transmission le décodage doit être impérativement continu. Pour cela, une partie est mise en buffer pour assurer une marge de sécurité en fonction des variations du débit. Le temps d'attente pour la mise en buffer fait partie de la qualité de service et dépasse rarement quelques secondes avant le début de diffusion du morceau.

5.2.4 Hiérarchisation et scalabilité du débit

Hiérarchisation et scalabilité reflètent la capacité d'un codeur à garder un signal intelligible quand le débit diminue ou varie. La scalabilité du codeur qualifie la gamme de débits disponibles à l'encodage et fixés durant la transmission. Tous les codeurs proposent un choix de débits procurant des qualités différentes. Par exemple, les codeurs de parole garantissent la transparence à des débits de 48 kbit/s et proposent des débits allant jusqu'à 1.2 kbit/s. À 1.2 kbit/s, le contenu reste intelligible mais on ne reconnaît pas le locuteur (procédé utilisé dans les communications militaires où le locuteur se présente, le gain de bits étant utilisé pour sécuriser la transmission, ou encore pour réduire les coûts de fabrication dans le cas des jouets comme la *dictée magique*®).

La notion de hiérarchisation du débit est plus récente et apparue pour satisfaire aux contraintes des réseaux numériques dans lesquels le débit peut varier au cours de la transmission. La hiérarchisation est l'aptitude d'un codeur à organiser les trames binaires de telle sorte que le signal puisse être transmis et décodé en flux constant avec une qualité proportionnelle au débit disponible. La trame doit être organisée de manière hiérarchique au sens où le signal est codé en couches d'importance décroissante en terme d'intelligibilité et de qualité. Le décodage doit être intelligible avec les premières couches, les couches supérieures améliorant la qualité.

Outre les applications de variations de débit du signal transmis, la hiérarchisation trouve un intérêt certain dans les applications de diffusion audiovisuelle payantes, pour lesquelles la qualité est monnayable.

5.2.5 Effets et qualité de service

Comme il est souligné dans les deux points précédents, la qualité de service est aujourd'hui un point clé du codage audio qui fait partie intégrante des normes.

Dans les dernières normes audio, les décodeurs proposent une série d'effets reliés aux applications dans lesquels interviennent des sons. Outre la synthèse de sons à partir de fichier de type texte (MIDI, Text To Speech ...) les décodeurs proposent des effets de spatialisation, d'égalisation et de changement de vitesse sans changement de hauteur. Ce dernier sert par exemple à rechercher des sons dans une base de données ou à voir un film en accéléré avec le son. Cela ne concerne pas directement le codage audio mais il est tout de même intéressant de noter l'interaction désormais possible entre les différentes sources de signaux codés¹, comme la synchronisation du son sur l'image dans le cas d'une vidéo

5.3 Rôle et acteurs de la normalisation

La normalisation est une étape nécessaire lorsque des applications similaires sont développées en parallèle par différents industriels et où chacune des solutions proposées est incompatible avec les autres, même si la qualité des services proposés est bien souvent proche. La normalisation sert ainsi à rendre compatibles entre elles ces applications tout en gardant le meilleur de chacune.

Dans le cadre de l'audio, une multitude de formats propriétaires de codage co-existent qui font appel à des techniques et technologies complètement différentes. Par exemple, les DAT,

¹les effets cités sont proposés dans la norme MPEG4

Minidisc, et CD font appel à des technologies différentes (respectivement magnétique, magnéto-optique et optique) mais il arrive aussi que pour une même technologie, les codages employés soient incompatibles (CD audio et CD-ROM par exemple).

La normalisation fait suite à la demande de consortium industriels, pour uniformiser la diffusion des produits. L'organisation internationale de normalisation (ISO) est divisée en une multitude de branches rattachées chacune à un domaine bien défini. Elle collabore avec la commission électrotechnique internationale (IEC), et avec d'autres organisations gouvernementales et non gouvernementales, dans des domaines d'intérêt commun. Dans le domaine des technologies de l'information, l'ISO et l'IEC ont créé un comité technique mixte, le JTC1. La branche ISO/IEC-JTC1/SC29/WG11², plus connue sous le nom du groupe MPEG, est chargée du développement des normes multimédias. La normalisation inclut d'une part la définition du multiplexage audio et vidéo en un flux numérique et d'autre part les méthodes pour tester les trains binaires transmis et les décodeurs. Les normes de codage du groupe MPEG portent uniquement sur les trains binaires à transmettre et la façon de les décoder. Le but de ces normes est en effet d'uniformiser la lecture mais de laisser un degré de liberté pour l'encodage des signaux afin que chaque constructeur propose sa solution. La méthode d'encodage est uniquement suggérée.

Dans le domaine des télécommunications, le codage audio et principalement de la parole joue un rôle majeur. Les enjeux sont différents dans ce domaine car pour que tout le monde puisse communiquer sur un même réseau, la normalisation doit être préalable à l'implantation des algorithmes de codage dans les terminaux. La norme est alors appelée *recommandation*. Les organismes sont là encore très clairement hiérarchisés. L'Union Internationale des Télécommunications (UIT) est une agence spécialisée de l'ONU qui comprend deux branches pour les télécommunications (UIT-T) et les radiocommunications (UIT-R) et de nombreuses commissions, dont la commission 16 chargée des normes des systèmes et services multimédias et la commission 12 chargée de la mise en œuvre des plans de tests subjectifs.

La mise en place d'une norme internationale est soumise pour approbation aux organismes nationaux, comme L'European Telecommunications Standards Institute (ETSI) pour l'Europe. La mise en place de la norme pour les GSM 3^e génération fait intervenir les principaux organismes nationaux et internationaux.

Le processus de normalisation est assez long puisqu'il faut compter quelques années (4 ans à l'UIT-T) pour l'élaboration d'une norme, du cahier des charges à la sortie de la norme finale, en passant par de multiples phases intermédiaires comme la révision du cahier des charges et les tests de validation. La rédaction du cahier des charges est réalisée dans des *groupes de travail* où collaborent industriels et chercheurs membres du comité de normalisation. La norme finale sélectionne les meilleures technologies répondant au cahier des charges.

5.4 Conclusion

Devant la multitude des techniques de codage existantes, les normes sont indispensables pour unifier les systèmes de communications numériques et d'échanges de données multimédias. Parmi les différents types de codeurs nous avons choisi d'étudier plus en détails les codeurs par transformées en raison du schéma d'analyse/synthèse développé dans la première partie de cette thèse. Aussi, dans la suite de cette deuxième partie, quelques schémas de codage correspondant aux normes les plus répandues sont présentés, chapitre 7. Auparavant, le chapitre 6 présente les transformées les plus utilisées dans les codeurs actuels, à savoir les transformées à recouvrement et les bancs de filtres.

²ISO/IEC Joint technical committee, sub-commission 29, Working group 11, www.jtc1.org

Chapitre 6

Les transformées standards du codage

Sommaire

6.1	Rappel sur les transformées linéaires	92
6.1.1	Transformée de Karhunen-Loève	92
6.1.2	Transformée en cosinus discrète	93
6.2	Transformées à recouvrement	93
6.2.1	Transformée en Cosinus Discrète à Recouvrement (MDCT)	94
6.2.2	MDCT adaptatives et biorthogonales	95
6.2.3	Exemple de Time Varying-MDCT avec segmentation temporelle automatique par le CELS	97
6.3	Bancs de filtres à N voies	99
6.4	Transformées et adaptation	100
6.5	Conclusion	101

Les transformations utilisées pour la compression décomposent une suite d'échantillons corrélés, le signal analysé, en un jeu de coefficients décorrelés et concentrant l'énergie sur un minimum d'éléments.

La décorrélation des coefficients transformés est mesurée par l'intercorrélacion entre les vecteurs de la base, ou entre les signaux de sous-bandes dans le cas d'un banc de filtres. Bien que les transformées à reconstruction parfaite satisfassent les conditions d'annulation du repliement à la synthèse, la suppression et la quantification des coefficients transformés lors du codage entraînent l'existence de composantes énergétiques repliées dans le signal reconstruit. Ce phénomène appelé bruit de codage est fortement lié à la décorrélation des coefficients transformés et la concentration d'énergie. Dans le cas des transformées utilisées dans le codage audio, des composantes repliées deviennent audibles dans deux cas, lorsque le facteur de compression est élevé et lorsque l'allocation est mal adaptée à la transformée (courbes de masquages pour des sons percussifs localisés dans le temps). La construction d'une transformée passe par l'optimisation de ces deux critères de décorrélation des coefficients et de minimisation du repliement énergétique, [40, 36, 37].

Le choix d'une transformée est ainsi guidé par ses propriétés de concentration d'énergie et de décorrélation des coefficients mais aussi par sa complexité algorithmique. Il existe de nombreuses

mesures pour évaluer ces performances [61, 67]. Les deux principales sont le gain entropique et le gain de codage dont les définitions sont rappelées ci-dessous :

Gain entropique : C'est la mesure utilisée pour la représentation proposée, chapitre 4.

En considérant chaque échantillon comme une source aléatoire codée indépendamment (codage PCM), l'entropie est obtenue par la formule de Shannon (2.1). La transformation conduit à une diminution de l'entropie liée à la décorrélation de ces coefficients. Le gain entropique est le rapport des entropies calculées avant et après transformation.

Gain de codage : il compare le rapport signal à bruit de la transformée par rapport au rapport signal à bruit du codage PCM. Dans le cas d'une transformée conservant l'énergie, il est défini pour un codage PCM uniforme à partir des variances des coefficients transformés. En notant σ_k la variance du k -ième coefficient transformé obtenue pour N réalisations d'un bruit blanc, le gain de codage G_c s'écrit :

$$G_c = \frac{\frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \sigma_k^2}{\left(\prod_{k=0}^{N-1} \sigma_k^2 \right)^{\frac{1}{N}}}.$$

Ce chapitre présente en détail les deux représentations les plus utilisées dans le cadre du codage audio, à savoir les transformées à recouvrement et les bancs de filtres. Auparavant, un rappel est fait sur la transformée de Karhunen-Loève (KLT) qui est à l'origine des transformées utilisées pour la compression car elle donne la solution optimale au problème de la concentration d'énergie et de la décorrélation des coefficients. La transformée en cosinus discrète, présentée ensuite est une approximation pour un modèle probabiliste de signal cohérent avec la pratique. C'est l'approximation dont la base est utilisée pour introduire les transformées à recouvrement.

6.1 Rappel sur les transformées linéaires

6.1.1 Transformée de Karhunen-Loève

Le problème de la décorrélation des coefficients dans le domaine de la transformée revient simplement à prendre la base de vecteur diagonalisant la matrice d'autocorrélation du signal. La concentration d'énergie quant à elle, est formulée sous forme d'une minimisation de l'erreur au sens des moindres carrés lorsque le signal transformé est tronqué. La transformée de Karhunen-Loève (**KLT**) [76, 111, 61] réalise cette diagonalisation puis minimise l'erreur.

La matrice T définissant la KLT est la matrice du changement de base qui diagonalise la matrice d'autocorrélation de x . Soit X^{KLT} le vecteur transformé d'une séquence x et soit $R_{X^{KLT}}$ sa fonction d'autocorrélation (sous forme matricielle). Alors la KLT est définie par

$$R_{X^{KLT}} = E(X^{KLT} X^{KLT^T}) = E(Tx x^T T^T) = T R_{xx} T^T. \quad (6.1)$$

Ainsi T est constituée des vecteurs propres (normalisés) et $R_{X^{KLT}}$ contient les valeurs propres de x rangées dans l'ordre décroissant. De cette manière, la meilleure approximation de x à l'ordre k est obtenue en ne gardant que les k premiers coefficients et l'erreur de moindres carrés est obtenue en faisant la somme des carrés des valeurs propres tronquées.

La KLT, de par l'ordonnancement des coefficients trouvés, décorrèle les coefficients transformés et conduit ainsi à la concentration d'énergie optimale pour x . Elle minimise ainsi l'entropie du bloc analysé. Malheureusement, cette transformée est inadaptée aux applications de codage car la base de transformation dépend totalement du signal analysé, et est donc aussi coûteuse

à transmettre à un décodeur que le signal d'origine. Il est important dans les applications pratiques d'utiliser la même base à l'encodage et au décodage pour n'avoir à transmettre que la partie tronquée des coefficients transformés. Dans le cas des bases adaptées au signal, le nombre de bases disponibles est limité et c'est l'entrée de la base dans une bibliothèque qui est transmise au décodeur plutôt que la base elle-même qui serait trop coûteuse.

Lorsqu'un modèle probabiliste du signal est connu, la base peut être trouvée analytiquement, comme c'est le cas pour la transformée en cosinus discrète.

6.1.2 Transformée en cosinus discrète

La transformée en cosinus discrète [34] est la solution de la KLT si le signal est un processus Gaussien-Markovien du premier ordre. Un tel signal est caractérisé par sa matrice d'auto-corrélation qui prend la forme $R_{xx}[i, j] = \rho^{|i-j|}$, pour $0 < \rho < 1$. Dans cette matrice, la diagonale vaut 1 et ρ est un facteur de corrélation pour deux coefficients adjacents qui décroît exponentiellement pour les coefficients disjoints. Plus le coefficient de corrélation du signal d'entrée sera grand (tendra vers 1), meilleure sera l'approximation.

Les solutions analytiques connues dans ce cas précis, ne sont pas données ici, voir [111]. La définition de la DCT découle de la limite de ces solutions lorsque $\rho \rightarrow 1$.

La DCT d'une séquence x de longueur N est notée X^{DCT} et elle est définie par

$$\begin{cases} X^{DCT}[0] = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=0}^{N-1} x_n, \\ X^{DCT}[k] = \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{n=0}^{N-1} x_n \cos\left(\frac{2\pi(2n+1)k}{4N}\right), \quad k = 1, \dots, N-1. \end{cases} \quad (6.2)$$

Cette transformée offre une bonne approximation de la KLT en général et est couramment utilisée dans le cadre du codage de l'image.

Ces transformées linéaires traitent des séquences disjointes du signal et ne sont pas utilisées en audio dans les applications autre que l'analyse en raison de deux artefacts.

- Les effets de bloc en synthèse, dus en partie à une périodicité de la distortion située aux extrémités des fenêtres, n'en font pas un outil applicable directement au codage audio.
- La segmentation fixe ne permet pas de s'adapter au signal.

C'est donc pour pallier ces deux inconvénients qu'ont été mises en place les transformées à recouvrement.

6.2 Transformées à recouvrement

Les transformées à recouvrement sont apparues sous diverses formes et appellations dans les années 80. Elles ont pour but de supprimer les effets de blocs survenant avec les transformées linéaires tout en assurant la reconstruction parfaite.

Le principe des transformées à recouvrement est analogue à celui des bancs de filtres au sens où le signal est analysé par une base de M vecteurs de longueur $L > M$ ($L = k * M$, $k \in \mathbb{N}$). Chaque tranche est analysée à sa résolution critique pour donner N coefficients transformés et deux tranches successives se recouvrent de $L - M$ échantillons. La transformée inverse donne à nouveau L coefficients et la reconstruction parfaite est obtenue après ajout des différentes tranches avec le recouvrement adéquat.

Les transformées correspondant aux différentes valeurs possibles pour L ont été étudiées [67]. Le cas $L = 2M$ constitue la principale transformée utilisée dans les standards du codage audio.

Princen et Bradley [40] ont démontré les propriétés de reconstruction parfaite dans le cas $L = 2M$ puis Malvar [67] a étendu cette propriété et envisagé les autres cas. Aujourd'hui, l'appellation MDCT est unanimement utilisée pour qualifier la transformée à recouvrement correspondant au cas $L = 2M$.

La MDCT est ici présentée sous sa forme fixe puis sous forme adaptative dans le temps. Les ondelettes de Malvar sont présentées en annexe C.2 car elles sont à l'origine des transformées adaptatives pour le codage et proposent un formalisme relativement simple.

6.2.1 Transformée en Cosinus Discrète à Recouvrement (MDCT)

Pour le codage audio, le cas $L = 2M$ présente le meilleur compromis en terme de recouvrement car seules deux fenêtres adjacentes se recouvrent pour la synthèse, ce qui permet de changer les contraintes et les formes de fenêtres d'un bloc à l'autre comme il est expliqué dans la suite. Le signal est analysé avec une base de M vecteurs de longueur $2M$ définie par

$$h_k(n) = w(n) \sqrt{\frac{2}{M}} \cos \left(\frac{(2n + M + 1)(k + \frac{1}{2})}{2M} \pi \right), \quad (6.3)$$

pour $k = 0, 1, \dots, M - 1$ et $n = 0, 1, \dots, 2M - 1$.

La forme de la fenêtre w de longueur $2M$ définit la résolution fréquentielle des coefficients transformés en terme de largeur du lobe principal et d'atténuation des lobes secondaires. Elle influe de plus sur le compromis temps-fréquence de la transformée et peut permettre de réduire l'effet de pré-écho apparaissant lorsque le bruit de quantification devient important. La figure 6.1 compare les résolutions fréquentielles obtenues avec les fenêtres de types sinusoidal et Kaiser-Bessel, utilisées dans la norme MPEG et définies par :

– fenêtre sinusoidale,

$$w(n) = \sin \left(\frac{n + 0.5}{2M} \pi \right),$$

– fenêtre de Kaiser Bessel,

$$w(n) = \frac{I_0(\alpha \sqrt{1 - x^2})}{I_0(\alpha)}, \text{ avec } I_0(x) = 1 + \sum_{k=0}^{\infty} \left[\frac{(.5x)^k}{k} \right]^2.$$

Alors, pour un signal de longueur $N = 2k * M$, le p -ième bloc transformé s'écrit

$$X^p(k) = \sum_{n=0}^{2M-1} x(n + pN) h_k(n), \quad \text{pour } k = 0, 1, \dots, M - 1, \text{ et } p = 0, 1, \dots, \frac{M}{N}. \quad (6.4)$$

La transformée inverse est calculée à partir de la base $g_k(n) = h_k(2M - 1 - n)$ obtenue par retournement temporel de la base d'analyse. Un échantillon de signal du p -ième bloc est reconstitué en ajoutant les contributions des blocs p et $p - 1$.

$$x(n + pN) = \sum_{k=0}^{M-1} [X^p(k) g_k(n) + X^{p-1}(k) g_k(n + M)]. \quad (6.5)$$

Les conditions suffisantes à la reconstruction parfaite du signal portent dans le cas de la MDCT uniquement sur la fenêtre $w(n)$. Ces conditions sont :

$$w(2M - 1 - n) = w(n), \quad (6.6)$$

$$w^2(n) + w^2(n + M) = 1. \quad (6.7)$$

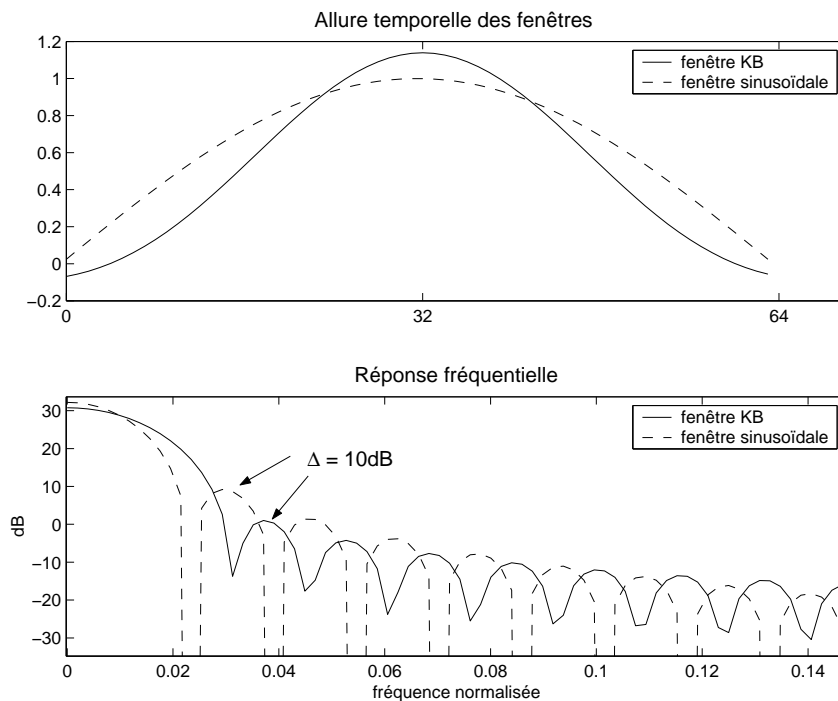


Fig. 6.1: Comparaison des allures temporelles et des sélectivités fréquentielles des fenêtres sinusoïdales et de Kaiser-Bessel ($\alpha = 10$) de longueur 64.

La première condition impose la symétrie de la fenêtre par rapport à son centre et la seconde impose un recouvrement adéquat afin d'annuler l'effet de la fenêtre lors de l'ajout des demi-blocs pour la transformation inverse.

Ces conditions sont propres au cas $L = 2M$ mais ne sont pas uniques et de nombreuses autres propositions permettent de relâcher ces contraintes pour obtenir une transformation mieux adaptée pour le codage audio. C'est le cas des MDCT biorthogonales et à fenêtres temporelles variables présentées dans la section suivante.

6.2.2 MDCT adaptatives et biorthogonales

Si l'utilisation de la MDCT dans le codage audio permet de supprimer l'effet de bloc grâce au recouvrement entre les fenêtres, elle introduit un autre artefact qualifié de pré-écho. Cet effet provient de l'analyse en trames de longueurs fixes et grandes (typiquement > 512). Lorsqu'une attaque se trouve au milieu d'une trame analysée, l'allocation des ressources visant à masquer le bruit de quantification se base sur cette partie d'amplitude et d'énergie maximale. Lors de la synthèse, ce bruit de quantification est répercuté sur toute la trame où il n'est pas toujours masqué. Cela est dû au caractère fréquentiel de la MDCT qui à la manière du module de la transformée de Fourier, porte peu d'information temporelle sur le signal. Cet artefact devient audible lorsque le bruit de quantification est élevé et se traduit pour une attaque par l'impression que la note commence avant son occurrence réelle.

Pour pallier ce problème, la solution proposée par Herley *et al.* [35] permet de s'affranchir de la contrainte (6.6) de fenêtre symétrique. Cela vient de la structure de la MDCT et reste propre au cas $L = 2M$ pour lequel seules les demi-fenêtres de deux blocs adjacents s'ajoutent à la synthèse. C'est pourquoi, les demi-fenêtres de blocs adjacents doivent uniquement respecter

la condition suivante :

$$w_1(M + n) = w_2(M - n). \quad (6.8)$$

Il est alors possible de changer la forme et la taille des demi-fenêtres pour une même trame. La contrainte (6.7) est elle aussi réduite aux demi-fenêtres et devient :

$$\begin{aligned} w^2(n) + w^2(M - n) &= 1 & n \leq M, \\ w^2(M + n) + w^2(2M - n) &= 1 & n \geq M. \end{aligned} \quad (6.9)$$

Le changement de forme ne pose aucun problème sur la base d'analyse mais l'adaptation des tailles de fenêtres n'est possible que sous certaines conditions. La base d'analyse change entre deux demi-trames de tailles différentes et la reconstruction parfaite est assurée moyennant quelques modifications. Ainsi, en notant $h_k(n)$ la base de longueur M_1 (voir équation (6.3)), la base $g_k(n)$ de longueur M_2 s'exprime en fonction de $h_{k'}(n)$ par :

$$g_k(n) = \begin{cases} \sqrt{\frac{M_1}{M_2}} h_{k'}\left(n + \frac{M_1 - M_2}{2}\right) & n \in [0, M_2 - 1], \\ \sqrt{\frac{M_1}{M_2}} h_{k'}\left(n + \frac{3M_1 - M_2}{2}\right) & n \in [M_2, 2M_2 - 1], \end{cases} \quad (6.10)$$

avec M_2 indices k' pris parmi la base de M_1 vecteurs dans l'ensemble d'indices \mathcal{S} tel que

$$\mathcal{S} = \left\{ i \cdot \frac{2M_1}{M_2}, (i + 1) \frac{2M_1}{M_2} - 1 \right\}_{i=0, \dots, \frac{M_2}{2} - 1}.$$

Ces relations permettent de passer d'une MDCT de longueur M_1 à une MDCT de longueur M_2 lorsque $M_1 > M_2$, c'est-à-dire lorsque la taille de la demi-fenêtre droite est plus petite. Dans le cas contraire, les relations sont symétriques et c'est la base $h_k(n)$ qui s'exprime en fonction des vecteurs $g_{k'}(n)$. La démonstration complète de ce résultat est donnée dans l'article de Herley *et al.* [35].

Cette variante de la MDCT, appelée TV-MDCT pour time varying MDCT, est aujourd'hui utilisée dans les standards du codage audio haute-fidélité comme le MPEG-4, l'AC-3 et l'ATRAC. Toutefois, pour des raisons de complexité algorithmique, le choix des différentes tailles de MDCT est limité à deux longueurs de fenêtre pour coder soit les zones transitoires (fenêtres courtes pour limiter le pré-écho) soit les zones stationnaires (fenêtres longues pour augmenter la résolution fréquentielle).

Une autre amélioration dans la transformée est l'utilisation de deux bases différentes pour l'analyse et la synthèse. La biorthogonalité permet de choisir des fenêtres dont la somme n'est pas égale à 1 et ainsi de relacher la contrainte de symétrie sur les demi-fenêtres de trames adjacentes, équation (6.8). L'intérêt réside dans la possibilité d'améliorer la résolution fréquentielle de chaque trame en choisissant une forme de fenêtre optimisée, comme la fenêtre de Kaiser-Bessel. Les résultats sur la MDCT biorthogonale sont présentés en détails dans les articles de Malvar pour la théorie [56] et de Cheung et Lim [60] et Tuisku [59] pour l'application au codage audio.

6.2.3 Exemple de Time Varying-MDCT avec segmentation temporelle automatique par le CELS

L'exemple suivant montre l'application de la TV-MDCT sur un signal de parole (figure 6.2) segmenté temporellement à l'aide du CELS. Dans cet exemple, le CELS est utilisé comme critère de détection des zones transitoires, deuxième graphique de la figure 6.3. Ces zones sont délimitées par le dépassement d'un seuil et indiquées par les triangles, \triangleright : début de zone, \triangleleft : fin de zone. Les maxima locaux repérés par les signes \diamond à l'intérieur d'une zone transitoire représentent les lieux précis de ruptures.

La séparation des zones stables et des zones de transition permet d'adapter les tailles de fenêtres d'analyse au contenu du signal. Ainsi, les fenêtres des zones stables sont de longueurs adaptatives pour maximiser la résolution fréquentielle tandis que les fenêtres des zones transitoires sont de petite taille, fixe (128 échantillons dans l'exemple proposé) pour minimiser le pré-écho.

Dans l'exemple proposé, la taille de la zone de transition entre deux fenêtres successives est fixée pour toute l'analyse en fonction de la taille des *petites* fenêtres. Un degré de liberté est laissé et permet l'adaptation des *grandes* fenêtres à des tailles autres que des puissances de deux (voir [35]).

L'adaptation temporelle de la MDCT présentée dans cet exemple est proche des techniques utilisées dans les codeurs MPEG-1-2 couche 3, AC-3 ou encore ATRAC. La principale différence réside dans le fait que pour des raisons de complexité algorithmique, ces codeurs n'ont qu'un nombre fixe de bases rentrées en mémoire. Dans cet exemple la base est calculée en fonction de la segmentation fournie par le CELS de manière complètement adaptative.

Les vecteurs de la base sont obtenus à partir de l'équation (6.3). Pour vérifier la condition de sommation (6.7), il faut prendre soin de considérer les fenêtres ayant une partie constante de longueurs réelles supérieures à $2M$ et complétée de zéros en conséquence.

Cet exemple montre aussi que le CELS est un critère bien adapté à la délimitation de zones de transitions dans le cas de la parole où la définition de points de rupture n'est pas théoriquement établie.

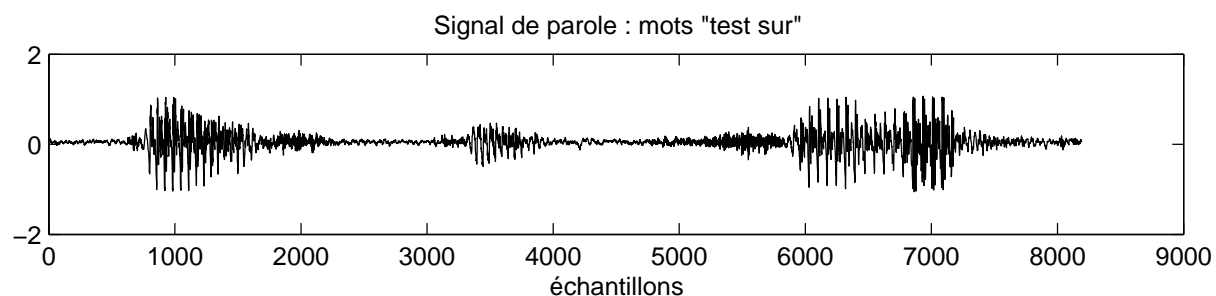


Fig. 6.2: Signal de parole échantillonné à $F_e = 8kHz$, mots : "Test sur".

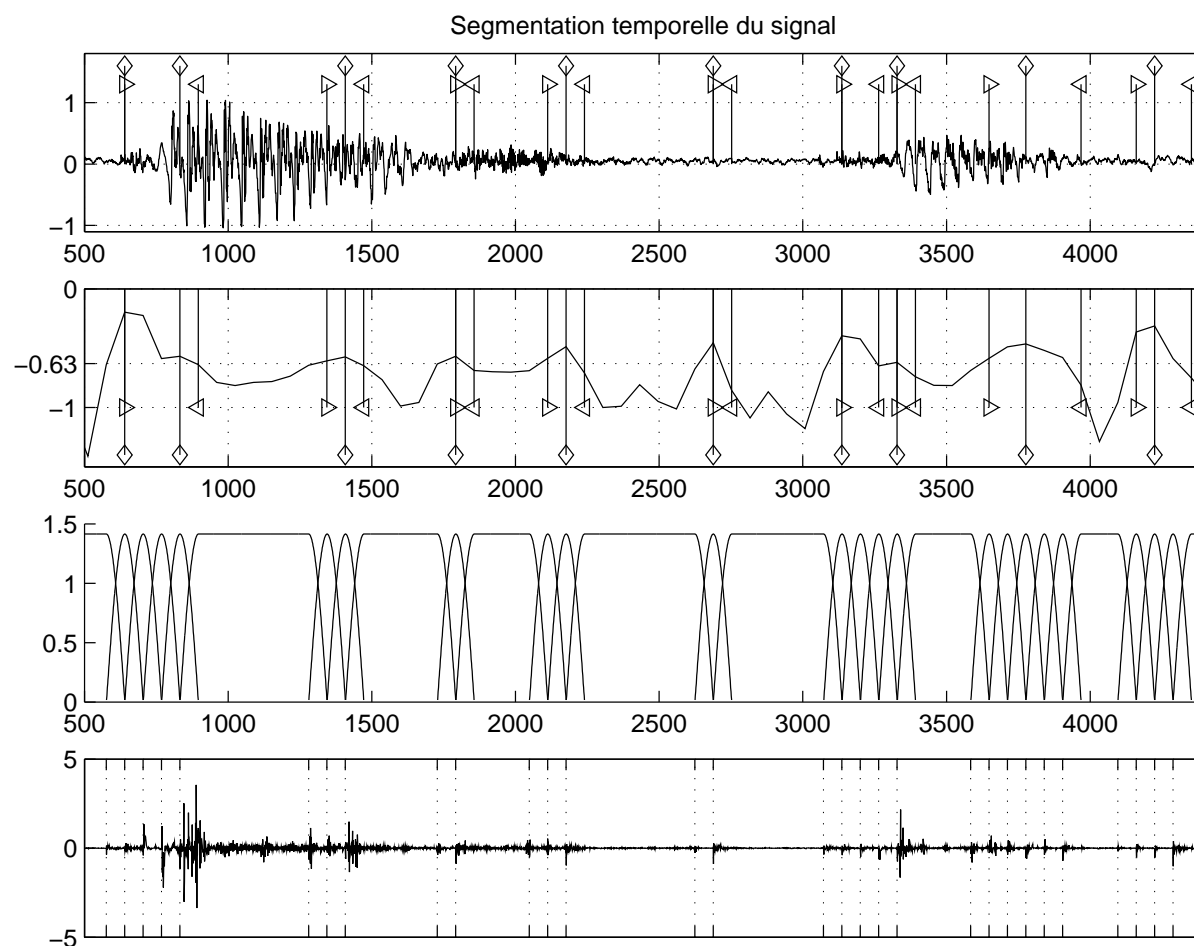


Fig. 6.3: Analyse d'un signal de parole par TV-MDCT avec segmentation automatique par le CELS. De haut en bas : 1 : Détail du signal de parole analysé et délimitation des zones transitoires trouvées par le CELS par les triangles [$\triangleright \leftrightarrow \triangleleft$]. Les maxima locaux sont repérés par des signes \diamond . 2 : Courbe du CELS, seuil fixé à -0.63. 3 : Fenêtres appliquées pour la TV-MDCT. 4 : Coefficients de la TV-MDCT.

6.3 Bancs de filtres à N voies

Il existe deux principales techniques de synthèse de bancs de filtres à plusieurs voies, retenues pour leur facilité d'implémentation.

La première technique est la décomposition itérative à partir d'un banc de filtres à deux voies, présentée au chapitre 4. Elle présente l'avantage d'être rapide, car en raison de l'échantillonnage critique la complexité est réduite par deux à chaque itération, et aussi d'avoir à définir les conditions de reconstruction parfaite uniquement à partir des deux filtres miroirs en quadrature (QMF). Par contre, un compromis est à effectuer entre la taille des filtres et le repliement fréquentiel qu'ils engendrent. Enfin le dernier avantage de ces bancs de filtres est la possibilité *a posteriori* de choisir la base la mieux adaptée au signal analysé en fonction des itérations successives.

La seconde technique consiste à moduler un filtre prototype correspondant à la première bande de fréquences allant de 0 à $\frac{F_e}{2N}$. La fonction *porteuse* est soit une exponentielle complexe soit un cosinus et les bancs sont appelés bancs de filtres modulés en cosinus, ou MCFB. Les MCFB correspondent à une généralisation des transformées à recouvrement (voir livre de Vetterli [61] ou article de Shlien [53]) au sens où les filtres ont pour longueur un multiple du nombre de voies autre que 2 (MDCT). La création de tels bancs de filtres est au centre de nombreux travaux de recherche visant à optimiser d'une part les réponses fréquentielle des bancs de filtres et d'autre part les délais de filtrage. La formulation générale d'un MCFB est donnée ci-dessous : Soit h le filtre prototype de longueur $L = K.N$, K entier, utilisé pour obtenir les N voies du banc d'analyse et g le filtre utilisé pour générer le banc de filtres de synthèse. Alors les N filtres des bancs d'analyse h_k et de synthèse g_k sont définis pour $k = 0, \dots, N - 1$ par :

$$h_k(n) = 2 h(n) \cos \left(\frac{\pi}{N} (2k + 1) \left(n + \frac{1}{2} \right) + (-1)^k \frac{\pi}{4} \right), \quad (6.11)$$

$$g_k(n) = 2 g(n) \cos \left(\frac{\pi}{N} (2k + 1) \left(n + \frac{1}{2} \right) - (-1)^k \frac{\pi}{4} \right), \quad (6.12)$$

$$\text{Pour } k = 0, \dots, N - 1 \text{ et } n = 0, \dots, L - 1.$$

Les conditions de reconstruction parfaite exprimées dans le domaine temporel sont présentées dans les articles de Nayebe *et al.* [43, 44] à partir des matrices H et G constituées par les bancs d'analyse et de synthèse notées :

$$H = \begin{bmatrix} h_0(0) & \dots & h_0(L-1) \\ \vdots & & \vdots \\ h_{N-1}(0) & \dots & h_{N-1}(L-1) \end{bmatrix}, \text{ et } G = \begin{bmatrix} g_0(0) & \dots & g_0(L-1) \\ \vdots & & \vdots \\ g_{N-1}(0) & \dots & g_{N-1}(L-1) \end{bmatrix}, \quad (6.13)$$

puis séparées en K blocs de taille $N \times N$ tels que, pour $j = 0, \dots, K - 1$:

$$H_j = \begin{bmatrix} h_0(jN) & \dots & h_0(j(N+1)-1) \\ \vdots & & \vdots \\ h_{N-1}(jN) & \dots & h_{N-1}(j(N+1)-1) \end{bmatrix} \text{ soit } H = [H_0 | \dots | H_{K-1}], \quad (6.14)$$

et

$$G_j = \begin{bmatrix} g_0(jN) & \dots & g_0(j(N+1)-1) \\ \vdots & & \vdots \\ g_{N-1}(jN) & \dots & g_{N-1}(j(N+1)-1) \end{bmatrix} \text{ soit } G = [G_0 | \dots | G_{K-1}]. \quad (6.15)$$

La condition de reconstruction parfaite s'écrit comme la généralisation du cas $K = 2$ en prenant en compte le recouvrement sur $K - 1$ blocs successifs :

$$\sum_{k=0}^{K-1} H_k^T G_{j-k} = B_j^T, \quad (6.16)$$

où B_j est un ensemble de matrices de taille $N \times N$ tel que pour $j = 0, \dots, K - 1$:

$$B_j^T(l, c) = \begin{cases} 0 & \text{si } j \neq J_0, \\ \frac{1}{M} & \text{si } l + c = N + 1 \text{ pour } j = J_0, \quad J_0 \in [0, K - 1]. \end{cases} \quad (6.17)$$

La représentation matricielle employée dans l'article de Nayebe [43] permet de clarifier les équations (6.16) et (6.17) pour comprendre le rôle des différents éléments.

$$\begin{bmatrix} H_0^T & 0 & \dots & 0 \\ H_1^T & H_0^T & \dots & 0 \\ \vdots & H_1^T & \dots & 0 \\ H_{K-1}^T & \vdots & \dots & H_0^T \\ 0 & H_{K-1}^T & \dots & H_1^T \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & H_{K-1}^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} G_0 \\ G_1 \\ \vdots \\ \vdots \\ G_{K-2} \\ G_{K-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ B_j^T = 0 \\ \vdots \\ B_{J_0}^T = J_N \\ \vdots \\ B_{K-1}^T = 0 \end{bmatrix} \quad (6.18)$$

Cette notation matricielle des conditions de reconstruction parfaite met en évidence deux points importants de la théorie des bancs de filtres. Premièrement, le système se décompose en N systèmes matriciels correspondant aux N colonnes de la matrice des B_j . Le rang des systèmes étant inférieur ou égal à N , il est nécessaire d'appliquer un certain nombre de contraintes sur les filtres. Deuxièmement, le délai global du banc de filtres est égal à $M(J_0 + 1)$ et va donc dépendre des contraintes imposées sur les filtres pour la résolution de l'équation (6.18).

Diverses solutions théoriques ont été proposées pour obtenir la reconstruction parfaite et imposent un compromis sur la résolution fréquentielle des filtres, voir articles de synthèse de Nguyen [47], ou de Heller, Karp *et al.* [46, 51]. De même, il existe de nombreuses solutions pour minimiser le délai du banc de filtres comme l'utilisation de la biorthogonalité par Karp [49]. Enfin, quelques méthodes pratiques pour la synthèse de filtres sont proposées, pour réduire le repliement temporel (minimisation des B_j pour $j \neq J_0$) ou fréquentiel entre les sous-bandes du filtre, voir articles de Karp [50, 51].

Le banc de filtres utilisé dans les codeurs MPEG-1-2 est constitué de 32 voies et utilise des filtres de longueurs 512 échantillons. Le repliement temporel est supprimé par optimisation des facteurs de phase des cosinus dans l'équation (6.11). Le gabarit du filtre prototype est construit de telle sorte que les zones de transition de deux bandes non adjacentes ne se recouvrent pas. Ainsi, le niveau de distortion dû au repliement fréquentiel est égal à l'atténuation du filtre, soit ≈ 100 dB dans le cas du banc de filtre MPEG.

6.4 Transformées et adaptation

Dans le cadre du codage audio par transformée, la segmentation joue un rôle essentiel en terme de qualité et il a été prouvé qu'une segmentation adaptée au signal permet de réduire le rapport Débit/Distortion [53]. Le terme de segmentation adaptée reste cependant à définir, car il ne s'agit pas d'isoler des segments en vue de la reconnaissance de phénomènes acoustiques.

L'emploi d'une segmentation adaptée pour le codage audio trouve son origine dans le principal défaut observé lors de l'utilisation d'une segmentation fixe : un **pré-écho** causé par l'utilisation d'une transformée à recouvrement, lorsqu'un événement apparaît en fin de fenêtre, il trouve un *écho* dans toute la fenêtre.

Cet artefact de la compression montre qu'il y a un compromis à effectuer entre la taille du recouvrement et la position des fenêtres par rapport aux ruptures.

Deux principales approches proposent une adaptation de la transformée au signal pour le codage. Elles consistent à adapter la représentation soit temporellement [53, 54] à l'aide des Time-Varying MLT soit fréquentiellement à l'aide de la recherche de meilleure base [33] ou des Frequency-Varying MLT [83]. Certaines méthodes basées sur la décomposition en paquets d'ondelettes (DPO) permettent de segmenter le signal conjointement en temps et en fréquence [35, 87]. Ces méthodes sont contraintes par la complexité algorithmique de création de la base. Dans le cas des codeurs audios les solutions employées sont limitées dans le choix des pavages.

Par exemple, dans le cas des codeurs MPEG, le signal est séparé en zones quasi-stationnaires et en zones transitoires à l'aide d'un détecteur de ruptures temporelles mais seules trois bases sont disponibles [53] : des bases avec une longue fenêtre temporelle sur les zones quasi-stationnaires pour avoir une bonne résolution fréquentielle, des bases avec une fenêtre temporelle courte sur les zones transitoires pour assurer une bonne précision temporelle et des bases pour assurer la transition entre les deux cas précédents. Le passage à des petites fenêtres ayant un faible recouvrement permet de réduire l'effet de pré-écho. Cette solution fournit un bon compromis entre adaptation et complexité mais n'est pas satisfaisante en terme de représentation adaptée au signal.

6.5 Conclusion

Dans ce chapitre, différentes transformations fréquentielles utilisées dans le cadre du codage audio ont été présentées. La diversité des signaux audios impose d'adapter la transformation temporellement ou fréquentiellement pour améliorer la qualité des signaux reconstruits.

Ainsi, la structure d'un banc de filtres non arborescent peut être adaptée à une application précise mais n'est pas adaptable dynamiquement à chaque signal analysé.

Les TV-MDCT proposent une adaptation des fenêtres temporelles dont le but est d'optimiser la répartition du bruit de codage (suppression du pré-écho). Aucun critère n'étant proposé dans les différents standards du codage, le CELS s'avère pertinent en terme de séparation des zones stables et des zones transitoires, qui est de plus facilement applicable à la TV-MDCT. Pour ces transformées, la résolution fréquentielle est fixée par la longueur des fenêtres et peut être optimisée par l'utilisation d'une transformée biorthogonale.

Chapitre 7

Choix du schéma de codage

Sommaire

7.1	Codage de référence : Pulse Coded Modulation (PCM)	104
7.2	Codeur MPEG-1, une architecture à 3 couches	105
7.2.1	Première couche MPEG1-LI	105
7.2.2	Deuxième couche MPEG1-LII	106
7.2.3	Troisième couche MPEG1-LIII	106
7.3	Codeur ATRAC de Sony	107
7.4	Codeur AC3 de Dolby	108
7.5	Codeur MPEG-2 AAC, dernière génération de codeurs par transformée	109
7.5.1	Schéma de codage du codeur audio MPEG2 AAC	109
7.6	Codeurs hybrides	111
7.7	Choix du schéma de codage	112
7.7.1	Proposition d'un schéma de codage	112

Le codage par transformée permet d'obtenir de forts taux de compression à qualité transparente par l'intégration de critères perceptuels dans la procédure d'allocation de bits. L'intégration de critères psychoacoustiques date de la fin des années 70 et fut proposée par Zelinsky et Noll [99], Tribolet et Crochère [100] et Schroeder *et al* [101]. La quasi totalité des codeurs audio intègre aujourd'hui des critères perceptuels, dont les modèles sont de plus en plus performants.

Les principaux codeurs par transformée sont développés par les laboratoires des grands groupes de recherche industriels tels que Bell Labs (AT&T, Lucent), Dolby, Sony, Philips, Fraunhofer-IIS, France Télécom R&D, le CCITT, ... Ces groupes sont à l'origine des formats propriétaires les plus connus (AC-3, ATRAC, MUSICAM et PAC par exemple) mais contribuent aussi activement aux standards qui sont aujourd'hui utilisés dans la majorité des applications grand public de diffusion audio numérique : MPEG-1,2 et 4.

Les schémas des différents codeurs par transformée existants se résument toujours au schéma générique donné à la figure 1.2 page 5. Les stratégies de codage par transformée peuvent pourtant varier énormément d'un codeur à l'autre, la qualité étant proportionnelle à la complexité du codeur. Les différences entre codeurs résident d'une part dans les choix adoptés pour chaque bloc de la chaîne et d'autre part dans les boucles d'adaptation des paramètres du codeur au signal. Les évolutions des schémas de codage intègrent dans un schéma simple de nouveaux *sous blocs* affinant l'analyse du signal.

Ce chapitre décrit le fonctionnement des principaux codeurs par transformée depuis la mise en forme des signaux jusqu'à l'écriture de la trame binaire. Cette description est suivie par la présentation d'une nouvelle architecture basée sur la représentation adaptée proposée dans cette thèse.

Historiquement, le premier format de codage numérique a été breveté en 1938 par Reeves, il s'agit du codage PCM. Il est cependant resté inexploité jusqu'à l'apparition des premiers circuits intégrés brevetés en 59 par Kilby de Texas Instrument. Les premières applications du codage PCM permettaient d'augmenter le débit des lignes téléphoniques dans les années 60 et c'est à partir des années 70 qu'il a été utilisé pour l'audio. Aujourd'hui, la majorité des codeurs utilisent comme signal d'entrée un signal numérisé à l'aide du codage PCM. Nous présentons dans un premier temps ce codage qui est ensuite implicitement utilisé dans tous les autres formats présentés.

7.1 Codage de référence : Pulse Coded Modulation (PCM)

Ce codeur n'utilise pas de transformation du signal et met en forme directement l'allure temporelle du signal. Le codage est ramené uniquement à une étape de quantification.

Chaque échantillon est codé séparément à l'aide d'un mot binaire de longueur fixe. C'est une quantification. Le nombre de niveaux de quantification est une puissance de 2, de sorte que toutes les valeurs codables par le mot binaire soient utilisées. Différentes lois de quantification sont utilisées pour minimiser l'erreur de codage, en suivant la densité de répartition du signal. Une loi uniforme est utilisée pour coder la musique, tandis que la loi μ est utilisée pour coder la parole. La loi μ , définie par $y = \frac{\ln(1+\mu x)}{\ln(1+\mu)}$, permet de quantifier de manière plus fine les faibles valeurs dont la probabilité est plus importante que les fortes valeurs (la parole suit une loi de répartition Laplacienne), voir figure 7.1. Un signal de parole codé sur 13 ou 14 bits en linéaire peut être codé sur 8 bits avec la loi μ (le paramètre μ vaut 225 dans les recommandations utilisées en Amérique du nord, Japon et Australie).

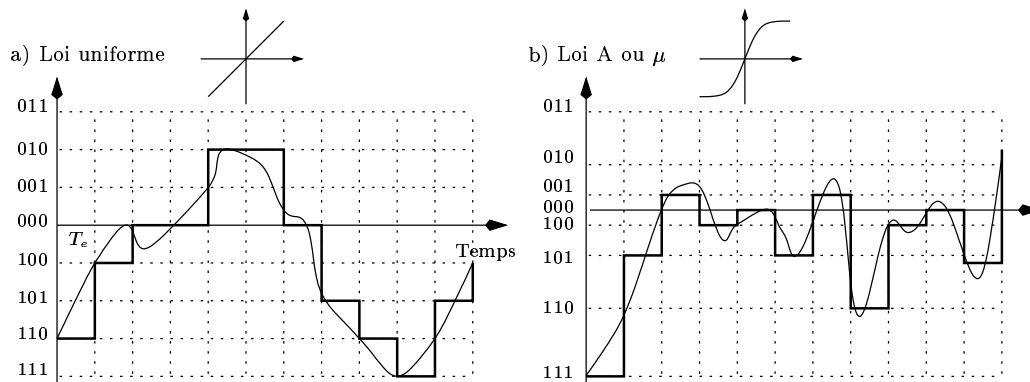


Fig. 7.1: Exemple de codage PCM avec quantification sur 3 bits : a) suivant une loi uniforme, b) suivant une loi μ .

Le codage PCM, dans sa version uniforme, sert de référence pour évaluer les performances de compression d'un codeur. Il est utilisé dans le codage des CD de manière à couvrir au mieux les exigences de l'oreille humaine. Ainsi, la bande passante de l'oreille est [20 Hz, 20 kHz] et sa dynamique est de 120 dB. Le codage haute fidélité des CD est basé sur ces résultats : il a pour fréquence d'échantillonnage 44,1 kHz et offre une dynamique de 96 dB (les mots binaires font 16 bits sachant qu'un bit augmente le rapport signal à bruit de +6 dB).

Le codage PCM est normalisé par l'UIT-T sous l'appellation G.711 et utilisé pour la commutation temporelle des communications téléphoniques multiplexés. La norme G.711 est basée sur une fréquence d'échantillonnage de 8 kHz et une quantification utilisant la loi μ ou la loi A qui est similaire.

7.2 Codeur MPEG-1, une architecture à 3 couches

Un exemple de complexification progressive du schéma de codage est présenté ci-dessous au travers des différentes couches de la norme MPEG-1 audio, détaillée dans de nombreuses publications, notamment dans l'article de Pan [72].

La norme ISO/IEC MPEG-1 audio, finalisée en 1992, se décompose en trois *couches* ou *layers* construites à partir d'un schéma de base, figure 7.2. Ce schéma correspond aux couches I et II. Ces couches correspondent à différentes complexités du codeur et fournissent donc des qualités progressives. L'appellation *MP3* utilisée pour la diffusion et le stockage du son sur internet

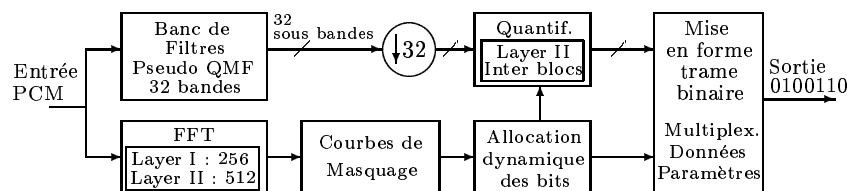


Fig. 7.2: Schéma bloc du codeur MPEG-1 couches I et II.

correspond à la troisième couche de cette norme MPEG-1, notée MPEG1-LIII. Chacune des couches représente une amélioration de sa version précédente mais au prix d'une complexité chaque fois plus importante. Le MPEG1-LI est l'algorithme de base de transformation du signal, qui est réutilisé dans les couches II et III.

Plusieurs débits sont disponibles suivant les couches. Le débit le plus bas pour les trois couches est 32 kbit/s par voie. La transparence est obtenue à 224 kbit/s pour la couche I, 192 kbit/s pour la couche II et 128 kbit/s pour la couche III, [72].

Il est à noter que cette version du codeur audio proposée par MPEG a été complétée pour donner naissance en 1994 aux trois couches de la norme MPEG-2 audio, dont les principales différences avec la norme MPEG-1 sont la prise en compte des signaux multicanaux et la possibilité d'encoder des signaux de fréquence d'échantillonnage réduite. Le format MPEG-2 est aujourd'hui utilisé pour de nombreuses applications, notamment la compression audiovisuelle utilisée pour les DVD vidéos.

7.2.1 Première couche MPEG1-LI

Le signal est passé dans un banc uniforme de 32 filtres à échantillonnage critique qui est commun aux trois couches. Ce banc de filtres assure un bon compromis entre les résolutions temporelle et fréquentielle du signal. Le recouvrement fréquentiel est limité à deux bandes adjacentes. Il n'assure pas la reconstruction parfaite mais l'erreur de reconstruction est inaudible, car inférieure au pas de quantification.

Le signal est analysé avec un pas de 32 points pour garantir un même nombre de points à l'analyse. La quantification se fait sur des tranches de 384 points, ce qui correspond à 12 échantillons par sous bandes. Les courbes de masquage sont calculées en parallèle à l'analyse en sous-bandes sur des tranches de 512 points pour correspondre au mieux aux trames de 384

points du banc de filtres, moyennant une synchronisation temporelle. Les courbes de masquage sont alors appliquées sur la base du banc de filtres, bien qu'il ne reflète pas exactement le comportement en bandes critiques de l'oreille. La largeur d'un filtre dépasse la largeur d'une bande critique dans les basses fréquences si bien que la bande critique supportant le plus petit niveau de bruit de quantification fixe l'allocation de bits pour la sous-bande.

Dans la première couche l'allocation de bits détermine le facteur d'échelle (sur 6 bits) ainsi que le nombre de bits (sur 4 bits) utilisés pour chaque sous-bande sur le vecteur de 12 échantillons.

Les coefficients quantifiés et les informations parallèles d'allocation sont finalement multiplexés pour former la trame binaire spécifiée par la norme.

7.2.2 Deuxième couche MPEG1-LII

La compression globale est améliorée en prenant non plus un bloc de 12 échantillons mais trois blocs, puis en regardant les similitudes de manière à optimiser l'allocation de bits. Les courbes de masquage sont calculées pour un groupe de 3 blocs (soit 1152 échantillons) à l'aide d'une ou deux FFT de longueur 1024. L'allocation peut alors porter séparément ou conjointement sur les trois groupes suivant la similitude entre ces groupes, le tout prenant en compte les critères psychoacoustiques de masquage du bruit de quantification. Lorsqu'un groupe de 3 blocs présente des similitudes, un seul facteur d'échelle est transmis ce qui représente un gain non négligeable de bits ($6 * 32 = 192$ bits au lieu de $3 * 6 * 32 = 576$ bits). Le type de code utilisé pour la quantification est lui aussi optimisé lorsque l'allocation attribue 1,2 ou 3 bits par sous-bande.

7.2.3 Troisième couche MPEG1-LIII

Partant du même banc de filtre que la première couche, le MPEG1-LIII compense les défauts des filtres au niveau de la sélectivité fréquentielle en utilisant une transformée améliorée, la MDCT (voir [35, 75]). Appliquée à chaque signaux de sous-bandes, la MDCT fournit une analyse fréquentielle de la sous-bande. Chaque coefficient de la MDCT caractérise une bande fréquentielle plus fine correspondant mieux aux bandes critiques de l'oreille. Toutefois, la dépendance temporelle est perdue ce qui se traduit au décodage par une répercution de l'erreur de codage sur toute la fenêtre analysée sans prise en compte de l'enveloppe temporelle du signal. Ainsi, pour une attaque se trouvant au milieu ou en fin de fenêtre l'erreur normalement masquée devient audible au début de la fenêtre. Ceci est caractérisé par un effet désagréable de **pré-écho**.

Pour réduire cet artefact, il est possible de choisir entre deux tailles de MDCT appliquée aux sous-bandes. Les zones transitoires sont transformées par blocs de 12 échantillons (ce qui donne 6 échantillons dans le domaine transformé soit $6 * 32 / 44100 \text{ Hz} = 4.4 \text{ ms}$) pour réduire l'effet de pré-écho. Les zones quasi-stationnaires sont transformées par blocs de 36 échantillons afin d'obtenir une résolution fréquentielle plus fine ($< 50 \text{ Hz}$).

D'autres améliorations sont aussi apportées à la quantification où une loi non uniforme est appliquée. Enfin une phase de codage entropique permet de supprimer les dernières redondances des coefficients quantifiés avant le multiplexage formant la trame binaire.

Les contributions normatives du groupe MPEG sont basées sur les codeurs les plus performants du moment. Ainsi chacune des normes MPEG délimitent une génération de codeurs par transformée. Les deux premières couches des normes MPEG-1 présentées précédemment correspondent à la première génération de codeurs perceptuels, basée sur les codeurs MUSICAM et ASPEC. De la même manière, la troisième couche compatible des normes MPEG-1 et MPEG-2 présente de fortes similitudes avec certains codeurs propriétaires de la deuxième génération. C'est le cas des codeurs AC-2 et AC-3 développés par Dolby mais aussi du codeur ATRAC

développé par Sony et du codeur PAC de Lucent Technology. Cette deuxième génération de codeurs est caractérisée par un effort d'adaptation de la transformation au signal pour améliorer le codage des transitoires. Différentes stratégies de quantifications fixes et adaptatives sont aussi proposées.

7.3 Codeur ATRAC de Sony

Le codeur ATRAC est implémenté dans les Minidisc[®] et sujet aux impératifs des systèmes embarqués tels que l'encodage en temps réel et une faible consommation de batterie. À ce titre, toutes les parties du schéma de codage du codeur ATRAC sont optimisées en terme de rapidité et de répartition logicielle/matérielle. L'ensemble du système est décrit dans de nombreux brevets¹ dont le brevet US05394473 [81] contenant une description détaillée du schéma de codage et de la partie transformation du signal et le brevet US05301205 [82] contenant une description détaillée de l'allocation de bits.

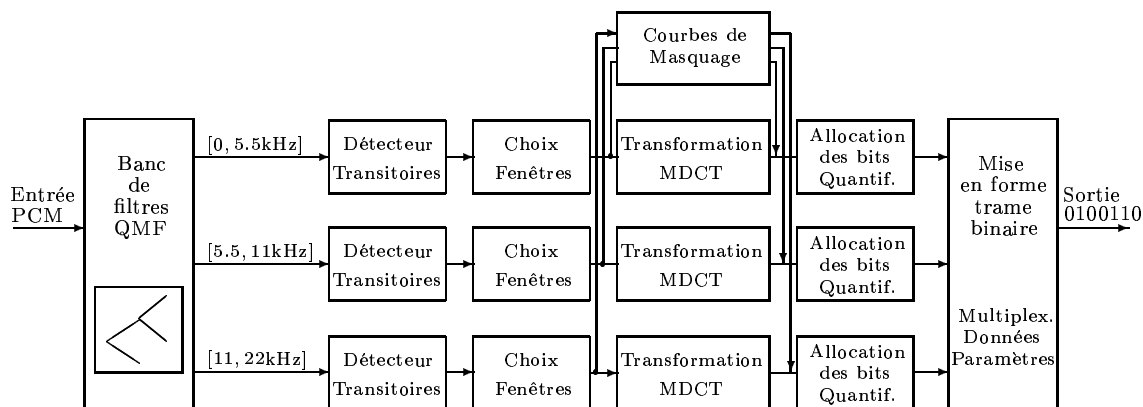


Fig. 7.3: Schéma blocs du codeur ATRAC

Le schéma de codage de l'ATRAC, figure 7.3, montre de fortes similitudes avec le schéma de codage MPEG-1. La principale différence réside dans l'utilisation d'un banc de filtres QMF à trois bandes séparant le signal dans les zones fréquentielles $[0, 5.5 \text{ kHz}]$, $[5.5k, 11 \text{ kHz}]$ et $[11k, 22 \text{ kHz}]$. Chaque sous-bande est analysée séparément, à la manière du MPEG-1 couche III, en détectant les zones transitoires et en adaptant les tailles de fenêtres pour la transformée fréquentielle (MDCT) de manière à limiter le pré-écho. Pour des raisons d'économie d'énergie et de rapidité de la procédure d'allocation, une partie des bits est allouée de manière fixe aux sous-bandes, avec un nombre de bits plus importants pour les basses fréquences. Le reste est attribué dynamiquement selon les courbes de masquage.

Ce schéma de codage permet d'obtenir un facteur de compression de 6 avec une qualité transparente et permet l'enregistrement en temps réel ce qui en fait un système compétitif pour la prise de son.

¹Quelques brevets concernant le système du Minidisc sont disponibles à l'adresse www.minidisc.org/patents/

7.4 Codeur AC3 de Dolby

Le codeur AC-3 développé par les laboratoires Dolby utilise lui aussi une stratégie assez proche du codeur MPEG-1 mais offre de nombreuses possibilités supplémentaires comme le codage du son multicanal et la compatibilité du décodage en stéréo, ce qui est devenu indispensable pour les applications cinématographiques. Le format AC-3 est un format propriétaire devenu un standard pour la télévision qui fait l'objet d'une licence ouverte. Les différentes explications du schéma de codage sont spécifiées dans le document A/52 de l'ATSC (Advanced Television Systems Committee) en libre accès².

Les possibilités du codeur AC-3 ont largement inspiré la mise en place la norme MPEG-2, et les deux formats se sont trouvés en compétition pour la standardisation de l'audio dans diverses applications comme la télévision digitale ou les DVD vidéos. Si les normes MPEG ont été retenues comme standards visuels utilisés pour le DVD-vidéo, différents formats sont spécifiés pour l'audio. Il s'agit des formats PCM, Dolby Digital (AC-3), MPEG-2, Digital Theater System (DTS) et Sony Dynamic Digital Sound (SDDS). Il semble que le codeur le plus approprié pour le son du cinéma soit le format AC-3. Le format SDDS quant à lui est spécifié dans la norme mais n'est encore implémenté par aucun décodeur du marché.

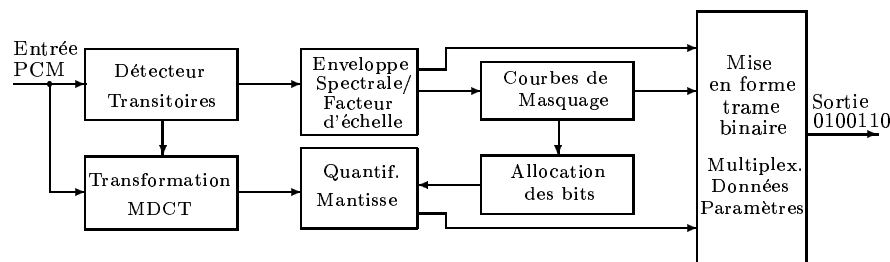


Fig. 7.4: Schéma bloc du codeur Dolby AC-3, d'après [78]

La figure 7.4 donne un aperçu du schéma de codage AC-3 et montre les similarités de stratégies avec la norme MPEG-1 couche III. Le signal est analysé par une MDCT de longueur variable, par blocs de 512 points pour les zones stationnaires ou par blocs de 256 points pour les zones transitoires. Les différences majeures sont au niveau du calcul de l'allocation et de la quantification. Tout d'abord les coefficients calculés en virgule flottante sont séparés en exposant et mantisse. Les courbes de masquage sont calculées à partir des coefficients d'exposant et l'allocation détermine la précision nécessaire pour coder la mantisse. Cette méthode permet de ne pas transmettre les résultats de l'allocation dans la trame binaire, puisqu'elle peut être recalculée par le décodeur à partir des coefficients d'exposant quantifiés. Une telle approche permet un gain non négligeable de bits qui sont utilisés en partie pour mieux quantifier les coefficients de la mantisse.

De plus, les techniques de matricage du son multicanal permettent de réduire proportionnellement le débit lorsque le nombre de canaux augmente. Pour cela, la stratégie employée consiste à superviser les ressources de l'allocation de bits en fonction du couplage entre les voies.

Le standard AC-3 est le principal concurrent du MPEG-2 en terme de qualité et d'applications grand public multicanal.

Il existe de nombreux autres codeurs décrits dans l'article de Painter et Spanias [70] et donnant des résultats proches ou légèrement meilleurs que les formats MPEG-2 compatibles entre couches et avec la version MPEG-1. Cependant, c'est la compatibilité et surtout la portabilité

²documents accessibles sur le site www.dolby.com/tech/

des algorithmes d'encodage et de décodage qui font du MPEG le format privilégié pour le développement d'applications grand public.

7.5 Codeur MPEG-2 AAC, dernière génération de codeurs par transformée

La dernière norme de codage audio haute fidélité du groupe MPEG est apparue dans la norme MPEG-2, finalisée en avril 1997, sous le nom d'AAC pour advanced audio coding (ISO/IEC 13818-3). L'AAC est le résultat du travail en commun du groupe MPEG et des principaux industriels spécialisés dans le codage audio : AT&T, Dolby Laboratories, Fraunhofer Institute for Integrated Circuits et Sony Corporation. À ce titre, l'AAC bénéficie pour son développement de tout le savoir faire et des meilleurs moyens technologiques. C'est donc en toute logique que ce format fournit le meilleur rapport qualité/débit.

Cette norme se distingue des deux autres car elle n'est plus compatible avec les autres. Dans l'évolution des couches des normes MPEG-1&2, la rétro compatibilité est assurée au sens où un lecteur de la couche 3 peut lire toutes les autres couches. Cela impose bien sûr des contraintes d'écriture de la trame binaire qui ont été abandonnées pour l'AAC. Ainsi, l'AAC procure une qualité de reproduction musicale supérieure pour des débits plus faibles. Par contre un fichier au format AAC ne peut pas être décodé par un lecteur MP3 et réciproquement un fichier MP3 n'est pas reconnu par un lecteur AAC. L'AAC étend aussi les possibilités de codage en terme de nombre de canaux (jusqu'à 48), de fréquence d'échantillonnage (jusqu'à 192 kHz) et de dynamique (jusqu'à 24 bits).

Ce format est donc légitimement considéré comme le successeur du MP3, même si les applications en sont aujourd'hui encore à leur phase de développement. Nous présentons ci-dessous les principales caractéristiques et originalités du schéma de codage. Cette norme est présentée en détail dans l'article de Bosi *et al.* [74].

7.5.1 Schéma de codage du codeur audio MPEG2 AAC

La norme AAC est spécifiée sous trois versions :

- Le profil principal (MP pour *Main profile*) définit l'algorithme complet du décodeur AAC. Une version de l'encodeur proposée par le groupe MPEG est montrée à la figure 7.5. Ce profil est détaillé ci-dessous.
- Le profil faible complexité (LCP pour *Low complexity profile*) qui permet l'encodage en moins de 20 ms mais ceci au prix de performances réduites. Ce profil réduit toutes les tailles de fenêtres par 2 et n'utilise plus les outils de prédiction du profil principal. Le pré-écho est réduit en transmettant l'enveloppe temporelle du signal au décodeur.
- Un profil hiérarchisable (SSR pour *Scalable sample rate*) pour lequel l'organisation de la trame est différente et permet la hiérarchisation du débit (voir paragraphe 5.2.4, page 89). La norme MPEG-4 version 2 propose une amélioration de ce profil à l'aide d'un codage binaire hiérarchique nommé Bit Slice Arithmetic Coding (BSAC) qui permet d'améliorer la qualité par couches de 1 kbit/s par voie.

En premier lieu, l'étape de transformation du signal est similaire à celle du codeur AC-3. Ainsi le modèle psychoacoustique permet de choisir entre deux tailles de MDCT, 2048 ou 256, respectivement adaptées aux zones stationnaires ou transitoires. Le signal est analysé par blocs de 2048 points et scindés en 8 fenêtres de 256 points pour les zones transitoires. Pour les zones stationnaires, la résolution fréquentielle est optimisée par l'utilisation de fenêtres différentes suivant le contenu harmonique du signal, déduit de l'analyse psychoacoustique. Une fenêtre

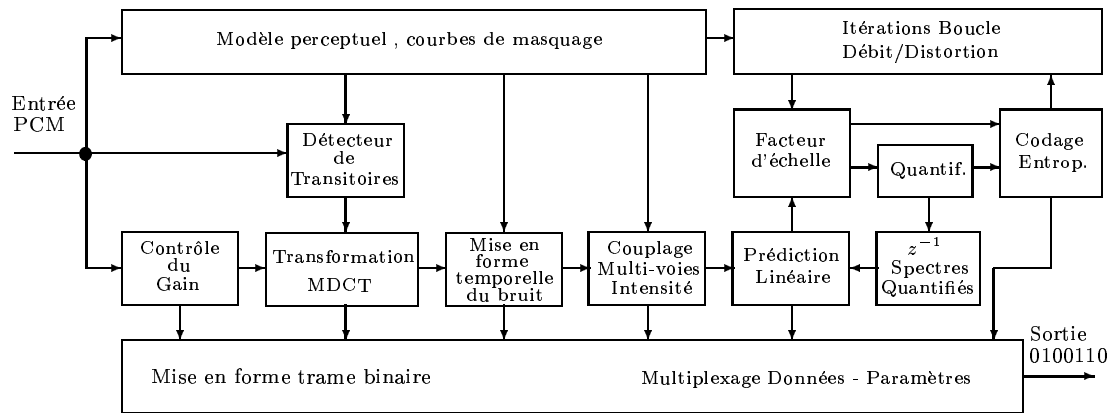


Fig. 7.5: Schéma bloc du codeur MPEG-2 AAC

sinusoïdale fournit une largeur de bande fréquentielle pour chaque point de la MDCT plus fine, utile pour coder des instruments tels que le clavecin, tandis qu'une fenêtre de Kaiser-Bessel fournit une meilleure atténuation entre les bandes fréquentielles [70]. Le critère utilisé pour le choix des grandes ou petites fenêtres est un estimateur de variance à court terme, [1]. Un tel estimateur, dont une version similaire est présentée dans [3], est suffisant pour détecter les attaques mais ne permettra pas de détecter d'autres types de variations sur le signal et s'avère peu efficace en présence de bruit.

Le bloc de contrôle du gain présent dans la figure 7.5 est utilisé dans la version SSR de manière préalable à la transformation. Ce bloc consiste en un banc uniforme de 4 filtres Pseudo-QMF. Le gain de chaque filtre est réglable pour diminuer le pré-écho. Après le contrôle du gain, des MDCT sont appliquées à chaque sous-bande tout en conservant la propriété d'échantillonnage critique.

L'étape de mise en forme temporelle du bruit de quantification est une originalité du codeur AAC. Elle consiste à faire une prédiction linéaire des coefficients de la MDCT pour récupérer l'enveloppe temporelle du signal. Ceci peut s'expliquer comme le résultat dual en fréquence du fait qu'une prédiction linéaire des coefficients temporels donne une bonne estimation de l'enveloppe spectrale d'un signal. L'information contenue dans l'enveloppe temporelle permet de réduire l'effet de pré-écho pour un bloc contenant une attaque. Ce nouvel outil est particulièrement efficace pour les transitoires (sons percussifs) et pour les signaux de parole dont la segmentation s'avère un problème difficile et pour lesquels il est fréquent d'obtenir des effets de pré-écho.

Le bloc suivant est utilisé pour le codage multicanal et procède au matricage du son à partir des informations de répartition et d'intensité du signal sur les différentes voies (spatialisation). Là encore, le procédé est proche de celui utilisé dans les codeurs AC-3 et MPEG-2.

L'étape suivante effectue une prédiction linéaire des coefficients de la MDCT d'un bloc par rapport au bloc précédent. Seul le résiduel est quantifié ce qui augmente fortement l'efficacité de codage pour les signaux stationnaires. Cette technique introduite dans la littérature par Herre et Johnston [79] pour proposer des améliorations au format MPEG trouve aujourd'hui son application. Elle est cependant coûteuse en temps de calcul ainsi qu'en mémoire nécessaire et n'existe que dans le profil principal de la norme.

Pour ce codeur, une partie reste commune avec la couche 3 des normes MPEG-1/2. Ainsi, les facteurs d'échelles sont calculés pour 49 blocs de coefficients de la MDCT groupés non uniformément pour respecter les bandes critiques de l'oreille et une loi de quantification non uniforme est utilisée. De plus, un étage de codage entropique est inclus au sein même de la

boucle de quantification, car les échantillons d'un même bloc ont la même statistique et leur groupement permet de réduire l'entropie du code utilisé et donc la longueur moyenne des mots. L'optimisation de la quantification pour rendre inaudible le bruit de quantification est réalisée par un processus itératif utilisant deux boucles imbriquées. La boucle *externe* amplifie les sous-bandes correspondant à chaque facteur d'échelle pour rendre la distortion inférieure à celle autorisée par le modèle psychoacoustique, ou minimale le cas échéant. Pour chaque sous-bande et à chaque réglage d'amplification, la boucle *interne* permet de régler le pas de quantification de la loi non uniforme pour n'utiliser que le nombre de bits disponible. La procédure s'arrête lorsque la quantification est optimale compte tenu du nombre de bits disponibles, ce qui ne correspond pas forcément au cas où la distortion est inférieure au seuil donné par le modèle psychoacoustique.

Les différents tests subjectifs formels menés pour la mise en place de la norme garantissent une qualité transparente pour des débits entre 64 et 120 kbit/s par voie. Dans tous les cas, le codeur AAC fournit des meilleurs résultats que les autres codeurs existants pour des débits de l'ordre de 30% moins élevés. Toutefois, si le décodeur est normé, aucun codeur utilisant toutes les fonctionnalités spécifiées n'est aujourd'hui disponible.

7.6 Codeurs hybrides

Le dernier schéma présenté concerne un codeur dit hybride car il mélange différentes techniques présentées au chapitre 5 et ne correspond donc pas à un type particulier. Ces codeurs sont apparus récemment pour répondre aux besoins nouveaux en téléphonie et sur réseaux IP de transmission d'audio à des débits où les codeurs par transformée ne sont plus efficaces et de nombreuses améliorations sont encore possibles. Ce type de codeur est introduit dans la norme MPEG-4 car il fournit de meilleurs résultats pour des débits intermédiaires entre 16 et 40 kbit/s. La norme MPEG-4 spécifie la possibilité de changer de stratégies de décodage d'une trame à l'autre. L'article de Edler et Purnhagen [95] donne un aperçu des concepts du codage hybride. À l'heure actuelle, peu de codeurs sont capables de choisir entre différentes stratégies d'encodages de manière adaptative au signal. Une solution est proposée par Levine et Smith [96, 97] et consiste à isoler les zones transitoires dans des fenêtres séparées pour les coder par transformée tandis que le reste du signal est codé paramétriquement à l'aide d'un modèle sinusoïdal similaire au HILN présenté ci-dessous.

De telles techniques de sélection de méthodes de codage sont sans doute amenées à se généraliser dans les prochaines années afin d'optimiser le résultat en ne gardant que le meilleur de chaque technique.

Harmonic and individual lines plus noise (HILN)

Ce codeur est complètement paramétrique, il ne transmet aucune erreur résiduelle. Nous présentons le schéma de ce codeur pour montrer que les paramètres recherchés sont qualitativement proches de ce que donnent les transformées adaptées.

Le schéma de codage, figure 7.6, montre trois étapes d'extraction des paramètres. Il ne s'agit que d'une proposition de codeur, faite par Edler et Purnhagen [94, 93] puisque la norme MPEG-4 ISO/IEC 14496-3 HILN ne spécifie que le décodage de la trame binaire, basée sur la somme des trois composantes modélisées avec les paramètres déquantifiés.

La première étape extrait les paramètres d'amplitude, de fréquence et de phase du signal modélisé comme une somme de N sinusoïdes. Ces paramètres sont optimisés en fonction d'un modèle perceptuel qui utilise d'une part les courbes de masquage pour ne transmettre que le jeu

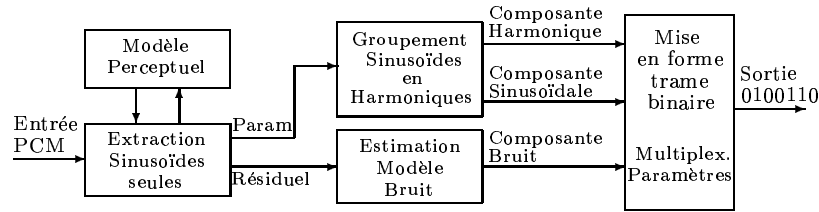


Fig. 7.6: Schéma bloc d'un codeur paramétrique HILN, d'après [93]

de paramètres correspondant aux sinusoïdes masquantes et d'autre part détecte les transitoires pour paramétrer leur amplitude sous forme d'enveloppe.

Ces paramètres sont transmis pour une seconde analyse, cette fois-ci harmonique tandis que le signal résiduel considéré comme du bruit est transmis à un estimateur approprié. L'analyse harmonique recherche les rapports de multiplicité entre les paramètres de fréquence transmis en considérant que les signaux musicaux sont pour la plupart de composition harmonique. Les sinusoïdes pouvant être regroupées sont paramétrées sous forme de composante d'une série harmonique. La troisième étape de modélisation du bruit paramètre les enveloppes spectrale et temporelle du signal résiduel, avec *l'a priori* perceptuel que la forme d'onde exacte n'est pas nécessaire pour restituer fidèlement un signal bruité.

Ce type de codeur HILN fait parti de la norme MPEG-4 ISO/IEC 14496-3 et intervient dans le cadre du codage de la musique pour les débits intermédiaires, de 16 à 40 kbit/s. La qualité pour de tels débits reste pauvre quel que soit le type de codage employé. Le HILN est une technique récente qui donne à l'heure actuelle des résultats encourageants lorsque le spectre du signal est modérément complexe. Étant donnée la liberté d'encodage, de nombreuses améliorations sont encore possibles pour ce codeur. Il serait par exemple envisageable d'obtenir une description entropique du signal par la représentation proposée dans la première partie de cette thèse, qui pourrait servir de pilote pour la pondération des trois modèles.

7.7 Choix du schéma de codage

Les différents schémas de codage exposés précédemment montrent une évolution des stratégies vers toujours plus d'adaptation au signal et vers une optimisation de chaque bloc du codeur. La norme AAC récemment adoptée représente ce qui se fait de mieux dans le domaine du codage par transformée. Cependant, elle optimise principalement les parties de quantification du signal, mais peu de nouveautés sont apportées au niveau de la transformation du signal.

C'est donc pour pallier le manque d'adaptation des transformées utilisées que nous proposons d'appliquer la représentation adaptative présentée dans la première partie au codage audio. L'inclusion de notre représentation nécessite l'adoption d'une procédure d'allocation de bits dédiée à cette transformée et utilisant au mieux les bénéfices des critères d'adaptation. Le principe général du schéma proposé est présenté ci-dessous au travers des différents blocs de la chaîne de codage.

7.7.1 Proposition d'un schéma de codage

Dans le schéma de codage proposé figure 7.7, le signal est d'abord segmenté temporellement dans le but de détecter et séparer les événements temporels. La segmentation fréquentielle est dissociée de la segmentation temporelle. En effet, dans le cas d'une segmentation conjointe temps

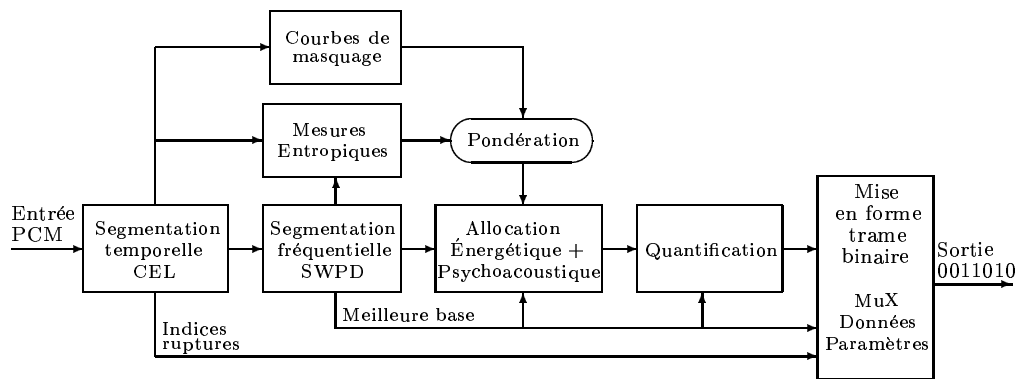


Fig. 7.7: Schéma bloc du codeur proposé

fréquence, la précision des ruptures est limitée par le choix de la structure de la transformation, comme par exemple la dyadicité [35].

Le critère de segmentation utilisé, le CELS, est basé sur une mesure des variations locales de l'entropie du signal. Le CELS fournit d'une part un vecteur de points de rupture pour la segmentation temporelle et d'autre part un indice d'instationnarité et de désordre spectral. En pratique, le CELS permet au choix de détecter des points de rupture ou de délimiter des zones de transition, comme le montre l'exemple du CELS appliqué pour la segmentation de la TV-MDCT, chapitre 6, page 97. La mise en place de ce critère a fait l'objet du chapitre 3.

Dans la suite du schéma, le signal est décomposé en sous-bandes fréquentielles à l'aide d'une transformée en paquets d'ondelettes, la SDPO. L'algorithme de recherche de meilleure base s-dyadique présenté au chapitre 4 est appliqué à chaque tranche temporelle pour fournir un découpage en sous-bandes adapté au signal, au sens où les sous-bandes contenant peu d'énergie sont regroupées et l'entropie de la base fréquentielle est minimisée. L'utilisation conjointe de la SDPO et de l'algorithme de recherche de meilleure base ont été traitées au chapitre 4.

En parallèle, les courbes de masquage de chaque tranche sont calculées pour permettre l'allocation des ressources binaires de chaque paquet d'ondelettes, ou sous-bande fréquentielle. L'allocation suit un schéma original mélangeant critères énergétique et psychoacoustique. Les mesures d'entropies aux niveaux temporel et fréquentiel peuvent être utilisées lors de la phase d'allocation pour pondérer relativement les critères énergétiques et psychoacoustiques.

Ce schéma nécessite, de par sa capacité d'adaptation, de transmettre un certain nombre d'informations parallèles dans la trame binaire. Ces informations sont :

- les points de ruptures temporelles, sous forme de longueur des tranches
- l'arborescence de la meilleure base,
- l'information d'allocation et de quantification des paquets.

Une proposition d'organisation de la trame binaire est donnée dans le chapitre 8 pour permettre d'évaluer le facteur de compression effectif de ce schéma de codage.

Dans ce schéma, la complexité algorithmique est principalement répartie sur l'étape d'encodage et le décodage consiste simplement en la déquantification des paquets puis en la synthèse du signal. L'inverse de la décomposition en paquets d'ondelettes étant de complexité faible (inférieure à une FFT par exemple), le décodage peut être effectué en *temps réel*.

La suite de cette thèse développe chacune des solutions retenues pour l'implémentation des blocs du schéma de codage et présente les résultats obtenus sur des tests subjectifs informels.

Chapitre 8

Implémentation du codeur audio

Sommaire

8.1	Introduction	115
8.2	Transformation du signal	116
8.2.1	Discrétisation du CELS	117
8.2.2	Recouvrement entre les tranches temporelles	117
8.2.3	Profondeur de la SDPO et arbre de meilleure base	118
8.2.4	Sorties du bloc de transformation	118
8.3	Allocation	118
8.3.1	Principe	118
8.3.2	Nombre de bits maximal suffisant pour quantifier un signal	119
8.3.3	Allocation paramétrique basée sur des critères perceptuels	120
8.3.4	Allocation sur critère mixte	120
8.4	Quantification	121
8.5	Mise en forme de la trame binaire	122
8.5.1	Fichier des ruptures temporelles	122
8.5.2	Fichier des arbres de meilleures bases	123
8.5.3	Fichier des allocations	123
8.5.4	Fichier des paquets quantifiés	124
8.5.5	Constitution du fichier compressé et décodage	124
8.6	Complexité générale du codeur	125
8.7	conclusion	126

8.1 Introduction

L'utilisation successive des segmentations temporelles et fréquentielles présentées dans les chapitres précédents permet d'obtenir une représentation adaptée au signal. Cette représentation est propice à la compression de l'information dans le sens où le signal est localisé dans des atomes temps-fréquence. Toutefois la transformation du signal ne constitue qu'un seul bloc de la chaîne de codage. Si le bloc de transformation est optimisé grâce à l'apport de la première partie, les autres blocs du codeur utilisent des solutions plus classiques. Ainsi l'allocation utilise des critères énergétiques et psychoacoustiques et la quantification est scalaire. Enfin, une organisation de la trame binaire permet de donner le rapport de compression exact du codeur réalisé. Aucune recherche d'optimisation n'a été effectuée sur ces trois blocs, le but étant de vérifier l'apport

de la représentation proposée dans une application de codage, par rapport aux représentations existantes.

Ce chapitre présente dans un premier temps le détail de l'implémentation du codeur proposé au chapitre 7. Le schéma de codage est rappelé à la figure 8.1 et délimite les fonctions propres à chaque bloc de la chaîne de codage générique (voir introduction, figure 1.2).

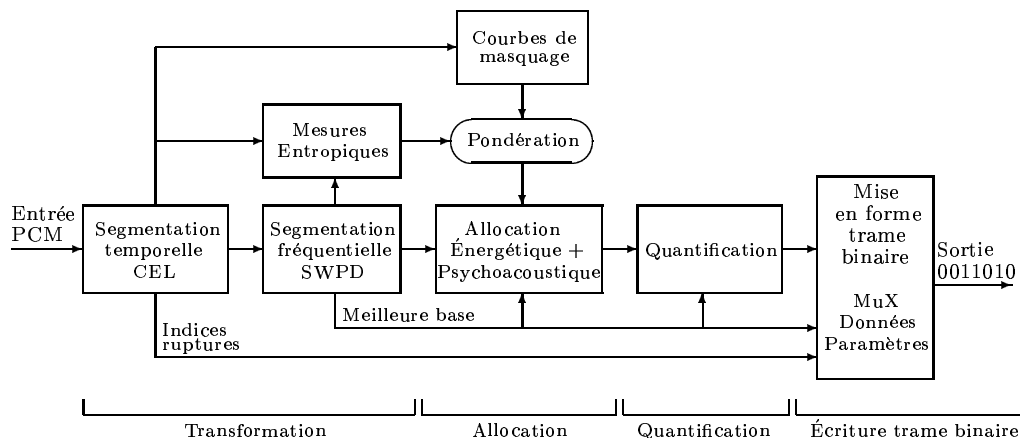


Fig. 8.1: Schéma bloc du codeur implémenté

L'approche générale choisie pour l'implémentation du codeur consiste à isoler chaque étape du codage dans un bloc fonctionnel de manière à permettre la comparaison des différentes stratégies existantes. Les paramètres du codeur sont présentés pour des signaux de type haute-fidélité, échantillonnés à 44,1 kHz et encodés sur 16 bits. Ces paramètres peuvent être adaptés proportionnellement à d'autres fréquences d'échantillonnage (8,16,22 ou 32 kHz). Le codeur a été entièrement développé sous l'environnement de programmation Matlab[®], qui offre de nombreuses facilités en terme de visibilité et de traçabilité des résultats. Pour juger des résultats il était important d'aller jusqu'à la phase d'écriture de la trame binaire.

En raison des impératifs algorithmiques, l'implémentation du codeur impose des limitations par rapport aux résultats théoriques, en analogie avec une discrétisation et une quantification du problème. Aussi pour chaque bloc, des compromis sont à effectuer. Par exemple, la segmentation peut être précise à un échantillon près alors que la longueur des tranches permettant l'emploi d'algorithmes de transformations rapides doit être une puissance de deux. L'implémentation et la précision des différentes parties sont conditionnées en grande partie par l'écriture de la trame binaire pour laquelle tout doit être codé sur le moins de bits possibles.

Après la phase de développement des blocs du codeur, l'implémentation passe par une phase de réglage des différents paramètres. Les choix des paramètres sont explicités de manière qualitative, suite à de nombreuses expérimentations.

8.2 Transformation du signal

Le bloc de transformation reçoit en entrée le signal échantillonné et renvoie en sortie les coefficients transformés et les informations dites *parallèles*, nécessaires au bloc suivant où au décodage. La figure 8.2 montre les informations fournies au sein du bloc de transformation et nécessaires pour notre schéma de codage.

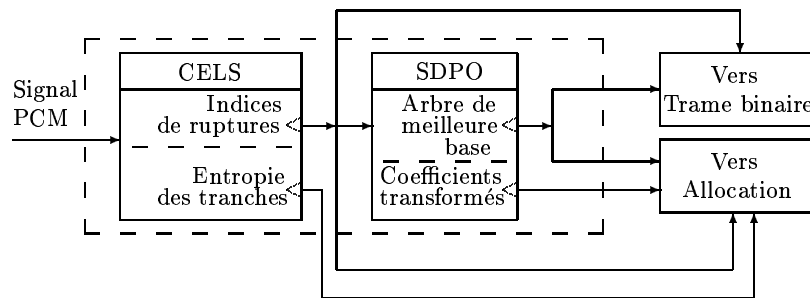


Fig. 8.2: Détail des informations transmises par le bloc de transformation adaptée

8.2.1 Discrétisation du CELS

La principale limitation sur la segmentation vient de la manière d'encoder le vecteur contenant les indices des ruptures temporelles détectées par le CELS. Pour décoder le signal il est en effet nécessaire de transmettre dans la trame binaire les informations sur la position des indices de ruptures. Une seconde limitation porte sur la longueur des fenêtres afin que la transformée puissent être implémentée. Pour la décomposition en paquets d'ondelettes, la longueur doit être un multiple du nombre de paquets, c'est-à-dire un multiple de 2^D où D est la profondeur de décomposition. Cela impose d'effectuer un compromis sur les paramètres du CELS pour la précision de détection des ruptures.

Les deux paramètres du CELS sont la taille des fenêtres glissantes et le pas de glissement. La taille des fenêtres définit la précision fréquentielle pour la détection des événements et le pas la précision temporelle. La précision est fixée en fonction de l'application. Pour notre codeur, les fenêtres sont choisies de longueur 4096 échantillons - soit 90 ms - pour avoir une résolution fréquentielle de 11 Hz sur l'entropie et une largeur de lobe principal de ≈ 40 Hz pour un signal fenêtré par Hanning. Le pas de glissement des fenêtres du CELS est fixé quant à lui à 256 échantillons ce qui permet de détecter les événements avec une précision de 6 ms. Il est important pour simplifier l'écriture de la trame binaire que ce pas soit un multiple de la longueur de la fenêtre, voir section 8.5. Ces deux paramètres du CELS sont des constantes du codeur/décodeur et il n'est donc pas nécessaire de les transmettre dans la trame binaire.

8.2.2 Recouvrement entre les tranches temporelles

Les tranches temporelles délimitées par le CELS sont décomposées en paquets d'ondelettes. Lorsque le facteur de compression augmente, un artefact similaire à l'effet de bord apparaît au voisinage des indices de ruptures temporelles. Il faut donc imposer un recouvrement entre deux tranches successives. Le choix du recouvrement doit cependant être minimal car il n'est pas *replié* comme dans le cas des MDCT et conduit donc à une expansion du nombre de coefficients transformés.

Dans les algorithmes de décomposition en paquets d'ondelettes, le filtrage est effectué par des convolutions circulaires qui induisent un repliement au voisinage des bords, de l'ordre de la longueur du filtre d'analyse. Aussi l'effet de bord est de support temporel limité à la taille de l'ondelette mère. Ceci est dû au caractère temporel des paquets d'ondelettes qui fait que l'erreur de quantification sur un coefficient n'est pas répercutée sur toute la fenêtre au décodage comme dans le cas des transformées fréquentielles.

Pour que la transformée reste rapide, le choix du recouvrement minimal consiste à ajouter un coefficient par paquet. Si la profondeur de la décomposition est D , cela revient à 2^D coefficients

par tranche, dont la moitié est ajoutée de chaque côté de la tranche. Avec ce recouvrement, l'effet de bord devient inaudible même lorsque le rapport de compression est élevé (> 20). Dès lors la taille de tranche minimale fixée pour le codeur est 2^{D+1} . Ce recouvrement a une conséquence directe sur le débit qui est augmenté d'un facteur égal à $N_{fen}/L_{signal} * 2^D$.

8.2.3 Profondeur de la SDPO et arbre de meilleure base

La profondeur D de la SDPO fixe le nombre de sous-bandes et donc la résolution fréquentielle de l'analyse. Le compromis sur ce paramètre prend en compte plusieurs facteurs :

- la précision fréquentielle, $\frac{F_c}{2} \cdot \frac{1}{2^D}$,
- la taille de l'arbre de meilleure base, 2^{D+1} bits pour la DPO et $2^{D+1} + 2^D$ bits pour la SDPO,
- le nombre de sous-bandes et donc la taille du vecteur d'allocation.

Plus la précision fréquentielle est importante, plus l'information parallèle à transmettre est importante en raison du besoin de spécifier l'arbre de meilleure base pour la décomposition puis l'allocation de chaque sous-bande.

Afin d'obtenir une résolution fréquentielle proche des largeurs de bande critique de l'oreille dans les basses fréquences (≤ 100 Hz), il faut une profondeur de 7 ou 8. Ce choix offre également un bon compromis avec la taille des informations parallèles, la résolution fréquentielle étant de 172 Hz pour $D = 7$ et 86 Hz pour $D = 8$. Par rapport à la DPO, la SDPO permet de réduire l'entropie de la base mais elle augmente les informations parallèles de meilleure base et d'allocation. Le choix de la SDPO ne peut donc être fait que suite aux tests subjectifs.

8.2.4 Sorties du bloc de transformation

Les arguments en sortie du bloc de transformation sont :

- les indices de ruptures,
- la courbe du CELS,
- les coefficients des paquets d'ondelettes,
- l'arbre de meilleure base,
- l'entropie des paquets de la meilleure base et son gain entropique.

Parmi ces arguments, seuls les indices de ruptures et les arbres de meilleures bases de chaque tranche sont nécessaires au décodage et donc transmis en information parallèle pour l'écriture de la trame binaire. Les autres arguments sont utilisés par la procédure d'allocation.

8.3 Allocation

8.3.1 Principe

L'allocation est une étape de l'algorithme de codage dans laquelle les ressources binaires (bits) disponibles sont distribuées dans les sous-bandes fréquentielles avant quantification. C'est un problème de répartition de ressources. L'ouvrage de Moreau [76] et l'article de Davidson *et al* [88] présentent les détails de cette étape dont les principaux points sont résumés ici.

Les \mathbf{R} bits disponibles (fixés par le débit binaire du codeur) sont répartis en fonction d'un critère de minimisation de la distortion. Il faut donc définir un vecteur d'assignement de bits $b(k)_{k=0,\dots,M-1}$ (M est la taille d'un bloc de transformée) qui donne le nombre de bits dans la

bande k . Alors,

$$\sum_{k=0}^{M-1} [b(k)] = R. \quad (8.1)$$

Après la transformation d'une séquence, l'erreur \mathbf{E} est la somme des erreurs de chaque échantillon. Deux approches du problème sont possibles. Il est alors possible soit de minimiser \mathbf{E} en respectant le budget binaire \mathbf{R} soit de minimiser \mathbf{R} pour une qualité donnée \mathbf{E} . Il est aussi possible de faire varier le nombre de bits disponibles d'un bloc à l'autre, les bits en surplus sont alors rangés dans des réservoirs à bits.

Un critère de distortion choisi au préalable est calculé à partir de l'erreur \mathbf{E} en fonction du débit. Dans un tel algorithme, la diminution de la distortion au sens des moindres carrés n'améliore pas forcément la qualité subjective du signal. Deux critères sont fréquemment utilisés pour le codage audio : le rapport signal à masque [98, 100, 101] et l'énergie [99]. Durant la phase d'allocation, il y a toujours un compromis sur le débit et le critère de distortion : pour diminuer la distortion il faut augmenter le débit et réciproquement. Il est souvent difficile d'évaluer la relation exacte entre le débit et la distortion, la subjectivité pouvant créer des différences entre la théorie du modèle basée sur la fonction de coût choisie et les résultats du codage. Un exemple de méthode rationnelle est celle adoptée pour le codeur AAC [74] qui utilise un algorithme d'optimisation en boucle fermée de l'allocation et de la quantification.

Dans notre cas, la procédure d'allocation est réalisée de manière itérative, et alloue un bit à chaque itération pour minimiser le critère de distortion choisi. Il s'agit d'une procédure de distribution sans boucle d'optimisation par rapport à la quantification qui suit les étapes suivantes :

- Les distortions relatives à chaque coefficient en fonction du nombre de bits qui leur est alloué sont supposées connues.
- $R_i[n]$ est le nombre de bits alloués au $i^{\text{ème}}$ coefficient à la $n^{\text{ème}}$ itération.
- À chaque itération, un bit est alloué au coefficient quantifié qui a la plus grande distortion (au moment de cette itération).

Les fonctions de coût envisagées pour notre codeur sont l'énergie, basée sur l'erreur quadratique [99], et le rapport signal à masque, basé sur le modèle de la norme MPEG1 [73]. Dans le cas où la quantification est scalaire et uniforme, l'ajout d'un bit à une sous-bande augmente le rapport signal sur bruit ou signal à masque de 6 dB.

La mise en forme des trames est guidée par cette étape, qui fixe aussi la flexibilité du codeur (voir section 5.2.4). C'est en effet l'allocation qui décide des coefficients à transmettre mais aussi qui influe sur l'organisation des informations dans la trame.

D'autres techniques d'allocation existent et permettent de résoudre le problème de l'optimisation du rapport débit-distortion de manière conjointe [84, 87].

8.3.2 Nombre de bits maximal suffisant pour quantifier un signal

Les signaux traités sont quantifiés sur une référence de 16 bits. La décomposition en sous-bandes révèle qu'il n'est cependant pas nécessaire d'utiliser les 16 bits pour chaque sous-bande, étant donné que la dynamique des sous-bandes n'occupe pas toujours les 96 dB offerts. Aussi, afin d'éviter l'allocation de bits inutiles, le nombre de bits maximum allouable à chaque sous-bande est fixé par rapport au nombre de bits nécessaire pour coder la sous-bande en PCM, c'est-à-dire par rapport à son amplitude maximale. Ce critère d'allocation *maximale suffisante* est utilisé comme limite pour les autres procédures d'allocations.

8.3.3 Allocation paramétrique basée sur des critères perceptuels

Les premières procédures d'allocation de bits pour le codage de la parole ont été mises en place vers 1977 par Zelinski et Noll [99]. Elles utilisent le résultat montrant que la puissance du bruit de quantification est minimisée en allouant les bits proportionnellement à la puissance du signal d'entrée. Deux ans plus tard, en 1979, Tribolet et Crochère [100] ont constaté que minimiser l'erreur quadratique donnait de moins bons résultats que de tenir compte des phénomènes de masquage. Depuis les modèles de courbes de masquage deviennent de plus en plus pertinents [98, 103] et les procédures d'allocation de bits basées sur des critères perceptuels connaissent de nombreuses optimisations [74, 105]. L'objectif est de répartir la distribution du bruit de quantification sur le spectre du signal pour le rendre le moins audible possible, voire inaudible. Pour chaque bande de fréquence dans un bloc de signal transformé, le seuil de masquage est calculé. Les bits sont alors alloués en suivant ces courbes qui représentent le niveau au dessous duquel le bruit est inaudible.

Aucune *règle* d'allocation n'est encore définie de manière optimale dans ce domaine. Dans les différentes normes incluant une telle allocation, seul les impératifs de décodage sont fixés afin de laisser aux différents constructeurs de codeur les possibilités d'optimiser leurs algorithmes comme ils l'entendent et de pouvoir améliorer la qualité du codeur par la suite. Actuellement, différentes stratégies sont utilisées suivant les codeurs existants :

- Dans le cas du codeur Dolby AC-3 utilisé pour les DVD, la courbe de masquage est recalculée au niveau du décodeur ce qui permet d'allouer uniquement des bits aux fréquences non masquées.
- Dans le cas du codeur ATRAC utilisé dans les minidisc, toutes les fréquences sont codées mais moins de bits sont alloués aux fréquences masquées.

Le premier, s'il est plus efficace au niveau de la compression (environ $\frac{1}{12}$ pour AC-3 contre $\frac{1}{5}$ pour le ATRAC), ne permet pas l'enregistrement en direct (temps-réel), ce que permet le codage du Minidisc.

Dans notre codeur, le modèle psychoacoustique employé est basé sur le modèle de la norme MPEG1 [73] décrit aussi dans [76]. Ce modèle calcule le seuil de masquage à partir de la somme des contributions individuelles des coefficients du spectre normalisé et utilise des contributions différentes pour les composantes tonales et non tonales. Pour l'allocation, les seuils de masquage conservés sont les minima des sous-bandes définies par les limites théoriques des paquets correspondants au banc de filtres issu de la recherche de meilleure base.

8.3.4 Allocation sur critère mixte

Pour une allocation uniquement énergétique, la décomposition en paquets d'ondelettes permet une reconstruction du signal de meilleure qualité que les autres transformées. La prise en compte des phénomènes psychoacoustiques est différente pour la SDPO et pour les transformées à résolution fréquentielle plus élevée comme les MDCT et banc de filtres car le repliement entre sous-bandes est nettement plus important dans le cas des ondelettes. Ce repliement conduit à l'apparition d'artefacts rendant perceptible le bruit de codage.

Dans notre cas, des écoutes critiques ont montré que l'utilisation d'une allocation uniquement psychoacoustique pouvait entraîner des artefacts caractérisés par la naissance d'une inharmonicité (effet *son de cloche*, comparable à un écho fréquentiel). D'autre part, une allocation uniquement énergétique sur des signaux de type percussif se traduit par une dégradation qualitative du signal proportionnelle au facteur de compression. L'allocation suit donc un schéma original mélangeant critères énergétiques et psychoacoustiques pour pallier ces artefacts.

Le premier effet est dû à la façon dont est effectuée l'allocation psychoacoustique de chacune

des tranches. La meilleure base obtenue fournit une partition de l'axe fréquentiel. Ce sont les limites théoriques de cette partition qui sont utilisées pour réaliser l'allocation psychoacoustique, et le seuil du rapport signal à masque RSM de chaque paquet d'ondelettes est calculé suivant cette partition. Les ressources sont alors allouées dynamiquement aux paquets ayant le plus fort rapport signal à masque, qui est mis à jour à chaque bit alloué. Cependant, pour un pavage théorique donné, c'est l'ondelette utilisée pour la SDPO qui fixe la résolution fréquentielle effective des paquets. En d'autres termes, les limites fréquentielles utilisées pour l'allocation des paquets ne correspondent pas exactement au contenu fréquentiel des paquets. Dans ces conditions, il est important de faire une pré-allocation énergétique pour allouer même faiblement les sous-bandes les plus énergétiques, car elles peuvent correspondre à une partie de signal non masqué repliée dans une autre sous-bande de la décomposition en paquets d'ondelettes. L'allocation énergétique est basée sur l'énergie des différents paquets de la meilleure base.

En résumé, la procédure d'allocation suit un algorithme classique de distribution dynamique des ressources. Les ressources sont simplement divisées en deux groupes, le premier étant destiné aux paquets les plus énergétiques et le second servant aux paquets les plus masquants.

Du fait que les artefacts précédents dépendent fortement de la nature du signal codé (tonale ou percussive), les mesures d'entropie aux niveaux temporel et fréquentiel peuvent être utilisées lors de la phase d'allocation pour pondérer relativement l'énergie et le masquage. Aucun critère de pondération n'a encore été mis au point et les deux types d'allocations se partagent actuellement les ressources de manière fixe.

8.4 Quantification

Le codeur proposé adopte une quantification scalaire dont le principe est rappelé dans cette partie. Les quantifications fréquemment utilisées dans le cadre du codage audio, à savoir les quantifications scalaires et vectorielles, sont présentées en détail dans [76]. Enfin, il existe de nombreuses autres techniques de quantification pour des applications spécifiques, dont les principales sont présentées dans l'article de synthèse de Gray et Neuhoff [102].

Le signal x est supposé réparti suivant une densité de probabilité f_x . La quantification scalaire suit cette loi de répartition pour quantifier plus finement les valeurs apparaissant plus souvent. C'est le cas par exemple des lois μ ou A utilisées pour le codage des signaux de parole.

Le cas de la densité de probabilité uniforme est très utilisé dans le codage audio car il conduit au codage PCM de la musique. Le signal est supposé prendre ses N valeurs uniformément entre deux bornes $[a, b]$. On dispose de R bits qui définissent 2^R pas de quantification. La distortion moyenne induite par la quantification scalaire uniforme est obtenue en considérant le pire des cas, lorsque $y_i = \frac{x_i - x_{i-1}}{2}$:

$$D = \sum_{i=1}^N \int_{x_{i-1}}^{x_i} (x - y_i)^2 \frac{1}{N\Delta} dx = \frac{\Delta^2}{12}. \quad (8.2)$$

Ceci permet de retrouver le résultat concernant l'ajout d'un bit à la quantification scalaire uniforme. L'ajout d'un bit réduit l'intervalle d'approximation car $\Delta = \frac{(b-a)}{N}$ où $N = 2^R$. Alors

$$D' = \frac{\Delta'^2}{12} = \frac{(b-a)^2}{12} \cdot \frac{1}{N^2} = C^{te} \cdot 2^{-2(R+1)} = \frac{D}{4}. \quad (8.3)$$

L'ajout d'un bit diminue donc la distortion du signal de $6dB$, car $10 \log_{10} 4 = 6$.

Ce calcul n'est trivial que dans le cas d'une loi de quantification uniforme. Pour les lois non linéaires de quantification, l'ajout d'un bit n'entraîne pas une diminution uniforme du bruit de

codage. Toutefois, quelle que soit la loi de distribution du signal, deux principes minimisant l'erreur quadratique sont à retenir :

- *Règle du plus proche voisin* : les entrées doivent être quantifiées à la valeur la plus proche parmi les pas de quantification.
- *Condition du centre de gravité* : la valeur optimale au niveau du décodeur (phase de déquantification) est la moyenne de la distribution de l'entrée sur chaque intervalle.

Dans notre codeur, la quantification actuellement implémentée est une quantification scalaire uniforme. Ce choix est sous-optimal compte tenu des nombreuses techniques de quantification non uniforme ou vectorielle existantes pour les paquets d'ondelettes. La loi de répartition des paquets d'ondelettes alloués pour la meilleure base est de type Laplacienne. À ce stade du développement, seule la table des facteurs d'échelles prend en compte la répartition Laplacienne des paquets d'ondelettes alloués.

8.5 Mise en forme de la trame binaire

La mise en forme de la trame binaire proposée dans cette section n'a fait le sujet d'aucune optimisation. Elle est constituée dans l'unique but d'évaluer le rapport de compression à partir de la taille du fichier compressé.

Pour plus de clarté, les informations issues de chacun des blocs sont écrites dans des fichiers différents puis regroupés dans un fichier “zippé” pour s'approcher du résultat du codage entropique qui n'a pas été implémenté. Ainsi, les fichiers créés contiennent séparément :

- le vecteur des ruptures temporelles,
- les arbres des meilleures bases pour chaque tranche,
- les allocations des paquets de chaque tranche,
- les paquets quantifiés de chaque tranche.

Les paragraphes suivant présentent l'écriture de chacun de ces fichiers.

8.5.1 Fichier des ruptures temporelles

Les deux paramètres connus pour l'analyse par le CELS sont la longueur des fenêtres et le pas de glissement. Dès lors, toutes les ruptures détectées sont un multiple du pas. Comme le pas a lui même été choisi étant un multiple de la longueur des fenêtres, la longueur des fenêtres est facilement décomposable sur une base numérique $A * L_{fen} + B * L_{pas}$.

Avec les valeurs numériques $L_{fen} = 4096$ et $L_{pas} = 256$ choisies, il faut 4 bits pour coder B puisque $L_{pas} = 2^4 * L_{fen}$. En attribuant 3 bits à A la taille maximale des fenêtres est 32512 échantillons soit 0.74s. Il n'est cependant pas fréquent qu'une fenêtre d'une telle longueur résulte de la segmentation du CELS et deux bits peuvent suffire pour A , aussi, un bit de choix pour A est placé en entête du fichier. Il vaut 0 lorsque 2 bits suffisent pour A et 1 lorsque les trois bits sont nécessaires. Ce bit est calculé à partir du vecteur des ruptures. Chaque rupture est codée sur un mot de 7 bits. Pour une seconde de signal¹, le nombre de ruptures détectées par le CELS est de l'ordre de 15 ± 5 . Le coût du vecteur de ruptures est donc de l'ordre de 105 ± 35 bps.

Pour un signal segmenté en N tranches, dont les longueurs respectives s'écrivent en fonction des A_i et B_i , pour $i = 1, \dots, N$, le fichier des ruptures est alors organisé de la manière suivante :

¹ce nombre moyen de ruptures est établi à partir d'échantillons de parole, car la parole est un signal avec de nombreuses ruptures

Bit de choix A sur 2 ou 3 bits	Multiples de L_{fen} sur 2 ou 3 bits			Multiples de L_{pas} pas sur 4 bits		
	A_1	...	A_N	B_1	...	B_N

Tab. 8.1: Organisation du fichier contenant les indices de la segmentation temporelle

8.5.2 Fichier des arbres de meilleures bases

À l'issue de la recherche de meilleure base l'arbre est déjà codé en binaire. Le principe est d'attribuer un bit de valeur nulle par défaut à chaque nœud de l'arbre, et de mettre à 1 les bits des nœuds non terminaux. La meilleure base est retrouvée en parcourant l'arbre de haut en bas à la recherche des premiers bits nuls de chaque branche. Il y a autant de nœuds que de paquets, soit $2^{D+1} - 1$ pour la DPO et $3 * 2^D - 2$ pour la SDPO.

L'information sur les arbres de meilleure base est relativement coûteuse, de l'ordre de 11 kbps pour une profondeur de décomposition $D = 8$ avec la SDPO. Pour une DPO de profondeur $D = 7$, le nombre de bits moyen est réduit à 4 kbps.

Il est possible de réduire ce nombre de bits moyen par l'utilisation d'un codage entropique. En effet, les arbres contiennent plus de 50% de valeurs nulles principalement regroupées vers la fin du vecteur de l'arbre. Il est de plus possible d'augmenter l'entropie des grands mots composés de '1' et de '0' dans le fichier des arbres de meilleures bases au moment de son écriture en retournant un vecteur sur deux. Ceci permet de regrouper les '0' de fin de vecteurs ensembles sur deux vecteurs successifs puis de regrouper les '1' de début avec le vecteur précédent.

Grâce au codage entropique, le fichier des arbres de meilleure base est compressé de plus de 50%. L'organisation du fichier est présentée dans le tableau suivant, où $Btree_i$ dénote le vecteur de l'arbre pour la i -ème tranche temporelle :

Btree ₁	Btree ₂ retourné	...	Btree _N retourné si N pair
--------------------	--------------------------------	-----	--

Tab. 8.2: Organisation du fichier contenant les arbres de meilleure base

8.5.3 Fichier des allocations

L'information sur l'allocation contient d'une part le nombre de bits alloués à chaque sous-bande et d'autre part les facteurs d'échelle pour chaque sous-bande allouée.

Le nombre de bits étant compris entre 0 et 16, il est facilement codable sur 4 bits (il suffit pour cela d'exclure la valeur 16 bits qui n'est jamais atteinte lors d'une procédure d'allocation). Lorsque le facteur de compression est élevé il n'est pas nécessaire d'utiliser 4 bits car le nombre maximal de bits utilisés par sous bande ne dépasse pas 8. Aussi pour chaque tranche, le nombre de bits maximal nécessaire pour l'allocation est codé sur 2 bits, le nombre de bits nécessaires allant de 1 à 4.

Pour coder de manière efficace les facteurs d'échelle, une table contenant les valeurs les plus fréquentes a été créée. Cette table, construite de manière empirique par observation des paquets d'ondelettes alloués sur quelques signaux test peut être optimisée par un apprentissage statistique. La table actuelle compte 16 valeurs et permet de coder le facteur d'échelle dans la trame sur 4 bits. Le facteur d'échelle est uniquement écrit pour les sous-bandes qui sont allouées (nombre de bits alloués au paquet $\neq 0$).

L'écriture de ce fichier est effectuée de manière identique pour chaque tranche, comme le montre le tableau 8.3.

Tranche 1							...
Bits max Alloc.	Bits paquets 1	Fact. éch. 1 ou Bits paquets 2	...	Bits paquets L	Fact. éch. L ou rien		

...	Tranche N					
	Bits max Alloc.	Bits paquets 1	Fact. éch. 1 ou ou Bits paquets 2	...	Bits paquets L	Fact. éch. L ou rien

Tab. 8.3: Organisation du fichier contenant les informations sur l'allocation des sous-bandes.

8.5.4 Fichier des paquets quantifiés

Les trois fichiers précédents contiennent toute l'information parallèle nécessaire au décodage des coefficients. Ainsi, les coefficients des paquets quantifiés peuvent être écrits directement à la suite les uns des autres pour chaque tranche. Le tableau ci-dessous présente donc l'organisation de ces paquets dans le fichier. La lecture de ce fichier au décodage ne pourra se faire qu'après lecture du fichier des allocations.

Tranche 1			...	Tranche N		
Coef. 1 ^{er} paquet alloué	...	Coef. dernier paquet alloué		Coef. 1 ^{er} paquet alloué	...	Coef. dernier paquet alloué

Tab. 8.4: Organisation du fichier contenant les coefficients quantifiés.

8.5.5 Constitution du fichier compressé et décodage

Un seul fichier compressé est finalement constitué en deux étapes. Les quatre fichiers sont tout d'abord archivés dans un fichier "tar" qui est ensuite compressé par un algorithme de type Lempel-Ziv [115], donnant un fichier "zip". Cette dernière opération permet notamment d'ajouter une vérification de l'intégrité de la trame propre aux algorithmes d'archivage et de compression de fichiers.

Pour le décodage du fichier, il faut d'abord "dézipper" le fichier (algorithme *unzip*) puis le désarchiver (*tar*) pour retrouver les 4 fichiers séparément. La lecture pour le décodage se fait dans le même ordre que l'écriture à savoir :

- lecture du fichier des indices de ruptures ; il permet de connaître la longueur de tranches temporelles,
- lecture du fichier des arbres de meilleures bases ; il permet de retrouver pour chaque tranche temporelle la base fréquentielle d'analyse,
- lecture du fichier des allocations ; il permet pour chaque tranche de connaître quelles sont les paquets alloués et leurs facteurs d'échelles respectifs,
- lecture du fichier des paquets quantifiés ; il permet de reconstruire les coefficients des paquets de la meilleure base pour chaque tranche et donc de faire la synthèse du signal, par transformation inverse et ajout des recouvrements.

8.6 Complexité générale du codeur

Le codeur a été développé sous l'environnement de programmation Matlab[®]. Un signal a été défini comme une structure, comprenant les champs nécessaires pour représenter les signaux originaux et compressés en incluant la segmentation dans le plan temps-fréquence. La liste des champs de la structure *signal* est donnée ci-dessous :

L taille du vecteur signal,

F_e fréquence d'échantillonnage,

Coef coefficients PCM,

Ruptures informations sur la segmentation temporelle : scalaire, correspondant à la taille des fenêtres pour une segmentation fixe et indices des ruptures détectées par le CELS pour une segmentation adaptée,

Sousbandes informations sur la segmentation fréquentielle : Matrices des arbres de meilleure base fréquentielle de chaque tranche temporelle,

CoefPaquets coefficients des paquets d'ondelettes pour chaque tranche temporelle,

Débit information relative au facteur de compression,

Bpss vecteurs d'allocation des paquets issus de la meilleure base pour chaque tranche temporelle,

CoefPaquetsQuantif Coefficients des paquets quantifiés pour chaque tranche temporelle.

Chaque bloc du codeur utilise et renseigne un ou plusieurs champs de la structure *signal*. L'écriture de la trame binaire est alors effectuée directement à partir de cette structure. Si cela simplifie la programmation et le passage d'arguments entre les différentes fonctions utilisées pour le codeur, la contrepartie est que les fonctions recalculent les paramètres nécessaires à traiter chaque tranche temporelle.

En l'état actuel, l'algorithme de codage est d'une complexité très importante. Dans ces conditions, l'encodage d'un signal de 10 secondes échantillonné à 44,1 kHz prend environ 5 minutes sur un PC équipé d'un processeur à 200 MHz. Sur des processeurs plus récents (cadence d'horloge supérieure à 1GHz), ce temps devient inférieur à une minute.

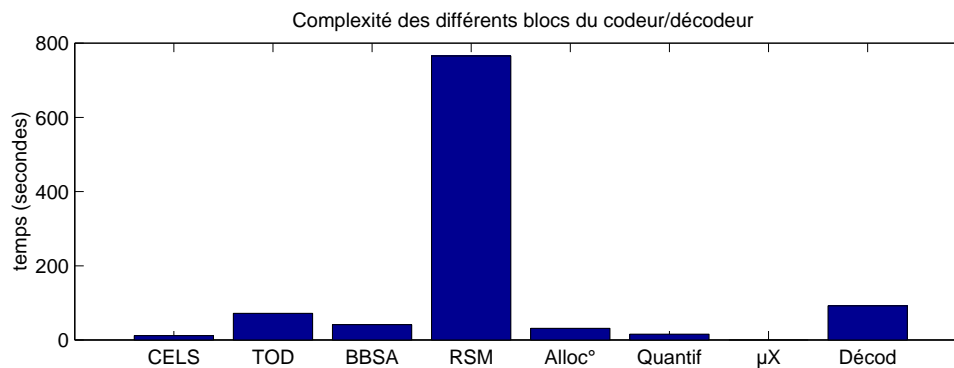


Fig. 8.3: Répartition de la complexité sur les différents blocs à l'encodage et au décodage. De gauche à droite : segmentation temporelle, décomposition en paquets d'ondelettes, recherche de meilleure base, courbes de masquage, allocation, quantification, écriture trame et décodage.

Une étude de la répartition de la complexité par rapport aux différents blocs a montré que la majeure partie du temps de codage est utilisée pour le calcul du rapport signal à masque. Ceci est normal car les courbes de masquages sont calculées selon un modèle générique, et aucun paramètre n'est prédéfini, comme dans le cas des codeurs standards. La figure 8.3 montre la

répartition de la complexité sur les différents blocs à l'encodage ainsi que la complexité du décodage.

8.7 conclusion

Le détail de l'implémentation des différents blocs du codeur proposé est présenté dans ce chapitre. L'écriture de la trame binaire a également été envisagée afin d'évaluer le facteur de compression. Ainsi, l'ajout des informations parallèles entraîne une augmentation de la taille du fichier compressé de l'ordre de 15% pour l'organisation de trame binaire proposée. Enfin, la répartition de la complexité sur les différentes parties du codeur est donnée.

L'optimisation du temps d'encodage est facilement envisageable, et le simple fait de traduire l'algorithme en langage C devrait permettre d'obtenir une version rapide du codeur. Toutefois, l'optimisation des paramètres d'allocation reste prioritaire dans les perspectives.

Les différentes évaluations du codeur font l'objet du chapitre suivant.

Chapitre 9

Évaluations du codeur audio

Sommaire

9.1	Introduction	127
9.2	Exemple d'encodage d'un signal	127
9.3	Interface pour la comparaison des schémas de codage	128
9.3.1	Résultats préliminaires	131
9.4	Évaluations subjectives	131
9.4.1	Comparaison absolue	132
9.4.2	Comparaison au standard MPEG-1, layer3	133
9.5	Conclusion	136

9.1 Introduction

Ce chapitre présente les résultats obtenus pour le codeur dont l'implémentation est détaillée au chapitre précédent. Pour cela une interface a été développée afin de comparer l'assemblage de différentes solutions pour chacun des blocs de la chaîne de codage. Enfin, des tests subjectifs sont proposés pour évaluer la qualité des signaux décodés par rapport aux signaux originaux d'une part et aux signaux décodés par un codeur standard d'autre part.

9.2 Exemple d'encodage d'un signal

Dans cet exemple, nous montrons les différentes étapes du codage sur un signal de clavecin échantillonné à 44.1 kHz pour un rapport de compression de 10. Le signal est constitué de 3 notes successives constituant un accord, et son spectrogramme est donné à la figure 9.1. La figure 9.2 montre le signal encodé puis décodé ainsi que l'erreur de codage. La grille verticale indique les points détectés comme points de ruptures par le CELS, qui détectent précisément les occurrences des trois notes. L'erreur de codage montre que la localisation précise de la première note permet de réduire l'effet de pré-écho, au sens où l'erreur n'est pas répercutée avant l'arrivée de la note comme cela serait le cas si la segmentation était mal adaptée (apparition de la note au milieu d'une fenêtre d'analyse).

La figure 9.3 montre le détail de l'allocation constituée des contributions énergétique et psychoacoustique pour la tranche 3, indiquée figure 9.2. La courbe du haut représente le rapport signal à masque obtenu pour la tranche et la grille verticale marque les limites correspondantes à la meilleure base. Chaque paquet est ensuite quantifié uniformément.

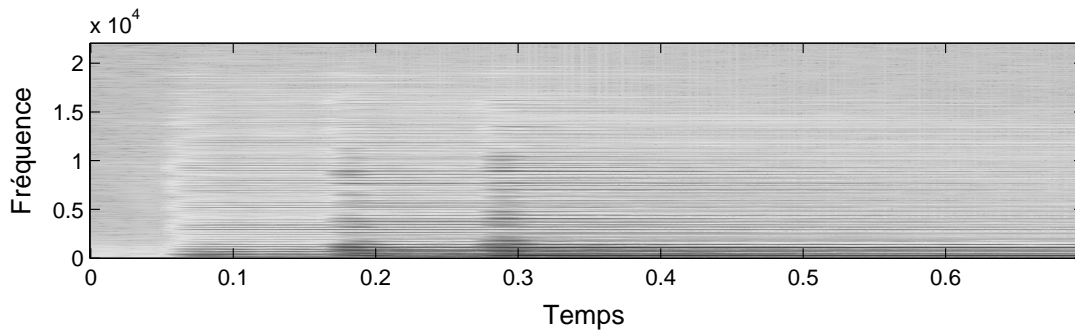


Fig. 9.1: Spectrogramme du signal encodé.

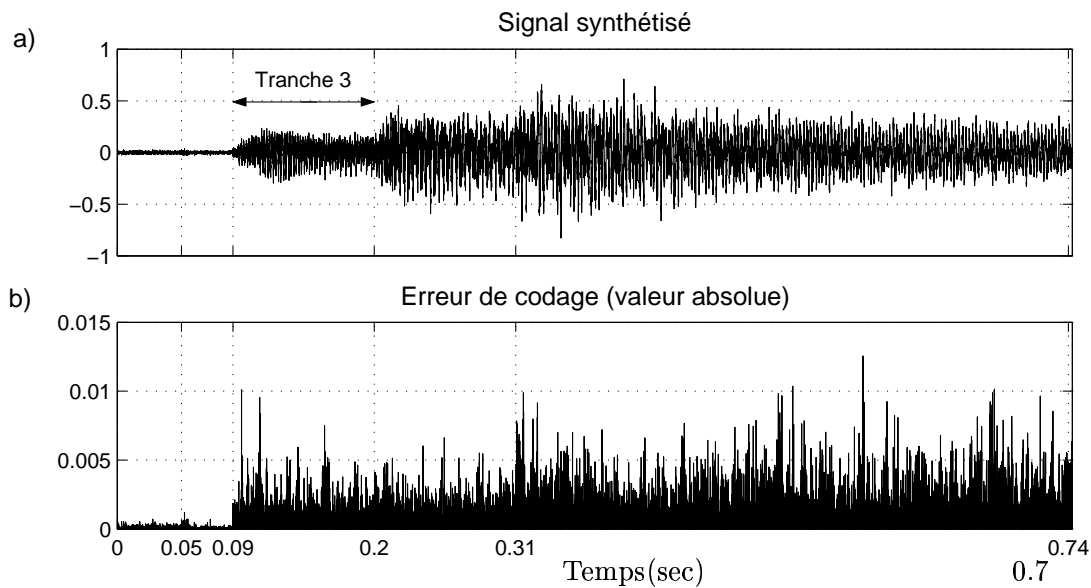


Fig. 9.2: a) Signal décodé et indices de segmentation temporelle obtenus par le CELS (grille verticale). b) Erreur de codage.

Le fichier original de ce signal fait 65580 octets, l'écriture de la trame binaire engendre un fichier de taille 7601 octets. Le rapport de compression est donc de 8,5 pour un rapport de 10 sur les coefficients. Cela montre que l'information parallèle peut être codée de manière peu coûteuse, même lorsqu'elle est stockée de manière simpliste comme c'est le cas ici.

9.3 Interface pour la comparaison des schémas de codage

Une interface a été développée pour évaluer facilement le gain de codage apporté par notre schéma de représentation dans un codeur. Le but de cette interface est de proposer une architecture ouverte permettant de comparer différents types de codeurs. Pour cela l'interface présente les blocs de la chaîne de codage et l'utilisateur peut choisir pour chacun des blocs différentes stratégies. Le cadre situé à droite de la fenêtre permet à l'utilisateur de régler différents paramètres du codeur. Il peut par exemple choisir le facteur de compression global, la taille des fenêtres dans le cas d'une segmentation fixe, le pas du détecteur utilisé ou encore l'ondelette mère pour la SDPO.

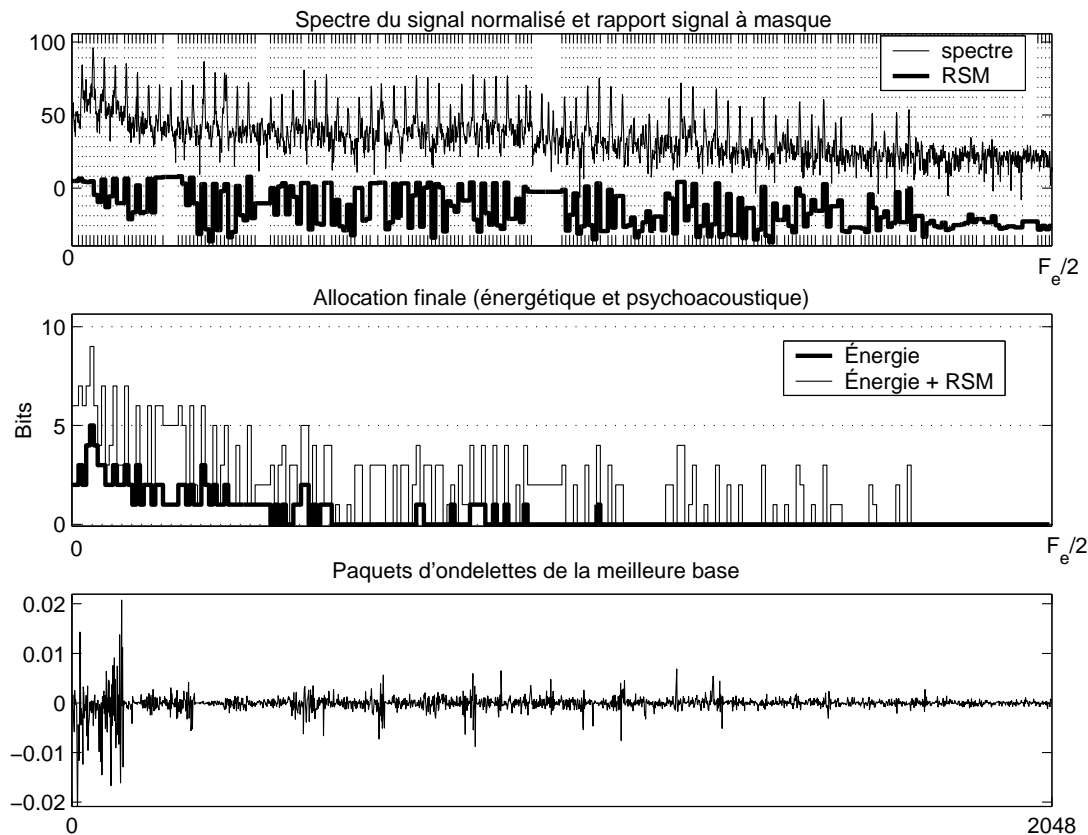


Fig. 9.3: De haut en bas : 1) Rapport signal à masque et partition fréquentielle correspondant à la meilleure base (entre 0 et $\frac{F_e}{2}$). 2) Allocation mixte pour la tranche, contributions énergétiques et psychoacoustiques. 3) Coefficients des paquets d'ondelettes issu de la meilleure base.

Une capture d'écran de l'interface est montrée à la figure 9.4. On y voit donc la chaîne de codage, où différents choix sont accessibles pour chaque bloc sous forme de menus déroulants, tandis que les valeurs sont à rentrer dans des zones de textes éditables. Il est possible de coder des fichiers sons de types `'wav'` ou `'au'` qui sont les formats standards pour les plate-formes Windows et Unix. Les formes d'ondes du fichier ouvert et du signal codé-décodé sont affichées de manière superposée afin de pouvoir observer quelques différences telles que les effets de blocs ou la distortion.

Les différents choix possibles sont actuellement

- pour la **segmentation** : Fixe ou adaptée (à l'aide du CELS),
- pour la **transformée** : Transformée en Cosinus Discret (DCT), Transformée à recouvrement Orthogonal (MLT) ou Décomposition en Paquets d'Ondelettes (SDPO),
- pour l'**allocation** : Énergétique, Psychoacoustique ou Mixte (pour la SDPO),
- pour la **quantification** : Seule la quantification uniforme a été implémentée ,
- pour le **codage entropique** : Ce bloc n'a pas été implémenté. La validation du choix dans l'interface entraîne l'écriture de la trame binaire pour le codeur par SDPO. Cela permet de connaître la taille du fichier compressé et donc le rapport de compression.

L'architecture de l'interface est conçue pour pouvoir ajouter facilement de nouvelles fonctions dans chacun des blocs.

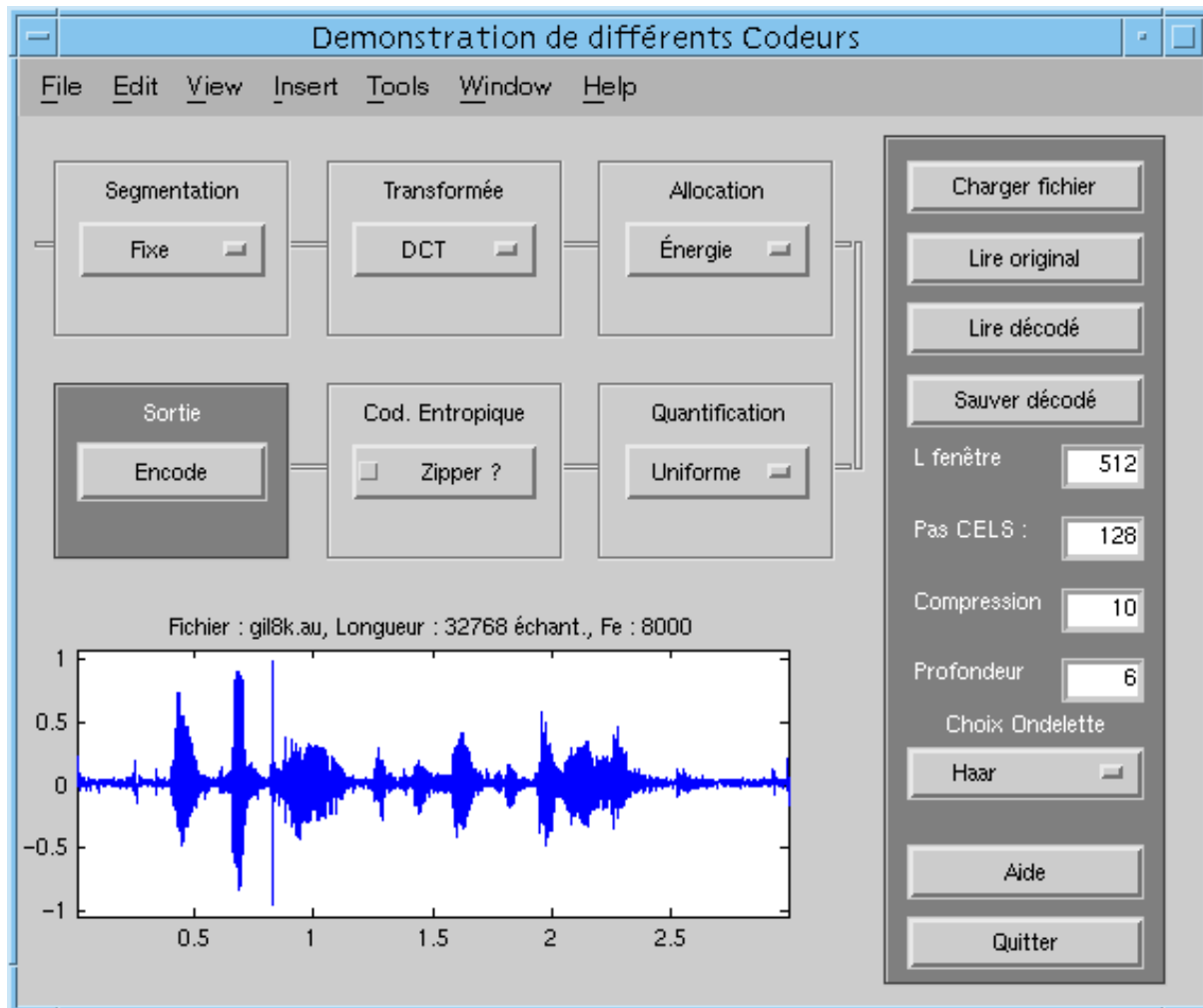


Fig. 9.4: Interface pour la comparaison des différents types de codeurs implémentés.

9.3.1 Résultats préliminaires

Les différents arrangements des choix des blocs permettent dans un premier temps de constater les artefacts tels l'effet de blocs pour l'utilisation de la DCT ou encore le pré-écho pour l'utilisation de la MDCT.

Le réglage du facteur de compression permet de juger qualitativement de la dégradation en fonction du type d'allocation. Ainsi, pour une allocation énergétique la définition du signal se dégrade jusqu'à ce qu'il devienne inintelligible tandis que pour une allocation psychoacoustique c'est le bruit de codage qui augmente jusqu'à ce que le signal soit noyé dans ce bruit.

Qualitativement, l'arrangement des blocs pour constituer notre codeur donne la meilleure solution.

Une fois les différents paramètres réglés, nous avons pu encoder une série de fichiers sonores en vue de mettre en place les tests subjectifs. Dans la suite, les tests sont effectués pour évaluer la qualité de la SDPO couplée à la procédure d'allocation mixte, énergétique et psychoacoustique.

9.4 Évaluations subjectives

Une vaste gamme de signaux audios ont été testés, de manière à vérifier la nature *large bande* de notre schéma de représentation. La liste des sons utilisés est donnée tableau 9.1. Ces sons ont été extraits de CD ou enregistrés dans différentes conditions (avec bruit de fond, différents micros).

Descriptif	Durée (secondes)	Désignation
Carillon	3	Cari
Clarinet solo	12	Clar
Didgeridoo	3	Didg
Musique moderne	12	Pop
Guitare acoustique	12	Guitr
Violon solo	3	Viol
Castagnettes	3	Castg
Castagnettes et 50 Hz	3	Cst50
Métronome et 50 Hz	1.5	Métro
Clavecin notes	3	ClavN
Clavecin accords	3	ClavA
Parole	3	Paro

Tab. 9.1: Descriptifs et durées des sons utilisés pour les tests subjectifs.

Les tests ont pour principal but d'évaluer le potentiel du schéma de codage proposé pour voir s'il est intéressant de travailler sur l'optimisation des autres parties, notamment de la quantification.

Deux évaluations ont été mises en place. La première permet de noter le codeur sur une échelle de 5 valeurs en comparant les signaux décodés aux signaux originaux. Le deuxième situe notre codeur parmi les standards existants en comparant de manière aveugle les signaux décodés par notre codeur et par les codeurs standards. Dans ce cas là le sujet donne sa préférence pour un des deux signaux entendus. Pour les deux tests, seul le rapport de compression 10 a été évalué. Pour des facteurs de qualité supérieurs à 15, la qualité se dégrade et nécessite la mise en place de la pondération de l'allocation, ainsi qu'une réduction préalable de la bande passante comme c'est le cas pour les codeurs standards.

Les sujets qui ont participé aux tests subjectifs ne sont pas des experts du domaine mais la majorité suivent une formation d'acoustique et sont donc sensibilisés à l'audio en général.

Les informations relatives aux tests subjectifs dont nous nous sommes inspirés sont développées dans la dernière section de l'article de synthèse de Painter et Spanias [70]. Les méthodes et résultats propres à chaque test sont présentés séparément dans les deux sections suivantes.

9.4.1 Comparaison absolue

Le test subjectif utilisé est une version très simplifiée du standard BS.1116 proposé par l'IUT-R, dont le but est de mesurer la qualité des sons compressés par rapport aux originaux sur une échelle continue allant de 1 à 5 (absolute category rating, ACR), résumée dans le tableau 9.2.

Note	Différence jugée
5	Imperceptible
4.5	Perceptible mais
4	non dérangeante
3.5	Légèrement dérangeante
3	
2	Dérangeante
1	Très dérangeante

Tab. 9.2: Échelle de différence pour la comparaison absolue.

L'interface mise en place pour les tests prend finalement en compte une échelle discrète comptant les 6 valeurs [2, 3, 3.5, 4, 4.5, 5]. La valeur 1 n'ayant jamais été prise sur les premiers tests, elle a été supprimée au profit des valeurs 3.5 et 4.5, qui permettent d'affiner la note obtenue, figure 9.5.

Le protocole de comparaison consiste à écouter l'original, puis le compressé. La possibilité est offerte au testeur d'écouter les sons jusqu'à deux fois dans l'ordre souhaité. Le test sur le son suivant est accessible lorsqu'une note a été validée. À l'issue du test, le bouton *Fin* (en bas à droite de l'interface, figure 9.5) devient accessible et les notes sont affichées avec leur moyenne et enregistrées dans un fichier.

L'ordre d'apparition des sons est tiré au hasard de manière à limiter l'influence de la position des sons sur la moyenne générale des notes (facteurs tels que apprentissage ou fatigue). De plus, afin de vérifier la bonne foi des testeurs, le 6^e son compressé du test est remplacé par l'original. Un test pour lequel cette note n'est pas égale à 5 est difficilement interprétable.

Bien que le test n'ait été effectué que sur 8 sujets, l'écart type sur la moyenne obtenue pour chaque testeur est égale à 0.13 et il est donc raisonnable de considérer la moyenne générale de ces tests comme indicative. La figure 9.6 montre la moyenne obtenue pour chaque son. Un seul testeur n'a pas noté comme transparent le sixième son et les résultats de son test n'ont pas été pris en compte.

À l'issue du test, les sujets ont jugé la différence minime entre les sons originaux et les sons compressés. La moyenne générale atteint 4.32, ce qui est un score tout à fait satisfaisant pour le rapport de compression proposé. Pour indication, les tests étant effectués de manière

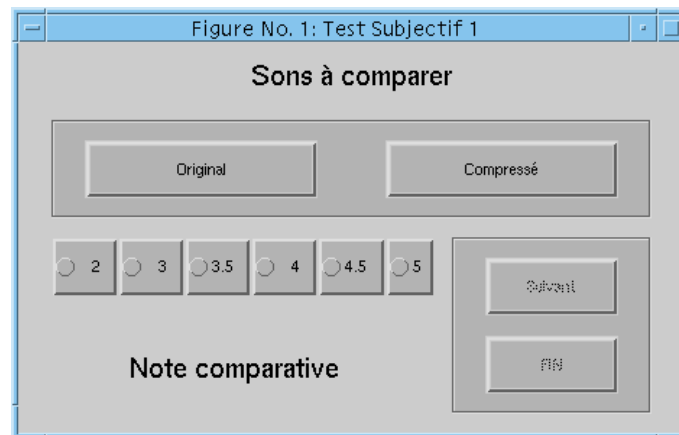


Fig. 9.5: Interface utilisée pour la comparaison absolue par paire.

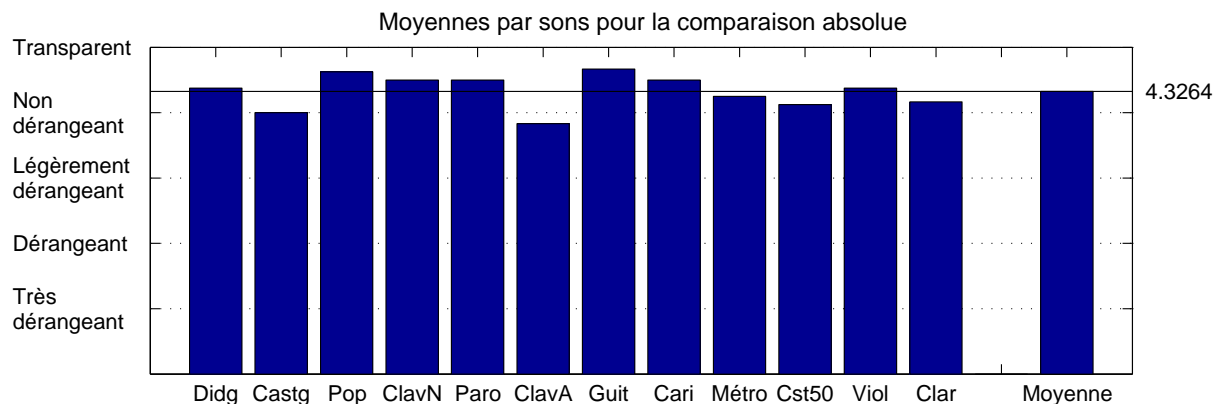


Fig. 9.6: Résultat de la comparaison absolue pour chaque son et note moyenne pour tous les sons.

extrêmement plus rigoureuse, au même débit, le codeur AC-3 obtient la note de 4.48 et le MPG-1 L2 obtient 3.82, voir article de Painter *et al.* [70].

Une critique est cependant apparue à plusieurs reprises, montrant un des défauts de notre codeur. Pour le son “ClavA” comportant un accord de clavecin fortissimo, l’attaque est bien rendue mais un bruit d’eau apparaît en fond. Les ressources de l’allocation ne sont pas suffisantes pour rendre le bruit de masquage inaudible pour un tel son étant à la fois très riche harmoniquement, et relativement percussif donc énergétique. Cet artefact montre la nécessité soit d’étudier précisément la pondération énergétique/psychoacoustique, soit de mettre en place une technique de type réservoir de bits sur les zones moins énergétiques.

9.4.2 Comparaison au standard MPEG-1, layer3

Le but de ce test est d’obtenir une note préférentielle pour un système de codage plutôt qu’un autre. Aussi, nous voulons comparer notre codeur au standard MPEG-1 L3 pour un

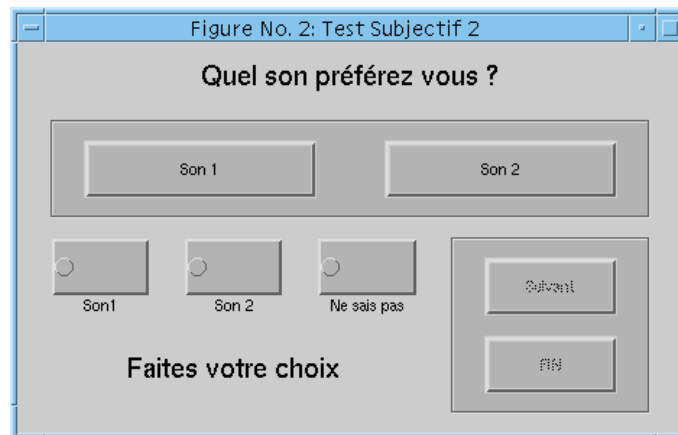


Fig. 9.7: Interface utilisée pour la comparaison aveugle par paire.

débit de 96 kbps, débit estimé pour notre codeur pour un rapport de compression voulu de 10, d'après l'exemple 9.2. Les signaux MPEG-1 L3 ont été compressés à l'aide du codec de l'institut Fraunhofer, qui a contribué de manière significative à la mise en place de ce format.

Le test subjectif utilisé pour effectuer une comparaison entre deux signaux compressés est basé sur la recommandation P.800/P.830 de l'IUT-T. Le principe est de comparer deux sons de manière *aveugle*, c'est-à-dire sans savoir quel son est encodé par le codeur proposé et quel son est encodé par le MPEG-1 L3. Dans la recommandation, les deux sons sont comparés sur une échelle à 7 valeurs. Dans notre cas, le but n'étant pas d'établir une note définitive mais un indicateur de qualité, l'échelle choisie ne permet que trois choix. L'interface présentée figure 9.7, est similaire à la première et à la question posée "Quel son préférez vous?", les choix possibles sont le premier son, le second ou *ne sais pas* lorsque la différence n'est pas perceptible. Dans un premier temps, l'ordre des sons tests est tiré aléatoirement, dans la liste donnée au tableau 9.1. Pour chaque couple de sons, la position des deux sons à comparer entre le son 1 et le son 2 est elle aussi aléatoire, pour éviter l'effet *son de référence* du premier test, qui peut suffire à persuader certains testeurs.

Les tests ont été effectués sur 12 sujets¹, qui ont tous jugés les différences minimales. Le résultat de ces tests est résumé par la figure 9.8, qui montre la difficulté d'interprétation des chiffres. La moyenne générale pour ce test semble toutefois assez proche des commentaires des testeurs, à savoir que la qualité de notre codeur est légèrement inférieure à la qualité du MPEG-1 L3, bien que dépendant de l'appréciation subjective de chacun.

Comme dans le test précédent, le son obtenant le score le plus bas pour notre codeur est l'extrait de clavecin contenant une attaque très énergétique et riche en harmoniques, avec le même commentaire sur ce son précis d'une impression de bruit de fond, décrite comme *un petit bruit d'eau derrière les attaques* différenciant les deux sons. Cette remarque ne fait que confirmer le besoin de formaliser l'allocation et de mettre en place la pondération entre les critères énergétiques et psychoacoustiques.

¹les sujets pour les deux tests sont différents

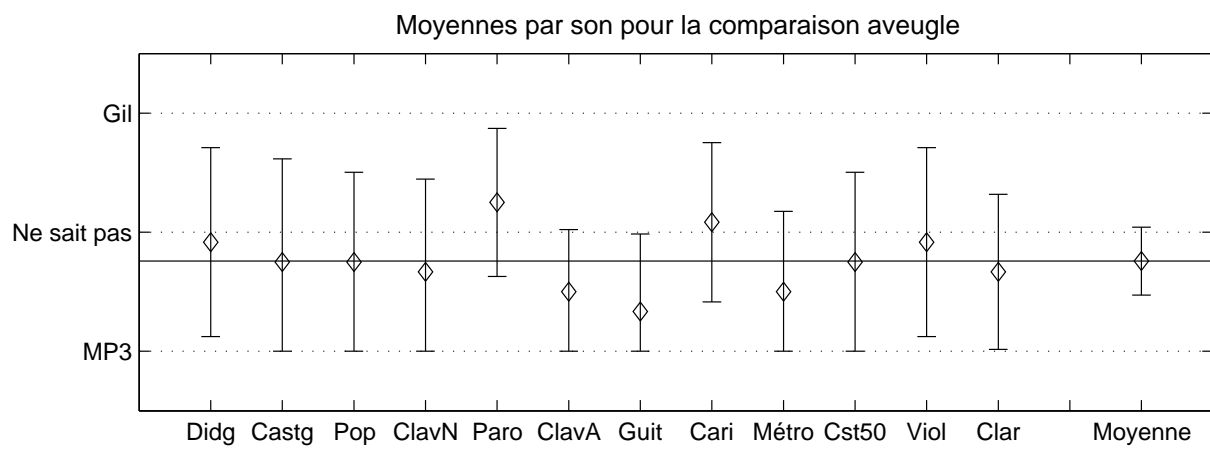


Fig. 9.8: Résultat moyen et écart types de chaque son pour la comparaison aveugle. À droite, moyenne et écart type de moyennes obtenus pour les testeurs sur tous les sons.

9.5 Conclusion

Alors que seule la transformation a été optimisée, les résultats de ce schéma de codage sont encourageants, puisque pour un facteur de compression compris entre 8 et 10, la qualité est jugée proche de la transparence pour la majorité des signaux testés.

D'autre part, ce schéma de codage reste ouvert à de nombreuses améliorations dans les différentes parties de la chaîne, notamment au niveau du modèle psychoacoustique peu adéquat pour les ondelettes. Il reste aussi important de définir un critère basé sur les différentes mesures entropiques permettant de pondérer l'allocation en faveur des critères énergétiques ou psychoacoustiques. L'emploi d'un tel critère doit permettre de réduire l'artefact mis en évidence par les tests subjectifs pour les attaques à la fois très énergétiques et riches en harmoniques.

Conclusion de la partie

Le schéma de codage proposé dans cette partie est construit sur le modèle générique des codeurs par transformée et présente l'originalité d'utiliser une représentation adaptative en temps et en fréquence non contrainte conjointement. Ce choix vient du constat que les améliorations des codeurs standards actuels portent principalement sur les parties d'allocation et de quantification, alors que la transformation adaptée au signal reste un problème ouvert et exploitable pour la compression.

Une première version du codeur a été entièrement implémentée, jusqu'à l'écriture de la trame binaire qui permet de connaître le rapport de compression final. Les détails de l'implémentation montrent les choix et compromis à effectuer sur les paramètres de la transformation ainsi que la complexité de l'algorithme de codage/décodage principalement répartie sur le calcul des courbes de masquages pour la partie psychoacoustique de l'allocation.

Suite à l'implémentation du codeur, différents tests subjectifs permettent de conclure à la validité du schéma proposé, tant au niveau de la qualité des signaux compressés qu'au niveau de la comparaison avec des standards du domaine. L'interface développée pour permettre de choisir des solutions différentes pour chacun des blocs de la chaîne de codage constitue un élément pour la comparaison des performances des transformées et allocations utilisées.

Certes le schéma proposé est encore loin des performances des meilleurs standards du domaine tels que le MPEG-2 AAC, mais compte tenu des nombreuses améliorations possibles sur le schéma proposé, l'objectif de validation du schéma de transformation est atteint.

Conclusion et perspectives

La contribution théorique de ce travail est double et porte d'une part sur la mise en place du critère de segmentation temporelle et d'autre part sur l'inclusion de nouvelles bases fréquentielles dans la décomposition en paquets d'ondelettes.

Le critère entropique local stabilisé pour la segmentation temporelle fournit un indice des variations de stationnarité du signal. Il permet d'effectuer une segmentation mettant en évidence aussi bien des points de ruptures que les limites de zones de transition. Une étude analytique appuyée par des simulations formalise les comportements du critère pour quelques signaux tests. L'étude du comportement du critère a nécessité en amont la définition d'un estimateur d'entropie locale d'un signal numérique. Ce dernier a été construit à partir de l'entropie de Shannon sur une analogie entre la densité de probabilité d'une variable aléatoire et la densité spectrale de puissance d'un signal discret.

Dans la suite de notre schéma, chaque séquence délimitée par la segmentation temporelle est décomposée sur une base d'ondelettes qui lui est propre. La décomposition en paquets d'ondelettes est en effet la seule transformée à permettre la recherche d'une meilleure base adaptée au signal. Elle isole dans des sous-bandes fréquentielles étroites les composantes énergétiques du signal et regroupe les zones vides ou de faible énergie. L'extension proposée pour la décomposition en paquets augmente la bibliothèque des bases disponibles et conséquemment la capacité d'adaptation au signal. Le gain apporté est mesuré par la diminution d'entropie de la base qui est de l'ordre de quelques pourcents.

L'utilisation des critères entropiques pour les deux segmentations permet de donner une interprétation qualitative du pavage comme un rangement des événements du signal dans des atomes du plan temps-fréquence, au sens où l'entropie mesure le désordre et sa diminution caractérise un ordre retrouvé. Le signal est alors représenté dans un pavage du plan temps fréquence où chaque atome tend à isoler un événement du signal.

Cette souplesse d'adaptation de la représentation nous a semblé propice à son application au codage audio par transformée pour laquelle la qualité est liée à la pertinence de la représentation. Son intégration a nécessité la mise en place d'un schéma de codage original au niveau de la transformation mais aussi de la procédure d'allocation utilisant des critères énergétiques et psychacoustiques. L'implémentation du codeur est détaillée dans ce rapport ainsi que la création d'une interface de tests qui permet une plus grande visibilité du travail effectué.

Nous avons comparé notre codeur aux techniques récentes de codage par transformée par le biais de tests subjectifs. Les tests bien qu'effectués de manière informelle sur un faible nombre de sujets, ont eu pour unique but de valider l'utilisation du schéma de représentation, le codeur complet pouvant encore connaître de nombreuses améliorations.

Alors que seule une partie du codeur a été optimisée, les résultats des tests donnent une qualité quasi-égale au standard MPEG-1,L3 pour des facteurs de compression inférieurs à 12. Ces résultats valident ainsi la pertinence de l'adaptation automatique du schéma de représentation proposé.

Une partie de développement du codeur reste nécessaire pour le choix des poids énergétique et psychoacoustique au niveau de l'allocation. Il est aussi important d'inclure des solutions plus performantes pour la quantification de manière à obtenir un codeur robuste et compétitif pour différents facteurs de compression. L'intégration de notre schéma dans une architecture ouverte de type MPEG-4 permettrait d'étendre la panoplie des algorithmes déjà intégrés. De plus, les critères de segmentation peuvent s'avérer pertinents pour guider le choix d'une stratégie de transformation différente pour chaque tranche.

Les deux critères utilisés dans le schéma de représentation fournissent une information de type *syntaxique* au sens où ils regroupent les mêmes comportements d'un signal et dissocient les comportements différents. Dans le cadre des représentations adaptées, il est aussi important d'avoir une information *sémantique* sur le signal analysé pour appliquer un traitement adapté à son contenu. Le couplage des deux informations données par le CELS et le gain entropique peut constituer un indice contribuant à cette connaissance sémantique.

L'estimateur d'entropie fournit lui aussi une information à la fois syntaxique par ces variations (reflétées par le CELS) et sémantique par les valeurs qu'il prend. Les perspectives d'applications des critères de segmentations peuvent donc toucher des thématiques diverses du traitement du signal telles que la détection ou encore l'indexation.

Annexes

Annexe A

Approximation de la fonction $-x.\log(x)$ pour $x \in [0, \frac{1}{e}]$

Le calcul de l'entropie utilise la fonction $x \log(x)$ sur l'intervalle $[0, 1]$. Pour mener à bien les changements de variables dans le domaine des probabilités, il est nécessaire de connaître la réciproque de la fonction. Cette fonction est de la classe des fonctions irrationnelles qui n'admettent pas de fonction réciproque. Compte tenu du comportement de la fonction en 0, il est difficile d'en obtenir un développement limité fidèle pour des ordres faibles. Or les fonctions de répartition exposées au chapitre 3 sont réparties au voisinage de 0.

Aussi, compte tenu du comportement de la fonction en 0, nous proposons ici d'approcher la fonction par un morceau d'ellipse avec une erreur relative au sens des moindres carrés de l'ordre de 0.01%, ce qui est satisfaisant pour une approche par une fonction de type quadratique.

A.1 Étude de la fonction sur l'intervalle $[0, 1]$

Dans un premier temps, on étudie la fonction sur l'intervalle $[0, 1]$. Elle est définie par :

$$f : \begin{cases} [0, +\infty[& \longmapsto & [-\frac{1}{e}, +\infty[, \\ x & \longmapsto & x \log(x), \quad \text{pour } x > 0, \\ & & 0 \quad \text{pour } x = 0. \end{cases} \quad (\text{A.1})$$

Sa dérivée vaut $f'(x) = \log(x) + 1$, et est définie sur $]0, +\infty[$. Aussi

$$f' \left(\frac{1}{e} \right) = 0, \quad (\text{A.2})$$

$$\lim_{x \rightarrow 0} f'(x) = -\infty, \quad (\text{A.3})$$

$$f'(x) < 0, \text{ pour } x \in]0, \frac{1}{e}[,$$

$$f'(x) > 0, \text{ pour } x \in]\frac{1}{e}, +\infty[.$$

Sur l'intervalle $[0, 1]$, f admet donc un minimum local en $\frac{1}{e}$, et

$$f\left(\frac{1}{e}\right) = -\frac{1}{e}, \quad (\text{A.4})$$

$$f(0) = 0 = f(1). \quad (\text{A.5})$$

A.3 Optimisation du paramètre Δ_1 de l'ellipse

Le degré de liberté étant fixé par le paramètre Δ_1 , on s'intéresse maintenant à son optimisation pour minimiser la distance des moindres carrés de l'ellipse à la fonction $x \log(x)$. Soit Δ_1 tel que

$$MSE = \min_{\Delta_1 > 0} \int_0^{\frac{1}{e}} (x \log(x) - \mathcal{E}(x))^2 dx. \quad (\text{A.9})$$

Le résultat analytique de l'optimisation n'a pas été cherché car les simulations numériques fournissent des résultats satisfaisants et le paramètre Δ_1 admet un unique minimum. L'optimisation numérique permet également d'adapter l'intervalle d'approximation de f . Le calcul des densités de probabilités mené à la section 2.6.3 nécessite de connaître la fonction sur un intervalle beaucoup plus petit que $[0, \frac{1}{e}]$, typiquement $[0, \frac{1}{N_c}]$. Dans ce cas, l'erreur des moindres carrés est optimisé pour une somme allant de 0 à $\frac{1}{N_c}$.

La figure A.2 montre les approximations obtenues d'une part avec le cercle et d'autre part avec l'ellipse, ainsi que l'erreur relative des moindres carrés en fonction de Δ_1 . Quel que soit l'intervalle d'approximation, $[0, \frac{1}{e}]$ sur la figure, l'erreur relative obtenue est d'environ 0.01%. Le rapport entre l'erreur relative en % du choix de l'ellipse par rapport au cercle ($\Delta_1 = 0$) est de 100. Le tableau A.3 donne les valeurs trouvées pour les paramètres Δ_1 et Δ_2 optimaux calculés sur

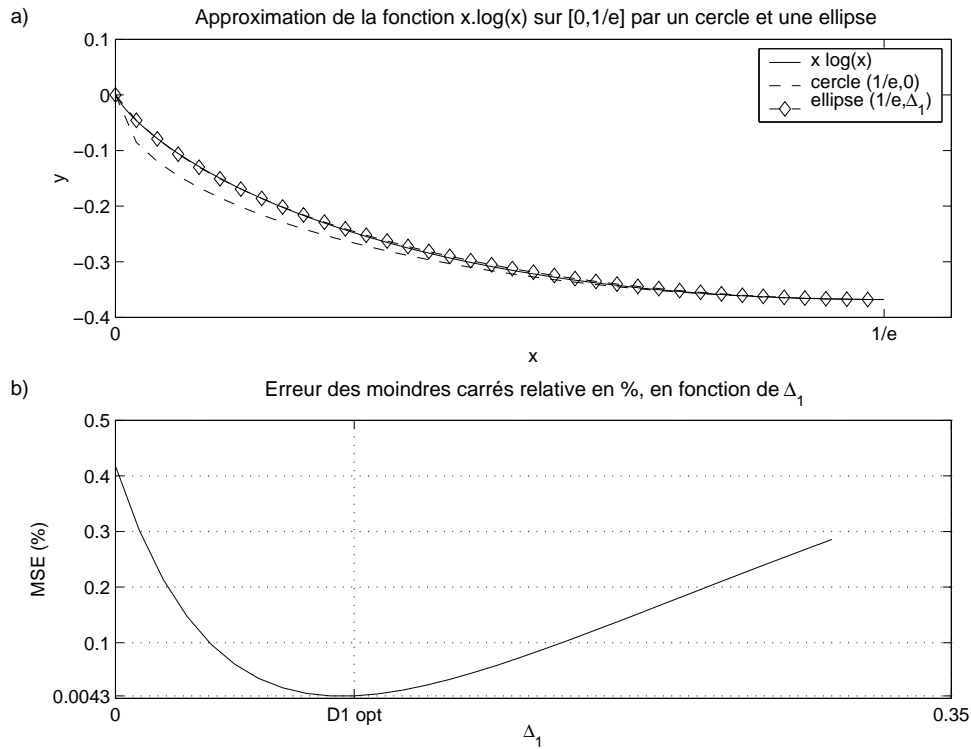


Fig. A.2: a) approximation de la fonction $x \log(x)$ par un cercle et une ellipse, b) minimisation de l'erreur des moindres carrés.

différents intervalles $[0, \frac{1}{N}]$ où N est une puissance de 2. L'erreur quadratique moyenne relative (MSE) est aussi indiquée, à titre indicatif.

Tab. A.1: Paramètres optimaux de l'ellipse sur l'intervalle $[0, \frac{1}{N}]$

N	Δ_1 opt.	Δ_2 opt.	MSE
2^2	$9.520e - 02$	$8.02932e - 03$	$6.77653e - 05$
2^3	$1.000e - 01$	$8.70177e - 03$	$5.00252e - 05$
2^4	$1.039e - 01$	$9.25953e - 03$	$4.51510e - 05$
2^5	$1.024e - 01$	$9.04383e - 03$	$1.99994e - 04$
2^6	$9.680e - 02$	$8.25170e - 03$	$4.89483e - 04$
2^7	$8.930e - 02$	$7.22529e - 03$	$8.13396e - 04$
2^8	$8.110e - 02$	$6.15254e - 03$	$1.08019e - 03$
2^9	$7.320e - 02$	$5.17309e - 03$	$1.24465e - 03$
2^{10}	$6.610e - 02$	$4.34288e - 03$	$1.30558e - 03$
2^{11}	$5.970e - 02$	$3.63913e - 03$	$1.28669e - 03$
2^{12}	$5.430e - 02$	$3.08113e - 03$	$1.21708e - 03$
2^{13}	$4.960e - 02$	$2.62420e - 03$	$1.12277e - 03$
2^{14}	$4.550e - 02$	$2.24889e - 03$	$1.01977e - 03$
2^{15}	$4.200e - 02$	$1.94670e - 03$	$9.19563e - 04$
2^{16}	$3.900e - 02$	$1.70168e - 03$	$8.27075e - 04$
2^{17}	$3.630e - 02$	$1.49272e - 03$	$7.44349e - 04$
2^{18}	$3.400e - 02$	$1.32367e - 03$	$6.70442e - 04$
2^{19}	$3.200e - 02$	$1.18361e - 03$	$6.05853e - 04$
2^{20}	$3.020e - 02$	$1.06324e - 03$	$5.50119e - 04$

Annexe B

Éléments du calcul de la répartition de l'entropie stabilisée d'un bruit blanc gaussien centré

Les différentes étapes du calcul de la densité de probabilité de l'entropie stabilisée d'un bruit blanc gaussien centré sont basées sur la formule de transformation d'une variable aléatoire par une fonction [107], rappelée ci-dessous :

Soit une variable aléatoire \mathbf{x} subissant une transformation définie par la fonction $\mathbf{y} = f(\mathbf{x})$. La densité de probabilité de la variable aléatoire \mathbf{y} se déduit de celle de \mathbf{x} en établissant une condition d'équivalence en probabilité qui fait intervenir le jacobien J de la transformation,

$$p_y(y) = |J| \cdot p_x(x = f^{-1}(y)), \text{ où } J = \frac{dx}{dy}. \quad (\text{B.1})$$

B.1 Répartitions intermédiaires

La transformée de Fourier du bruit blanc suit une répartition de Rayleigh [107, 113] et les transformations suivantes sont donc appliquées à cette loi. En notant σ la variance du bruit blanc, la densité de probabilité du bruit s'écrit

$$p_x(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}, \quad (\text{B.2})$$

et celle du module de sa transformée de Fourier

$$p_{|X|}(x) = \frac{x}{\sigma_1^2} e^{-\frac{x^2}{\sigma_1^2}}, \text{ où } \sigma_1 = \frac{\sigma}{\sqrt{2}}. \quad (\text{B.3})$$

La figure B.1 compare les distributions théoriques et simulées à l'aide du logiciel Matlab[©] pour des contextes différents. Il est aussi important de noter que tous les échantillons suivent la même répartition [107] pour justifier par la suite l'application d'un des théorèmes de la limite centrale pour sommer la répartition de la fonction $\mathbf{x} \cdot \log(\mathbf{x})$.

L'élévation du module au carré et sa normalisation peuvent être effectués en même temps, à l'aide de la fonction quadratique $\mathbf{y} = a\mathbf{x}^2$ où a est l'inverse de la norme de la TF du bruit, à

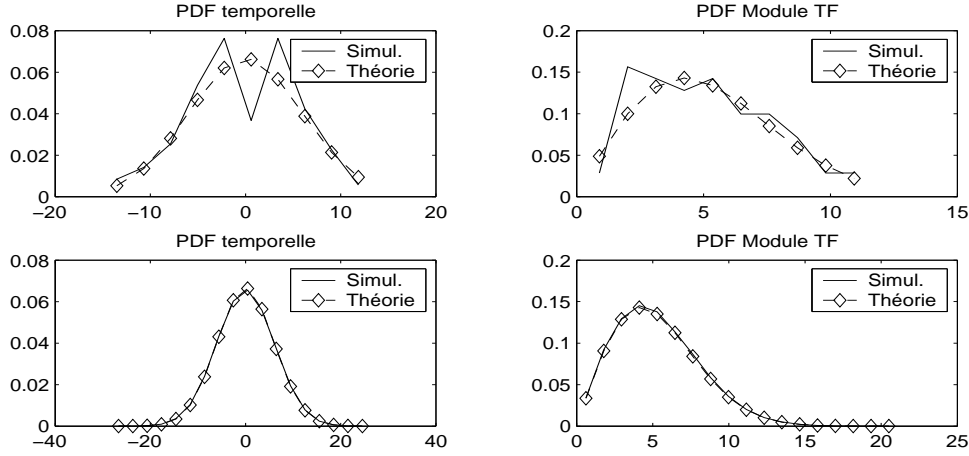


Fig. B.1: PDF d'un bruit blanc gaussien centrée (gauche) et du module de sa TF (droite) pour des réalisations de longueurs différentes : haut $N = 2^7$, bas $N = 2^{18}$.

savoir $\frac{1}{a} = (\frac{N}{2} + 1)\sigma^2$. Dès lors avec la fonction inverse $x = \sqrt{\frac{y}{a}}$ et sa dérivée $\frac{dx}{dy} = \frac{1}{2\sqrt{ay}}$, il vient

$$\begin{aligned} p_Y(y) &= \frac{1}{2\sqrt{ay}} p_X\left(x = \sqrt{\frac{y}{a}}\right), \\ p_Y(y) &= \frac{1}{2a\sigma_2^2} e^{-\frac{y}{2a\sigma_2^2}}. \end{aligned} \quad (\text{B.4})$$

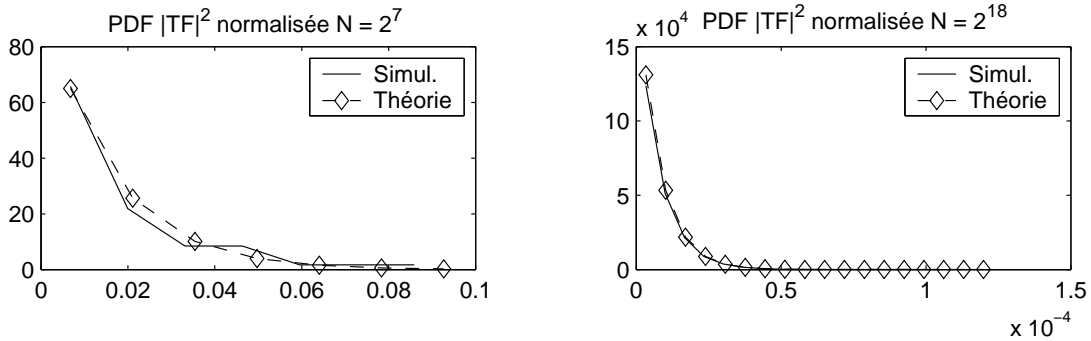


Fig. B.2: Densités de probabilité du module au carré normalisé de la TF d'un bruit blanc gaussien centré, pour $N = 2^7$ (gauche) et $N = 2^{18}$ (droite).

Le calcul de la fonction $-\mathbf{x} \cdot \log(\mathbf{x})$ n'étant pas trivial, il est mené sur une approximation de la fonction plutôt que sur la fonction. L'approximation utilisée est présentée à l'annexe A et consiste en un morceau d'ellipse qui présente l'avantage d'être une fonction quadratique, donc facilement inversible. Le résultat de l'annexe A approche la fonction $x \cdot \log(x)$ en fonction des paramètres de l'ellipse, à savoir son centre $\mathcal{E}(x_e, y_e)$ et ses axes (a_x, b_y) fonction d'un paramètre Δ_1 optimal. La transformation, après le changement de variable $y \rightarrow -y$, est donc donnée par :

$$\mathbf{y} = y_e - \sqrt{b_y^2 - \frac{b_y^2}{a_x^2}(x_e - \mathbf{x})^2}.$$

Compte tenu des signes de x et y , avec $x < x_e$ et $y < y_e$, à respecter lors de l'élévation au carré pour l'inversion de la fonction, il vient :

$$x = x_c - \frac{a_x}{b_y} \sqrt{b_y^2 - (y + y_e)^2}, \text{ et la dérivée vaut } \frac{dx}{dy} = - \frac{\frac{a_x}{b_y} (y + y_e)}{\sqrt{b_y^2 - (y + y_e)^2}}. \quad (\text{B.5})$$

En appliquant alors la formule de transformation (B.1) à la densité de répartition obtenue pour le module au carré normalisé (B.4), l'approximation de la densité de répartition pour la loi $-x \cdot \log(x)$ s'écrit :

$$p_y(y) = \frac{1}{2\sigma_2^2} \frac{\frac{a_x}{b_y} (y + y_e)}{\sqrt{b_y^2 - (y + y_e)^2}} e^{-\frac{x_c - \frac{a_x}{b_y} \sqrt{b_y^2 - (y + y_e)^2}}{2\sigma_2^2}}. \quad (\text{B.6})$$

Cette approximation de la loi théorique n'est pas une loi classique mais il est possible de montrer que pour N_c grand, et donc σ_2 petit, elle tend vers une loi exponentielle du type $p_y(y) = -ce^{-cx}$. Le paramètre c est déterminé simplement en prenant la dérivée en 0 de la loi (B.6) car la dérivée d'une loi exponentielle en 0 vaut $p'(y) = -c^2$. La dérivée de la loi (B.6) peut s'exprimer comme dérivée du produit $p_y(y) = A \cdot f_1(x) \cdot f_2(x)$, où les fonctions $f_1(x)$ et $f_2(x)$ sont :

$$f_1(x) = \frac{(x + y_e)}{\sqrt{b_y^2 - (x + y_e)^2}}, \quad \text{et } f_1'(x) = \frac{b_y^2}{(b_y^2 - (x + y_e)^2)^{\frac{3}{2}}},$$

$$f_2(x) = e^{-\frac{x_c - \frac{a_x}{b_y} \sqrt{b_y^2 - (x + y_e)^2}}{2\sigma_2^2}} \quad \text{et } f_2'(x) = \frac{a_x}{b_y 2\sigma_2^2} \frac{(x + y_e)}{\sqrt{b_y^2 - (x + y_e)^2}} e^{-\frac{x_c - \frac{a_x}{b_y} \sqrt{b_y^2 - (x + y_e)^2}}{2\sigma_2^2}}.$$

Après développement de tous les termes, la dérivée s'écrit :

$$p'(x) = \frac{a_x}{b_y 2\sigma_2^2} \left(\frac{b_y^2}{(b_y^2 - (x + y_e)^2)^{\frac{3}{2}}} - \frac{a_x}{b_y 2\sigma_2^2} \frac{(x + y_e)^2}{b_y^2 - (x + y_e)^2} \right) e^{-\frac{x_c - \frac{a_x}{b_y} \sqrt{b_y^2 - (x + y_e)^2}}{2\sigma_2^2}}. \quad (\text{B.7})$$

En $x = 0$, la partie exponentielle de la dérivée est égale à 1 car son numérateur s'annule par définition pour satisfaire la propriété de l'ellipse (A.8) et la dérivée prend la valeur :

$$p'(0) = \frac{a_x}{b_y 2\sigma_2^2} \left(\frac{b_y^2}{(b_y^2 - y_e^2)^{\frac{3}{2}}} - \frac{a_x}{b_y 2\sigma_2^2} \frac{y_e^2}{b_y^2 - y_e^2} \right). \quad (\text{B.8})$$

La loi exponentielle s'écrit finalement

$$p_x(x) = \sqrt{-p'(0)} \cdot e^{-\sqrt{-p'(0)}x}. \quad (\text{B.9})$$

La loi exponentielle correspond à la loi (B.6) et ainsi à la loi de la fonction $-x \cdot \log(x)$, pour des contextes *grands*. La limite de validité est fixée par la valeur de la dérivée qui doit rester négative car elle est égale à $-c^2$. C'est à dire $p'(0) < 0$ si

$$\left(\frac{b_y^2}{\sqrt{b_y^2 - y_e^2}} - \frac{a_x y_e^2}{b_y 2\sigma_2^2} \right) < 0.$$

Cette condition impose une condition sur le contexte de validité car $\frac{1}{2\sigma_2^2} = \frac{N_c}{2} + 1$, soit :

$$\frac{N_c}{2} + 1 > \frac{b_y^3}{ay_e^2 \sqrt{b_y^2 - y_e^2}}. \quad (\text{B.10})$$

Pour une valeur de $\Delta_1 \approx 0.045$, la limite de validité est $N_c/2 + 1 \approx 513$ soit $N_{clim} = 2^{10}$. Cette limite est par ailleurs vérifiée par les simulations numériques comparant la loi exponentielle ainsi trouvée à la répartition d'une réalisation du bruit et à la loi théorique (B.6), figure B.3. On note que pour $N_c = 2^7 < N_{clim}$, courbes du haut, la loi exponentielle n'est pas encore valide.

Remarque

Lorsque $N_c \rightarrow +\infty$, on note une déviation des deux lois théoriques par rapport à la distribution de l'entropie stabilisée des réalisations du bruit blanc. Nous n'avons pas estimé formellement cette déviation mais sa valeur est proche d'un facteur $\frac{1}{\sqrt{2}}$ appliqué à $p'(0)$. La loi sans cette déviation est montrée dans la courbe du bas de la figure B.3.

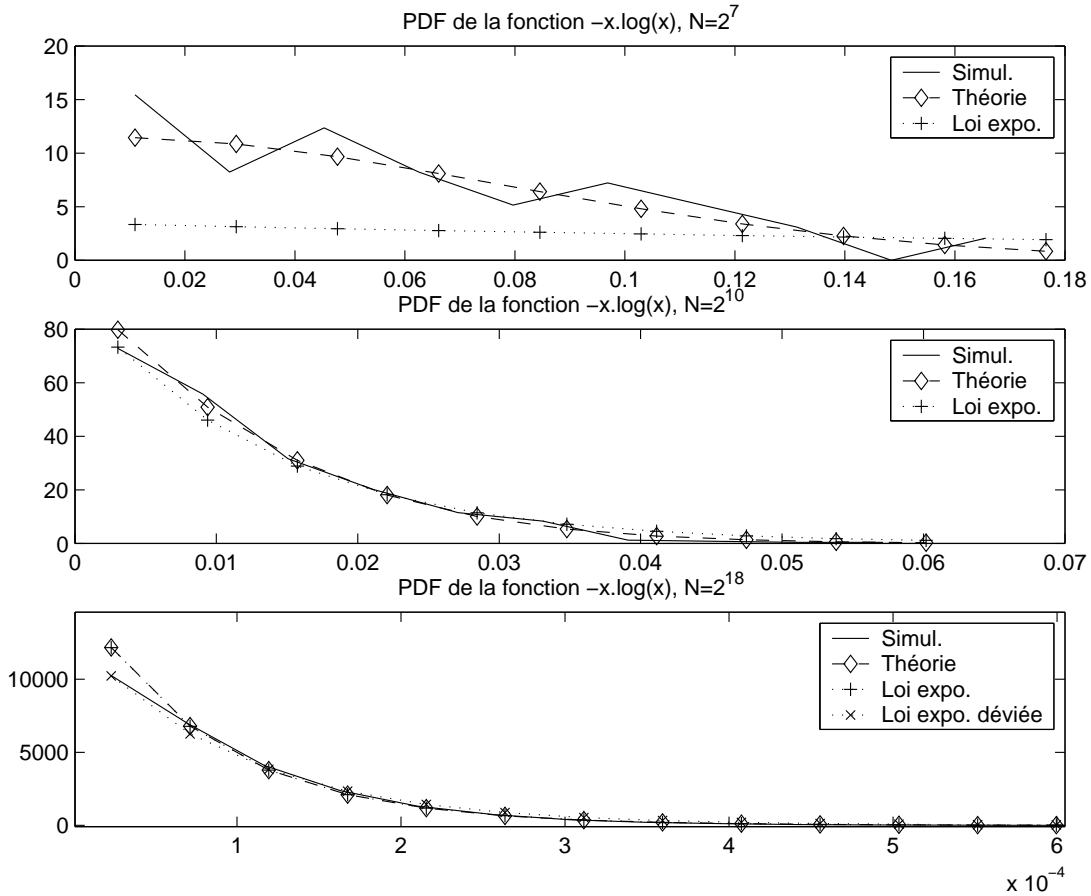


Fig. B.3: Comparaison des densités de probabilité de l'entropie stabilisée d'un bruit blanc gaussien centré, théorique et simulée, pour $N_c = 2^7$ (haut), $N_c = 2^{10}$ (centre) et $N_c = 2^{18}$ (bas)

B.2 Convergence vers une loi de maxwell pour $N_c \ll +\infty$

Aux vues des répartitions de l'entropie stabilisée d'un bruit blanc gaussien montrées au chapitre 2, §2.6.3, figure 2.7 page 24, l'hypothèse de la loi des grands nombres n'est pas vérifiée lorsque N_c est *petit*. C'est-à-dire que les répartitions pour $N_c < 128$ sont différentes du modèle gaussien proposé. De manière empirique, en raison de l'allure des répartitions pour $N_c = 32$ et $N_c = 64$, nous proposons plutôt un modèle de répartition de l'entropie suivant une loi de Maxwell. Cela n'est pas démontré mais la figure B.2 montre à titre indicatif la comparaison entre les répartitions de l'estimateur d'entropie et les lois de Maxwell ayant pour paramètres $\mu_e(N_c)$ et $\sigma_e(N_c)$ définis équation (2.15).

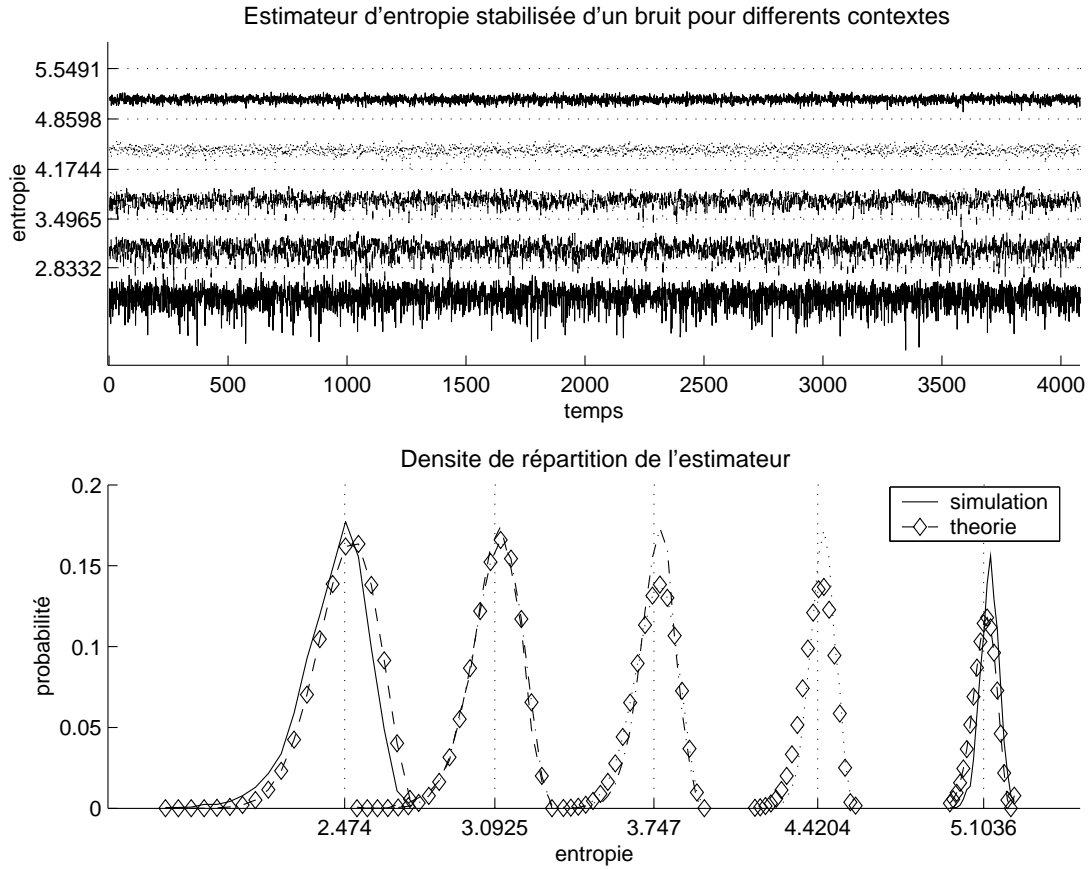


Fig. B.4: Densités de probabilité de l'entropie stabilisée d'un bruit blanc gaussien centré, comparaison avec une loi de maxwell ($\mu_e(N_c), \sigma_e(N_c)$); de gauche à droite $N_c = 32, 64, 128, 256$ et 512 .

Annexe C

Transformées Continues

C.1 Transformée en Ondelettes Continue

Les ondelettes sont des familles de bases vérifiant les propriétés d'analyse multirésolution énoncées au chapitre 4. Elles permettent donc l'application au traitement des signaux des principes mathématiques. Le principe de multirésolution est appliqué conjointement au temps et à la fréquence si bien que le pavage du plan temps-fréquence ne se fait plus à $\Delta(f)$ constant comme dans le cas de l'analyse de Fourier mais à $\frac{\Delta(f)}{f}$ constant. Ainsi, la précision fréquentielle est meilleure dans les basses fréquences et la localisation temporelle est meilleure dans les hautes fréquences.

C.1.1 Définition

Dans $L^2(\mathbb{R})$ espace des signaux d'énergie finie, la transformée en ondelettes continue (**TOC**) d'une fonction f est définie par :

$$TOC_f(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} \psi_{a,b}^*(t) f(t) dt. \quad (\text{C.1})$$

La fonction $\psi_{a,b}$ est appelée *ondelette* et est définie par

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \text{ où } a \in \mathbb{R}^+ \quad b \in \mathbb{R}. \quad (\text{C.2})$$

Dans cette définition, les indices a et b ont respectivement un rôle de dilatation et de décalage temporel à partir d'une fonction ψ , dite ondelette mère, dont les propriétés restent à définir. Le facteur de normalisation $\frac{1}{\sqrt{a}}$ assure la conservation de la norme pour les ondelettes, soit $\|\psi_{a,b}(t)\| = \|\psi(t)\|$. Le produit scalaire de f avec la $\psi_{a,b}$ permet de mesurer les similitudes entre f et l'ondelette mère dilatée d'un facteur a et ce au temps b . Pour cette raison, la fonction d'ondelette se doit d'être une fonction élémentaire dont les propriétés sont bien connues. Rioul [66] décrit par exemple les ondelettes comme les vibrations les plus élémentaires et les plus courtes envisageables.

L'ondelette mère et sa transformée de Fourier Ψ doivent vérifier les propriétés suivantes

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = \Psi(0) = 0 \quad (\text{moyenne nulle}), \quad (\text{C.3})$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{\omega} d\omega = C_\psi < +\infty \text{ (spectre à décroissance rapide)}. \quad (\text{C.4})$$

Il est alors à noter que ces propriétés restent valables pour toutes les ondelettes et définissent un comportement fréquentiel des ondelettes de type passe-bande.

Pour la reconstruction du signal, la conservation d'énergie entre la fonction et sa transformée assure la possibilité de reconstruction parfaite. Elle est analogue à l'égalité de Parseval pour la transformée de Fourier (**TF**). La propriété de conservation d'énergie se traduit par

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |f(t)|^2 dt = \frac{1}{C_\psi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} |TOC_f(a, b)|^2 \frac{da db}{a^2}, \quad (\text{C.5})$$

et la reconstruction de f à partir de sa TOC s'écrit

$$f(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} |TOC_f(a, b)|^2 \psi_{a,b}(t) \frac{da db}{a^2}. \quad (\text{C.6})$$

Dans le cas des ondelettes biorthogonales, deux ondelettes mères sont nécessaires pour l'analyse et la synthèse. La TOC est obtenue avec $\psi_1(t)$ et la synthèse va se faire à l'aide de $\psi_2(t)$. La constante C_ψ intervenant dans la formule de conservation d'énergie fait maintenant intervenir les deux ondelettes et vaut

$$C_{\psi_1, \psi_2} = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\Psi_1^*(\omega) \Psi_2(\omega)}{|\omega|} d\omega. \quad (\text{C.7})$$

La formule de reconstruction s'écrit alors

$$f(t) = \frac{1}{C_{\psi_1, \psi_2}} \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \langle \psi_{1,a,b}, f \rangle \psi_{2,a,b} \frac{da db}{a^2}. \quad (\text{C.8})$$

C.2 Ondelettes de Malvar

C.2.1 Définition

La transformée en ondelettes de Malvar permet une segmentation temporelle adaptative car les fenêtres sont de taille variable. Du point de vue mathématique cela revient à dire que les vecteurs d'analyse sont de taille variable. L'analyse va porter successivement sur des blocs de taille N_j , $j \in \mathbb{N}$ dont les frontières sont notées $[a_j, a_j + 1]$. La fenêtre d'analyse est composée de trois zones qui s'adaptent indépendamment au signal. La figure C.1 illustre les recouvrements des fenêtres et présente les notations.

- La première est appelée zone d'attaque et constitue l'établissement de la fenêtre. Elle commence à la valeur zéro et finit à un. Soit $2N_j^g$ sa longueur.
- La seconde est une zone stationnaire qui a la valeur 1. Sa longueur vaut $N_j - N_j^d - N_j^g$.
- La dernière est une zone d'extinction qui termine la fenêtre en la ramenant à 0. Soit $2N_j^d$ sa longueur.

Les trois zones peuvent être définies indépendamment sur une fenêtre mais pour obtenir la condition de reconstruction parfaite en synthèse, il faut respecter entre deux fenêtres successives

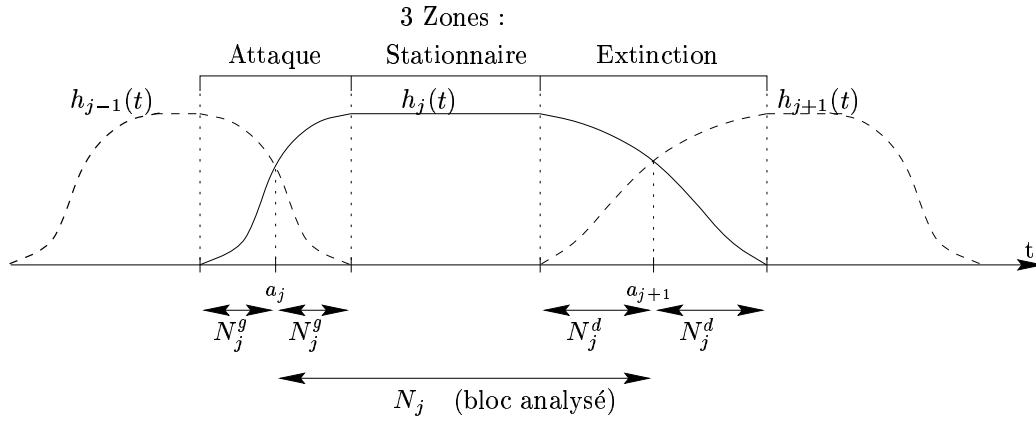


Fig. C.1: Recouvrement et notation des fenêtres pour la transformée en ondelettes de Malvar

plusieurs conditions. En notant $h_j[n]$ l'allure temporelle de la fenêtre d'analyse du bloc j d'une séquence x de longueur N_j , alors h_j et h_{j+1} doivent vérifier :

$$\begin{cases} h_j^2[n] + h_{j+1}^2[n] = 1, & \forall n, \\ h_{j-1}[a_j + k] = h_j[a_j - k], & \text{pour } |k| \leq N_j^g. \end{cases} \quad (\text{C.9})$$

Le support $h_j[n]$ est donc supérieur à la taille des blocs analysés pour gérer le recouvrement et la fenêtre n'est pas non plus constante sur ce bloc.

Dans ces conditions, les ondelettes de Malvar sont définies par la base orthonormée de $l_2(\mathbb{Z})$ $\{u_{j,k}\}_{j \in \mathbb{Z}, 0 \leq k \leq N_j}$ où

$$u_{j,k}[n] = \sqrt{\frac{2}{N_j}} h_j[n] \cos \left[\pi \left(k + \frac{1}{2} \right) \left(\frac{n - a_j}{N_j} \right) \right]. \quad (\text{C.10})$$

La transformée en ondelettes de Malvar s'écrit alors, sous forme matricielle, en considérant un vecteur \mathbf{v}_j composé du bloc à analyser \mathbf{x}_j de taille N_j et des zones couvertes par le support de la fenêtre h_j . Soit \mathbf{X}_j le vecteur transformé, de taille N_j .

$$\mathbf{v}_j = \left[\{\mathbf{x}_{j-1}[n]\}_{n \in [a_j - N_j^g]} \quad \mathbf{x}_j \quad \{\mathbf{x}_{j+1}[n]\}_{n \in [a_{j+1} + N_j^d]} \right].$$

Alors

$$\mathbf{X}_j = \mathbf{P}_j \cdot \mathbf{v}_j,$$

où \mathbf{P}_j est la matrice constituée des vecteurs de la base $\{u_{j,k}\}_{j \in \mathbb{Z}, 0 \leq k \leq N_j}$

$$\mathbf{P}_{j,n,k} = u_{j,k}[n].$$

Cette matrice peut aussi être vue comme un banc de filtre d'analyse composé des cosinus et dont la réponse impulsionnelle de la fenêtre temporelle fixe la résolution du banc en terme de repliements fréquentiel et temporel.

L'appellation d'ondelettes est un peu abusive car les fonctions analysantes n'ont pas le même nombre d'oscillations et ne sont donc pas obtenues par dilatation d'une ondelette mère, section C.1.1.

La matrice de synthèse est obtenue en transposant \mathbf{P}_j . Les vecteurs obtenus par synthèse sont de taille $N_j + N_j^g + N_j^d$ et ne représentent pas encore le signal d'origine car ils incluent les

recouvrements avec les blocs précédent et suivant. Le signal peut être parfaitement reconstruit lorsque tous les blocs sont synthétisés en ajoutant les parties se recouvrant. La reconstruction sera parfaite si les matrices d'analyses $\{\mathbf{P}_j\}_{0 \leq j \leq M}$ correspondant aux différents blocs sont unitaires entre elles, c'est-à-dire si :

$$\sum_{i=0}^{M-l-1} \mathbf{P}_j \cdot \mathbf{P}_{j+l}^T = \delta_{0,l} \mathbf{I}_{NxN} \quad \text{pour } l = 0, \dots, M-1.$$

Dans le cadre du codage par transformée, les ondelettes de Malvar sont à l'origine des transformées à recouvrement et permettent d'éliminer quasi complètement les problèmes d'effets de blocs à la synthèse.

Annexe D

Éléments de démonstration de l'équivalence DPO-SDPO

D.1 Position du problème

Les deux décompositions proposées au chapitre 4 sont rappelées ci-dessous, figure D.1.

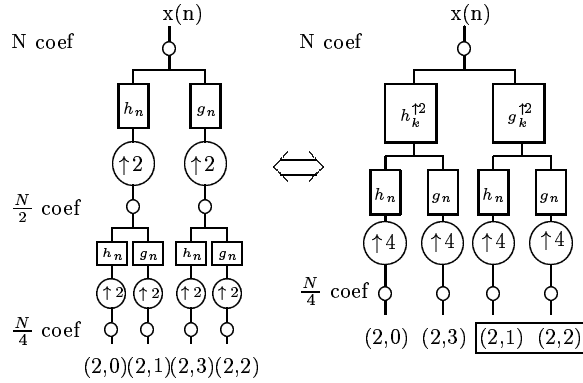


Fig. D.1: Obtention du banc de filtres équivalent à la profondeur 2 de la décomposition en paquets d'ondelettes.

Soit H_0 et H_1 , deux filtres QMF d'ordre L . Leurs réponses impulsionnelles sont notées $h_0[n]$ et $h_1[n]$, pour $n \in [0, L - 1]$. Alors sous forme matricielle, en notant T_a la matrice du banc de filtre d'analyse, \mathbf{x} la séquence analysée d'un signal x et \mathbf{y} la séquence transformée qui contient les deux voies filtrées. Alors, à la profondeur 1, la décomposition en paquets d'ondelettes s'écrit matriciellement :

$$\begin{pmatrix} \vdots \\ y_1[0] \\ y_1[1] \\ y_1[2] \\ y_1[3] \\ \vdots \end{pmatrix} = T_a \cdot \begin{pmatrix} \vdots \\ x[0] \\ x[1] \\ x[2] \\ x[3] \\ \vdots \end{pmatrix}, \quad (\text{D.1})$$

et

$$T\uparrow 2_{H_1} = \begin{pmatrix} \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \cdots & h_1[L-1] & 0 & h_1[L-2] & 0 & \cdots & h_1[0] & 0 & \cdots & \cdots \\ & \cdots & h_1[L-1] & 0 & h_1[L-2] & 0 & \cdots & h_1[0] & 0 & \cdots \\ & & & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \end{pmatrix}. \quad (\text{D.9})$$

D.2 Équivalence des décompositions

À partir des notations présentées à la section précédente, l'équivalence des paquets obtenus à la profondeur 2 par les 2 méthodes, s'écrit :

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_{(2,0)} &= \downarrow 2 (T_{H_0} \cdot T\uparrow 2_{H_0}) \cdot \mathbf{x} = T_{H_0} \cdot T_{H_0} \cdot \mathbf{x}, \\ \mathbf{y}_{(2,1)} &= \downarrow 2 (T_{H_0} \cdot T\uparrow 2_{H_1}) \cdot \mathbf{x} = T_{H_1} \cdot T_{H_0} \cdot \mathbf{x}, \\ \mathbf{y}_{(2,2)} &= \downarrow 2 (T_{H_1} \cdot T\uparrow 2_{H_1}) \cdot \mathbf{x} = T_{H_0} \cdot T_{H_1} \cdot \mathbf{x} \\ \mathbf{y}_{(2,3)} &= \downarrow 2 (T_{H_1} \cdot T\uparrow 2_{H_0}) \cdot \mathbf{x} = T_{H_1} \cdot T_{H_1} \cdot \mathbf{x}. \end{aligned} \quad (\text{D.10})$$

De part la symétrie des filtres QMF, il suffit de démontrer la première proposition de l'équation D.10, qui se ramène à

$$\downarrow 2 (T_{H_0} \cdot T\uparrow 2_{H_0}) = T_{H_0} \cdot T_{H_0}$$

Les autres propositions se démontrent de manière similaire. Pour cela, il y a uniquement à calculer la première ligne, les autres lignes étant uniquement des versions décalées de la première (de 2 coefficients à chaque fois). Les coefficients apparaissant à la première ligne de la matrice $T_{H_0} \cdot T_{H_0}$ sont les coefficients d'une convolution, avec un décalage de 2 échantillons sur un des filtres. Les coefficients apparaissant à la première ligne de la matrice $(T_{H_1} \cdot T\uparrow 2_{H_1})$ sont quant à eux les résultats de la convolution de H_1 et $H_1 \uparrow 2$. Les mêmes coefficients sont alors obtenus en sous-échantillonnant la matrice du produit par 2.

La reconstruction parfaite est alors assurée car dans le cas des filtres QMF, la matrice de synthèse est directement déduite de la matrice d'analyse par retournement temporel des RI des filtres. L'équivalence des décompositions reste donc valable à la synthèse.

Bibliographie

Références sur la segmentation temporelle

- [1] I. Abdallah, S. Montrésor, and M. Baudry. Un algorithme récursif pour la segmentation des signaux de parole basé sur un critère entropique local. In *4ème Congrès de la Société Française d'Acoustique (SFA)*, pages 85–88, avril 1997.
- [2] I. Abdallah, S. Montrésor, and M. Baudry. Speech signal detection using a local entropic criterion. In *5th EUROSPEECH Conference*, volume 5, pages 2595–2598, 1997.
- [3] GDR134 TDSI GT1/2. Signaux non stationnaires, analyse temps-fréquence et segmentation : Fiches descriptives d'algorithmes. *Traitement du Signal*, 1992. supplément au volume 9, num. 1.
- [4] R. André-Obrecht. A new statistical approach for the automatic segmentation of speech signals. *IEEE Trans. on Acoustic Speech and Signal Processing*, 36(1), janvier 1988.
- [5] R. André-Obrecht, J.B. Puel, and S. Eichené. Détection des début et fin de parole en environnement difficile. In *14^e colloque du GRETSI*, pages 157–160, septembre 1993.
- [6] E. Hitti and M-F. Lucas. Détection de rupture dans des signaux harmoniques à partir de la transformée en ondelettes discrète. In *16^e colloque du GRETSI*, volume 1, pages 251–254, 1997.
- [7] H. Laurent, E. Hitti, and M-F. Lucas. Abrupt changes detection in the time-scale and in the time-frequency planes : a comparative study. In *TFTS, IEEE-SP International Symposium on Time-frequency and Time-scale Analysis*, pages 581–584, 1998.
- [8] F. Provost and T. Fawcett. Analysis and visualization of classifier performance : Comparison under imprecise class and cost distributions. In *Third International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, KDD-97*, 1997.
- [9] F. Provost and T. Fawcett. Robust classification for imprecise environments. *Machine Learning Journal*, 42(3), mars 2001.
- [10] M. Davy and C. Doncarli. Distances et critères de contraste dans le plan temps-fréquence. In *17^e colloque du GRETSI*, volume 2, pages 287–290, septembre 1999.
- [11] B. Vozel and C. Doncarli. Étude comparative d'algorithmes récursifs de détection de ruptures spectrales. In *14^e colloque du GRETSI*, pages 177–180, septembre 1993.
- [12] W. Y. Liu, I. E. Magnin, and G. Gimenez. Un nouvel opérateur pour la détection de ruptures dans des signaux bruités. *Traitement du signal*, 12(3) :225–236, 1995.
- [13] I.V. Nikiforov. Diagnostic séquentiel optimal de ruptures dans les systèmes stochastiques. In *15^e colloque du GRETSI*, volume 2, pages 113–116, septembre 1995.
- [14] M. Lavielle. Optimal segmentation of random processes. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 46(5) :1365–1373, mai 1998.

- [15] Y. Suh and Y. Lee. Phoneme segmentation of continuous speech using multi-layer perceptron. In *Proc. of the Fourth International Conference on Spoken Language Processing (ICSLP 96)*, volume 3, pages 1297–1300, octobre 1996.
- [16] M. Seck, F. Bimbot, and B. Delyon. Comparaison de critères de segmentation par détection sur un signal sonore. In *17^e colloque GRETSI*, pages 989–992, septembre 1999.
- [17] P. Ravier and P-O. Amblard. Combining an adapted wavelet analysis with fourth-order statistics for transient detection. *Signal Processing*, 70 :115–128, 1998.
- [18] P. Ravier and P-O. Amblard. Wavelet packets and de-noising based on higher-order statistics for transient detection. *Signal Processing*, 81 :1909–1926, 2001.
- [19] B. Yegnanarayana, C. d'Alessandro, and V. Darsinos. An iterative algorithm for decomposition of speech signals into periodic and aperiodic components. *IEEE Trans. on Speech and Audio Processing*, 6(1) :1–11, janvier 1998.
- [20] C. d'Alessandro, V. Darsinos, and B. Yegnanarayana. Evaluation of periodic/aperiodic decomposition for analysis of aperiodicities in the voice source. In *Proc. of ISMA, International Symposium on Musical Acoustics*, pages 446–452, juillet 1995.
- [21] C. d'Alessandro and D. Beautemps. Transformation en ondelettes sur une échelle fréquentielle auditive. In *13^e colloque GRETSI*, pages 745–748, septembre 1991.

Références sur l'entropie et la théorie de l'information

- [22] C.E. Shannon. A mathematical theory of communication. *Bell Syst. Tech. J.*, 27 :379–423,623–656, juillet 1948.
- [23] R.M. Fano. *Transmission of information*. M.I.T. press, 1961.
- [24] L. Brillouin. *Science*. Masson, 1988. Édition originale américaine de 1958.
- [25] A. Rényi. *Calcul des probabilités, suivi de : Introduction à la théorie de l'information*. Masson, Réédition 1992.
- [26] S. Verdú. Fifty years of shannon theory. *IEEE Trans. on Information Theory*, 44(6) :2057–2078, octobre 1998.
- [27] M. Unser. Sampling - 50 years after shannon. *Proc. of the IEEE*, 88(4) :569–587, avril 2000.
- [28] C. Vignat and J-F. Bercher. Un estimateur récursif de l'entropie. In *17^e colloque du GRETSI*, pages 701–704, septembre 1999.
- [29] J-F. Bercher and C. Vignat. Estimating the entropy of a signal with applications. In *IEEE ICASSP Conference, Phoenix*, 1999.
- [30] J.C. Principe and D. Xu. Information theoretic learning using renyi's quadratic entropy. In *Proc. of the ICA'99, France*, 1999.
- [31] E. T. Jaynes. The evolution of carnot's principle. *Maximum-Entropy and Bayesian Methods in Science and Engineering*, 1 :267–281, 1988.

Références sur les transformées temps-fréquence du codage

- [32] I. Abdallah. *Représentations Temps-Fréquence adaptatives de signaux acoustiques basées sur des critères entropiques*. PhD thesis, Université du Maine, décembre 1998.

- [33] R.R. Coifman and M.V. Wickerhauser. Entropy-based algorithms for best basis selection. *IEEE Trans. on Information Theory*, 38(2) :713–718, mars 1992.
- [34] N. Ahmed, T. Natarajan, and K.R. Rao. Discrete cosine transform. *IEEE Trans. on Computers*, C-23(1) :90–93, janvier 1974.
- [35] C. Herley, J. Kovačević, K. Ramchandran, and M. Vetterli. Tilings of the time-frequency plane : Construction of arbitrary orthogonal bases and fast tiling algorithms. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 41(12) :3341–3359, décembre 1993.
- [36] R. Bernardini and J. Kovačević. Local orthogonal bases I : Construction. *Multidim. Syst. and Signal Processing, special issue on Wavelets and Multiresolution Signal Processing*, 7 :331–370, juillet 1996.
- [37] R. Bernardini and J. Kovačević. Local orthogonal bases II : Window design. *Multidimensional Systems and Signal Processing, special issue on Wavelets and Multiresolution Signal Processing*, 7 :371–400, juillet 1996.
- [38] R. Bernardini and J. Kovačević. Arbitrary tilings of the time-frequency plane using local bases. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 47(8) :2293–2304, août 1999.
- [39] J. Kovačević and M. Vetterli. Perfect reconstruction filter banks with rational sampling rate changes. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 41(6) :2047–2066, juin 1993.
- [40] J. Princen and A. Bradley. Analysis/synthesis filter banks design based on time domain alias cancellation. *IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 34 :1153–1161, octobre 1986.
- [41] J. Princen, J. Jonhston, and A. Bradley. Subband/transform coding using filter bank design based on time domain alias cancellation. In *IEEE ICASSP Conference*, pages 50.1.1–50.1.4, mai 1987.
- [42] M.J.T. Smith and T.P. Barnwell III. Exact reconstruction techniques for tree structured subband coders. *IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 34 :434–441, 1986.
- [43] K. Nayebi, T.P. Barnwell III, and M.J.T. Smith. The time domain analysis and design of exactly reconstructing fir analysis/synthesis filter banks. *IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 1990.
- [44] K. Nayebi, T.P. Barnwell, III, and M.J.T. Smith. Time-domain filter bank analysis : A new design theory. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 40(6) :1412–1416, 1992.
- [45] R.L. de Queiroz and K.R. Rao. Time-varying lapped transforms and wavelet packets. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 41(12) :3293–3305, décembre 1993.
- [46] P.N. Heller, T. Karp, and T.Q. Nguyen. A general formulation of modulated filter banks. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 47(4) :986–1002, avril 1999.
- [47] T.Q. Nguyen. A tutorial on filter banks and wavelets. In *Proc. of the 27th ICDSP, Limassol, Cyprus*, juin 95.
- [48] P. Moulin and M.K. Mihçak. Theory of signal-adapted fir paraunitary filter banks. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 46(4) :920–929, avril 1998.
- [49] T. Karp, A. Mertins, and G. Schuller. Recent trends in the design of biorthogonal modulated filter banks. *Proc. TICSP Workshop on Transforms and Filter Banks, Tampere, Finland*, février 1998.
- [50] T. Karp and A. Mertins. Efficient prototype filter realizations for cosine-modulated filter banks. In *16^e GRETSI, Grenoble*, pages 551–554, septembre 1997.

- [51] T. Karp, A. Mertins, and G. Schuller. Efficient biorthogonal cosine-modulated filter banks. *EURASIP Signal Processing*, 81(5) :997–1016, mai 2001.
- [52] G. Schuller. Time-varying filter banks with variable system delay. *IEEE ICASSP Conference*, avril 1997.
- [53] S. Shlien. The modulated lapped transform, its time-varying forms, and its applications to audio coding standards. *IEEE Trans. on Speech and Audio Processing*, 5(4) :359–366, juillet 1997.
- [54] R.L. de Queiroz and K.R. Rao. Time-varying lapped transforms and wavelet packets. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 41(12) :3293–3305, décembre 1993.
- [55] H.S. Malvar. Lapped transforms for efficient transform/subband coding. *IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 38(6) :969–978, juin 1990.
- [56] H.S. Malvar. Lapped biorthogonal transform for transform coding with reduced blocking and ringing artifacts. In *IEEE ICASSP Conference, Munich*, avril 1997. available at <http://www.research.microsoft.com/users/malvar/papers/index.htm>.
- [57] S. Raz I. Cohen and D. Malah. Adaptive time-frequency distributions via the shift-invariant wavelet packet decomposition. In *IEEE International Symposium on Time-Frequency and Time Scale Analysis, Pittsburgh, Pennsylvania*, octobre 1998.
- [58] T.Q. Nguyen. A tutorial on filter banks and wavelets. In *Proc. of the International Conference on Digital Signal Processing, Cypress*, juin 1995.
- [59] J. Tuisku. Considerations on window switching with the biorthogonal modulated lapped transform. In *Proc. of the COST G-6 Conference on Digital Audio Effects (DAFX-00), Verona, Italy*, décembre 7-9 2000.
- [60] S. Cheung and J.S. Lim. Incorporation of biorthogonality into lapped transforms for audio compression. In *IEEE ICASSP Conference*, volume V, pages 3079–3082, mai 1995.
- [61] M. Vetterli and J. Kovačević. *Wavelets and subbands coding*. Prentice-Hall, 1995.
- [62] A. Cohen. *Ondelettes et traitement numérique du signal*. Masson, 1992.
- [63] B. Burke Hubbard. *Ondes et Ondelettes, la saga d'un outil mathématique*. Pour la Science. Belin, 1995.
- [64] Y. Meyer. *Ondelettes et algorithmes concurrents*. Hermann, 1992.
- [65] Y. Meyer. *Les ondelettes, Algorithmes et Applications*. Armand Colin, 1992.
- [66] S. Jaffard Y. Meyer and O. Rioul. L'analyse par ondelettes. *Pour la Science*, pages 28–37, septembre 1987.
- [67] H.S. Malvar. *Signal processing with lapped transforms*. Artech House, 1992.
- [68] R. Crochiere and L. Rabiner. *Multirate Digital Signal Processing*. Prentice-Hall Signal processing series, 1983.
- [69] C. Demars. Représentations bidimensionnelles d'un signal de parole éléments de monographie. Note interne du LIMSI, 2000.

Références sur le codage

- [70] T. Painter and A. Spanias. Perceptual coding of digital audio. *Proc. of the IEEE*, 88(4) :451–513, avril 2000.

- [71] A. Le Guyader, P. Philippe, and J.B. Rault. Synthèse des normes de codage de la parole et du son. *Annales des Télécommunications*, 55(9-10) :425–441, 2000.
- [72] D. Pan. A tutorial on mpeg/audio compression. *IEEE Multimedia journal*, pages 60–74, Summer issue 1995.
- [73] ISO/IEC 11172. *Codage de l'image animée et du son por les supports de stockage numérique jusqu'à environ 1,5 Mbit/s*, novembre 1993.
- [74] M. Bosi, K. Bradenburg, S. Quackenbush, L. Fielding, K. Akagiri, H. Fuchs, M. Dietz, J. Herre, G. Davidson, and Y. Oikawa. Iso/iec mpeg-2 advanced audio coding. *Journal of the Audio Engineering Society*, 45(10) :789–814, octobre 1997.
- [75] S. Shlien. The modulated lapped transform, its time-varying forms, and its applications to audio conding standards. *IEEE Trans. on Speech and Audio Processing*, 5(4) :359–366, juillet 1997.
- [76] N. Moreau. *Techniques de compression des signaux*. Techniques et sciences des télécommunications. Masson, 1994.
- [77] D.L. Donoho, M. Vetterli, R.A. De Vore, and I. Daubechies. Data compression and harmonic analysis. *IEEE Trans. on Information Theory*, 44(6) :2435–2476, octobre 1998.
- [78] S. Vernon. Design and implementation of ac-3 coders. *IEEE Trans. on Consumer Electronics*, 41(3), âout 1995. [http ://www.dolby.com/tech/](http://www.dolby.com/tech/).
- [79] J. Herre and J. Johnston. Enhancing the performance of perceptual audio coders by using temporal noise shaping (tns). In *Proc. of the 101st Convention of the Audio Enginering Society, Los Angeles*, novembre 1996. Preprint 4384.
- [80] K. Tsustui, H. Suzuki, O. Shimoyoshi, M. Sonohara, K. Akagiri, and R.M. Heddle. Atrac : Adaptive transform acoustic coding for minidisc. In *Proc. of the 93rd Convention of the Audio Engineering Society, San Francisco*, octobre 1992.
- [81] Dolby Laboratories Licensing Corporation. Adaptive-block-length, adaptive-transform, and adaptive-window transform coder, decoder, and encoder/decoder for high-quality audio. US Patent, number 5394473, février 1995.
- [82] Sony Corporation. Apparatus and method for data compression using signal-weighted quantizing bit allocation. US Patent, number 5301205, avril 1994.
- [83] M. Purat and P. Noll. Audio coding with a dynamic wavelet packet decomposition based on frequency-varying modulated lapped transform. *IEEE ICASSP Conference*, mai 1996.
- [84] K. Ramchandran and M. Vetterli. Best wavelet packet bases in a rate-distortion sense. *IEEE Trans. on Image Process.*, 2(2) :160–175, 1993.
- [85] M. Erne, G.S. Moschytz, and C. Faller. Best wavelet-packet bases for audio coding using perceptual and rate-distortion criteria. *IEEE ICASSP Conference, Phoenix*, mai 1999.
- [86] M. Erne and G.S. Moschytz. A bit-allocation scheme for an embedded and signal adaptive audio coder. *Proc. of the 108th Convention of the Audio Engineering Society, Paris*, février 2000.
- [87] M. Erne and G.S. Moschytz. Audio coding based on rate-distortion and perceptual optimization. *Proc. of the SPIE Wavelet Applications Conference, Orlando*, 4056 :235–246, avril 2000.
- [88] G.A. Davidson, L.D. Fielder, and B.D. Link. Parametric bit allocation in a perceptual audio coder. In *Proc. of the 97th Convention of the Audio Engineering Society, San Francisco*, novembre 1994.

- [89] C.D. Giurcaneanu, I. Tabus, and J. Astola. Integer wavelet transform based lossless audio compression. In *Proc. of the NSIP'99, IEEE - EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing, Antalya, Turkey*, juin 1999.
- [90] P. Srinivasan and L.H. Jamieson. High-quality audio compression using an adaptive wavelet packet decomposition and psychoacoustic modeling. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 46(4) :1085–1093, avril 1998.
- [91] Y. Karellic and D. Malah. Compression of high-quality audio signals using adaptive filterbanks and a zero-tree coder. In *Proc. IEEE 18th Convention of Electrical and Electronics Engineers, Israel, Tel Aviv*, mars 1995.
- [92] C. d'Alessandro and D. Beutemps. Un spectrographe et un vocodeur par transformée en ondelettes utilisant des contraintes auditives. In *Séminaire Traitement et Représentation du Signal de Parole*, pages 61–69. Groupe Communication Parlée, Société Française d'Acoustique, juin 1991.
- [93] B. Edler and H. Purnhagen. Parametric audio coding. In *5th International Conference on Signal Processing (ICSP 2000), Beijing*, août 2000. <http://www.tnt.uni-hannover.de/project/coding/audio/asac/>.
- [94] H. Purnhagen, B. Edler, and C. Ferekidis. Object-based analysis/synthesis audio coder for very-low bit rates. In *Proc. of the 104th Convention of the Audio Engineering Society*, mai 1998. Preprint 4747.
- [95] B. Edler and H. Purnhagen. Concepts for hybrid audio coding schemes based on parametric techniques. In *Proc. of the 105th Convention of the Audio Engineering Society, San Francisco*, septembre 1998. Preprint 4808.
- [96] S. Levine and J. Smith. A switched parametric and transform audio coder. In *IEEE ICASSP Conference, Phoenix*, 1999. <http://www-ccrma.stanford.edu/~scottl/>.
- [97] S.N. Levine and J.O. Smith III. Improvements to the switched parametric and transform audio coder. In *Proc. of the IEEE Workshop on Applications of Signal Processing to Audio and Acoustics, New Paltz, New York*, octobre 1999.
- [98] E. Zwicker and R. Feldtkeller. *Psychoacoustique, l'oreille récepteur d'information*. Masson, 1981.
- [99] R. Zelinsky and P. Noll. Adaptive transform coding of speech signals. *IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, ASSP-25, août 1977.
- [100] J. Tribolet and R. Crochiere. Frequency domain techniques for speech coding. *IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 27(5), octobre 1979.
- [101] M. Schroeder, B. Atal, and J. Hall. Optimizing digital speech coders by exploiting masking properties of the human hear. *Journal of the Acoustical Society of America*, 66(6), décembre 1979.
- [102] Robert M. Gray and David L. Neuhoff. Quantization. *IEEE Trans. on Information Theory*, 44(6), octobre 1998.
- [103] F. Baumgarte. A physiological ear model for auditory masking applicable to perceptual coding. *Proc. of the 108th Convention of the Audio Engineering Society, Paris*, février 2000.
- [104] Hervé Dia. *Codeur à débit variable*. PhD thesis, Université de Paris V, juin 1992.
- [105] Marcos Perreanu Guimarães. *Optimisation des ressources binaires et modélisation psychoacoustique pour le codage audio*. PhD thesis, Université Paris V, juin 1998.
- [106] J. Picaut. Méthode de réduction de bruit basées sur des modèles psycho-acoustique. Technical report, Laboratoire d'Acoustique de l'Université du Maine, 1994.

Autres références

- [107] F. De Coulon. *Théorie et traitement des signaux*. Presses polytechniques romandes, 1985.
- [108] S.M. Kay. *Fundamentals of statistical signal processing. Estimation theory*. Prentice Hall, 1993.
- [109] S.M. Kay. *Fundamentals of statistical signal processing. Detection theory*. Prentice Hall, 1993.
- [110] P. Flandrin. *Temps Fréquence*. Hermes, 1992.
- [111] M. Bellanger. *Analyse des signaux et filtrage numérique adaptatif*. Masson, 1992.
- [112] F.J. Harris. On the use of windows for harmonic analysis with the discrete fourier transform. *Proc. of the IEEE*, 66(1) :51–84, janvier 1978.
- [113] A. Papoulis. *Probability, Random Variables, and Stochastic Processes*. Mc Graw Hill, 1991. 3^e édition.
- [114] P. Duvaut. *Traitement du signal, concepts et applications*. Hermes, 1994. 2^e édition.
- [115] J. Ziv and A. Lempel. A universal algorithm for sequential data compression. *IEEE Transaction on Information Theory*, IT-23 :337–343, mai 1977.

Liste des publications de l'auteur

Ces publications sont téléchargeables depuis l'adresse

<http://www-ic2.univ-lemans.fr/~gonon/>

- [116] G. Gonon, S. Montrésor, and M. Baudry. Improved entropic gain and adaptive time-frequency segmentation. application to audio coding. In *7th European conference on speech communication and technology, EUROSPEECH*, volume 4, pages 2661–2664, septembre 2001.
- [117] G. Gonon, S. Montrésor, and M. Baudry. Extended best basis family tree and entropy diminution, application to audio coding. In *International Congress of Acoustics, ICA 01, Rome*, mai 2001.
- [118] G. Gonon and C. Depollier. Estimation des paramètres d'un sinus glissant par transformée de fourier fractionnaire. In *17^e colloque du GRETSI*, septembre 1999.
- [119] G. Gonon, Z. Fellah, and C. Depollier. Filtering in fractional fourier domains : Application to the biot's waves. In *Proc. of the IASTED SPC 2000*, septembre 2000.
- [120] G. Gonon, S. Montrésor, and M. Baudry. Un schéma de représentation adaptatif en temps et en fréquence pour le codage audio. In *Actes des 7^e Journées d'études et d'échanges CORESA 2001, Dijon, France*, pages 59–62, novembre 2001.
- [121] G. Gonon, S. Montrésor, and M. Baudry. Segmentation multibande adaptée basée sur le critère entropique local pour le codage audio. In *18^e colloque GRETSI*, septembre 2001.
- [122] G. Gonon, S. Montrésor, and M. Baudry. Construction d'un banc de filtres pseudo-qmf pour la recherche de meilleure base. In *V^e Congrès de la Société Française d'Acoustique - CFA 2000*, septembre 2000.
- [123] G. Gonon, S. Montrésor, and M. Baudry. Extension de la recherche de meilleure base pour la décomposition en paquets d'ondelettes. application à l'analyse en sous-bandes de la parole. In *XXIII^e Journées d'Études sur la Parole - JEP 2000*, juin 2000.