

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de L'enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université SAAD DAHLAB Blida
Institut D'Electronique

Mémoire

Présenté Par : Loukhaoukha Khaled

En vue de l'obtention du diplôme
de Magister en Electronique
Option : Communication



Thème

**Quantification vectorielle des paramètres
LSF (Line Spectral Frequencies)
Application au codeur de parole (CELP)**

Membres de jury :

Dr. M.BENSEBTI	Président	Université de BLIDA
Dr. M.GUERTI	Examinatrice	ENP
Mr. M.AREZKI	Examineur	Université de BLIDA
M ^{elle} . A.CHENTIR	Invitée	Université de BLIDA
Dr. M.HALIMI	Promoteur	CDTA
Pr. A.GUESSOUM	Co-promoteur	Université de BLIDA

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de L'enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université SAAD DAHLAB Blida
Institut D'Electronique

Mémoire
Présenté Par : Loukhaoukha Khaled

En vue de l'obtention du diplôme
de Magister en Electronique
Option : Communication

Thème

**Quantification vectorielle des paramètres
LSF (Line Spectral Frequencies)
Application au codeur de parole (CELP)**

Membres de jury :

Dr. M.BENSEBTI	Président	Université de BLIDA
Dr. M.GUERTI	Examinatrice	ENP
Mr. M.AREZKI	Examineur	Université de BLIDA
M ^{lle} . A.CHENTIR	Invitée	Université de BLIDA
Dr. M.HALIMI	Promoteur	CDTA
Pr. A.GUESSOUM	Co-promoteur	Université de BLIDA

ملخص

تكمّن أهمية ترميز الكلام في الحصول على استخدام جد فعال لشبكات الإتصال الرقمية وبالخصوص الشبكات الخلوية، أضف إلى هذا تقليص الذاكرة الضرورية لأنظمة تخزين الكلام. معظم خوارزميات ضغط الكلام ذات التدفق القليل جدا تستعمل الترميز بالتنبؤ الخطي الذي يمثل الطيف قصير المدى لإشارة الكلام.

في هذا العمل، قمنا بعرض ودراسة طرق متعددة لترميز وسائط الطيف نذكر منها، التكميم الشعاعي المقسم والتكميم الشعاعي بواسطة شبكة منتظمة من النقاط. تتويجا لهذا العمل، قمنا بإدراج الطريقتين سالفتي الذكر في المرمز CELP المنجز على مستوى مركز تنمية التكنولوجيات المتقدمة وقد أظهرت القياسات الموضوعية والذاتية المنجزة نوعية جيدة للكلام المشكل.

Résumé

Le codage de la parole est essentiel pour l'obtention d'un usage plus efficace des réseaux de télécommunication numériques, en particuliers les réseaux cellulaires, et pour réduire la mémoire nécessaire dans les systèmes de stockage de la parole

La plupart des algorithmes de compression de parole à très bas débit binaire emploient le codage à prédiction linéaire (LPC) qui représente le spectre à court terme du signal de parole. Nous exposerons les différentes méthodes de codage des paramètres spectraux. On utilisera une quantification vectorielle divisée (SVQ) et la quantification vectorielle à l'aide d'un réseau régulier de points pour le codage des paramètres spectraux (fréquences de raies spectrales LSF).

Nous avons ensuite imbriqué ce bloc de quantification dans le codeur CELP réalisé au CDTA. Les mesures objectives et subjectives montrent que la parole est de bonne qualité.

Abstract

Speech coding is essential to obtain efficient usage of digital telecommunications networks, particularly in cellular networks, and in order to reduce memory required for storing speech signal.

Most low rate speech coders employ linear predictive coding (LPC) which models the short-term spectral within each speech frame (or segment). In this work we have first exposed different methods of spectral coding. Then, we have applied split vector quantization (SVQ) and lattice vector quantization (LVQ) for the quantization of the Line spectral frequencies (LSF parameters). Finally, these two techniques are used to quantize the LSF parameters in the 4.8 kb/s coder realized at CDTA by the speech coding team.

Objective and subjective tests demonstrate the good quality of the synthetic speech.

Remerciements

Ce travail a été effectué au sein de l'équipe Codage de la parole du Centre de Développement des Technologies Avancées (CDTA).

Je tiens à exprimer ma gratitude à mon promoteur Dr. M.HALIMI, Chargé de Recherche au CDTA pour avoir accepté de diriger mon travail. Je tiens à le remercier particulièrement pour l'aide qu'il m'a apporté tout au long de ce travail. Pour tous ses conseils précieux, je tiens à lui exprimer toute ma reconnaissance. Je veux lui présenter ici ma haute considération et mon respect le plus profond.

Je remercie la direction du CDTA pour m'avoir bien accueilli et avoir mis à ma disposition les moyens nécessaires à la réalisation de ce travail.

Je tiens également à exprimer ma reconnaissance et ma gratitude au Pr. A.GUESSOUM, Doyen de la Faculté des sciences et des technologies de l'université SAAD DAHLAB de Blida d'avoir accepté d'être mon co-promoteur et pour la confiance. Je veux lui présenter ici ma haute considération et mon respect le plus profond.

Je tiens à remercier tous les membres de jury M.AREZKI, Dr. BENSEBTI et M^{elle}.CHENTIR qui ont bien voulu m'honorer de leur présence.

Je remercie également les enseignants de l'Institut d'Electronique de l'Université de BLIDA sans oublier Dr. BENSEBTI, Dr. OULD ROUIS, et les membres du conseil scientifique.

Je tiens à remercier H.AIT SAADI pour sa collaboration et pour son amitié et surtout pour ses conseils, sans oublier M.BENGHERABI.

Je dédie ce modeste travail à : mon père, ma mère, mon frère et mes deux sœurs ainsi qu'à toute ma famille, mes amis AMEUR SAMIR, EL ZINE, SID ALI, TOUFIK, MOHAMED, M'HAMED, NOUR EL DINE, ABD EL ALLAH.

Table des Matières

INTRODUCTION GENERALE

CHAPITRE 1 : GENERALITES SUR LA PAROLE

1.1	Introduction	4
1.2	Aspects physiologiques de la phonation	4
1.3	Propriétés statistiques d'un signal de parole	6
1.4	Généralités sur les systèmes de codage	8
1.4.1	Introduction	8
1.4.2	Système de transmission élémentaire	8
1.4.3	Suppression de la redondance	10
1.5	Classification des codeurs de la parole	10
1.5.1	Les codeurs par formes d'ondes	11
1.5.2	Les vocodeurs	11
1.5.3	Les codeurs hybrides	12
1.6	Attributs du codeur de parole	13
1.6.1	Qualité du signal	13
1.6.2	Débit binaire	13
1.6.3	Complexité	13
1.6.4	Retard de communication	14
1.7	Mesure de la qualité	14
1.7.1	Mesure objective de la qualité	14
1.7.2	Mesures subjectives de la qualité	15
1.8	Conclusion	15

CHAPITRE 2 : LA QUANTIFICATION

2.1	Introduction	16
2.2	Historique de la quantification	16
2.3	Quantification Scalaire	17
2.3.1	Définitions	17
2.3.2	Quantificateur Scalaire Uniforme	18

2.3.3	Quantificateur Scalaire Non Uniforme	20
2.3.4	Algorithme LLOYD-MAX	21
2.3.5	Quantificateur Scalaire Prédicatif	22
2.4	Quantificateur Vectoriel.....	24
2.4.1	Introduction	24
2.4.2	Définition.....	25
2.4.3	Quantificateur Vectoriel Optimal	27
2.4.4	Algorithme de Lloyd Généralisé	28
2.4.5	Différents types de quantificateur vectoriel.....	31
2.4.5.1	Quantificateur Vectoriel Divisé (SVQ).....	31
2.4.5.2	Quantificateur Vectoriel Multi-Etapes	32
2.4.5.3	Les réseaux réguliers de points	33
2.4.6	Modèle de quantification vectorielle	38
2.4.6.1	Dépendance	38
2.4.6.2	La dimension	42
2.4.6.3	La forme de la fonction densité de probabilité (pdf).....	44
2.5	Conclusion.....	45

CHAPITRE 3 : LA PREDICTION ET LE CODAGE DE LA PAROLE

3.1	Introduction	46
3.2	Prédiction linéaire	46
3.2.1	Prédicteur court terme	47
3.2.1.1	Méthode d'autocorrélation.....	50
3.2.1.2	Méthode de Covariance	52
3.2.2	Prédiction long terme	53
3.3	Prédiction des paramètres spectraux.....	54
3.3.1	Prédiction à Moyenne Ajustée (MA)	54
3.4	Représentation spectrale des paramètres prédicteurs	55
3.4.1	Coefficients de réflexion.....	55
3.4.2	Coefficients Cepstraux	57
3.4.3	Paire de Fréquences Spectrales (LSF).....	57
3.5	Mesures de la distorsion objective.....	60
3.5.1	Mesures dans le domaine temporel	60

3.5.1.1	Rapport Signal sur Bruit	60
3.5.1.2	Le Rapport Signal sur Bruit Segmental	61
3.5.2	Mesures dans le domaine spectral	62
3.5.2.1	Mesure de distorsion Log Spectrale	63
3.5.2.2	Mesure de distorsion d'ITAKURA-SAITO	64
3.5.2.3	Distance Cepstrale	65
3.5.2.4	Mesure de distance euclidienne pondérée	66
3.6	Conclusion	67

CHAPITRE 4 : LE CODEUR/DECODEUR CELP

4.1	Introduction	68
4.2	Principe du codeur CELP	68
4.2.1	Structure du codeur	69
4.2.2	Structure du décodeur	71
4.2.3	Sélection du vecteur candidat optimal	72
4.3	Evolution de la structure CELP	73
4.4	Conclusion	76

CHAPITRE 5 : LA SIMULATION & LES RESULTATS

5.1	Introduction	77
5.2	Quantification vectorielle divisée des LSF (Split VQ)	79
5.3	Quantification Vectorielle des LSF à l'aide d'un réseau régulier de points (<i>Lattice VQ</i>)	84
5.4	Conclusion	91
	Conclusion générale	92
	Annexe	

Liste des Figures

➤ Figure 1.1	Appareil Phonatoire Humain	4
➤ Figure 1.2	Exemple d'un signal de parole voisée et non voisée	6
➤ Figure 1.3	Système de transmission de la parole.	8
➤ Figure 1.4	Relation entre débit de codage et la qualité de parole obtenue pour différents codeurs.....	12
➤ Figure 2.1	Exemple d'un QS Uniforme Pour $L = 5$	19
➤ Figure 2.2	Schéma simple illustrant le codage et le décodage.....	20
➤ Figure 2.3	Codeur et Décodeur.....	21
➤ Figure 2.4	Quantificateur Prédicatif	23
➤ Figure 2.5	Quantificateur Prédicatif en boucle ouverte.....	23
➤ Figure 2.6	Quantificateur Prédicatif en boucle fermée.....	24
➤ Figure 2.7	Modèle d'un quantificateur vectoriel.....	25
➤ Figure 2.8	Schéma de fonctionnement de l'algorithme LBG..	30
➤ Figure 2.9	Quantificateur Vectoriel Multi-Etapes	32
➤ Figure 2.10	Un réseau bi-dimensionnel et son parallélotope.....	33
➤ Figure 2.11	Sphères concentriques d'un réseau bidimensionnel	34
➤ Figure 2.12	Exemple de deux variables aléatoires avec une pdf uniforme à deux dimensions.....	39
➤ Figure 2.13	Exemple où les 2 variables u_1 et u_2 sont décorrelées mais dépendantes	41
➤ Figure 2.14	Exemple montrant l'influence de la dimension dans la forme des cellules lors de la conception du quantificateur optimal	43
➤ Figure 2.15	Quantification vectorielle à 2 bits/ dimension d'une source gaussienne à deux dimensions	44
➤ Figure 3.1	Les étapes d'Analyse et de Synthèse Formantique (a) et (b).....	48
➤ Figure 3.2	Schéma de la méthode d'autocorrélation	50
➤ Figure 3.2	Schéma de la méthode de covariance	52
➤ Figure 4.1	Codeur CELP	70
➤ Figure 4.2	Décodeur CELP	71

➤ Figure 4.3	Première évolution du codeur CELP	74
➤ Figure 4.4	Schéma du codeur CELP	75
➤ Figure 5.1	Schéma du codeur / décodeur CELP.....	78
➤ Figure 5.2	Schéma de la quantification des paramètres LSF.....	80
➤ Figure 5.3	Les signaux originaux et synthétiques de la première et la deuxième phrase	83
➤ FIGURE 5.4	Le réseau bidimensionnel avec quatre facteurs d'échelles.....	86
➤ FIGURE 5.5	Les signaux originaux et synthétiques de la première et la deuxième phrase (MA d'ordre 2)	89
➤ FIGURE 5.6	Les signaux originaux et synthétiques de la première et la deuxième phrase (MA d'ordre 4)	90

Liste des Abréviations

- ALG : Algorithme de LLOYD généralisé.
- AR : modèle Autorégressif.
- ARMA : modèle Auto Régressif à Moyenne Ajustée.
- b/s : bit(s) par seconde.
- CELP : Code Excited Linear Prediction.
- DAM : Diagnostic Acceptability Measure.
- dB : Décibel.
- d_{CD} : Distance cepstrale.
- d_{IS} : Distance D'ITAKURA-SAITO.
- DRT: Diagnostic Rhyme Test.
- E : L'espérance mathématique.
- Hz : Hertz.
- kbps : kilobit(s) par second.
- kHz : KiloHertz.
- LBG : Algorithme de LINDE, BUZO, et GRAY.
- LP : Linear Prediction.
- LPC : Linear Prediction Coefficients.
- MA: modèle à Moyenne Ajustée.
- MIC : Modulation par Impulsion et Codage.
- MIPS : Millions d'instructions par seconde.
- MOS : Mean Opinion Score.
- ms : Milli second.
- MSVQ : Multi-Stage Vector Quantization, Quantificateur Vectoriel multi-étapes.
- MSLVQ : Multi-Scale Lattice Vector Quantization.
- PCM : Pulse Code Modulation.
- PDF: La fonction densité de probabilité.
- $P_s(x)$: la densité de probabilité.
- QS : Quantification Scalaire ou Quantificateur Scalaire.
- QV : Quantification Vectorielle ou Quantificateur Vectoriel.
- rms : roots mean square.
- RSB : Rapport Signal sur Bruit.
- SD : log Spectral Distortion.
- SNR : Signal to Noise Ratio.
- SNR_{seg} : Segmental Signal to Noise Ratio.
- SVQ : Split Vector Quantization (Quantificateur Vectoriel divisé).
- ϕ_{xx} : la fonction d'autocorrélation.
- ρ_{xx} : le coefficient d'autocorrélation.

Introduction générale

Introduction Générale

L'homme a toujours manifesté le besoin de communiquer avec ses semblables. La communication a tout le temps joué un rôle déterminant dans l'évolution des sociétés humaines. Pouvoir communiquer vite et loin a toujours été un des plus vieux rêves de l'homme. Ce rêve est en phase de réalisation ; nous sommes rentrés dans une nouvelle ère, celle de la communication multimédia qui associe voix, images et données.

L'arrivée du premier circuit intégré allait modifier la nature des communications téléphoniques en les rendant numériques dès les années 60. Depuis, la téléphonie numérique n'a cessé de croître en raison des performances en rapidité, intégration et coût des processeurs de signaux disponibles sur le marché.

Entre temps, la numérisation s'est étendue à la plupart des signaux à transmettre (images, vidéo, audio,...), et l'on entre, dès à présent dans l'ère du tout numérique. Mais la transmission sous forme numérique présente néanmoins un inconvénient majeur qui est la largeur de bande passante requise par le signal.

En effet, en téléphonie, le spectre du signal de parole utilisé est limité à 4 kHz (300-3400 Hz). La transmission la plus simple de ce signal par codage MIC, avec 256 niveaux conduit à un débit binaire de 64 kbps, ce qui fixe la bande passante du canal de transmission à environ 32 kHz (pour un canal à une seule voie). Cette valeur est très élevée par rapport à la bande utile du signal.

De plus le problème du stockage reste entier. Le stockage du signal téléphonique numérique en vue d'une synthèse ultérieure nécessite des capacités de mémorisation considérables.

Pour accroître le nombre de communication sur un même lien physique, c'est à dire mieux exploiter les équipements et résoudre le problème du stockage, il est nécessaire de comprimer l'information numérique.

C'est ainsi que les techniques de compression numérique de la parole permettent actuellement de réduire le débit de 64 à 8 kbps, pour une même qualité d'écoute. Ce qui entraîne une diminution de la taille de la mémoire nécessaire au stockage des messages téléphoniques et permet d'augmenter à capacité constante le nombre de messages ou de canaux. Ces améliorations se traduisent par une diminution du coût d'exploitation des systèmes de communications.

Les systèmes de compression de la parole se caractérisent par trois éléments essentiels : le débit de transmission qu'il requiert entre le codeur (émetteur) et le décodeur (récepteur), la qualité d'écoute du signal vocal reconstruit et la complexité algorithmique nécessaire à sa mise en œuvre. Le but des recherches est alors de trouver le meilleur compromis *Qualité / débit / complexité*.

La compression numérique de la parole est un domaine qui fait l'objet d'une grande activité de recherche depuis le début des années 80 avec l'avènement d'un nouveau concept de codage de l'excitation (Code Excited Linear Prediction).

Ce concept s'appuie sur une analyse par synthèse et permet de restituer un signal de parole de bonne qualité au plan de la perception auditive à partir de débits inférieurs à 16 kbps. Le codeur CELP permet de réduire le débit de transmission au-dessous de 10 kbps tout en conservant une bonne qualité auditive du signal reconstruit. L'amélioration des performances de ce type de codeur est cependant acquise au prix d'une importante complexité algorithmique.

C'est pourquoi de nombreux travaux de recherches ont été entrepris autour du codage de type CELP, où on veut maintenir/améliorer si possible, la qualité tout en réduisant la complexité initiale.

Ce mémoire est consacré à la quantification vectorielle de paramètres spectraux. Dans une première étape, nous utilisons une prédiction à moyenne ajustée suivie d'une quantification vectorielle divisée.

Dans la seconde étape, on utilise un réseau régulier de points (Lattice) pour quantifier les paramètres LSF (Line Spectral Frequencies). Les deux méthodes de quantification ont été introduites dans un codeur / décodeur CELP à 4800 bits/s afin de réduire le débit et d'atteindre ainsi 4000 bits/s.

Ce mémoire comporte cinq chapitres :

- Le premier chapitre expose quelques généralités relatives au signal vocal et à ses caractéristiques.
- Le deuxième chapitre s'intéresse à la quantification de manière générale, puis on se familiarise avec la quantification scalaire et vectorielle. On verra ainsi pourquoi la quantification vectorielle demeure supérieure à la quantification scalaire. Ensuite nous présentons certaines méthodes de quantification vectorielle dont la quantification vectorielle à l'aide d'un réseau régulier de points.
- Le troisième chapitre est consacré à l'analyse par prédiction linéaire et l'extraction des paramètres LSF.
- Le quatrième chapitre présente l'algorithme de codage CELP de façon générale ainsi que le codeur et le décodeur CELP.
- Le cinquième chapitre expose les résultats trouvés suite à la quantification des paramètres LSF.



Chapitre 1

1.1 Introduction

Ce chapitre se compose de deux parties : des généralités sur le signal de la parole et les principales méthodes de codage. Les généralités regroupent les notions de production de la parole et les propriétés statistiques. La deuxième partie expose les techniques du codage.

1.2 Aspects physiologiques de la phonation

Les principaux organes composant l'appareil phonatoire sont : les poumons, la trachée, le larynx, le pharynx et les cavités buccales et nasales.

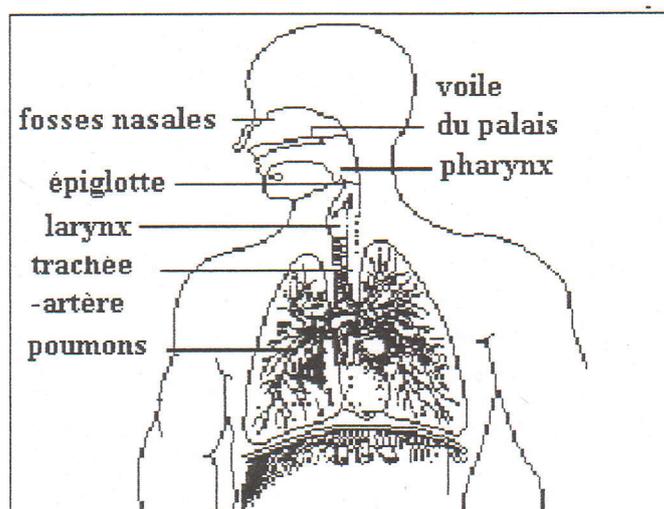


FIGURE 1.1 : Appareil Phonatoire Humain

La parole est une onde de pression acoustique qui est due à des mouvements physiologiques volontaires de l'ensemble du mécanisme de production. Les poumons débitent un courant d'air dans la trachée. Ce courant d'air est forcé à travers les cordes vocales. La hauteur de la voix, au cours d'une conversation, varie selon les personnes, essentiellement déterminée par la longueur, la forme et la position des cordes vocales, peut être volontairement modifiée, dans certaines limites, par l'intermédiaire des muscles respiratoires et de ceux du larynx, lesquels font varier la pression d'air. L'association de ces éléments détermine la fréquence de vibration des cordes vocales : plus celle-ci est élevée, plus la voix est aiguë.

L'articulation est la prononciation des sons en les différenciant pour former les mots. La parole est articulée en interrompant et en modulant le flux d'air à l'aide des lèvres, de la langue, des dents, de la mâchoire et du palais [2], [4], [13].

Un son est dit voisé lorsque les cordes vocales sont excitées. Lorsqu'un son voisé est prononcé, les cordes vocales s'ouvrent progressivement, sous l'action de la pression de l'air. Elles laissent apparaître une ouverture de forme triangulaire et d'étendue variable : la glotte. Elles se mettent alors à vibrer donnant ainsi naissance à une onde glottique caractérisée par des variations impulsionnelles périodiques de la pression et du débit de l'air.

Les sons voisés sont générés par une onde glottique (pharynx, cavités buccales et nasales). L'ouverture de la glotte changera en fonction des longueurs, épaisseur et tension des cordes vocales. Plus la tension des cordes vocales est élevée, plus la fréquence fondamentale ou fréquence de mélodie (pitch en anglais) sera élevée. Cette fréquence varie en moyenne de 70 Hz à 150 Hz pour les hommes et de 150 à 400 Hz pour les femmes et les enfants.

Les sons fricatifs résultent de l'écoulement de l'air dans une constriction étroite située en un point du conduit vocal, en particulier au niveau des lèvres et des dents. Les sons fricatifs sont non voisés (*f, s, ...*) ou voisés (*v, ...*). Un son plosif (ou occlusif) est produit par une ouverture brusque ; il peut être voisé (*b, d, ...*) ou non voisé (*p, t, ...*) [2], [3], [4], [15].

La figure 1.2 présente un exemple d'un signal de parole voisée et non voisée, tiré de deux phrases : « Il se garantira du froid avec un bon capuchon » et « ANNIE s'ennuie loin de mes parents ».

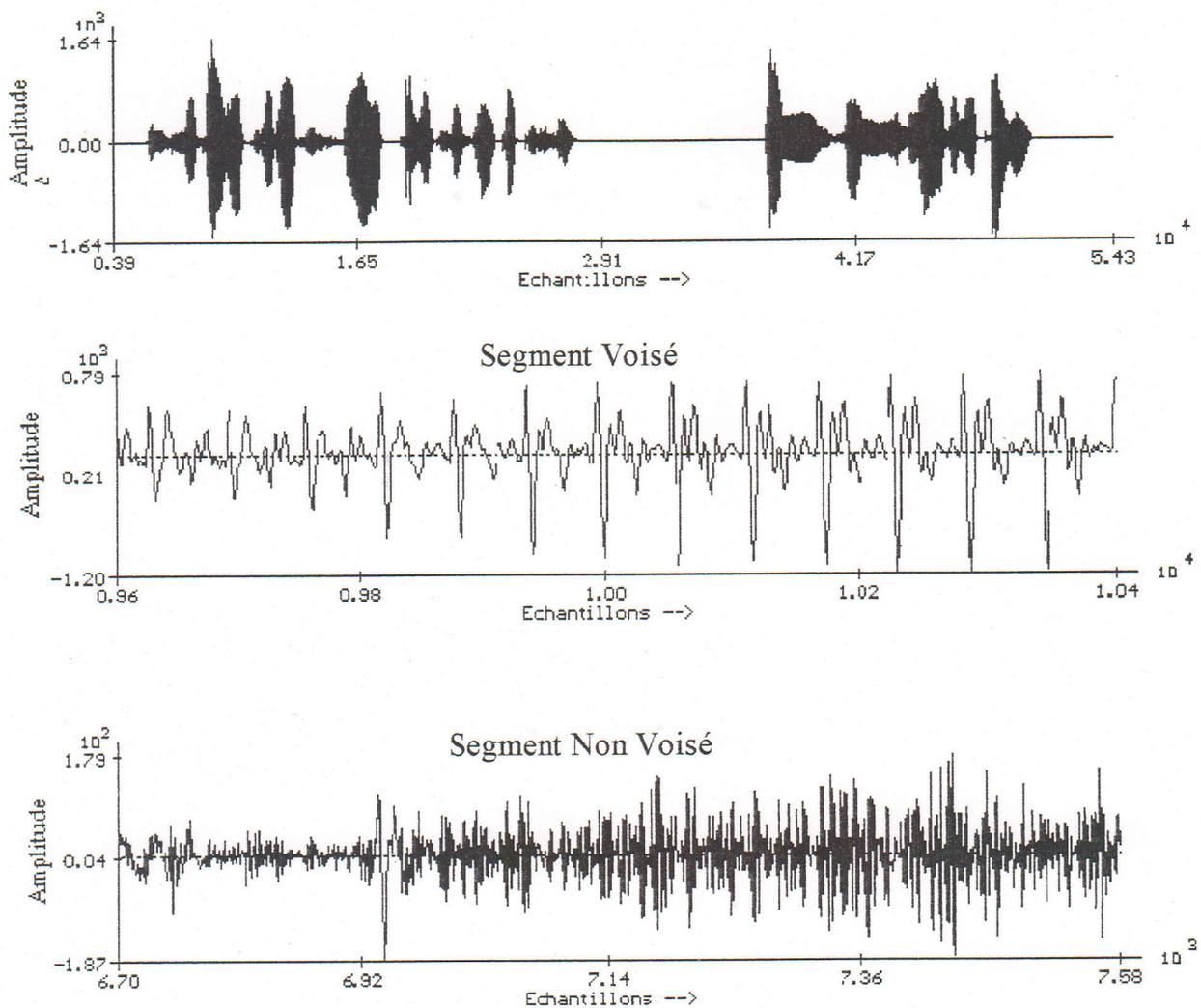


FIGURE 1.2 : Exemple d'un signal de parole voisée et non voisée [2].

1.3 Propriétés statistiques d'un signal de parole

Le signal de parole peut être considéré comme un processus aléatoire non stationnaire, c'est-à-dire que ses propriétés statistiques changent au cours du temps. La non-stationnarité de la parole résulte des changements au cours du temps aussi bien de la source que de la forme et dimension du conduit vocal.

Le signal de sortie d'un système linéaire est stationnaire si les caractéristiques du système sont invariables en fonction du temps et si le signal d'excitation est stationnaire.

Dans la pratique, les caractéristiques du conduit vocal et de la source évoluent lentement (sauf pour certains sons comme les plosives) et on fera l'hypothèse de quasi-stationnarité sur des périodes allant de 10 à 30 ms. On pourra donc appliquer pour le traitement des signaux de parole les méthodes classiques du traitement du signal en prenant certaines précautions et toujours au prix de certains compromis [3], [4], [13].

Les principales caractéristiques des signaux de parole sont :

- La densité de probabilité pour un signal de parole qui est proche d'une répartition gamma.
- Le taux de passage par zéro, c'est-à-dire le nombre d'échantillons successifs de signes opposés qui présente une répartition sensiblement gaussienne et une moyenne d'environ 49 pour les sons non-voisés et 14 pour les sons voisés et cela pour des fenêtres de 10 ms.
- La densité spectrale de puissance à court terme (transformée de Fourier de la fonction d'autocorrélation) qui présente, lorsque la tranche est voisée, une structure périodique fine qui correspond aux harmoniques de l'excitation glottique. Les maximums de l'enveloppe de ce spectre sont les formants, ils correspondent aux résonances du conduit vocal. Par contre, le spectre d'un signal non voisé ne présente aucune structure particulière, sauf une accentuation vers les hautes fréquences [1], [4].
- Le coefficient d'autocorrélation $\rho_{xx}(k) = \Phi_{xx}(k)/\Phi_{xx}(0)$ qui est toujours compris entre -1 et $+1$.

où la fonction d'autocorrélation sur une fenêtre de N échantillons est estimée par :

$$\Phi_{xx}(k) = \frac{1}{N-k} \sum_{n=0}^{N-k-1} x(n) x(n+k)$$

1.4 Généralités sur les systèmes de codage

1.4.1 Introduction

Un signal de parole numérique offre de nombreux avantages tels que l'immunité au bruit, la facilité de stockage, la commodité d'emploi que ce soit pour le multiplexage, le cryptage ou la synthèse.

1.4.2 Système de transmission élémentaire

Nous allons définir les différents éléments constituant un système de compression de parole. Ce système est représenté par la figure 1.3.

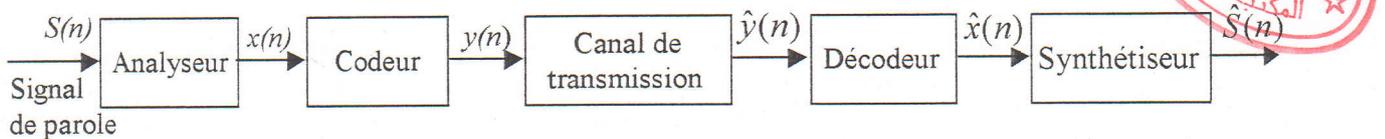


FIGURE 1.3 : Système de transmission de la parole.

- Le premier élément analyse un signal de parole qui aurait été filtré et échantillonné au préalable. La sortie de l'analyseur est un vecteur x d'éléments non quantifiés.
- Le codeur quantifie puis code le vecteur x pour la transmission.
- Le canal de transmission transmet le vecteur y des éléments codés.
- Le décodeur décode le vecteur reçu \hat{y} et fournit un ensemble de paramètres.
- Le synthétiseur utilise ce vecteur de paramètres $\hat{x}(n)$ pour reconstruire le signal de parole.

L'analyse du signal détermine la complexité du système de compression de parole. Pour les codeurs les plus élémentaires, elle est inexistante. Le type d'analyse à réaliser sur un signal est fixé par le type de synthèse. On trouve en général deux éléments pour la synthèse : une fonction d'excitation et une fonction de transfert. Quand le synthétiseur est défini, toute réduction supplémentaire de débit pourra se faire dans le codeur. Le synthétiseur détermine le nombre de paramètres nécessaires à la synthèse. Une réduction supplémentaire de débit pourra se faire par un meilleur codage des paramètres.

Les deux fonctions principales du codeur sont : la Quantification et le Codage. On distingue la quantification scalaire qui attribue à chaque paramètre une valeur faisant partie d'un ensemble fini de nombres, de la quantification vectorielle qui attribue à un ensemble de paramètres un vecteur choisi dans un dictionnaire.

La quantification vectorielle est présentée comme une méthode de suppression des redondances c'est à dire des liens qui existent entre les différents paramètres du vecteur, elle utilise quatre propriétés interdépendantes des paramètres vectoriels :

- Dépendance linéaire (Corrélation).
- Dépendance non linéaire.
- Forme de la fonction de densité de probabilité.
- Dimension des vecteurs.

Le codage traduit ces nombres choisis en séquences de nombres binaires qui seront transmis au décodeur. Selon les besoins, chacune de ces opérations peut être améliorée. La réalisation d'un système de codage efficace dépendra de quatre paramètres :

- Les caractéristiques du signal de parole.
- Le débit de transmission.
- La qualité de parole synthétique.
- Le coût du système [3], [13], [20].

1.4.3 Suppression de la redondance

La suppression partielle des redondances permet une représentation plus efficace des données. La compression des données peut se faire sans perte d'information (par exemple le codage de HUFFMANN) ou avec perte d'information en exploitant dans ce cas la tolérance de l'organe récepteur (exemple l'oreille). Le signal de parole a des caractéristiques particulières. La compression du signal consistera à réduire les redondances qui sont essentiellement :

- Le manque de platitude du spectre court-terme.
- La quasi-périodicité des signaux voisés.
- La limitation des formes et des vitesses de mouvements possibles du conduit vocal.
- Les distributions de probabilités non uniformes des valeurs de paramètres de transmission.

Les trois premières sont dues à des propriétés physiques du mécanisme de production de la parole, la dernière est fonction de codage utilisé.

Le manque de platitude du spectre court-terme est lié au fait que les échantillons de parole adjacents sont corrélés entre eux. On peut décorréler ces échantillons de parole par un filtrage spectral adapté. La quasi-périodicité des signaux de parole voisés peut être supprimée en utilisant un prédicteur long-terme. La limitation des vitesses des mouvements du conduit vocal permet d'envoyer les paramètres des filtres toutes les 10-30 ms. La dernière de redondances citées peut être exploitée par un codage approprié [16], [13].

1.5 Classification des codeurs de la parole

Différents algorithmes de codage de la parole exploitent les propriétés du signal parole à différents degrés. Ils peuvent être classés en trois catégories : codeurs par formes d'ondes qui travaillent généralement à des débits élevés et qui n'utilisent pas de modèle sur le signal à traiter. D'autre part, les vocodeurs qui travaillent à de faibles débits et qui modélisent le conduit vocal et le signal d'excitation. Enfin les codeurs hybrides, qui comme leur nom l'indique se positionnent entre les deux classes précédentes [31].

1.5.1 Les codeurs par formes d'ondes

Ces codeurs sont utilisés pour une représentation fidèle de l'onde dans le domaine temporel. Ils minimisent la différence entre le signal original et le signal reconstruit. Les codeurs par forme d'ondes n'exploitent généralement pas les caractéristiques du signal d'entrée donc ils n'utilisent aucune connaissance à priori sur la façon dont le signal est généré.

Cependant, ils sont robustes car pouvant être utilisés pour coder n'importe quel type de son. Plus le débit augmente et plus le signal de sortie (signal reconstruit) ressemble au signal original [31].

1.5.2 Les vocodeurs

Les vocodeurs (Voice Coder) appartiennent à la classe des codeurs paramétriques. Ces derniers utilisent une méthode d'analyse où l'on essaie d'extraire du signal un ensemble de paramètres liés à un modèle simplifié. La connaissance de la fonction de transfert du système de synthèse et de son excitation suffit pour reproduire le signal de sortie. Le système de synthèse et le signal d'excitation sont donc définis par un ensemble de paramètres qui seront codés pour la transmission.

Pour un signal localement stationnaire comme la parole, le modèle et les paramètres de l'excitation peuvent être représentés de manière compacte, ceci étant l'intérêt principal du codage de la source. Ces paramètres sont l'enveloppe du spectre court-terme et les informations sur le signal d'excitation (amplitude, pitch).

Ces codeurs sont sensibles aux bruits de transmission et la qualité de la parole est limitée. Ils sont souvent inefficaces pour le codage de signaux autre que la parole et leur débit est généralement faible [31].

1.5.3 Les codeurs hybrides

Les codeurs hybrides ressemblent aux précédents codeurs en ce sens qu'il y a une estimation de paramètres d'un modèle de synthèse pour un signal donné (analyse par synthèse) et une utilisation de technique de codage par formes d'ondes pour l'estimation du signal d'excitation. Ces codeurs sont généralement plus complexes à mettre en œuvre que les vocodeurs ou les codeurs par formes d'ondes mais ils permettent d'obtenir une bonne qualité de signal à des débits intermédiaires. Considérant la demande de réduction du débit et l'amélioration de la qualité perceptuelle de la parole synthétisée, les codeurs actuels appartiennent à cette catégorie [31].

La figure 1.4 présente la relation entre le débit de codage et la qualité de parole obtenue pour différents types de codeurs.

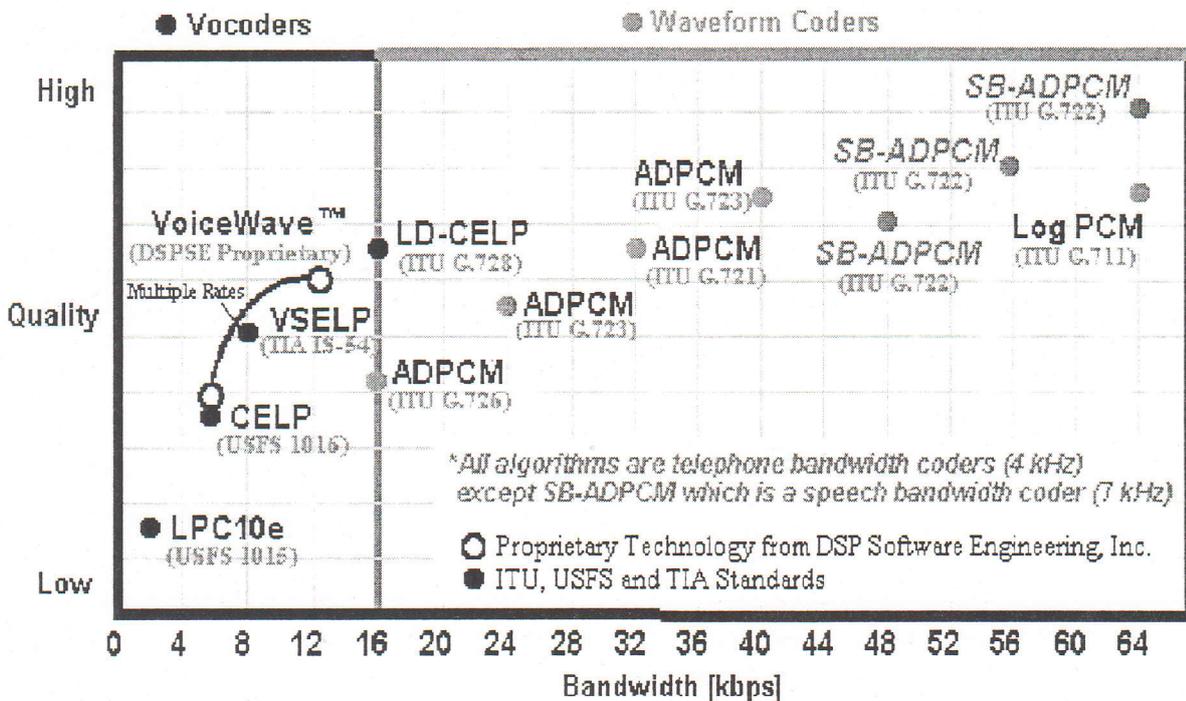


FIGURE 1.4 : Qualité de parole en fonction du débit binaire pour différents codeurs [2].

1.6 Attributs du codeur de parole

La qualité de la parole produite par un codeur de parole est fonction de quatre paramètres : le débit, la complexité, le retard (ou délai), et la bande passante. Ainsi, en étudiant les codeurs de parole, il est important d'examiner tous ces attributs [31].

1.6.1 Qualité du signal

La qualité du signal perçu est souvent évaluée sur une échelle de cinq points qui est connue comme étant l'échelle **MOS (Mean Opinion Score)** dans les tests de la qualité de la parole : des locuteurs évaluent la qualité du signal de parole à travers un grand nombre de phrases. Une moyenne en est déduite. Les cinq points de la qualité sont associés à un ensemble d'adjectifs de description : mauvais, médiocre, passable, bon, excellent. On attribue ainsi un seul niveau à chaque signal de parole à évaluer durant la procédure d'évaluation subjective.

1.6.2 Débit binaire

On mesure le débit binaire d'une représentation digitale en bits par échantillon, ou bits par seconde (b/s) selon le contexte. Le débit en bits par seconde n'est que le produit de la fréquence d'échantillonnage et du nombre de bits par échantillon. La fréquence d'échantillonnage doit être au moins deux fois plus grande que la largeur de la bande du signal correspondant (Théorème de SHANNON). Dans le cas de la téléphonie, pour une bande de 3.2 kHz (200-3400 Hz), la fréquence d'échantillonnage de 8 kHz est utilisée.

1.6.3 Complexité

La complexité d'un algorithme de codage est l'effort de calcul exigé pour implanter les processus de l'encodage et du décodage dans les cartes de traitement du signal (hardware). Elle se mesure en MIPS (Millions d'instructions par seconde) et en fonction de l'espace mémoire utilisé. D'autres critères peuvent également intervenir tels que la taille physique du codeur ou décodeur, le prix et la consommation de puissance (en Watt) ; ce dernier étant un important critère dans un système portable.

1.6.4 Retard de communication

La complexité dans un algorithme de codage est souvent accompagnée d'une augmentation de la durée du traitement dans le codeur et le décodeur. Bien que l'évolution des capacités des processeurs de traitement du signal est un facteur en faveur d'utilisation d'algorithme plus sophistiqué, le besoin de limiter le retard de communication ne doit pas être d'une importance moindre. Ce besoin impose des restrictions pratiques importantes dans l'utilisation des algorithmes.

Le retard de codage à un seul sens est défini comme étant le temps écoulé entre l'instant où l'échantillon du signal de parole arrive à l'entrée de codeur et l'instant où le même échantillon apparaît à la sortie du décodeur, moins tout retard introduit par les autres équipements de communication entre la paire codeur-décodeur et le retard de propagation du signal qui dépend de la distance. En d'autres termes, c'est comme si le codeur et le décodeur sont directement connectés par un fil sans aucun équipement entre eux. Cette définition fait que le retard de codage dépend seulement de l'algorithme de codage.

Avec cette définition, le retard de codage des codeurs CELP peut être grossièrement déterminé en fonction de la taille de la trame du signal de parole utilisée.

1.7 Mesure de la qualité

On distingue les mesures objectives de qualité qui sont des mesures purement mathématiques des mesures subjectives de qualité qui évaluent la qualité du codage à l'écoute [1], [13], [18].

1.7.1 Mesure objective de la qualité

La mesure objective de qualité la plus couramment utilisée, pour les codeurs qui essaient de préserver la forme de signal, reste le rapport signal sur bruit RSB (SNR). Le rapport signal sur bruit (SNR) peut être défini pour un enregistrement de N échantillons comme étant le rapport entre la puissance du signal d'entrée et la puissance du bruit. Il est donné en décibels.

1.7.2 Mesures subjectives de la qualité

Les essais d'écoute sont nécessaires car la qualité d'un système de codage de la parole ne vaut que par le jugement humain. De plus, le SNR n'est pas nécessairement corrélé avec la qualité d'écoute.

Les méthodes les plus utilisées sont :

- Diagnostic Rhyme Test (DRT) qui mesure l'intelligibilité sur un grand nombre de mots.
- Diagnostic Acceptability Measure (DAM) qui mesure le naturel perçu de la parole.
- Mean Opinion score (MOS) où l'auditeur évalue un codeur sur une échelle absolue allant de 1 à 5 avec :
 5. Excellent
 4. Bon
 3. Passable
 2. Médiocre
 1. Mauvais

1.8 Conclusion

Le but du codage est de réduire le nombre d'information à envoyer durant chaque trame tout en gardant une qualité conforme aux besoins désirés. Une bonne connaissance du mode de production de la parole permet d'améliorer la qualité de codage, celle ci est l'une des priorités de recherche dans le domaine du traitement de la parole.

Chapitre 2

2.1 Introduction

Dans ce chapitre nous traiterons le problème de la quantification scalaire et vectorielle. Nous verrons ainsi la supériorité de la quantification vectorielle par rapport à la quantification scalaire. Nous présenterons ensuite quelques quantificateurs vectoriels optimaux et nous définirons la mesure de performance d'un quantificateur.

2.2 Historique de la quantification

L'histoire de la théorie et la pratique de la quantification date depuis 1948 [6], bien que des idées similaires sont apparues depuis 1898. Le rôle fondamental de la quantification dans la modulation et la conversion Analogique-Numérique a été reconnu durant le développement du système PCM, spécialement en 1948 dans un article publié par SHANNON et OLIVER et PIERCE. En 1948, BENNET publie une analyse de haute résolution de la quantification.

On peut donner le déroulement suivant de la quantification [6]:

- 1938 : La modulation PCM breveté par REEVES.
- 1948 : Une analyse en détail sur la PCM publiée par SHANNON et OLIVER et PIERCE.
- 1951: PANTER développe une formule de haute résolution de la distorsion pour un quantificateur scalaire à débit fixe.
- 1957 : Lloyd fait une importante étude de quantification qui s'est traduit par la publication de trois articles :
 - Article 1 : La condition suffisante et nécessaire pour qu'un quantificateur soit localement optimal.
 - Article 2 : Algorithme itératif pour la conception d'un quantificateur pour une source donnée : c'est l'algorithme de LLOYD (Méthode I).
 - Article 3 : Basé sur les travaux de PANTER et DITE, il traite le problème des minimums globaux.
- 1960 : MAX a prouvé différemment les propriétés d'optimalité de LLOYD.
- 1980 : LINDE et BUZO et GRAY font la conception d'un algorithme appelé algorithme LBG.

2.3 Quantification Scalaire

2.3.1 Définitions

La quantification consiste en l'approximation d'un signal d'amplitude continue par un signal d'amplitude discrète.

Considérons un signal à temps contenu $s(t)$ et à bande limitée $[-B, +B]$; la fréquence de NYQUIST $f_c=2B$ définit la fréquence d'échantillonnage la plus basse n'entraînant aucune perte d'information. Cette procédure d'échantillonnage fournit la suite des échantillons $s(n)$. Il faut maintenant réaliser une discrétisation des amplitudes pour obtenir une représentation numérique du signal, on parle alors de quantification.

La quantification scalaire (Notée **QS**) assigne à une valeur d'entrée x sa valeur approximée d'un ensemble fini prédéterminé ou dictionnaire de L valeurs de sortie acceptables $C = \{y_k / k=1, \dots, L\}$.

On définit L points scalaires $Q : \mathbb{R} \rightarrow C$, $C = \{y_1, y_2, \dots, y_L\} \subset \mathbb{R}$, où L est la taille du dictionnaire. Les valeurs de sorties, y_i sont appelées niveaux de sortie, points de sortie ou valeurs de reproduction. On peut donc définir la résolution ou le débit du quantificateur r d'un quantificateur scalaire comme $r = \log_2 L$ [bits/échantillon].

Le quantificateur partitionne la sortie en L intervalles ou classe R_i pour $i = 1, 2, \dots, L$; la $i^{\text{ème}}$ classe est donnée par : $R_i = \{x \in \mathbb{R} : Q(x) = y_i\} \equiv Q^{-1}(y_i)$. Suivant cette définition $\bigcup_i R_i = C$ et $R_i \cap R_j = \emptyset$ pour $i \neq j$. Les classes ou les cellules limites sont appelées cellules granulaires, l'ensemble de ces cellules étant appelé région granulaire.

Un quantificateur est dit régulier si :

- ◆ Chaque classe R_i est un intervalle.
- ◆ $y_i \in [x_{i-1}, x_i]$.

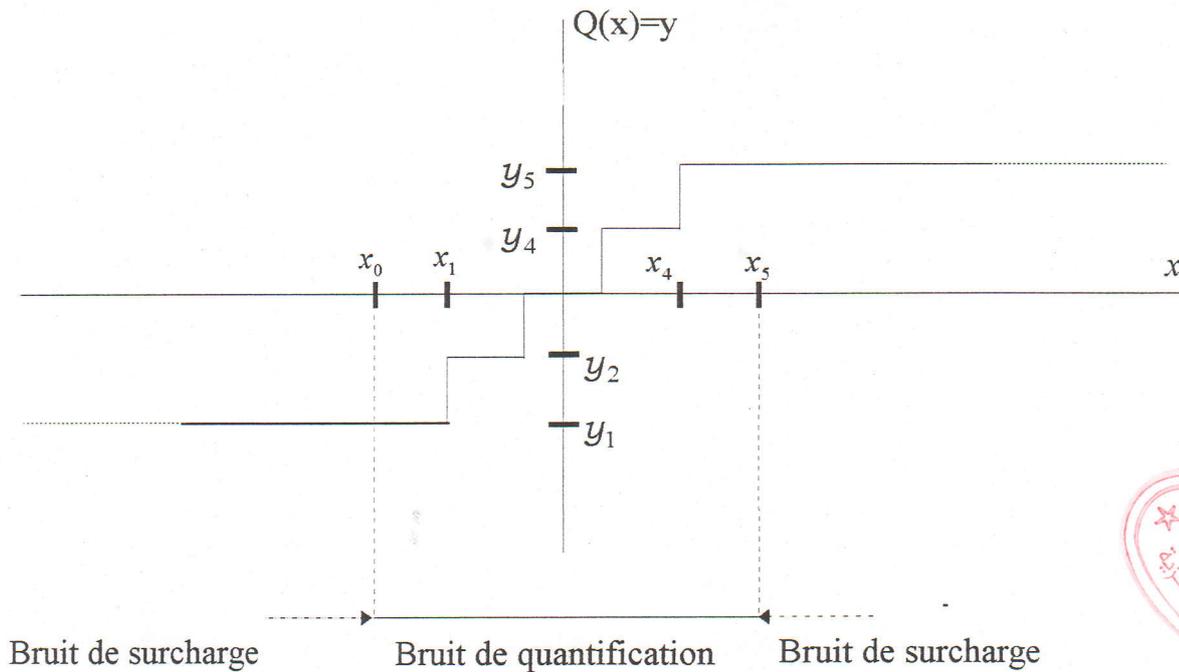


FIGURE 2.1 : Exemple d'un QS Uniforme Pour $L = 5$.

Il apparaît deux sortes d'erreurs ou bruits de quantification :

- **Le bruit granulaire** : qui se produit lorsque la valeur d'entrée x se situe dans l'une des cellules $[x_i, x_{i+1}]$. L'erreur résultante qui est la différence entre x et $Q(x)$ peut être majorée par un demi-pas de quantification.
- **Le bruit de surcharge** (ou de dépassement) : qui se produit lorsque la valeur d'entrée se situe hors de l'intervalle $[x_0, x_L]$. La valeur de reproduction est alors soit y_1 soit y_L , et l'erreur résultante est supérieure à un demi-pas de quantification [21].

La procédure de codage consiste à décider à quel intervalle appartient $s(n)$ puis à lui associer l'indice $i(n) \in [1, 2, \dots, L = 2^b]$ correspondant qui sera transmis.

La procédure de décodage consiste à associer au numéro $i(n)$ le représentant correspondant choisi parmi l'ensemble des représentants $[y_1, y_2, \dots, y_L]$.

Les procédures de codage et de décodage de ce quantificateur sont schématisées par la figure 2.2 [2].

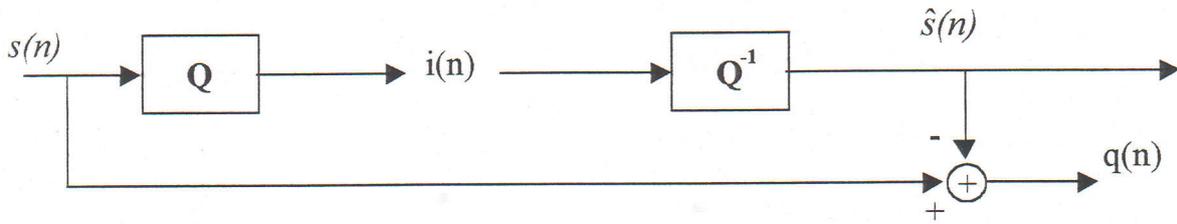


FIGURE 2.2 : Schéma simple illustrant le codage et le décodage.

D'après la figure 2.2 l'erreur de quantification est égale à : $q(n) = s(n) - \hat{s}(n)$.

2.3.3 Quantificateur Scalaire Non Uniforme

Le quantificateur scalaire optimal est celui qui minimise, pour une source donnée et un débit fixé, l'erreur moyenne de reconstruction due aux bruits de quantification et de surcharge. Les niveaux de reconstruction sont donc répartis en tenant compte de la densité de probabilité de la variable à quantifier [15], [21].

Intuitivement nous comprenons que la concentration des niveaux de reconstruction est plus importante dans la zone de l'espace où la densité de probabilité des vecteurs à quantifier est plus élevée, donc il existe deux conditions nécessaires d'optimalité [2] :

1. Etant donné un dictionnaire, $\{\hat{s}_1, \dots, \hat{s}_L\}$ la meilleure partition est celle qui vérifie :

$$R_i = \{s : (s - \hat{s}_i)^2 \leq (s - \hat{s}_j)^2 \quad \forall j \in \{1, \dots, L\}\}$$
 C'est la règle dite du plus proche voisin.
2. Etant donné une partition $\{R_1, \dots, R_L\}$, les meilleurs représentants sont obtenus par la condition dite du «centroïde» (centre de gravité de la partie de la densité de probabilité placée dans la région R_i).

$$\hat{s}_i = \frac{\int_{x \in R_i} x P_s(x) dx}{\int_{x \in R_i} P_s(x) dx} = E\{s / s \in R_i\} \quad (2.1)$$

La valeur que l'on doit choisir est la valeur moyenne de « s » dans l'intervalle considéré. Ce résultat a une interprétation en mécanique : le moment d'inertie d'un objet par rapport à un point est minimum lorsque ce point est le centre de gravité.

On remarque que la connaissance explicite de la partition n'est pas nécessaire. Cette partition est entièrement déterminée par la connaissance de la mesure de distorsion, l'application de la règle du plus proche voisin et par l'ensemble des représentants. Le schéma du codeur et du décodeur est donné par la figure 2.3 :

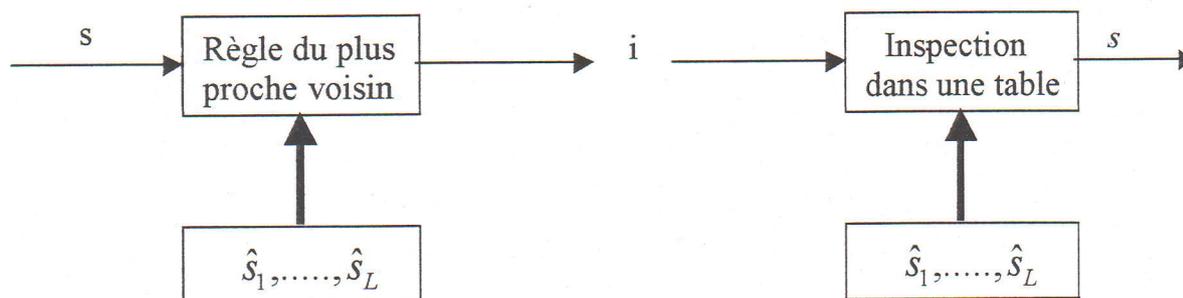


FIGURE 2.3 : Codeur et Décodeur

2.3.4 Algorithme de LLOYD-MAX

Un algorithme itératif est nécessaire pour construire un quantificateur optimal qui vérifie les conditions d'optimalité. Un algorithme de base a été publié en 1957 dans un rapport du laboratoire BELL par LLOYD. En 1960, MAX a publié son algorithme itératif, connu sous le nom de « l'algorithme LLOYD-MAX » [7].

Dans la pratique, on ne connaît pas la densité de probabilité $P_s(x)$. Pour déterminer un quantificateur on utilise des données empiriques (une base d'apprentissage) en associant à chaque valeur le même poids. La base d'apprentissage doit être composée d'un grand nombre d'échantillons représentatifs de la source.

On donne ici une description sommaire de l'algorithme LLOYD-MAX permettant de construire un quantificateur optimal :

1. On initialise le dictionnaire $\{\hat{s}_1, \dots, \hat{s}_L\}$, par exemple par tirage aléatoire.
2. Connaissant ce dictionnaire, on étiquette chaque échantillon de base d'apprentissage, par le numéro de son plus proche voisin. On détermine la partition optimale $\{R_1, \dots, R_L\}$.
3. A partir de tous les échantillons étiquetés par le même numéro, on en déduit un nouveau représentant par un calcul de moyenne.
4. On calcul la distorsion moyenne associée à cette base d'apprentissage et on arrête cet algorithme si la distorsion ne décroît presque plus, c'est à dire si la décroissance devient inférieure à un seuil sinon on reprend les deux étapes précédentes.



2.3.5 Quantificateur Scalaire Prédicatif

Le quantificateur scalaire prédictif cherche à décorrélérer le signal avant de le quantifier. Considérons la procédure suivante qui consiste à :

- Retrancher à $s(n)$ une valeur quelconque $v(n)$.
- Réaliser le codage et le décodage.
- Ajouter $v(n)$ à la valeur décodée.

$$s(n) - \hat{s}(n) = [s(n) - v(n)] - [\hat{s}(n) - v(n)] = r(n) - \hat{r}(n) \quad (2.2)$$

On remarque que les deux distorsions $s(n) - \hat{s}(n)$ et $r(n) - \hat{r}(n)$ sont identiques.

En principe il faut distinguer l'erreur de quantification $q(n) = r(n) - \hat{r}(n)$ de l'erreur de reconstruction, $\bar{q}(n) = s(n) - \hat{s}(n)$. Ici, les deux erreurs sont égales à chaque instant n ($\bar{q}(n) = q(n)$).

On peut également prendre $v(n)$ comme une combinaison linéaire des échantillons passés.

$$v(n) = -\sum_{i=1}^p a_i s(n-i) \quad (p \text{ est l'ordre de la prédiction}) \quad (2.3)$$

$$r(n) = s(n) - v(n) = s(n) + \sum_{i=1}^p a_i s(n-i) \quad (r(n) \text{ est l'erreur de prédiction}) \quad (2.4)$$

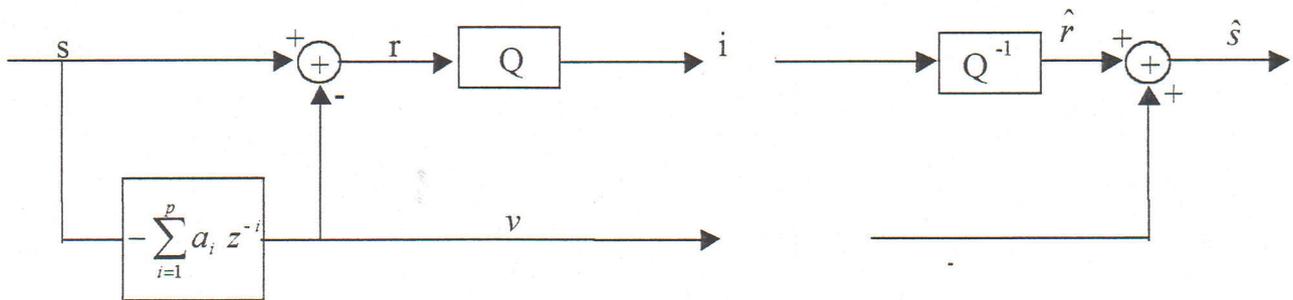


FIGURE 2.4 : Quantificateur Prédicatif.

Le filtre qui permet d'obtenir $r(n)$ à partir de $s(n)$ s'appelle filtre d'analyse $A(z)$ ($A(z) = 1 + \sum_{i=1}^p a_i z^{-i}$, où les a_i représentent les paramètres de prédiction). La minimisation de la puissance de l'erreur de prédiction nous permet de déterminer les coefficients a_i .

La quantification scalaire prédictive peut se faire soit en boucle ouverte où en boucle fermée.

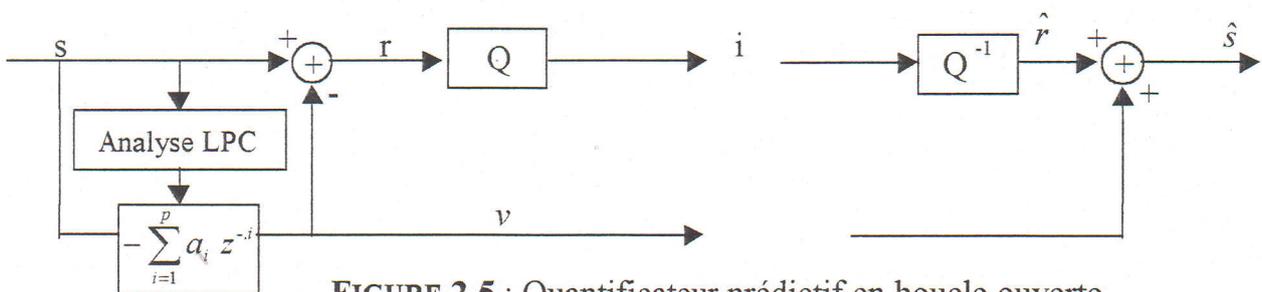


FIGURE 2.5 : Quantificateur prédictif en boucle ouverte

Le quantificateur représenté par la figure 2.5 exige la transmission à chaque instant non seulement du numéro $i(n)$, résultat de la quantification de l'erreur de prédiction $r(n)$, mais aussi d'un autre numéro qui serait associé à la quantification de la prédiction $v(n)$ elle-même. Ce schéma représente une quantification en boucle ouverte. On peut aussi réaliser une prédiction en boucle fermée comme dans la figure 2.6.

Dans ce cas, il n'est plus nécessaire de transmettre $v(n)$ au récepteur puisqu'il représente maintenant la prédiction du signal reconstruit $\hat{s}(n)$. Cette prédiction peut être réalisée de façon identique au récepteur [2], [5], [15].

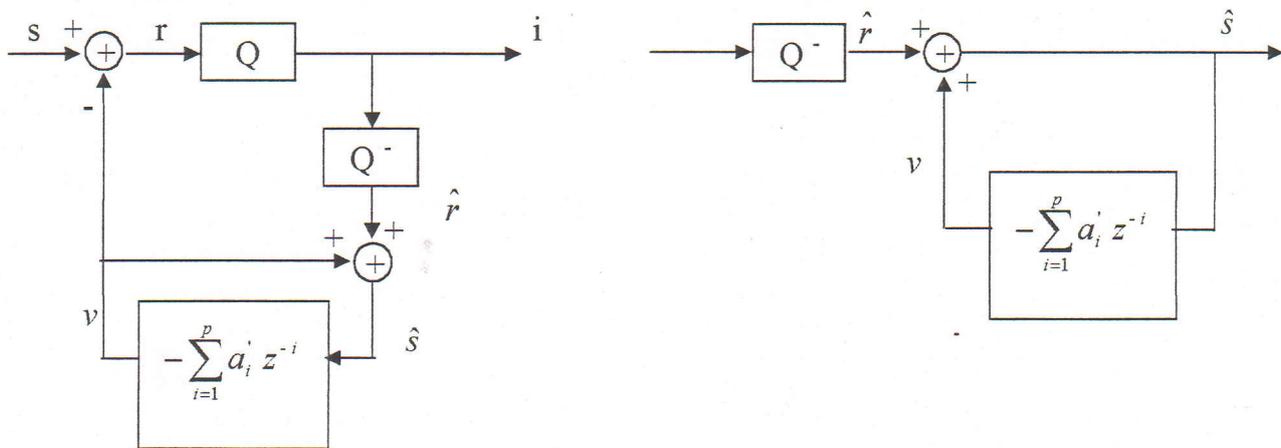


FIGURE 2.6 : Quantificateur prédictif en boucle fermée.

2.4 Quantificateur Vectoriel

2.4.1 Introduction

La numérisation demeure la méthode la plus simple de codage d'un signal. Cette technique consiste à coder le signal échantillon par échantillon, à l'aide d'un quantificateur scalaire. L'idée de la *quantification vectorielle* est de segmenter le signal en blocs d'échantillons. Ces blocs que l'on nomme vecteurs, seront codés par d'autres vecteurs prédéfinis, choisis dans un catalogue couramment appelé *dictionnaire ou répertoire*.

Cette technique qui a fait son apparition dans les années 50, ne sera pas réellement mise en œuvre efficacement avant les travaux de KANG et COULTER en 1976 et ceux de BUZO en 1980 [6]. Afin de réduire le débit binaire aux environ de 2400 bps, les vocodeurs ont utilisé la quantification vectorielle mais c'est le codeur CELP d'ATAL associant les techniques de prédiction linéaire, d'analyse par synthèse et de la quantification vectorielle, qui a ouvert la porte aux principales voies de recherche actuelles. Cette méthode de codage de la parole a montré et montre toujours son efficacité [1], [6].

2.4.2 Définition

La quantification vectorielle (notée **QV**) consiste à représenter tout vecteur x de dimension k par un autre vecteur y_i de même dimension mais appartenant à un ensemble fini D de L vecteurs. Les y_i sont appelés les **vecteurs représentants**, les **vecteurs de reproduction** ou les **code vecteurs**. D est appelé le **dictionnaire** ou **catalogue des formes** [5], [21].

La quantification vectorielle permet d'avoir une constellation qui minimise l'erreur quadratique moyenne pour un dictionnaire de taille k donnée. Elle permet de tirer partie de la corrélation qui existe souvent entre les composantes d'un vecteur.

La quantification vectorielle peut fournir un décodage rapide en utilisant une table simple d'identification. La figure 2.7 illustre ce principe [1], [2], [7], [16], [11], [12].

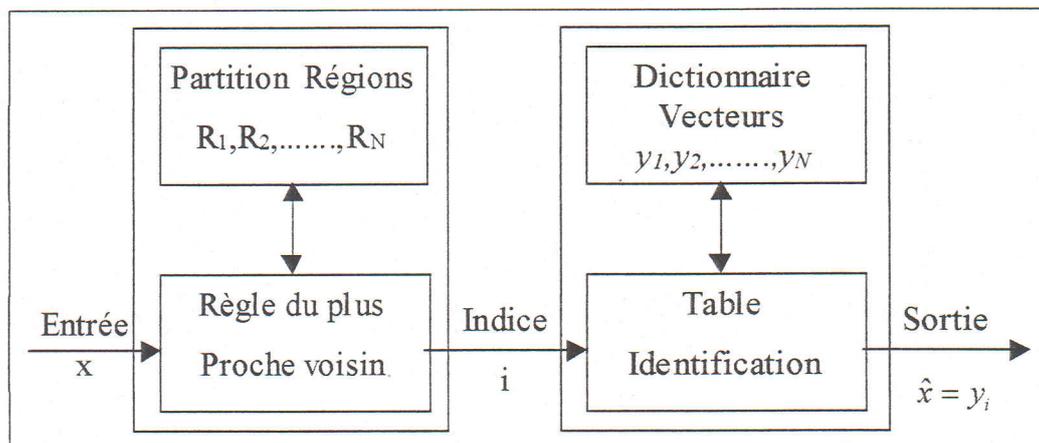


FIGURE 2.7: Modèle d'un quantificateur vectoriel.

Un quantificateur vectoriel de dimension k et de taille L peut être défini mathématiquement comme une application Q de R^k vers D :

$$\begin{aligned}
 Q: R^k &\rightarrow D \\
 x & \quad Q(x) = y_i \\
 D &= \{y_i \in R^k / i = 1, 2, \dots, L\}
 \end{aligned}
 \tag{2.5}$$

Cette application Q détermine implicitement une partition de l'espace source R^k en L régions C_i . Ces régions encore appelées **classes** ou **régions de Voronoï** sont déterminées par :

$$C_i = \{ x \in R^k / Q(x) = y_i \} \quad (2.6)$$

Nous appellerons distance entre x et $y_i = Q(x)$, généralement notée par $d(x, y_i)$ le degré de distorsion dû à l'approximation du vecteur x par le vecteur arrondi y_i . Cette distance doit avoir les propriétés suivantes :

- $d(x, y_i) \geq 0$
- $d(x, y_i) = 0$, si $x = y_i$
- $d(x, y_i) = d(y_i, x)$ symétrie
- $d(x, z) \leq d(x, y) + d(y, z)$ inégalité triangulaire.

A titre d'exemples, on peut citer quelques distances pour calculer l'écart entre deux vecteurs $x = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$ et $y = (\alpha'_1, \alpha'_2, \dots, \alpha'_n)$

$$d(x, y) = \sum_{i=1}^n |\alpha_i - \alpha'_i| \quad \text{distance de Minkowsky}$$

$$d(x, y) = \left(\sum_{i=1}^n |\alpha_i - \alpha'_i|^2 \right)^{1/2} \quad \text{distance Euclidienne}$$

$$d(x, y) = \text{Max}_i |\alpha_i - \alpha'_i| \quad \text{distance de Chebychev}$$

En supposant que la grandeur d'entrée est un vecteur aléatoire distribué selon une loi $p(x)$, les performances du quantificateur peuvent être mesurées par la distorsion moyenne D_Q introduite, c'est à dire par l'espérance mathématique de la distance d :

$$D_Q = E [d(x, Q(x))] = \int d(x, Q(x)) \cdot p(x) \cdot dx \quad (2.7)$$

Dans la pratique, la distribution des points d'entrée étant généralement inconnue, on approximera D_Q par une distorsion moyenne calculée sur un large nombre d'échantillons $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ de vecteurs d'entrée :

$$D_Q \cong \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N d(x_j, Q(x_j)) \quad (2.8)$$

La distance introduit implicitement une partition de l'ensemble des vecteurs d'entrée en k classes $\{C_i, i = 0, 1, \dots, k-1\}$. La classe C_i étant l'ensemble des vecteurs associés à y_i par le quantificateur :

$$C_i = Q^{-1}(y_i) = \{x; Q(x) = y_i\} \quad (2.9)$$

Nous appellerons centroïde de la classe C_i le vecteur c_i tel que sa distance moyenne à tous les éléments de la classe soit minimale (en géométrie euclidienne, le centroïde est le centre de gravité) :

$$E[d(x, c_i); x \in C_i] = \inf_{x_i} \{ E[d(x, x_i); x \in C_i] \} \quad (2.10)$$

Etant donné une distance et une taille de dictionnaire, il existe un quantificateur qui minimise la distorsion moyenne : c'est le quantificateur optimal.

2.4.3 Quantificateur Vectoriel Optimal

Le quantificateur optimal est un quantificateur qui répartit les vecteurs de production en tenant compte de la distribution (densité de probabilité multidimensionnelle) des vecteurs à coder dans l'espace.

En pratique les dimensions d'espace sont limitées aussi un prétraitement de la source est réalisée afin de mieux concentrer l'information dans des régions compactes de l'espace afin d'obtenir un signal le plus stationnaire possible ; les représentants sont ainsi concentrés dans ces régions [21].

Un quantificateur se décompose en deux applications : un codeur et un décodeur. Le quantificateur optimal est alors celui réunissant :

- ◆ Le codeur optimal : celui-ci respecte la règle du plus proche voisin.
- ◆ Le décodeur optimal : le vecteur représentant y_i , doit minimiser la distorsion associée au voronoï C_i , y_i est donc le centroïde de cette cellule : $y_i = \text{cent}(C_i)$.
- ◆ Une troisième condition est nécessaire : il faut que la probabilité qu'un vecteur à coder se trouve à la même distance de deux représentants soit nulle, sinon ce vecteur source est affecté à l'un des deux représentants, et dans ce cas, la partition de l'espace n'est plus optimale. Si les vecteurs source sont à amplitude continue, cette troisième condition est toujours vérifiée.

Ces trois conditions conduisent à la conception d'un algorithme qui réalise, à partir d'une séquence d'apprentissage représentative de la statistique de la source à coder, la construction d'un dictionnaire optimal. Cet algorithme de classification, encore appelé algorithme des k -moyens (*k-means*) est l'extension au cas vectoriel de l'algorithme de LLOYD-MAX du cas scalaire.

2.4.4 Algorithme de Lloyd Généralisé

L'algorithme de LLOYD généralisé (ALG), aussi appelé algorithme LBG, est l'algorithme itératif utilisé pour la conception d'un quantificateur vectoriel optimal basé sur des vecteurs d'apprentissage [21], [22].

La distorsion moyenne d'un quantificateur vectoriel décroît d'une façon monotone ou reste pratiquement inchangée à chaque itération d'optimisation du codeur (pour un décodeur donné) et du décodeur (pour un codeur donné).

Le principe de LLOYD-MAX généralisé au cas vectoriel reste identique à celui du cas scalaire, il faut :

1. Initialiser le dictionnaire.
2. Appliquer successivement la règle du plus proche voisin et la condition du centroïde.
3. Itérer l'étape précédente tant que la décroissance de la distorsion moyenne reste importante.

Le choix du dictionnaire initial est essentiel car il conditionne les résultats finaux de l'algorithme. Plusieurs méthodes ont été proposées pour le déterminer on peut citer :

□ Initialisation aléatoire :

Le dictionnaire le plus simple est celui qui contient les L premiers vecteurs de la suite d'apprentissage ou L vecteurs extraits aléatoirement de cette suite. Ces vecteurs peuvent bien sûr ne pas être du tout représentatifs de la suite d'apprentissage et on aboutit à des résultats très médiocres.

□ L'algorithme à seuil :

Au lieu de prendre L vecteurs aléatoirement, on fixe une distance minimale entre les éléments du dictionnaire initial. Cette méthode permet d'obtenir une meilleure représentativité que dans le cas précédent.

□ Méthode des vecteurs produits :

Cette méthode nécessite de quantifier scalairement les k composants des vecteurs de la séquence d'apprentissage et d'effectuer un produit cartésien entre les dictionnaires de base pour obtenir les L représentants initiaux.

□ Méthode par dichotomie vectorielle :

Cette méthode introduit, dans l'algorithme LBG, une technique de «Splitting» à l'itération de LLOYD. Celle-ci consiste à découper chaque vecteur représentant y_i en deux nouveaux vecteurs $y_i + \varepsilon$ et $y_i - \varepsilon$; (ε étant un vecteur de perturbation), avant d'appliquer au nouveau dictionnaire obtenu les itérations de LLOYD. L'algorithme génère ensuite une succession de dictionnaire.

La figure suivante donne le schéma de fonctionnement de l'algorithme LBG.

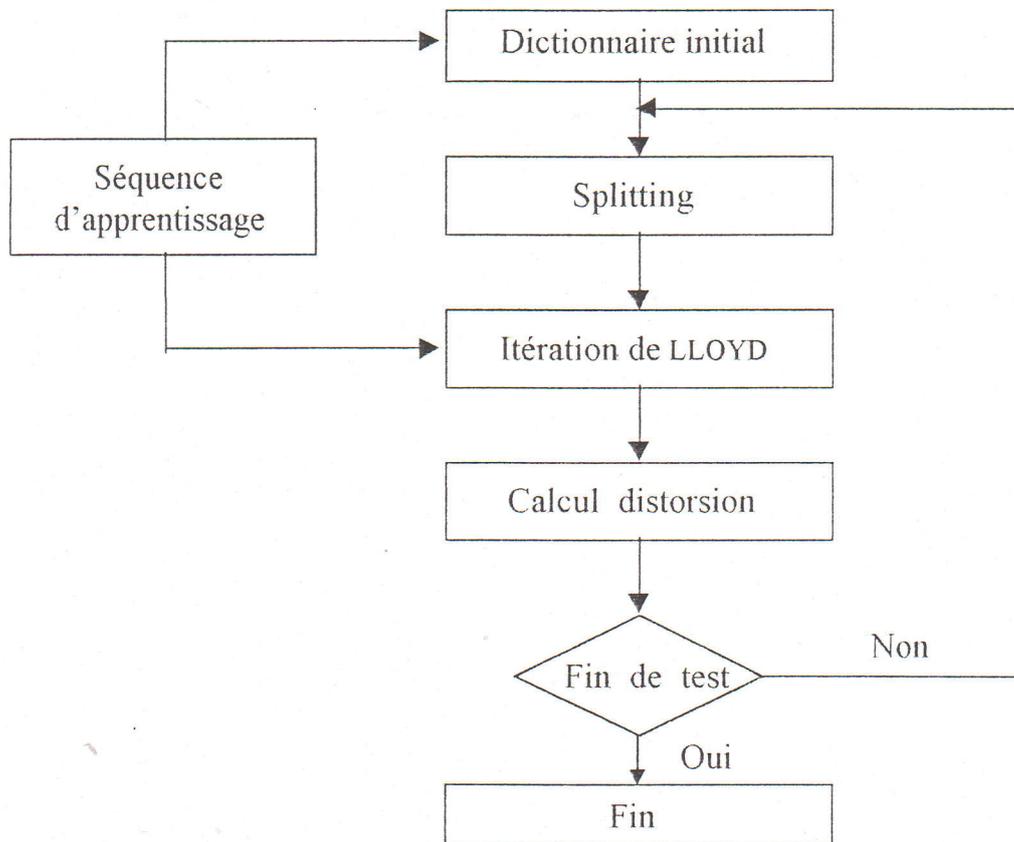


FIGURE 2.8 : Schéma de fonctionnement de l'algorithme LBG [22].

2.4.5 Différents types de quantificateur vectoriel

Plusieurs méthodes ont été proposées pour concevoir des dictionnaires. Parmi ces méthodes on peut citer [5], [7], [11] :

- Quantificateur Vectoriel en structure d'arbre. (Tree-structured VQ)
- Quantificateur Vectoriel à l'aide de réseaux réguliers. (Lattice VQ)
- Quantificateur Vectoriel divisé. (Split VQ)
- Quantificateur Vectoriel en forme gain. (Gain-Shape VQ)
- Quantificateur Vectoriel multi-étapes. (Multi-stage VQ)
- Quantificateur Vectoriel hiérarchique. (Hierarchical VQ)
- Quantificateur Vectoriel algébrique.



Les méthodes utilisées dépendent des propriétés du vecteur qui doit être quantifié, et de l'application envisagée.

2.4.5.1 Quantificateur vectoriel divisé (SVQ)

Dans la quantification vectorielle divisée (SVQ), un vecteur d'une grande dimension peut être partitionné en deux ou plusieurs sous-vecteurs de dimension inférieure [5], [11].

Un vecteur x de dimension k est donc une concaténation de m sous-vecteurs f_i de dimension k_i .

$$x = [f_1^T, \dots, f_m^T]$$

où

$$\sum_{i=1}^m k_i = k \quad (2.11)$$

2.4.5.2 Quantificateur Vectoriel Multi-Etapes

Le Quantificateur Vectoriel Multi-Etapes (MSVQ) se compose de quantificateurs vectoriels en cascade. Le vecteur f_i est quantifié durant l'étape i , comme illustré à la figure 2.9 [5], [11] :

$$f_i = x - \sum_{j=1}^{i-1} \hat{f}_j \tag{2.12}$$

Le vecteur d'entrée x (qui égal à f_1) est tout d'abord quantifié pendant la première étape, puis le vecteur résultant d'erreur résiduelle est utilisé comme entrée du deuxième étage. Chaque étage supplémentaire améliore davantage la quantification.

Pour un quantificateur vectoriel à m étapes (m -MSVQ), le vecteur quantifié est obtenu en faisant la somme des m vecteurs résiduels quantifiés :

$$\hat{x} = g(\hat{f}_1, \dots, \hat{f}_m) = \sum_{j=1}^m \hat{f}_j \tag{2.13}$$

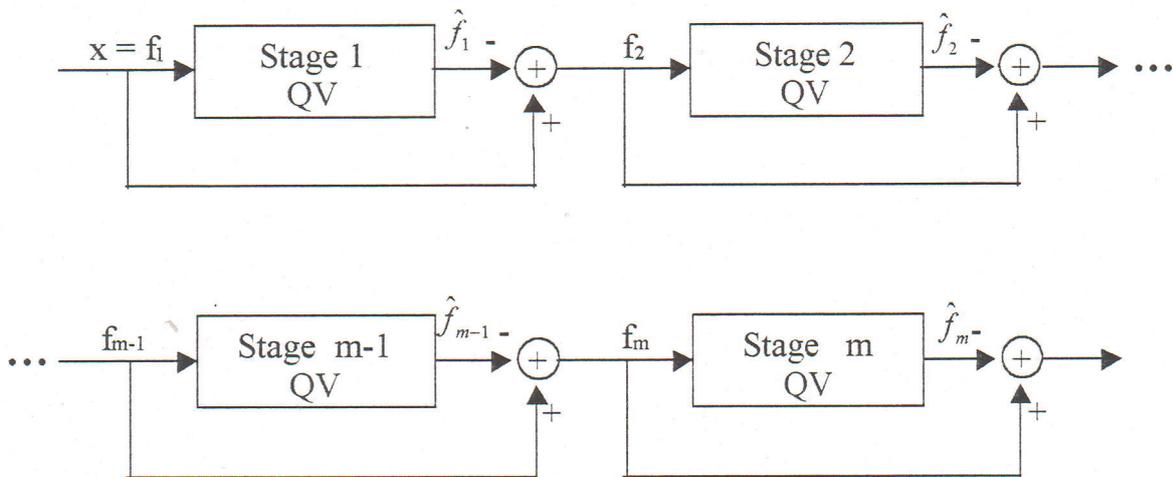


FIGURE 2.9 : Quantificateur Vectoriel Multi-Etapes

2.4.5.3 Les réseaux réguliers de points

2.4.5.3.1 Définitions

Les réseaux de points connus par les mathématiciens depuis un siècle sont fréquemment utilisés dans les systèmes de communications numériques, surtout depuis l'apparition des modulations codées au début des années 80.

Un réseau de points (Lattice) est un empilement particulier possédant une structure de groupe. La théorie des communications numériques est un des grands domaines d'application des réseaux de points où les propriétés géométriques sont bien exploitées, permettant de pousser les limitations pratiques jusqu'aux limites théoriques.

Considérons un empilement régulier de sphères identiques de rayon ρ , dans l'espace de dimension k . Un réseau régulier de points (Lattice) Λ est alors constitué de l'ensemble des centres de ces sphères.

La Figure 2.10 montre un réseau plan (bi-dimensionnel) et son parallélogramme fondamental.

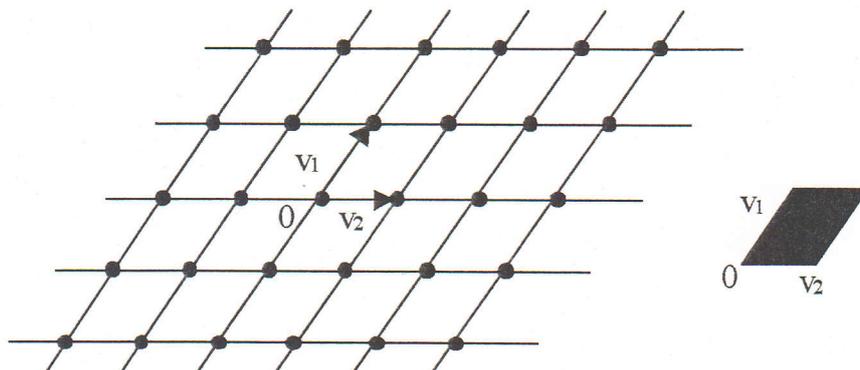


FIGURE 2.10 : Un réseau bi-dimensionnel et son parallélogramme fondamental.

Les réseaux réguliers de points sont, à l'origine, des solutions trouvées aux différents problèmes :

- D'empilement de sphères dans un espace.
- De recouvrement de l'espace par des sphères.
- De recherche du nombre de contacts « kissing number » [28], [30].

2.4.5.3.2 Série de thêta

Les séries Thêta produisent le nombre de points qu'il y a à une certaine distance de l'origine (le nombre de points sur chaque sphère de rayon \sqrt{m} ou encore, sur chaque surface d'énergie m).

Les points étant répartis sur des sphères concentriques, pour connaître le nombre total N_T de points dans la sphère de rayon \sqrt{m} , il suffit de faire la somme des points sur chacune des sphères de rayon inférieur.

$$N_T = \sum_{i=0}^m N_i \quad (2.14)$$

La figure 2.11 présente les sphères concentriques d'un réseau bidimensionnel.

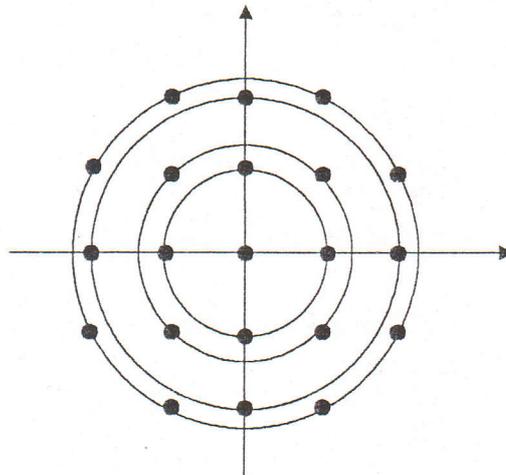


FIGURE 2.11: Sphères concentriques d'un réseau bidimensionnel [22].

Pour un réseau régulier on peut définir un réseau tronqué (Λ), qui peut être défini comme un jeu de vecteurs ayant une norme inférieure ou égale à K , $T = \{x \in \Lambda \mid N(x) \leq K\}$, $N(x)$ étant la norme du vecteur x .

Dans un réseau on peut utiliser une troncation sphérique ($N(x) = \sum x_i^2$) ou pyramidal ($N(x) = \sum |x_i|$). Dans le cas d'une troncation sphérique les séries de thêta sont données par [21], [26], [27] :

$$\begin{aligned}
 \theta_2(z) &= \sum_{m=-\infty}^{+\infty} q^{(m+1/2)^2} = 2 \cdot q^{1/4} + 2 \cdot q^{9/4} + 2 \cdot q^{25/4} + \dots \\
 \theta_3(z) &= \sum_{m=-\infty}^{+\infty} q^{m^2} = 1 + 2 \cdot q + 2 \cdot q^4 + 2 \cdot q^9 + \dots \\
 \theta_4(z) &= \sum_{m=-\infty}^{+\infty} (-q)^{m^2} = 1 - 2 \cdot q + 2 \cdot q^4 - 2 \cdot q^9 + \dots
 \end{aligned}
 \tag{2.15}$$

La série thêta des entiers Z est $\theta_3(z)$, tandis que pour la translation $(Z+1/2)$ la série thêta est $\theta_2(z)$. Par exemple dans le développement de la série $\theta_3(z)$, le «1» est le nombre des entiers qui ont une norme au carré égale à zéro, le premier «2» est le nombre des entiers qui ont une norme au carré égale à un (c'est donc le 1 et le -1).

Le réseau D_n est un sous ensemble du réseau Z_n , dont la somme des composantes est paire. La série de thêta pour ce réseau est donnée par :

$$\theta_{D_n}(z) = \frac{1}{2} (\theta_3(z)^n + \theta_4(z)^n)$$

Finalement, pour le réseau D_n^+ ($D_n^+ = D_n \cup (D_n + (1/2 \dots 1/2))$), la série de thêta est :

$$\theta_{D_n^+}(z) = \frac{1}{2} (\theta_2(z)^n + \theta_3(z)^n + \theta_4(z)^n)$$

Les séries de thêta s'expriment comme un développement en puissance de q donnant le nombre de vecteurs sur les sphères successives autour de l'origine [22], [27].

2.4.5.3.3 Les réseaux réguliers de points et la quantification

Le but principal de la théorie des réseaux de points dans son application à la théorie de quantification est de trouver le réseau le plus dense possible. Cela revient à minimiser le moment d'ordre 2 qui est défini comme [21]:

$$G_k(II) = \frac{1}{k} \cdot \frac{\int_{C_0} \|x\|^2 dx}{vol(C_0)^{1+\frac{2}{k}}}
 \tag{2.16}$$

Avec :

- k : Dimension de vecteur x .
- C_0 : Cellule de voronoï fondamental.

Il existe plusieurs type de réseaux réguliers à points. On peut citer :

- Le réseau hexagonal A_2 .
- Le réseau cubique à face centrée A_3 .
- Le réseau de Coxeter-Todd K_{12} .
- Le réseau de Leech Λ_{24} .



2.4.5.3.4 Le réseau régulier de points D_{10}^+

Récemment, il a été prouvé que le réseau D_{10}^+ est le meilleur réseau régulier de points pour la quantification de vecteurs de dimension 10 [26]. Ce réseau est donné par :

$$D_{10}^+ = D_{10} \cup (D_{10} + \underbrace{(1/2 \dots 1/2)}_{10}) \tag{2.17}$$

Le réseaux D_{10} est défini comme : $D_{10} = \{x_i \in Z^{10} \mid \sum x_i = \text{Nombre pair}\}$.

2.4.5.3.5 Quantification dans un réseau D_k

Soit $x = (x_1, x_2, \dots, x_k) \in R^k$ le vecteur de la source à quantifier, on désire lui associer le vecteur de reproduction $y \in D^k$ le plus proche.

Soit la fonction f qui associe au réel x_i l'entier le plus proche $f(x_i)$. Aussi $\delta(x_i) = x_i - f(x_i)$ correspond à l'erreur de quantification faite.

Soit w la fonction qui, appliquée à x_i , nous rend le second entier le plus proche :

$$w(x_i) = f(x_i) + \text{sign}(\delta(x_i)) \quad \text{avec} \quad \text{sign}(z) = \begin{cases} 1 & \text{si } z \geq 0 \\ -1 & \text{si } z < 0 \end{cases} \tag{2.18}$$

Alors, étant donné x , soit l'entier n tel que :

$$|\delta(x_n)| \geq |\delta(x_i)| \quad \forall 1 \leq i \leq k \quad (2.19)$$

x_n est donc la composante pour laquelle l'erreur de quantification est la plus grande.

Soit la fonction g définie par : $g(x) = (f(x_1), f(x_2), \dots, w(x_n), \dots, f(x_k))^T$ (2.20)

Par rapport à $f(x)$, on a remplacé $f(x_n)$ par $w(x_n)$. Les deux vecteurs $f(x_n)$ et $g(x_n)$ diffèrent donc par une seule composante, et la somme de leurs coordonnées diffère d'une unité. Le point appartenant à D_k est alors celui dont la somme des composantes est paire.

La procédure à suivre pour trouver le point $y \in D_k$ le plus proche de x est alors [21]:

- 1) Calcul de $f(x)$, si la somme de ses coordonnées est paire alors $y = f(x)$.
- 2) Sinon, calcul de $g(x)$, alors $y = g(x)$.

- Exemple de quantification dans le réseau D_{10}^+

1. Quantification dans D_{10}

$$\begin{aligned} x &= (0.1, 0.1, 0.8, 1.3, 2.2, -0.6, -0.7, 0.9, 0, 0) \\ f(x) &= (0, 0, 1, 1, 2, -1, -1, 1, 0, 0) \\ \delta(x) &= (0.1, 0.1, -0.2, 0.3, 0.2, 0.4, 0.3, -0.1, 0, 0) \\ g(x) &= (0, 0, 1, 1, 2, 0, -1, 1, 0, 0) \end{aligned}$$

La somme des coordonnées de $f(x)$ est impaire, celle des coordonnées de $g(x)$ est paire, donc $y_0 = g(x)$ est le point de D_{10} le plus proche de x .

2. Quantification dans D_{10} décalée

$$\begin{aligned} (x-0.5) &= (-0.4, -0.4, 0.3, 0.8, 1.7, -1.1, -1.2, 0.4, -0.5, -0.5) \\ f(x-0.5) &= (0, 0, 0, 1, 2, -1, -1, 0, 0, 0) \\ g(x-0.5) &= (0, 0, 0, 1, 2, -1, -1, 0, -1, 0) \end{aligned}$$

La somme des coordonnées de $f(x-0.5)$ est impaire, celle des coordonnées de $g(x-0.5)$ est paire, donc $y_1 = (g(x-0.5) + 0.5)$ est le point de D_{10} décalée le plus proche de x .

Pour définir le point le plus proche de x dans le réseau D_{10}^+ , il faut faire une comparaison entre $d(x, y_0)$ et $d(x, y_1)$.

$$\text{➤ } d(x, y_0) = \sum (x - y_0)^2 = 0.65$$

$$\text{➤ } d(x, y_1) = \sum (x - y_1)^2 = 1.25$$

Donc y_0 est le point de D_{10}^- le plus proche de x .

2.4.6 Propriétés de la quantification vectorielle

La quantification vectorielle utilise quatre propriétés interdépendantes de paramètres et qui sont : la dépendance linéaire, la dépendance non-linéaire, la forme de la fonction densité de probabilité et la dimension des vecteurs [12].

2.4.6.1 Dépendance

La compression de données est essentiellement un processus de suppression de la redondance car il n'est pas nécessaire de gaspiller des bits pour la transmission de l'information redondante. La dépendance statistique se classe entre deux types : la dépendance linéaire et la dépendance non-linéaire.

Deux variables aléatoires qui sont corrélées sont linéairement dépendants. On dit que deux variables x_1 et x_2 de moyenne nulle sont décorrelées si :

$$E[x_1 x_2] = 0 \quad (\text{décorrelées}). \quad (2.21)$$

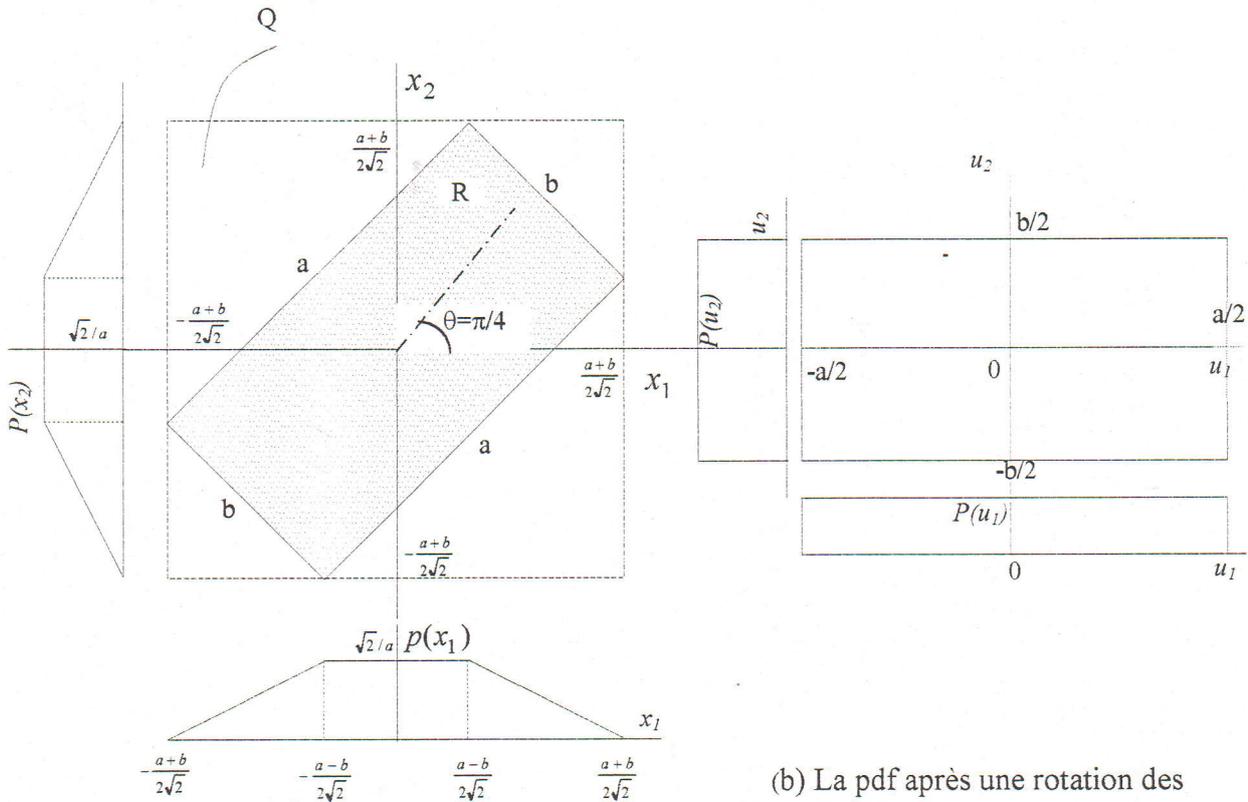
Mais x_1 et x_2 sont indépendantes si et seulement si la fonction densité de probabilité conjointe est égale au produit des densités marginales des variables x_1 et x_2

$$p(x_1, x_2) = p(x_1)p(x_2) \quad (2.22)$$

Si x_1 et x_2 sont décorrelées mais dépendantes, cette dépendance est dite non-linéaire. Voyons maintenant comment on peut tirer profit de ces deux types de dépendances pour réduire le débit nécessaire pour la transmission.

Examinons l'exemple illustré par la figure 2.12 section (a) où x_1 et x_2 sont deux variables aléatoires avec une fonction densité de probabilité conjointe $p(x_1, x_2)$.

$$p(x_1, x_2) = p(x) = \begin{cases} \frac{1}{ab} & x \in R \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (2.23)$$



(a) x_1 et x_2 dans cet exemple sont corrélées

(b) La pdf après une rotation des coordonnées. u_1 et u_2 sont maintenant décorrelées et indépendantes

FIGURE 2.12 : Exemple de deux variables aléatoires possédant une fonction densité de probabilité conjointe uniforme

Les densités marginales $p(x_1)$ et $p(x_2)$ sont égales mais il est clair que l'équation (2.22) n'est pas vérifiée. Les variables x_1 et x_2 sont donc dépendantes.

On peut aussi montrer que x_1 et x_2 sont corrélées et par conséquent l'équation (2.21) n'est pas vérifiée non plus.

Essayons maintenant de faire une quantification scalaire uniforme de x_1 et x_2 . Dans une quantification scalaire uniforme, les intervalles de quantification R_i ont une même longueur égale à Δ .

Puisque x_1 et x_2 sont rangées entre $-(a+b)/2\sqrt{2}$ et $(a+b)/2\sqrt{2}$, le nombre de niveaux nécessaire pour quantifier chaque variable est de :

$$L_1 = L_2 = \frac{a+b}{\sqrt{2}\Delta} \quad (2.24)$$

x_1 et x_2 peuvent être codées avec $R_1 = \log_2 L_1$ bits et $R_2 = \log_2 L_2$ bits respectivement. Le vecteur x peut être codé ensuite avec :

$$B_x = R_1 + R_2 = \log_2 L_1 L_2 = \log_2 \frac{(a+b)^2}{2\Delta^2} \text{ bits.} \quad (2.25)$$

Les deux quantificateurs scalaires correspondent à l'utilisation d'un quantificateur vectoriel avec L_x niveaux de sorties.

$$L_x = L_1 L_2 = \frac{(a+b)^2}{2\Delta^2}. \quad (2.26)$$

Dans ce cas la région de quantification s'étale au carré noté Q dans la figure 2.12 (a). Un tel quantificateur aura des cellules de quantification en forme de carrés d'une surface égale à Δ^2 . L'utilisation d'un tel quantificateur dans cet exemple montre le gaspillage de bits puisqu'il assigne des bits pour des régions de probabilité zéro.

Faisons subir maintenant une rotation à l'exemple précédent (figure 2.12 section b). Le vecteur x devient un autre vecteur u . On peut montrer que les deux nouvelles coordonnées sont décorréelées. A partir des densités de probabilité marginales on peut en déduire que :

$$p(u_1, u_2) = p(u_1)p(u_2) \quad \forall u_1, u_2 \quad (2.27)$$

D'après l'équation (2.22) u_1 et u_2 sont indépendantes.

Pour un QS uniforme avec un intervalle de quantification Δ , le nombre des niveaux sera :

$$L_1 = \frac{a}{\Delta} \text{ et } L_2 = \frac{b}{\Delta} \quad L_u = L_1 L_2 = \frac{ab}{\Delta^2} \tag{2.28}$$

Le nombre en bits correspondant est : $B_u = \log_2 \frac{ab}{\Delta^2}$. (2.29)

La différence en nombre de bits nécessaire pour coder x et u est donnée par :

$$B_x - B_u = \log_2 \frac{(a+b)^2}{2ab} \tag{2.30}$$

Pour $a = 2b$ nous aurons, $B_x - B_u = 1.17 \text{ bits}$, la rotation nous a permis d'économiser 1.17 bits par vecteur transmis. L'exemple qu'on vient d'étudier, montre comment on peut tirer profit des avantages de la décorrélation à travers une rotation pour réduire le débit.

Dans l'exemple suivant, on va voir comment on peut tenir compte des avantages de la dépendance non-linéaire pour réduire le débit à travers une quantification vectorielle.

On a
$$p(u) = \begin{cases} \frac{8}{5ab} & u \in R \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \tag{2.31}$$

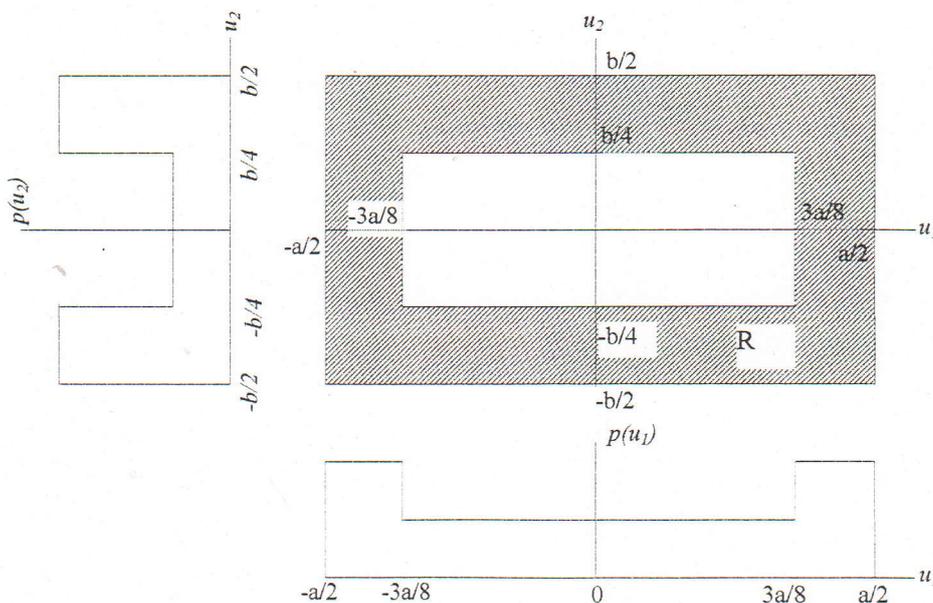


FIGURE 2.13 : Exemple où les 2 variables u_1 et u_2 sont décorrélées mais dépendantes

Les variables u_1 et u_2 sont décorrélées mais dépendantes, on peut le vérifier à partir de ses densités de probabilité marginales dans la figure 2.13. C'est une dépendance non-linéaire. Une quantification scalaire de u_1 et de u_2 chacun, donnerait le même débit B_u que dans l'équation (2.29).

Pour exploiter cette dépendance non-linéaire, on doit utiliser une quantification vectorielle où les partitions se trouvent seulement dans la surface hachurée, donc aucun bit n'est alloué au rectangle de probabilité zéro.

La partie hachurée sera divisée en des surfaces carrées. Le nombre de niveaux et les bits seront donnés par :

$$L'_u = \frac{5ab}{8\Delta^2} \quad B'_u = \log_2 \frac{5ab}{8\Delta^2} \quad (2.32)$$

La réduction en bits entre un quantificateur scalaire et un quantificateur vectoriel est dans ce cas :

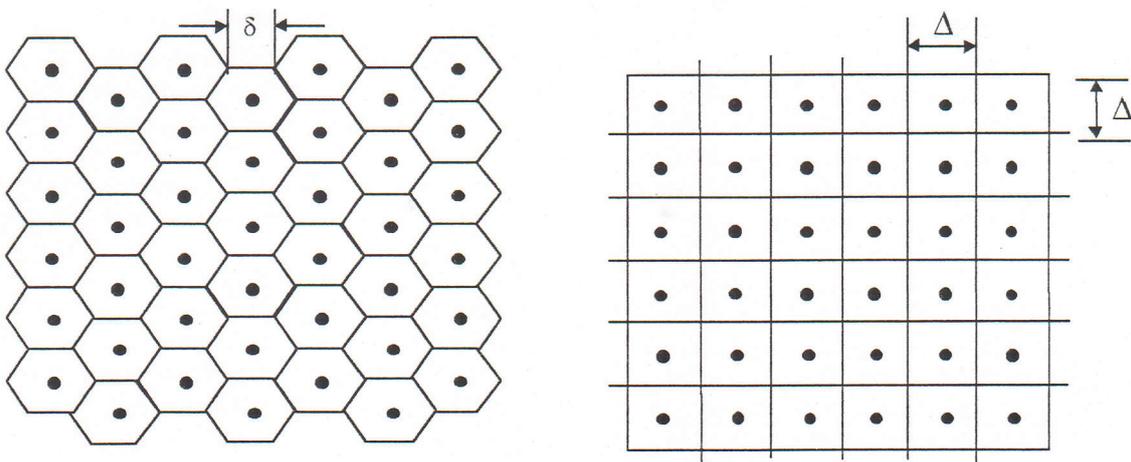
$$B_u - B'_u = \log_2 \frac{8}{5} = 0.68 \text{ bits.} \quad (2.33)$$

La dépendance non-linéaire nous a permis d'économiser dans ce cas 0.68 bits/vecteur.

2.4.6.2 La Dimension

Dans l'exemple précédent, on a vu que c'est la forme carrée qui a été employée pour toutes les cellules. La forme du carré était inspirée du produit cartésien des quantificateurs scalaires. Mais l'une des propriétés d'un quantificateur vectoriel à des dimensions élevées, est qu'il a la liberté de choisir une autre forme géométrique de la cellule telle que l'hexagone dans le cas d'une source uniforme à deux dimensions.

Pour comparer les performances de deux quantificateurs possédant respectivement des régions de voronoï carrées et hexagonales, on calcule l'erreur quadratique moyenne.



Quantification à deux dimensions d'une source uniforme avec des cellules hexagonales.

Quantification à deux dimensions d'une source uniforme avec des cellules carrées.

FIGURE 2.14 : Exemple montrant l'influence de la dimension dans la forme des cellules lors de la conception du quantificateur optimal [12].

L'aire de l'hexagone d'après la figure 2.14 est donné par :

$$A_H = \frac{3\sqrt{3}}{2} \delta^2 \tag{2.34}$$

En considérant que les valeurs de sorties sont localisées aux centres des cellules, on peut montrer que l'erreur quadratique moyenne est donnée par :

$$E_S = \frac{\Delta^4}{6} \quad (\text{carré}) \tag{2.35}$$

$$E_H = \frac{5\sqrt{3}}{8} \delta^4 \quad (\text{hexagone}) \tag{2.36}$$

L'erreur quadratique moyenne totale est obtenue en multipliant E_S et E_H par le nombre des cellules. Si nous imposons que la surface de l'hexagonale soit égale à la surface du carré ($A_S = A_H$) et en négligeant les effets de bords, les deux quantificateurs auront le même nombre de cellules dans une même surface et ainsi le même débit.

Dans ce cas le rapport entre les deux distorsions sera égal à :

$$\frac{E_H}{E_S} = \frac{5\sqrt{3}}{9} = 0.962 \quad (2.37)$$

Ceci veut que la forme hexagonale offre une erreur quadratique moyenne plus petite que la forme carrée. Ceci est un autre avantage de la quantification vectorielle.

2.4.6.3 La forme de la fonction densité de probabilité (pdf)

L'exemple suivant (figure 2.15) montre l'influence de la densité de probabilité gaussienne pour la détermination des régions de voronoï qui n'auront plus la même forme et taille.

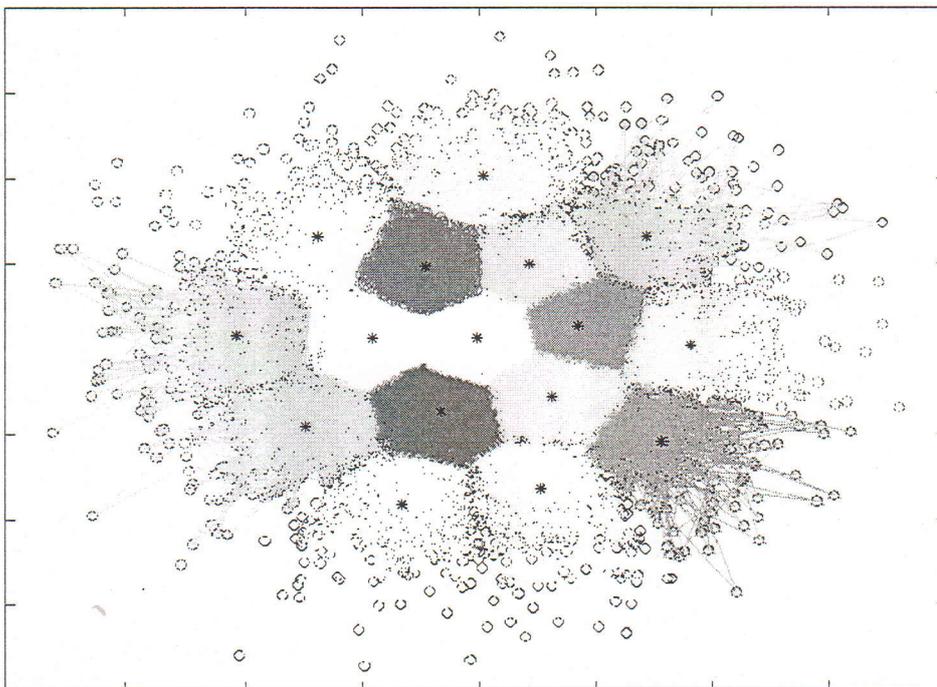


FIGURE 2.15 : Quantification Vectorielle à 2 bits/dimension d'une source gaussienne à deux dimensions [2].

2.5 Conclusion

La connaissance de la quantification est nécessaire et indispensable pour des applications dans le domaine du codage (ex : parole ou image). La quantification vectorielle offre de meilleures performances que la quantification scalaire. Elle tire sa supériorité des quatre effets :

- La dépendance linéaire.
- La dépendance non-linéaire.
- La forme de la fonction densité de probabilité.
- La dimension des vecteurs.



Chapitre 3

3.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons le codage linéaire prédictif qui est utilisé dans les algorithmes du codage de la parole à bas débit. On abordera ensuite les diverses représentations des coefficients prédicteurs et les mesures de distorsion utilisées pour évaluer les performances du codage spectral.

3.2 Prédiction linéaire

La prédiction linéaire est l'un des plus importants outils dans l'analyse d'un signal de parole. Sa relative simplicité de calcul et sa capacité à fournir une bonne estimation des paramètres du signal, rend cette méthode prédominante dans le codage à bas débit du signal de parole. Elle peut être définie comme suit : un échantillon de parole peut être approximé comme une combinaison linéaire des échantillons passés. Ainsi, en minimisant l'erreur quadratique moyenne entre les échantillons actuels et ceux prédits linéairement sur un intervalle fini, un ensemble de coefficient prédicteur est déterminé.

La prédiction linéaire est ainsi utilisée pour enlever les redondances du signal de parole (présence d'une corrélation entre les échantillons) ou pour modéliser le conduit vocal. La suppression des redondances est réalisée avec un filtre prédicteur linéaire LP (ou filtre d'analyse LP).

Le filtre d'analyse LP enlève la structure formantique du signal de parole. Le filtre d'analyse inverse (ou filtre de synthèse) modélise le conduit vocal et sa fonction de transfert décrit l'enveloppe spectrale du signal de parole. Un autre affinement peut être obtenu en considérant les corrélations à long terme du signal. Dans ce cas, le filtre d'analyse peut être utilisé pour enlever les redondances des échantillons trop espacés, ce filtre exploite la périodicité du signal. L'inverse de ce filtre s'appelle prédicteur long terme, ce dernier modélise l'effet de la glotte et sa fonction de transfert décrit la structure harmonique du signal de parole [16], [19].

3.2.1 Prédicteur court terme

L'utilisation de la prédiction linéaire nous permet d'enlever les redondances à court terme du signal de parole. Dans une trame de N échantillons, le signal $s(n)$ peut être considéré comme étant la sortie d'un système ayant une excitation d'entrée $u(n)$:

$$s(n) = \sum_{k=1}^p a_k s(n-k) + G \sum_{l=0}^q b_l u(n-l) \quad \text{Avec } b_0 = 1. \quad (3.1)$$

a_k et b_l et le gain G sont les paramètres du système et p, q sont les ordres de prédiction.

Dans l'équation (3.1), le signal de parole est prédit comme une combinaison linéaire des sorties passées (paramètres a_k) et des entrées courantes et passées (paramètres b_l). La transformée en Z du système $H(z)$, est ainsi donnée par :

$$H(z) = \frac{S(z)}{U(z)} = G \frac{1 + \sum_{l=1}^q b_l z^{-l}}{1 - \sum_{k=1}^p a_k z^{-k}} \quad (3.2)$$

Où $S(z)$ et $U(z)$ sont respectivement les transformées en Z de $s(n)$ et $u(n)$.

$H(z)$ représente un modèle général « pôle-zéro » dit modèle Auto-Régressif à Moyenne Ajustée (ARMA). Les racines polynomiales du numérateur et du dénominateur correspondent respectivement aux zéros et aux pôles du système.

Ce modèle peut se réduire à deux cas :

- ◆ Si $a_k=0$ pour $k=1,2,\dots,p$. $H(z)$ devient un modèle tout zéro ou modèle à Moyenne Ajustée (MA).
- ◆ Si $b_l=0$ pour $l=1,2,\dots,q$. $H(z)$ devient un modèle tout pôle ou modèle Auto Régressif (AR).

Pour des raisons de simplicité et d'efficacité de calcul, le modèle tout pôle est préféré dans la plupart des applications et s'identifie assez fidèlement au modèle du tube acoustique pour la production de la parole.

Bien que ce modèle donne une très bonne représentation du système vocal pour les voyelles qui contiennent des résonances, ce n'est qu'une approximation pour les classes de phonèmes comme les nasales et les fricatives qui contiennent des vallées spectrales (zéros dans $H(z)$).

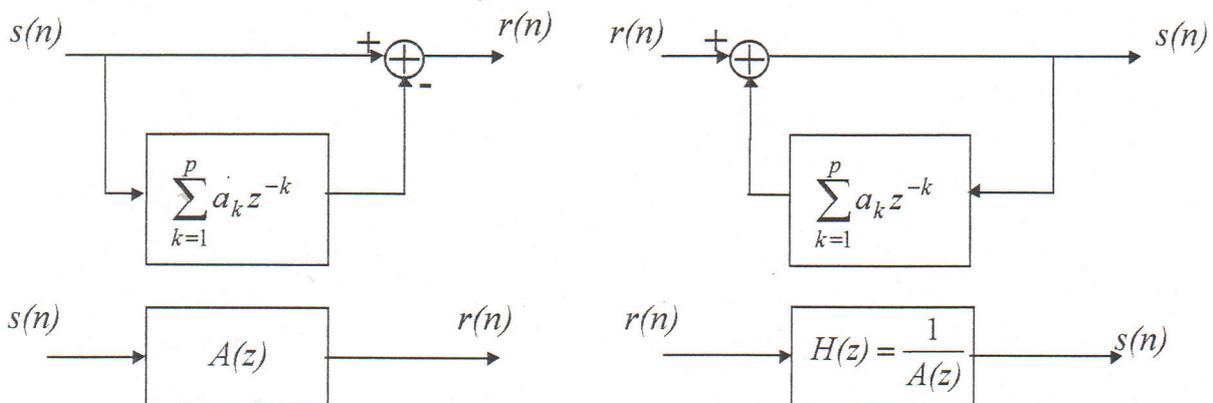
Néanmoins, l'oreille humaine est plus sensible aux pôles qu'aux zéros ce qui rend la simplification acceptable. De plus, il a été montré que l'effet d'un zéro dans la fonction de transfert peut être obtenu en incluant plus de pôles (développement limité de $\frac{1}{1-z_0 \cdot z^{-1}}$, où z_0 représente un zéro).

En se basant sur le modèle AR, l'échantillon parole courant est prédit par une combinaison linéaire de p échantillons passés. Ainsi on peut écrire l'équation suivante :

$$\hat{s}(n) = \sum_{k=1}^p a_k s(n-k) \tag{3.3}$$

Où P est l'ordre du filtre AR et $\hat{s}(n)$ est le signal prédit.

La figure 3.1 montre les deux étapes d'analyse et de synthèse lors de la prédiction linéaire court terme (prédiction formant).



(a) Prédiction de la structure formantique

(b) Synthèse de la structure formantique

Figure 3.1 Les étapes d'analyse et de synthèse de la structure formantique (a) et (b)

La sortie $r(n)$ appelée erreur de prédiction ou signal résiduel est donnée par :

$$r(n) = s(n) - \sum_{k=1}^p a_k s(n-k) \quad (3.4)$$

En prenant la transformée en Z de l'équation (3.4) on aura :

$$R(z) = A(z) S(z) \quad (3.5)$$

où $R(z)$ est la transformée en Z du signal résiduel $r(n)$, et $A(z)$ est donné par :

$$A(z) = 1 - \sum_{k=1}^p a_k z^{-k} \quad (3.6)$$

Le filtre $A(z)$ s'appelle filtre d'analyse. Le filtre de synthèse de la prédiction linéaire,

$$H(z) = \frac{1}{A(z)} \quad (3.7)$$

modélise l'enveloppe spectrale de puissance du signal de parole.

Le choix de l'ordre de prédiction p résulte d'un compromis. Il doit être suffisamment grand pour reproduire correctement la structure du signal de parole. En général une paire de pôle est allouée pour chaque kHz de bande passante, un ordre 8 est nécessaire pour créer quatre pics dans le spectre puisque le signal de parole comporte généralement quatre formants. Pour une fréquence d'échantillonnage de 8 kHz, l'ordre p est généralement pris égal à 10.

Les coefficients a_k connus sous le nom de LPC (Linear Prediction Coefficients) sont estimés sur des intervalles de temps de courte durée, dans lesquels on considère le signal de parole comme quasi-stationnaire. La détermination de ces coefficients est réalisée par la minimisation de l'énergie de l'erreur (critère des moindres carrés).

Dans la méthode des moindres carrés, le signal parole ou le signal erreur est multiplié par une fenêtre de pondération et l'ensemble des coefficients a_k est choisi de façon à minimiser l'énergie du signal erreur. Selon la pondération on aboutit à la méthode d'autocorrélation ou à la méthode de covariance [1], [2], [15], [16].

3.2.1.1 Méthode d'autocorrélation

La méthode d'autocorrélation garantit la stabilité du filtre de prédiction linéaire. Le signal de parole $s(n)$ est multiplié par une fenêtre de pondération $w(n)$ d'une longueur finie pour obtenir un segment de signal de parole fenêtré $s_w(n)$.

$$s_w(n) = w(n) \cdot s(n) \tag{3.8}$$

Durant cette période de temps finie, le signal de parole est supposé être stationnaire. Plusieurs fenêtres de pondération existent. La fenêtre la plus simple est la fenêtre rectangulaire :

$$w(n) = \begin{cases} 1 & 0 \leq n \leq N-1. \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \tag{3.9}$$

Mais c'est la fenêtre de HAMMING, fonction cosinus rehaussée, qui est généralement utilisée pour ses bonnes propriétés.

$$w(n) = \begin{cases} 0.54 - 0.46 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right) & 0 \leq n \leq N-1. \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \tag{3.10}$$

La fonction d'autocorrélation du segment de parole fenêtré $s_w(n)$ est donnée par :

$$R(i) = \sum_{n=0}^{N-1} s_w(n) s_w(n-i) \quad 0 \leq i \leq p \tag{3.11}$$

La fonction d'autocorrélation est une fonction paire telle que $R(i) = R(-i)$.

La figure suivante illustre le schéma de la méthode d'autocorrélation :

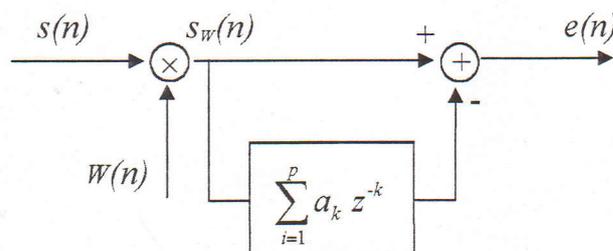


Figure 3.2 Schéma de la méthode d'autocorrélation.

Pour déterminer les coefficients du filtre LP, l'énergie du signal d'erreur $e(n)$ dans l'intervalle fini $0 \leq n \leq N-1$, doit être minimisée; l'énergie E de l'erreur est donnée par :

$$E = \sum_{n=-\infty}^{\infty} e^2(n) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} \left(s_W(n) - \sum_{k=1}^p a_k s_W(n-k) \right)^2 \quad (3.12)$$

L'annulation des dérivées partielles de l'énergie par rapport aux coefficients de filtre nous fournira les coefficients optimaux:

$$\frac{\delta E}{\delta a_k} = 0 \quad 1 \leq k \leq p \quad (3.13)$$

On obtient p équations linéaires avec p inconnus :

$$\sum_{k=1}^p a_k \sum_{n=-\infty}^{\infty} s_W(n-i) s_W(n-k) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} s_W(n-i) s_W(n) \quad 1 \leq i \leq p \quad (3.14)$$

Ces équations linéaires peuvent être écrites comme suit :

$$\sum_{k=1}^p R(i-k) a_k = R(i) \quad 1 \leq i \leq p \quad (3.15)$$

Sous forme matricielle, l'ensemble des équations linéaires est représenté par $R.a = v$:

$$\begin{bmatrix} R(0) & R(1) & \dots & R(p-1) \\ R(1) & R(0) & \dots & R(p-2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R(p-1) & R(p-2) & \dots & R(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R(1) \\ R(2) \\ \vdots \\ R(p) \end{bmatrix} \quad (3.16)$$

La matrice d'autocorrélation résultante est une matrice Toeplitz. On utilise donc l'algorithme de LEVINSON-DURBIN pour trouver les coefficients de prédiction.

La structure Toeplitz garantit que le filtre est à phase minimale (pôles et zéros à l'intérieur du cercle unité). Le filtre de synthèse est stable, cette propriété est un facteur supplémentaire pour utiliser la méthode d'autocorrélation pour l'analyse LP [11], [20].

3.2.1.2 Méthode de Covariance

Les méthodes d'autocorrélation et de covariance diffèrent dans le placement de la fenêtre de pondération. Dans la méthode de covariance c'est le signal d'erreur qui est fenêtré. L'énergie à minimiser est donc [1], [11], [20] :

$$E = \sum_{n=-\infty}^{\infty} e_w^2(n) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} e^2(n) \cdot w^2(n) \tag{3.17}$$

Où $e(n) = s(n) - \sum_{k=1}^p a_k \cdot s(n-k)$

La figure suivante illustre le schéma de la méthode de covariance :

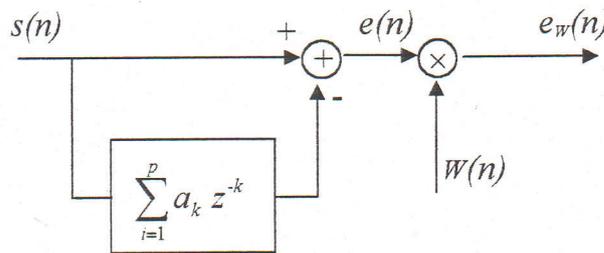


Figure 3.3 Schéma de la méthode de covariance.

En annulant les dérivations partielles par rapport aux coefficients du filtre on obtient l'équation suivante, $\frac{\delta E}{\delta a_k} = 0$, Pour $1 \leq i \leq p$; on a donc p équations linéaires :

$$\sum_{k=1}^p \Phi(i,k) a_k = \Phi(i,0) \tag{3.18}$$

où la fonction de covariance $\Phi(i,k)$ est définie comme suit :

$$\Phi(i,k) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} w^2(n) s(n-i) s(n-k) \tag{3.19}$$

Sous la forme matricielle, les p équations deviennent $\Phi a = \Psi$ ou :

$$\begin{bmatrix} \Phi(1,1) & \Phi(1,2) & \dots & \Phi(1,p) \\ \Phi(2,1) & \Phi(2,2) & \dots & \Phi(2,p) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Phi(p,1) & \Phi(p,2) & \dots & \Phi(p,p) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Psi(1) \\ \Psi(2) \\ \vdots \\ \Psi(p) \end{bmatrix} \tag{3.20}$$

avec : $\Psi(i) = \Phi(i,0)$ Pour $1 \leq i \leq p$

La matrice de covariance Φ préserve sa propriété de symétrie et est définie positive ($a^T \cdot \Phi \cdot a \geq 0$, a étant un vecteur non nul), mais n'est pas nécessairement de type Toeplitz. Elle peut être décomposée en un produit de matrices triangulaire supérieure et inférieure :

$$\Phi = L U \quad (3.21)$$

La décomposition de CHOLESKY est habituellement utilisée pour convertir la matrice de covariance en un produit de deux matrices :

$$\Phi = C C^T \quad (3.22)$$

où $C = L$ et $C^T = U$. On calcule le vecteur a en résolvant d'abord l'équation :

$$L y = \Psi \quad (3.23)$$

Puis :

$$U a = y \quad (3.24)$$

3.2.2 Prédiction long terme

La parole voisée montre une forte corrélation long terme laquelle est maintenue dans le signal résiduel. Ces redondances peuvent être exploitées de nouveau par l'utilisation d'un prédicteur pitch. Dans ce cas, un filtre long terme peut être employé :

$$P(z) = \beta z^{-D} \quad (3.25)$$

β et D sont respectivement le coefficient prédicteur (gain) et la période du pitch.

Le signal erreur est exprimé par:

$$e(n) = r(n) - \beta r(n-D) \quad (3.26)$$

et est appelé signal résiduel pitch. En prenant la transformée en Z des deux membres, le filtre d'analyse du pitch est donnée par $P_a(z) = 1 - \beta z^{-D}$

Dans le domaine temporel, le filtre d'analyse $P_a(z)$ soustrait de l'échantillon courant de parole l'échantillon distant d'un retard égal à la période estimée (pondérée par β).

Dans le domaine fréquentiel, ce filtre enlève la structure harmonique du signal d'entrée. L'analyse pitch n'aura pas un effet utile au niveau du signal non voisé puisque son excitation est aléatoire (pas de structure harmonique).

Le coefficient prédicteur β correspond au degré de périodicité de la forme d'onde et prend les valeurs $0 \leq \beta \leq 1$. Ainsi β est proche de 0 pour une structure non périodique (dans ce cas la valeur de D est sans signification) et est pratiquement égal à l'unité pour l'état stable de la parole voisée [15].

Au niveau du décodeur, le filtre de synthèse pitch est donné par :

$$\frac{1}{P_a(z)} = \frac{1}{1 - \beta z^{-D}} \quad (3.27)$$

et est utilisé pour introduire la structure harmonique au niveau du signal de parole synthétisé.

3.3 Prédiction des paramètres spectraux

Le spectre d'un signal de parole peut être modélisé comme un processus Autorégressif (AR) ou à Moyenne ajustée (MA).

3.3.1 Prédiction à Moyenne Ajustée (MA)

Un processus à moyenne ajustée d'ordre p a la forme suivante, où les a_k représentent les coefficients de prédiction :

$$x(n) = \sum_{i=0}^p a_i e(n-i) \quad (3.28)$$

Un avantage de la prédiction MA est que l'erreur de la propagation est limitée par l'ordre d'un filtre RIF (réponse impulsionnelle finie). La fonction d'autocorrélation d'un processus à moyenne ajustée $R_x(k)$ est définie comme suit :

$$\begin{aligned} R_x(k) &= E\{x(n)x(n-k)\} \quad \text{où } E \text{ représente l'espérance mathématique du processus } x(n). \\ &= E\left\{ \sum_{i=0}^p a_i e(n-i) \sum_{j=0}^p a_j e(n-k-j) \right\} \\ &= \sum_{i=0}^p a_i \sum_{j=k}^{p+k} a_{j+k} E\{e(n-i)e(n-j)\} \\ &= \sum_{i=0}^p a_i \sum_{j=k}^{p+k} a_{j+k} R_e(i-j) \end{aligned} \quad (3.29)$$

où $R_e(i-j)$ est la fonction d'autocorrélation du processus d'entrée $e(n)$, bruit blanc de variance σ_e^2 .

$$R_e(i-j) = \begin{cases} \sigma_e^2 & i = j \\ 0 & i \neq j \end{cases} \quad (3.30)$$

Ainsi, la fonction d'autocorrélation se réduit au jeu d'équations suivant :

$$R_x(k) = \begin{cases} \sum_{i=0}^{p-|k|} a_i a_{i+k} \sigma_e^2 & |k| \leq p \\ 0 & |k| > p \end{cases} \quad (3.31)$$

Puisque la réponse impulsionnelle d'un processus MA est finie, la fonction d'autocorrélation est aussi finie. La résolution de l'équation (3.31) à partir de la fonction d'autocorrélation d'un processus MA n'est pas facile comme celle du modèle AR car les équations sont non linéaires. Néanmoins, il existe plusieurs méthodes de résolution du modèle MA. On peut citer la méthode itérative de BOX ET JENKINS [11] et la méthode faisant intervenir deux modèles AR de suite.

3.4 Représentation spectrale des paramètres prédictifs

Les coefficients de prédiction linéaire ne sont pas toujours codés directement mais sont transformés en un ensemble de paramètres qui sont moins sensibles au problème de la quantification. Plusieurs représentations des coefficients ont été proposées. On y trouve les coefficients de réflexion, le logarithme des rapports des aires des sections, les coefficients cepstraux, etc... Les coefficients actuellement utilisés sont les Paires de Fréquences Spectrales (LSF) [16].

3.4.1 Coefficients de réflexion

Une procédure d'amorçage peut être utilisée pour trouver les coefficients LP à partir des coefficients de réflexion k_m . Initialement on calcule l'énergie moyenne dans la trame de parole telle que :

$$E_0 = R(0) \quad (3.32)$$

On résout alors récursivement les équations suivantes pour chaque itération de m , avec $m=1,2,\dots,p$.

$$k_m = \frac{1}{E_{m-1}} \left[R(m) - \sum_{k=1}^{m-1} \alpha_{m-1}(k) R(m-k) \right] \quad (3.33)$$

Avec :

$$\alpha_k(m) = \alpha_k(m-1) - k_m \alpha_{m-k}(m-1), \quad 1 \leq k \leq m-1 \quad (3.34)$$

Et

$$E_m = (1 - k_m^2) E_{m-1} \quad (3.35)$$

les coefficients $\alpha_k(m)$ représentent les coefficients de prédiction d'un prédicteur linéaire d'ordre m :

$$a_k = \alpha_k(m) \quad 1 \leq k \leq m \quad (3.36)$$

Ainsi, les coefficients de prédiction résultants du prédicteur linéaire d'ordre p sont obtenus lorsque $m = p$. Une propriété intéressante des coefficients de réflexion est que $|k_m| < 1$ ce qui implique la stabilité du filtre. Quand on utilise la méthode de covariance pour trouver les coefficients de prédiction, les convertir en coefficients de réflexion peut être utile [18].

On calcul récursivement pour $m = p, p-1, \dots, 2$, initialement avec $\alpha_p(k) = a_k$.

$$\alpha_{m-1}(i) = \frac{\alpha_m(i) - k_m \alpha_m(m-i)}{1 - k_m^2}, \quad 1 \leq i \leq m-1 \quad (3.37)$$

$$k_{m-1} = \alpha_{m-1}(m-1)$$

Si $|k_m| \geq 1$, alors on peut rendre artificiellement l'amplitude inférieure à l'unité. Le spectre du signal de parole est modifié, mais les sorties instables sont éliminées.

Quand on désire quantifier les coefficients de réflexion, une prudence est demandée afin de ne pas avoir des valeurs égales à 1 ou (-1). La transformation non linéaire des coefficients de réflexion en coefficients Log Area Ratio (LAR) nous permet d'éviter ce problème. Les coefficients LAR sont calculés de la manière suivante :

$$g_m = \log \left(\frac{1+k_m}{1-k_m} \right), \quad 1 \leq m \leq p \quad (3.38)$$

En les convertissant en coefficients de réflexion, on obtient :

$$k_m = \left(\frac{e^{s_m} - 1}{e^{s_m} + 1} \right), \quad 1 \leq m \leq p \quad (3.39)$$

3.4.2 Coefficients Cepstraux

Le cepstre d'un signal de parole est la transformée de Fourier inverse du spectre de puissance logarithmique :

$$\log \left[\frac{1}{|A(e^{j\omega})|^2} \right] = \sum_{n=-\infty}^{\infty} c_n e^{-jn\omega} \quad (3.40)$$

Où $c_n = c_{-n}$ et $c_0 = 0$, sont les coefficients cepstraux. Un nombre infini de coefficients cepstraux peuvent être calculés à partir des coefficients de prédiction :

$$C_n = a_n + \sum_{k=1}^{n-1} \frac{k}{n} a_{n-k} C_k \quad (3.41)$$

Ces coefficients cepstraux sont éventuellement tronqués car pour un prédicteur linéaire d'ordre p , $a_n = 0$ pour $n > p$. [11], [16], [18].

3.4.3 Paire de fréquences spectrales (LSF)

Les LSF ont été introduits comme une alternative de la représentation spectrale LPC [8], [9], [11], [24]. Soit le polynôme $A(z)$:

$$A(Z) = 1 - \sum_{k=1}^p a(k) Z^{-k} \quad (3.42)$$

Les $\{a_k\}$ sont les coefficients de prédicteur, le filtre tous pôles correspondant est $1/A(z)$.

Les polynômes symétrique $F_1(z)$ et antisymétrique $F_2(z)$ relative à $A(z)$ sont donnés par :

$$\begin{aligned} F_1(z) &= A(z) + z^{-(p+1)} A(z^{-1}) \\ F_2(z) &= A(z) - z^{-(p+1)} A(z^{-1}) \end{aligned} \quad (3.43)$$

Les racines des deux polynômes déterminent les paramètres Line Spectral Frequencies.

SOONG et JUANG [24] ont montré que si $A(z)$ est à phase minimale :

- les racines de $F_1(z)$ et $F_2(z)$ sont sur le cercle unité.
- Les racines sont simples.
- Les paramètres LSF sont ordonnés.

Les polynômes $F_1(z)$ et $F_2(z)$ ont respectivement pour racines $z = -1$ et $z = 1$ (ordre p pair), qu'on peut mettre en facteur suite à une division polynomiale.

$$\begin{aligned}
 G_1(z) &= \frac{F_1(z)}{1+z^{-1}} \quad \text{et} \quad G_2(z) = \frac{F_2(z)}{1-z^{-1}} && p \text{ pair} \\
 G_1(z) &= F_1(z) \quad \text{et} \quad G_2(z) = \frac{F_2(z)}{1-z^{-2}} && p \text{ impair}
 \end{aligned}
 \tag{3.44}$$

Lorsque l'ordre p est pair, les polynômes $G_1(z)$ et $G_2(z)$ sont symétriques donc les racines sont complexes conjuguées. On détermine donc les racines situées dans le demi cercle supérieur. Les racines sont égales à $\exp(j\omega_i)$ pour $i = 1, 2, \dots, p$. les LSF ne sont rien d'autres que les positions angulaires ω_i . ($0 < \omega_i < \pi$)

Posons l'ordre des polynômes $G_1(z)$ et $G_2(z)$ est égal à $2M_1$ et $2M_2$ respectivement.

$$\begin{aligned}
 M_1 &= \frac{p}{2} \quad \text{et} \quad M_2 = \frac{p}{2} && p \text{ pair} \\
 M_1 &= \frac{p+1}{2} \quad \text{et} \quad M_2 = \frac{p-1}{2} && p \text{ impair}
 \end{aligned}
 \tag{3.45}$$

Exemple :

Ordre p	Ordre de $F_1(z)$	Ordre de $F_2(z)$	Ordre de $G_1(z)$	Ordre de $G_2(z)$	M_1	M_2
$p = 10$	11	11	10	10	5	5
$p = 9$	10	10	10	8	5	4

donc on a :

$$\begin{aligned}
 G_1(z) &= 1 + g_1(1) z^{-1} + \dots + g_1(M_1) z^{-M_1} + \dots + g_1(1) z^{-(2M_1-1)} + z^{-2M_1} \\
 G_2(z) &= 1 + g_2(1) z^{-1} + \dots + g_2(M_2) z^{-M_2} + \dots + g_2(1) z^{-(2M_2-1)} + z^{-2M_2}
 \end{aligned}
 \tag{3.46}$$

$G_1(z)$ possède M_1 paires de zéros conjugués et $G_2(z)$ possède M_2 paires de zéros conjugués ($M_1+M_2 = p$).

$$\begin{aligned} G_1(e^{j\omega}) &= e^{-j\omega M_1} G_1'(\omega) \\ G_2(e^{j\omega}) &= e^{-j\omega M_2} G_2'(\omega) \end{aligned} \quad (3.47)$$

Avec :

$$\begin{aligned} G_1'(\omega) &= 2 \cos(M_1\omega) + 2 g_1(1) \cos(M_1 - 1)\omega + \dots + 2 g_1(M_1 - 1) \cos \omega + g_1(M_1) \\ G_2'(\omega) &= 2 \cos(M_2\omega) + 2 g_2(1) \cos(M_2 - 1)\omega + \dots + 2 g_2(M_2 - 1) \cos \omega + g_2(M_2) \end{aligned} \quad (3.48)$$

Plusieurs méthodes ont été proposées pour calculer les racines de $G_1'(\omega)$ et $G_2'(\omega)$. La procédure développée par SOONG et JUANG évaluent les équations précédentes en utilisant une transformation en cosinus discrète.

KANG et FRANSEN [d'après 9] ont proposé deux autres méthodes pour calculer les LSF. Dans la première méthode les fonctions d'autocorrélation des coefficients de $G_1'(\omega)$ et $G_2'(\omega)$ sont utilisées pour calculer les spectres d'énergie. La localisation des minimums locaux du spectre nous donne les LSF. Dans la seconde méthode on utilise un filtre passe tout et la phase est évaluée. Les LSF correspondent aux valeurs multiples de π .

Si nous considérons la relation $\cos \omega = x$, alors $\cos m\omega = T_m(x)$ où $T_m(x)$ est un polynôme de CHEBYSHEV d'ordre m .

KABAL et RAMACHANDRAN [9] ont utilisé un polynôme de CHEBYSHEV d'ordre m pour la détermination des LSF. Les polynômes de CHEBYSHEV satisfont la relation de récurrence :

$$T_k(x) = 2x T_{k-1}(x) - T_{k-2}(x) \quad (3.49)$$

avec les conditions initiales $T_0(x) = 1$ et $T_1(x) = x$.

Les polynômes $G_1'(\omega)$ et $G_2'(\omega)$ peuvent être exprimés comme suit :

$$\begin{aligned} G_1'(x) &= 2T_{M_1}(x) + 2 g_1(1)T_{M_1-1}(x) + \dots + 2 g_1(M_1 - 1)T_1(x) + g_1(M_1) \\ G_2'(x) &= 2T_{M_2}(x) + 2 g_2(1)T_{M_2-1}(x) + \dots + 2 g_2(M_2 - 1)T_1(x) + g_2(M_2) \end{aligned} \quad (3.50)$$

Les racines des polynômes sont déterminées itérativement en cherchant le changement de signe. Les LSF sont donnés par $\omega_i = \arccos(x_i)$.

Soit $Y(x) = \sum_{k=0}^{N-1} c_k T_k(x)$ l'expression à évaluer.

En considérant la relation de récurrence : $b_k(x) = 2.x.b_{k+1}(x) - b_{k+2}(x) + c_k$, et les conditions initiales $b_N(x) = b_{N+1}(x) = 0$, on peut calculer $b_0(x)$ et $b_2(x)$. $Y(x)$ peut être exprimé en fonction de $b_0(x)$ et $b_2(x)$:

$$\begin{aligned} Y(x) &= \sum_{k=0}^{N-1} (b_k(x) - 2.x.b_{k+1}(x) + b_{k+2}(x)) T_k(x) \\ &= \frac{b_0(x) - b_2(x) + c_0}{2} \end{aligned}$$

3.5 Mesures de la distorsion objective

L'appareil auditif humain est l'ultime évaluateur de la qualité d'un codeur de la parole. Néanmoins, les mesures objectives peuvent donner un estimateur immédiat et fiable de la qualité perceptuelle d'un algorithme de codage.

3.5.1 Mesures dans le domaine temporel

La mesure objective de qualité la plus couramment utilisée, pour les codeurs qui essaient de préserver la forme du signal, est le rapport signal sur bruit (SNR) et le rapport signal sur bruit segmental (SNR_{Seg}) [5], [11], [16], [18], [20].

3.5.1.1 Rapport Signal sur Bruit

Le rapport signal sur bruit (SNR) mesure la longueur relative de la puissance du signal sur la puissance de bruit. La mesure de SNR, en décibel (dB), est définie de la manière suivante :

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{\sum_{n=-\infty}^{\infty} s^2(n)}{\sum_{n=-\infty}^{\infty} (s(n) - \hat{s}(n))^2} \quad (\text{dB}) \quad (3.51)$$

Où $\hat{s}(n)$ est la version codée de l'échantillon $s(n)$ du signal de parole original. Cependant la mesure de SNR n'est pas un très bon estimateur de la qualité de la parole. Cette mesure pondère de la même manière toutes les erreurs dans le signal, négligeant le fait que l'énergie du signal de parole est variable dans le temps.

Le signal de parole étant par nature non-stationnaire, certains segments du signal peuvent avoir une énergie plus ou moins grande.

En supposant que l'énergie de l'erreur soit à peu près constante, le SNR pourra être soit très important soit très faible. Pour avoir une idée de la qualité de la parole synthétique, on utilise plutôt le SNR segmental (SNR_{seg}).

3.5.1.2 Le Rapport Signal sur Bruit Segmental

Le SNR_{seg} est la moyenne géométrique des mesures SNR calculées sur différentes trames. La mesure SNR_{seg} en dB, sur M segments de parole, est définie comme suit :

$$SNR_{seg} = \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{M-1} 10 \log_{10} \left[\frac{\sum_{n=1}^N s^2(n + Nm)}{\sum_{n=1}^N (s(n + Nm) - \hat{s}(n + Nm))^2} \right] \quad (\text{dB}) \quad (3.52)$$

Où chaque segment « m » est de longueur N . Pour un signal de parole avec une fréquence d'échantillonnage de 8 kHz les valeurs de N varient typiquement entre 160 et 240 échantillons (20 à 30ms).

Cette mesure présente l'avantage de tenir compte de l'évolution de SNR au cours du temps et, en particulier, de bien prendre en compte les segments de faible énergie. On essaie en outre de limiter les trop grands écarts. De même, dans les zones de silence où le SNR peut atteindre des valeurs très négatives, on peut soit retirer ces zones du calcul, soit fixer un seuil inférieur à T tel que $0 \leq T \leq -20$ dB.

3.5.2 Mesures dans le domaine spectral

La mesure de distorsion $d(x, \hat{x})$ entre deux vecteurs de parole x et \hat{x} satisfait à deux conditions :

$$\begin{aligned} d(x, x) &= 0 \\ d(x, \hat{x}) &\geq 0 \end{aligned} \quad (3.53)$$

La métrique, peut satisfaire deux autres conditions :

$$\begin{aligned} d(x, \hat{x}) &= d(\hat{x}, x) \\ d(x, \hat{x}) &\leq d(x, y) + d(y, \hat{x}) \end{aligned} \quad (3.54)$$

En général, toute mesure de performance est la moyenne d'une mesure de distorsion ou distance. La mesure est généralement faite en utilisant des trames de parole de 20 à 30 ms de longueur.

$$D = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d(x_i, \hat{x}_i) \quad (3.55)$$

Une mesure de distorsion dans le cas de la parole devrait avoir une signification dans le domaine fréquentiel.

Les différences entre l'enveloppe spectrale originale et codée, qui peuvent conduire perceptuellement à des sons différents, sont dues essentiellement à deux effets :

- Les résonances ou formants de l'enveloppe spectrale originale et codée se produisent à des fréquences considérablement différentes.
- Les largeurs de bande du formant de l'enveloppe spectrale originale et codée diffèrent considérablement.

Plusieurs mesures de distorsion spectrale ont été proposées dans la littérature. On citera par exemple la mesure de distorsion log spectrale, la mesure d'ITAKURA-SAITO, la distance cepstrale et la mesure de distance Euclidienne pondérée [11], [17], [18].

3.5.2.1 Mesure de Distorsion Log Spectrale

La mesure de distance log spectrale dans la norme L_p est définie par :

$$d_{SD}^p = \frac{2}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} |10 \log_{10} S(\omega) - 10 \log_{10} \hat{S}(\omega)|^p d\omega \quad (3.56)$$

Où le spectre d'amplitude fréquentiel $S(\omega)$ est donné par :

$$\begin{aligned} S(\omega) &= \frac{G}{|A(e^{j\omega})|^2} \\ &= \frac{G}{\left[1 - \sum_{n=1}^P a_n e^{jn\omega}\right]^2} \end{aligned} \quad (3.57)$$

où G est le facteur gain du filtre et $\{a_n\}$ sont les coefficients de prédiction linéaire.

Quand $p=2$ (norme L_2) la mesure de distorsion log spectrale se réduit à une distance quadratique moyenne (rms). Elle est définie en décibels par :

$$d_{SD} = \sqrt{\frac{1}{\omega_u - \omega_l} \int_{\omega_l}^{\omega_u} \left[10 \log \frac{S(\omega)}{\hat{S}(\omega)}\right]^2 d\omega} \quad (\text{dB}) \quad (3.58)$$

Où ω_l et ω_u définissent, respectivement les limites fréquentielles inférieure et supérieure de l'intégration. Idéalement, ω_l est égale à zéro et ω_u correspond à la demi-fréquence d'échantillonnage.

En pratique, la distance log spectrale rms est calculée par discrétisation sur une largeur de bande limitée. Pour un signal de parole échantillonné à 8 kHz et filtré par un filtre passe-bas de 3 kHz, la distorsion log spectrale (SD) est calculée comme une sommation, avec une résolution d'approximativement 31.25 Hz par échantillon, sur 96 points espacés uniformément de 0 Hz à 3 kHz. Ceci peut être exprimé par :

$$SD = \sqrt{\frac{1}{n_1 - n_0} \sum_{n=n_0}^{n_1-1} \left[10 \log \frac{S(e^{j2\pi n/N})}{\hat{S}(e^{j2\pi n/N})} \right]^2} \quad \text{dB} \quad (3.59)$$

Où pour $N=256$, n_0 et n_1 correspondent, respectivement, à 1 et 96.

La quantification des paramètres est jugée 'transparente' quand la distance log spectrale rms est inférieure ou égale à 1 dB. De plus le pourcentage des trames ayant un SD entre 2 et 4 dB doit être inférieure à 2 %, et il n'y a pas de trames ayant un SD supérieure à 4 dB.



3.5.2.2 Mesure de distorsion d'ITAKURA-SAITO

Connue aussi comme distance du rapport de vraisemblance, la distorsion d'ITAKURA-SAITO (d_{IS}) mesure le rapport d'énergie entre le signal résiduel et le signal résiduel filtré par le modèle autorégressif qui possèdent des paramètres quantifiés.

La mesure d'ITAKURA-SAITO est définie par :

$$d_{SD}^p = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} [e^{V(\omega)} - V(\omega) - 1] d\omega \quad (3.60)$$

Où la différence log spectrale $V(\omega)$ entre deux spectres est définie comme :

$$V(\omega) = \log S(\omega) - \log \hat{S}(\omega) \quad (3.61)$$

En évaluant les intégrales, cette mesure peut être exprimée comme le polynôme

$$d_{IS} = \left(\frac{G}{\hat{G}} \right)^2 \frac{\hat{a}^T R \hat{a}}{a^T R a} - 2 \log \left(\frac{G}{\hat{G}} \right) - 1 \quad (3.62)$$

Où $\hat{a} = [1, \hat{a}_1, \hat{a}_2, \dots, \hat{a}_p]^T$, $a = [1, a_1, a_2, \dots, a_p]^T$, et R est la matrice d'autocorrélation.

Quand les gains sont égaux, alors la mesure d'ITAKURA-SAITO se simplifie à :

$$d_{IS} = \frac{\hat{a}^T R \hat{a}}{a^T R a} - 1 \quad (3.63)$$

Cependant, la mesure d'ITAKURA-SAITO n'est pas symétrique. Pour avoir une mesure symétrique, on peut utiliser la mesure d'ITAKURA-SAITO modifiée suivante :

$$d_{IS} = \frac{1}{2} \left[\frac{\hat{a}^T R \hat{a}}{a^T R a} + \frac{a^T \hat{R} a}{\hat{a}^T \hat{R} \hat{a}} - 2 \right] \quad (3.64)$$

3.5.2.3 Distance Cepstrale

La mesure de distorsion log spectrale nécessite le calcul du logarithme et de la transformée de Fourier. La distance cepstrale (d_{CD}) est une bonne approximation de la mesure de distance log spectrale.

Le cepstre d'un signal de parole est la transformée de Fourier du logarithme du spectre de parole :

$$\log S(\omega) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} c_n e^{-jn\omega} \quad (3.65)$$

ou $\{c_n \mid c_n = c_{-n}; c_0 = 0\}$ sont les coefficients cepstaux.

En utilisant l'équation de PARSEVAL, la distance cepstrale est liée directement à la distance log spectrale rms (norme L_2) :

$$\begin{aligned} d_{CD}^2 &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} (c_n - \hat{c}_n)^2 \\ &= 2 \sum_{n=1}^{\infty} (c_n - \hat{c}_n)^2 \\ &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} |\log S(\omega) - \log \hat{S}(\omega)|^2 d\omega \end{aligned} \quad (3.66)$$

Bien que la sommation est infinie, la sommation est généralement tronquée en un nombre fini N_c . Généralement, le nombre de coefficients cepstaux est pris égal à 3 fois l'ordre p du filtre d'analyse.

$$d_{CD}^2 = 10 \log_{10} \left(\sqrt{2 \sum_{n=1}^{N_c} (c_n - \hat{c}_n)^2} \right) \text{ dB} \quad (3.67)$$

3.5.2.4 Mesure de distance euclidienne pondérée

Les coefficients LSF (Line Spectral Frequencies) ont une relation directe avec la forme de l'enveloppe spectrale. Une mesure de distance de l'erreur quadratique pourrait être utilisée pour comparer les vecteurs LSF original et codé. Soient deux vecteurs LSF, x et \hat{x} de dimensions m , la mesure de distance quadratique est :

$$d(x, \hat{x}) = (x - \hat{x})^T (x - \hat{x}) = \|x - \hat{x}\|^2 \quad (3.68)$$

Pour obtenir un estimateur de la qualité perceptuelle de l'enveloppe spectrale, une mesure de distance LSF pondérée est utilisée :

$$d(x, \hat{x}) = (x - \hat{x})^T W (x - \hat{x}) \quad (3.69)$$

Où W est une matrice de pondération $m \times m$ définie symétrique et positive qui devrait être dépendante de x . Si W est une matrice diagonale avec les éléments ω_{ii} , la distance peut être exprimée par :

$$d(x, \hat{x}) = \sum_{i=1}^m w_{ii} (x_i - \hat{x}_i)^2 \quad (3.70)$$

Quand on ne désire pas de pondération, la matrice de pondération est prise égale à la matrice identité $W = I$.

PALIWAL et ATAL [11] ont proposé comme matrice de pondération le produit entre une matrice de pondération fixée et une matrice de pondération adaptative : $W = W_f W_a$. La matrice de pondération adaptative W_a varie d'une trame à une autre. Elle a pour rôle d'accentuer les pics spectraux dans les régions de formants.

Les éléments de la diagonale ω_i dans W_a sont chacun assignés au $i^{\text{ème}}$ LSF par la composante ω_i :

$$\omega_i = [S(\omega_i)]^r \quad (3.71)$$

Où $S(\omega_i)$ est l'amplitude du spectre de puissance LPC à la fréquence ω_i et r une constante arbitraire. PALIWAL et ATAL ont choisi $r = 0.30$.

Un schéma de la pondération fixée peut être déterminé en tenant compte de l'incapacité de l'oreille humaine à discerner les différences aux fréquences hautes. Pour un vecteur LSF d'ordre 10, PALIWAL et ATAL utilisaient les poids suivants :

$$c_i = \begin{cases} 1.0 & \text{Pour } 1 \leq i \leq 8. \\ 0.8 & \text{Pour } i = 9. \\ 0.4 & \text{Pour } i = 10. \end{cases} \quad (3.72)$$

3.6 Conclusion

Deux grandes approches sont utilisées pour l'analyse LPC (Linear Prediction Coding) : la méthode d'autocorrélation et la méthode de covariance. Les coefficients du filtre LP sont déterminés à partir du signal de parole en utilisant les techniques de prédiction linéaire.

Généralement, les coefficients LP sont transformés en paramètres qui ont des propriétés de codage désirables, comme les coefficients de réflexion et les paramètres LAR ou les paramètres Line Spectral Frequencies qui sont les plus utilisés actuellement.

Chapitre 4

4.1 Introduction

C'est au début des années 80 qu'est apparue la méthode d'analyse par synthèse et que l'excitation a fait l'objet d'une quantification vectorielle. Cette quantification peut être stochastique ou algébrique. Ces techniques de codage sont connues sous le nom de codage CELP.

C'est le codeur CELP (Code Excited Linear Predictive) proposé par M.R.SCHOEDER & AL [19], qui reste la base de ces techniques d'analyse par synthèse. Le terme d'analyse par synthèse signifie que le signal synthétique est calculé (donc disponible) à l'émetteur et cela à partir des paramètres quantifiés. Ces paramètres sont ensuite transmis au récepteur pour reconstruire le signal vocal.

Ces techniques de codage qui permettent d'atteindre des débits binaires inférieurs à 10 kbps conservent une très bonne qualité d'écoute du signal reconstruit, au prix d'une complexité relativement élevée.

4.2 Principe du codeur CELP

C'est avec le développement des travaux sur les codeurs à impulsions multiples ou régulièrement espacées, que les systèmes de compression de la parole sont arrivés à obtenir une qualité de parole très satisfaisante pour un débit compris entre 10 et 16 kbps.

Les caractéristiques essentielles de ce type de codeur sont les suivantes :

- Ils sont basés sur la méthode d'analyse par synthèse qui consiste à représenter à l'émetteur le signal vocal original sous formes d'un ensemble de paramètres définissant un modèle. Les paramètres sont déterminés afin que le modèle fournisse un signal de parole reconstruit le plus proche possible au sens d'un critère prédéfini, du signal vocal original.

- La modélisation du signal de parole peut être divisée en trois parties :
 - ✓ La modélisation du conduit vocal par une prédiction linéaire à court terme permettant ainsi d'avoir le filtre de synthèse ou filtre modèle $1/A(z)$.
 - ✓ La modélisation du caractère périodique du signal d'excitation par une prédiction à long terme.
 - ✓ La modélisation du signal d'erreur par un nombre restreint d'impulsions ou par un vecteur stochastique.

- Les différents paramètres sont déterminés par minimisation de l'erreur quadratique moyenne pondérée de l'écart entre le signal original et le signal reconstruit. La pondération perceptuelle est réalisée par filtrage.

La modélisation du résiduel par un bruit généralement gaussien a donné naissance au codeur désigné par CELP (**C**ode **E**xcité **L**inéaire **P**rédictif). Ce dernier combine la méthode d'analyse par synthèse à la quantification vectorielle du signal d'erreur. Cette nouvelle structure permet d'atteindre des débits binaires inférieurs à 8 kbps tout en maintenant une bonne qualité d'écoute [13], [16], [19].

Les performances qu'elle permet d'obtenir, rendent cette technique CELP très attrayante, mais sa mise en œuvre dans un contexte temps réel reste difficile compte tenu de la taille des vecteurs, et de la dimension du dictionnaire initialement utilisé. Dans le codeur CELP original, l'introduction de la quantification vectorielle, a permis de coder le signal résiduel pratiquement à 1/4 bits par échantillon.

4.2.1 Structure du codeur

Comme dans la plupart des codeurs de la parole, le signal vocal est considéré comme stationnaire sur une durée comprise entre 10 et 30 ms, ce qui correspond à un nombre d'échantillons compris entre 80 et 240, pour une fréquence d'échantillonnage de 8 kHz.

Dans le codeur CELP, le signal de parole est d'abord segmenté de façon régulière. Sur chaque segment, les filtres de prédiction linéaire à court terme et à long terme sont supposés invariants. On désigne par fenêtre ou intervalle d'analyse chacun de ces segments.

Le filtrage par $W(z)$ réalise dans le domaine des fréquences, un masquage du bruit de codage par le signal utile. La valeur de la constante d , définie en fonction de la fréquence d'échantillonnage, est généralement fixée à 0.8.

On recherche alors, parmi l'ensemble des séquences d'erreurs filtrées, celle qui minimise l'énergie de l'erreur perceptuelle. L'index de cette séquence identifie le vecteur candidat optimal au sens du critère des moindres carrés. Pour chaque fenêtre d'analyse, on transmet au récepteur les paramètres du filtre $A(z)$, les index du vecteur d'excitation sélectionné, de la période du pitch et des gains optimaux associés.

4.2.2 Structure du décodeur

Dans la technique d'analyse par synthèse, le décodeur fait partie intégrante du codeur. Les coefficients des filtres de prédiction à court terme et à long terme sont reçus de l'émetteur, ainsi que l'index de la séquence sélectionnée et son gain associé.

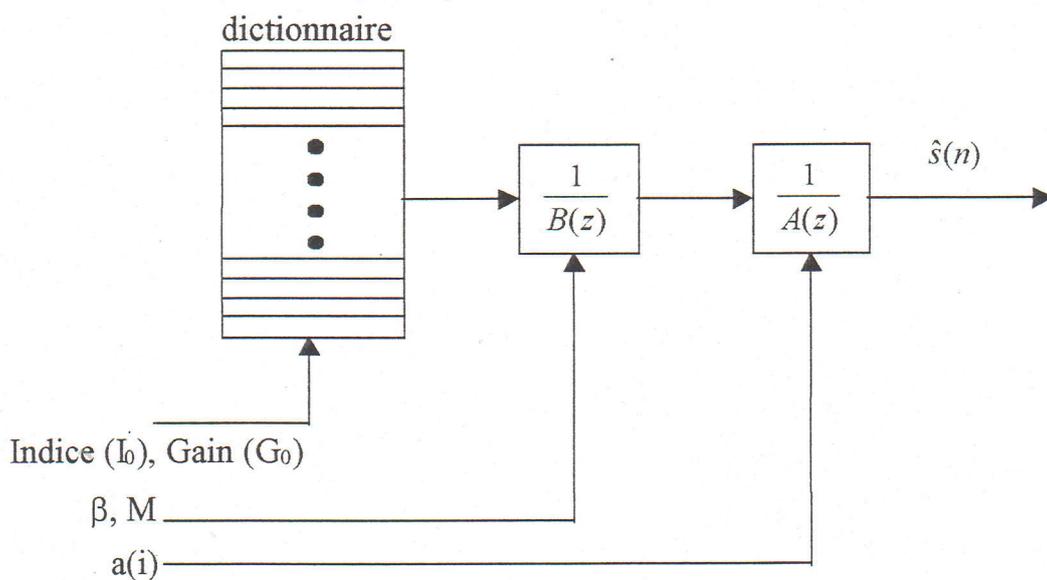


FIGURE 4.2 : Décodeur CELP

L'algorithme de décodage se compose de quatre étapes :

- ◆ Sélection de la séquence du répertoire de forme à partir de l'index de position I_0 .
- ◆ Ajustement en énergie par multiplication du gain associé G_0 .
- ◆ Filtrage du signal par le filtre de fonction de transfert $1/B(z)$, donnant ainsi une composante périodique au signal d'excitation.
- ◆ Filtrage du signal par le filtre de fonction de transfert $1/A(z)$. Cette dernière opération reconstitue l'enveloppe formantique [19].

4.2.3 Sélection du vecteur candidat optimal

Chaque vecteur du dictionnaire choisi doit modéliser au mieux un bloc du signal résiduel, au sens du critère des moindres carrés. Ce paragraphe explique la détermination de l'index I_0 et du gain G_0 du vecteur sélectionné. Pour cela, posons $f(n)$ la réponse impulsionnelle des filtres de synthèse $1/A(z)$, $1/B(z)$ et du filtre de pondération $W(z)$ mis en cascade [19].

La séquence du répertoire, indicée par k , engendrera un vecteur $d_k(n)$:

$$d_k(n) = \sum_{i=0}^{L-1} y_k(i) f(n-i) \quad 0 \leq n \leq L-1 \quad (4.2)$$

L'erreur quadratique $E(k)$ est alors donnée par :

$$E(k) = \sum_{n=0}^{L-1} (x(n) - G d_k(n))^2 \quad (4.3)$$

Où $x(n)$ est le signal issu du filtrage du signal original $s(n)$ par le filtre de pondération $W(z)$.

L'étape suivante consiste à déterminer le gain optimal G . En annulant la dérivée partielle de l'erreur $E(k)$ par rapport à G , on trouve :

$$\frac{\delta E}{\delta G} = 0 \quad \Leftrightarrow \quad G = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} x(n) \cdot d_k(n)}{\sum_{i=0}^{L-1} d_k(n)^2} \quad (4.4)$$

En remplaçant la valeur obtenue dans l'expression de l'erreur $E(k)$:

$$E(k) = \sum_{n=0}^{L-1} x^2(n) - \frac{\left(\sum_{i=0}^{L-1} x(n) \cdot d_k(n) \right)^2}{\sum_{i=0}^{L-1} d_k^2(n)} \quad (4.5)$$

Il apparaît ainsi que l'erreur est minimale pour l'indice du vecteur qui rend maximal le deuxième terme de l'expression 4.5. Cet indice est noté k_0 et son gain associé G_0 .

4.3 Evolution de la structure CELP

La technique CELP réduit le débit binaire à des taux inférieurs à 10 kbps tout en produisant une bonne qualité du signal de parole reconstruit. Afin de réduire davantage la complexité, certaines modifications ont été apportées à la structure initiale. Nous allons exposer brièvement quelques unes d'entre elles.

La première modification que nous développerons ici, est celle qui consiste à redistribuer le filtre de pondération $W(z)$ dans chacune des deux branches du codeur initial. La fonction de transfert de ce filtre s'exprime sous la forme $W(z) = A(z) / A(z/d)$.

Ainsi, dans la première branche de la figure 4.1, on détermine tout d'abord le signal résiduel (filtrage à travers $A(z)$). Le signal résiduel engendré est ensuite filtré par le filtre de fonction de transfert $1/A(z/d)$.

Dans la seconde branche, la mise en cascade du filtre de pondération avec le filtre modélisant le conduit vocal permet le remplacement de ces deux filtres par un seul filtre de fonction de transfert $1/A(z/d)$.

La figure suivante expose le résultat de ce changement.

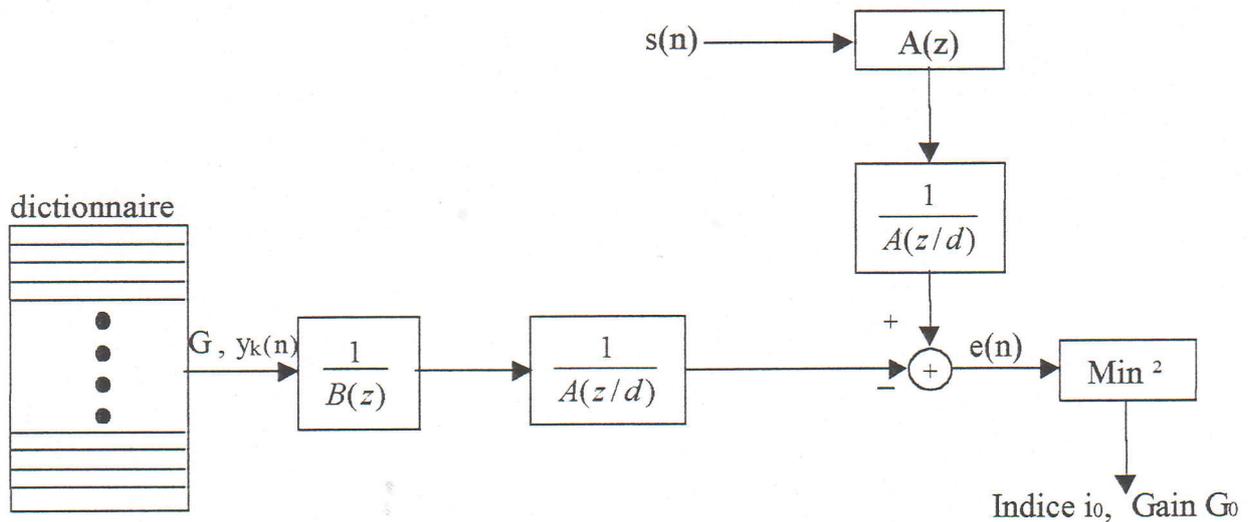


FIGURE 4.3 : Première évolution du codeur CELP

Une autre modification peut être apportée en limitant la période M (ou le coefficient M du retard du filtre de prédiction à long terme) à une valeur minimale égale à la longueur L des vecteurs du dictionnaire. Avec cette restriction, la prédiction à long terme s'effectue à partir des échantillons contenus dans les fenêtres passées, et non pas dans les fenêtres présentes. Il est donc possible de retrancher la composante long-terme du signal directement sur le signal original.

Le codeur fonctionne sur des fenêtres d'analyse de longueur fixée. Il faut donc tenir compte des mémoires ou des conditions initiales des filtres lors du changement des trames.

Ces conditions initiales sont donc retranchées au signal de référence. Elles correspondent à la sortie du filtre de synthèse pour un signal d'entrée nul (Zero Input Response) [19].

Le schéma final de ce codeur CELP modifié proposé par ADOUL & AL [32] est présenté à la figure suivante :

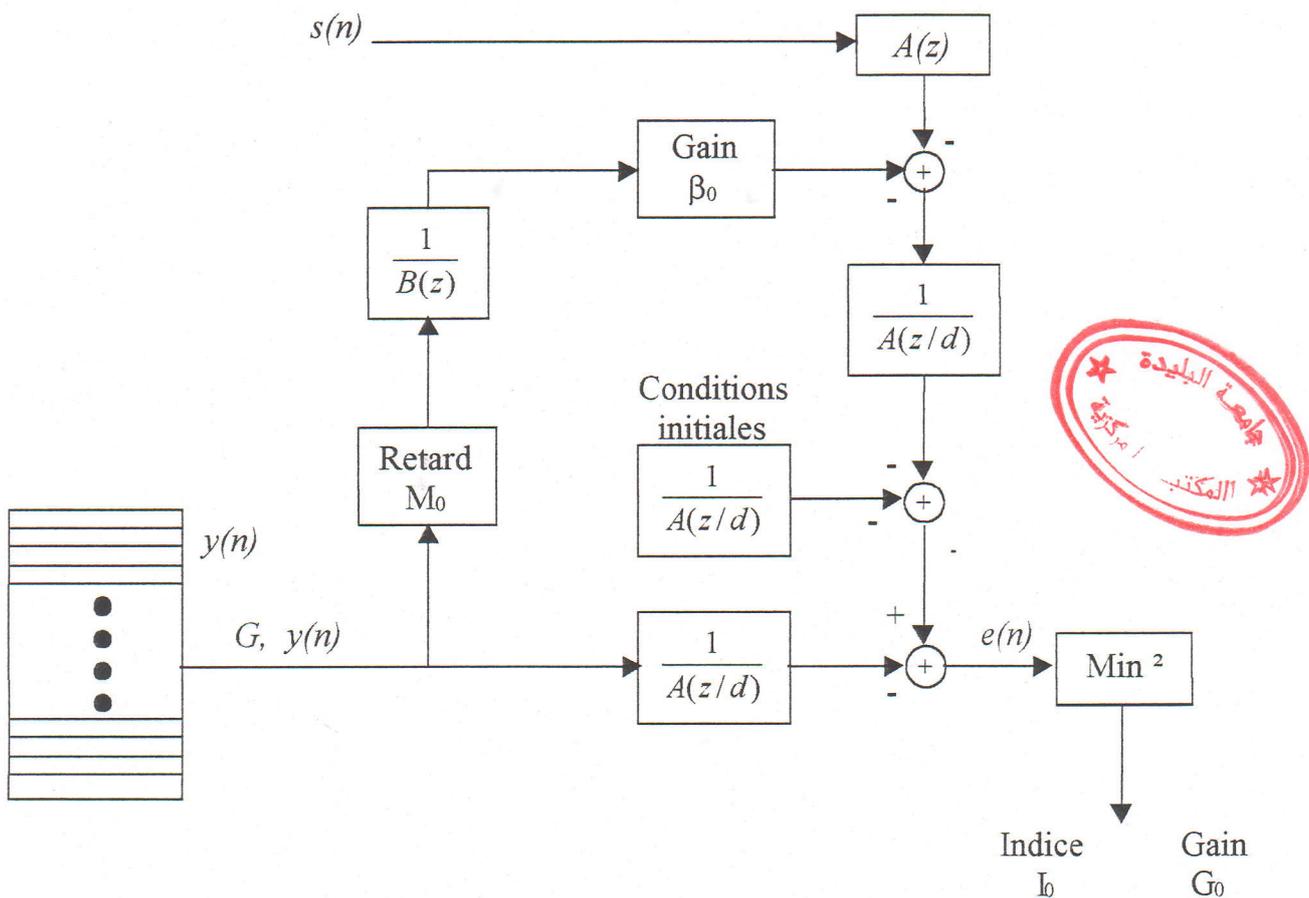


FIGURE 4.4 : Schéma du codeur CELP

Sur cette structure, les auteurs ont également proposé une procédure de recherche rapide du meilleur vecteur. C'est la méthode dite du *backward-filtering*, cette technique supprime la convolution de chacune des séquences du dictionnaire d'excitation par le filtre de fonction de transfert $1/A(z/d)$.

Pour la détermination du vecteur optimal d'excitation, le signal est d'abord filtré en 'backward' puis une opération de multiplication est faite avec l'ensemble des vecteurs du dictionnaire. La méthode de *backward-filtering* permet une réduction importante de la complexité (de l'ordre de p pour le numérateur).

4.4 Conclusion

Le codage CELP initialement conçu par ATAL & AL s'est rapidement avéré être la meilleure approche pour la compression du signal vocal avec une bonne qualité d'écoute. Cependant, pour utiliser cette technique, il a été nécessaire de réduire la complexité du modèle initial. Pour cela, plusieurs modifications ont été apportées au codeur initial.

Ces modifications rendent possible, dès à présent l'implémentation de l'algorithme sur des processeurs de signaux du commerce en offrant une bonne qualité de la parole synthétique pour des débits de l'ordre de 4 kbps.

Chapitre 5

5.1 Introduction

A partir du codeur CELP réalisé au CDTA (équivalent au FS 1016) et qui fonctionne à un débit de 4.8 kbps, notre travail consistait à quantifier les paramètres LSF sur 19 bits, ce qui aura pour conséquence directe la réduction du débit du codeur et d'atteindre ainsi un débit de 4000 bits/s.

Le codeur CELP utilisé possède les caractéristiques suivantes :

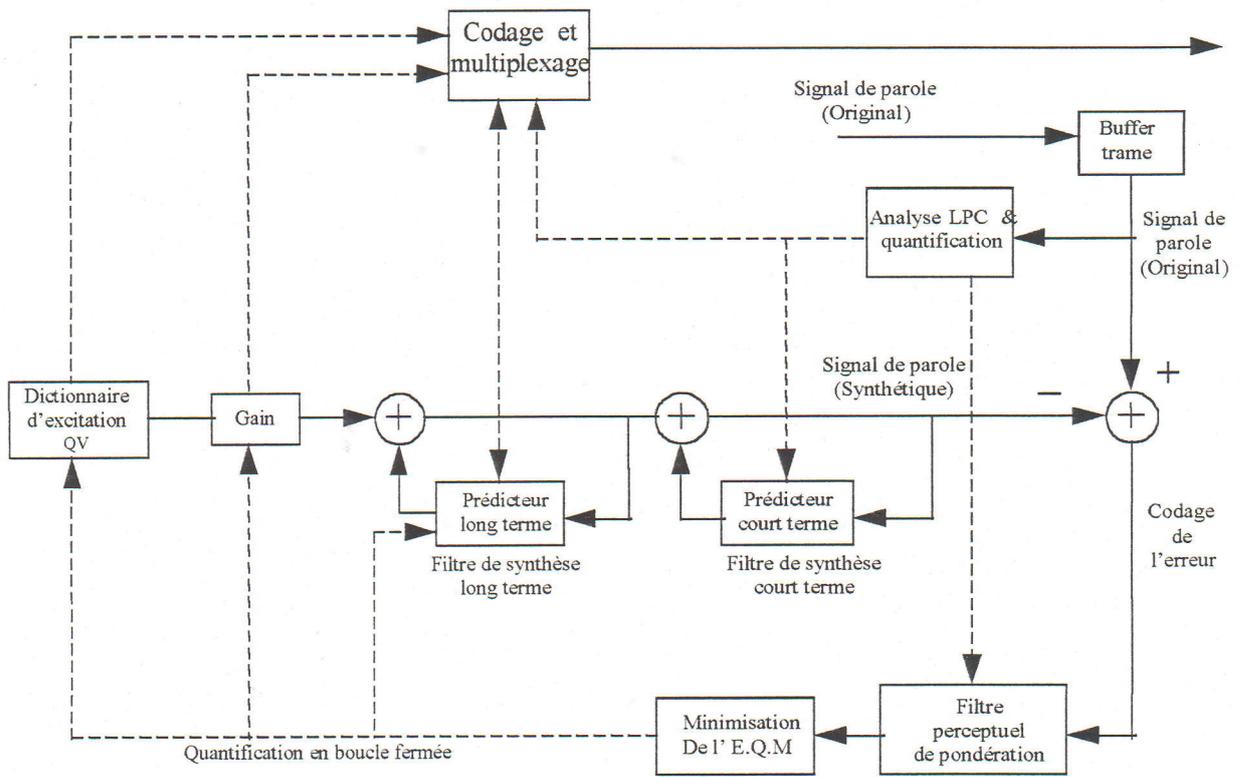
- Une analyse LPC à l'ordre $p = 10$ est réalisée sur des trames de 30 ms.
- Codage des paramètres LSF sur 34 bits par trame (quantification scalaire adaptative).
- Un dictionnaire algébrique de 12 bits (4096 vecteurs) avec le gain quantifié sur 5 bits (4 bits +signe).
- Un dictionnaire adaptatif de 7 bits (128 vecteurs). Le gain associé β est quantifié sur 3 bits.

Le tableau suivant donne l'allocation binaire pour notre codeur :

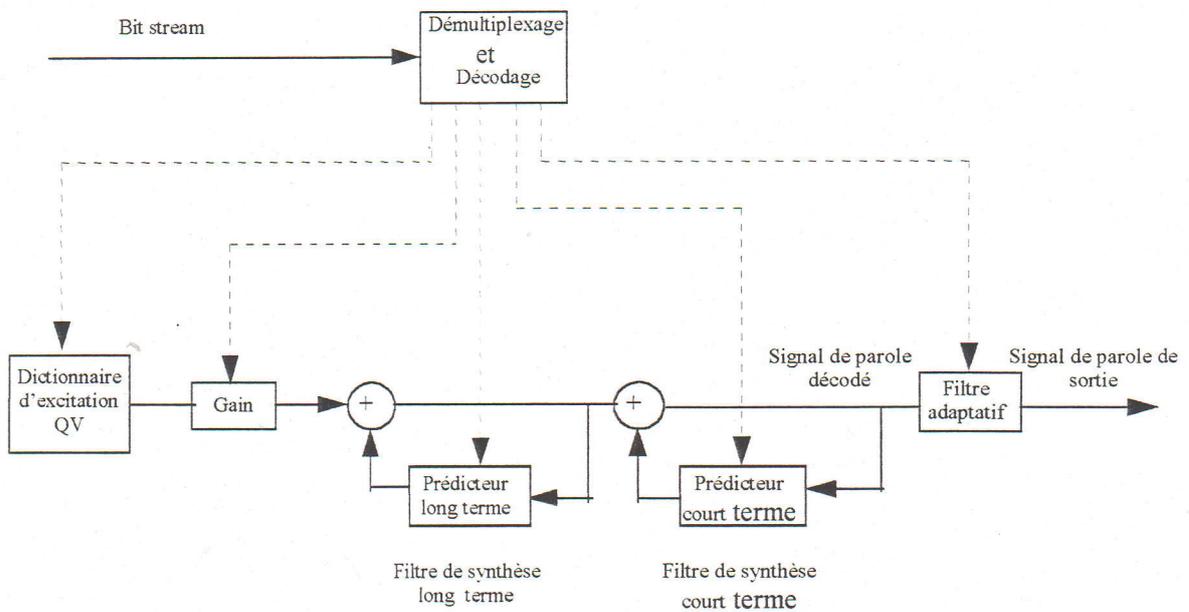
Paramètres		Bits par trame de 30 ms	Nombre de bits total	Débit
Prédiction court-terme	10 LSP	4,4,4,4,3,3,3,3,3	34	1.133 kbps
Prédiction long-terme	$période D$	$7*4$	28	0.933 kbps
	β	$3*4$	12	0.4 kbps
Dictionnaire algébrique (codebook)	$index i$	$12*4$	48	1.6 kbps
	$gain G$	$4*4$	16	0.533 kbps
	$bit\ signe$	$1*4$	4	0.133 kbps
Total			142	4.732 kbps

TABLEAU 5.1 : Allocation binaire du codeur CELP à 4.8 kbps

La figure suivante présente le schéma du codeur et décodeur CELP :



A- Codeur



B- Décodeur

FIGURE 5.1 : Schéma du codeur/décodeur CELP.

Les phrases tests (phonétiquement équilibrées) utilisées correspondent à des locuteurs féminins et masculins. L'échantillonnage est de 8 kHz (signaux à bande étroite). Nous avons utilisé plusieurs phrases pour les tests.

- Phrase 01 : « Il se garantira du froid avec un bon capuchon ».
- Phrase 02 : « Annie s'ennuie loin de mes parents ».
- Phrase 03 et 19 : « Les deux camions se sont heurtés de face ».
- Phrase 04 : « Dès que le tambour bat, les gens accourent ».
- Phrase 05 et 07 et 12 : « La vaisselle propre est mise sur l'évier ».
- Phrase 06 : « Vous poussez, des cris de colère ».
- Phrase 08 et 20 : « Un loup s'est jeté immédiatement sur la petite chèvre ».
- Phrase 09 : « Je ne peux atteindre les bocaux de confiture ».
- Phrase 10 : « Dans cette crèmerie on vend du fromage fort ».
- Phrase 11 : « La voiture s'est arrêtée au feu rouge ».
- Phrase 13 : « La pirogue se mit en travers du courant ».
- Phrase 14 : « Elle a perdu tout contact avec la Pologne ».
- Phrase 15 : « Quand il s'est réveillé, il était trop tard ».
- Phrase 16 : « huit satellites ont été mobilisés ».
- Phrase 17 : « Là bas il y a de mauvaises vagues très hautes ».
- Phrase 18 : « C'est la question que tout le monde se pose ».
- Phrase 21: « I must have reread that article three times before I realized what was bothering me ».
- Phrase 22: « The other memorable event in that conference was the worst presentation I have ever heard ».

5.2 Quantification Vectorielle divisée des LSF (*Split VQ*)

Le but de notre travail est de minimiser le nombre de bits nécessaire pour le codage des paramètres LSF. La figure suivante présente le schéma de la quantification des LSF.

Une prédiction linéaire est faite afin de pouvoir atteindre les 19 bits utilisés dans le standard G729 [23].

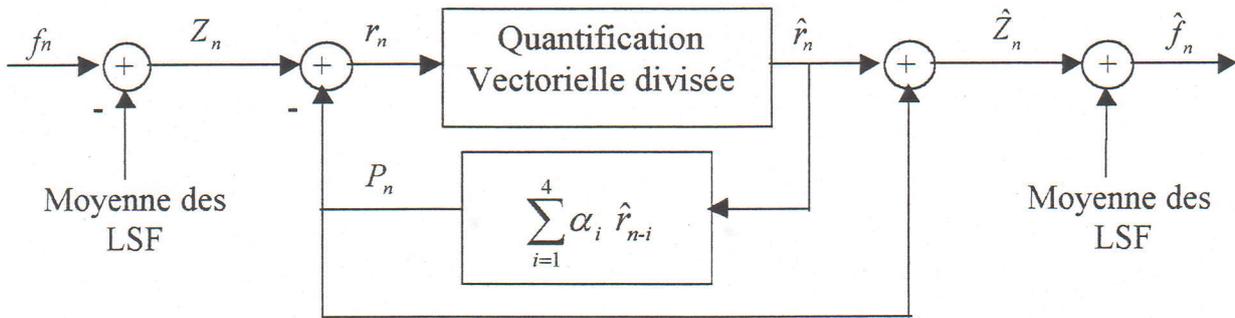


FIGURE 5.2 : Schéma de la quantification des paramètres LSF.

- f_n : représente la fréquence spectrale.
- \hat{f}_n : représente la fréquence spectrale quantifiée.
- $Z(n)$: la fréquence spectrale centrée
- r : le vecteur résiduel donné par : $r(n) = Z(n) - P(n)$.
- $\hat{r}(k)$: le vecteur résiduel quantifié.
- P_n : la prédiction MA d'ordre 4 des vecteurs LSF.



Une prédiction à moyenne ajustée est utilisée où le $j^{i\text{ème}}$ paramètre LSF prédit dans la trame n est donné par :

$$P_j(n) = \sum_{i=1}^4 \alpha_i^{(j)} \hat{r}_j(n-i)$$

$\hat{r}(k)$ est le vecteur résiduel quantifié correspondant à la trame k et $\alpha_i^{(j)}$ sont les coefficients de prédiction MA qui correspondent au $j^{i\text{ème}}$ élément du vecteur LSF.

Le vecteur résiduel $r(n)$ est quantifié on utilisant une quantification vectorielle divisée. Il est divisé en deux sous-vecteurs de dimension 5 qui sont quantifiés en utilisant deux dictionnaires. Le premier est un dictionnaire de 10 bits (9 bits + un bit de signe), le second un autre dictionnaire de 9 bits (8 bits + un bit de signe).

Après application de la quantification des paramètres LSF à 19 bits nous avons obtenu les résultats suivants :

SD (dB)	Pourcentage des trames ayant un SD entre 2 et 4	Pourcentage des trames ayant un SD > 4
1.05	1.59	0.05

TABLEAU 5.3 : Distorsion Spectrale pour la phrase globale test.

Le fait d'avoir un SD autour de 1, et un pourcentage des trames ayant un SD entre 2 et 4 inférieur à 2 %, nous permet de dire que la quantification vectorielle divisée des LSF sur 19 bits est jugée 'transparente'.

Dans notre application, l'allocation binaire a été changée uniquement au niveau du dictionnaire d'excitation (10 bits au lieu de 12bits) et des LSF.

Le tableau 5.2 présente la nouvelle allocation de notre codeur CELP :

Paramètres		Bits par trame de 30 ms	Nombre de bits total	Débit
Prédiction court-terme	10 <i>LSP</i>	10, 9	19	0.633 kbps
Prédiction long-terme	<i>période D</i>	7*4	28	0.933 kbps
	β	3*4	12	0.4 kbps
Dictionnaire algébrique (codebook)	<i>index i</i>	10*4	40	1.333 kbps
	<i>gain G</i>	4*4	16	0.533 kbps
	<i>bit signe</i>	1*4	4	0.133 kbps
Total			119	4 kbps

TABLEAU 5.2 : Allocation binaire du codeur CELP à 4 kbps.

Le tableau suivant donne le rapport signal sur bruit segmental (SNR_{seg}) en dB des 22 phrases test.

<i>Les phrases tests</i>	<i>Sexe</i>	<i>SNR_{seg}</i>
Phrase 01	M	6.769
Phrase 02	M	9.410
Phrase 03	M	8.279
Phrase 04	M	8.886
Phrase 05	F	6.331
Phrase 06	M	6.546
Phrase 07	M	7.445
Phrase 08	F	4.995
Phrase 09	M	6.727
Phrase 10	M	6.481
Phrase 11	M	7.853
Phrase 12	M	7.223
Phrase 13	F	5.192
Phrase 14	F	5.770
Phrase 15	F	4.862
Phrase 16	F	6.442
Phrase 17	F	5.670
Phrase 18	F	5.439
Phrase 19	M	6.260
Phrase 20	M	5.687
Phrase 21	F	8.396
Phrase 22	M	6.929

TABLEAU 5.4 : Le rapport signal / bruit segmental pour les 22 phrases en utilisant une quantification des LSF en SVQ (19 bits).

Les signaux originaux et synthétiques de la première et la deuxième phrase sont présentés par la figure 5.3. On remarque la forte similitude entre les signaux originaux et synthétiques.

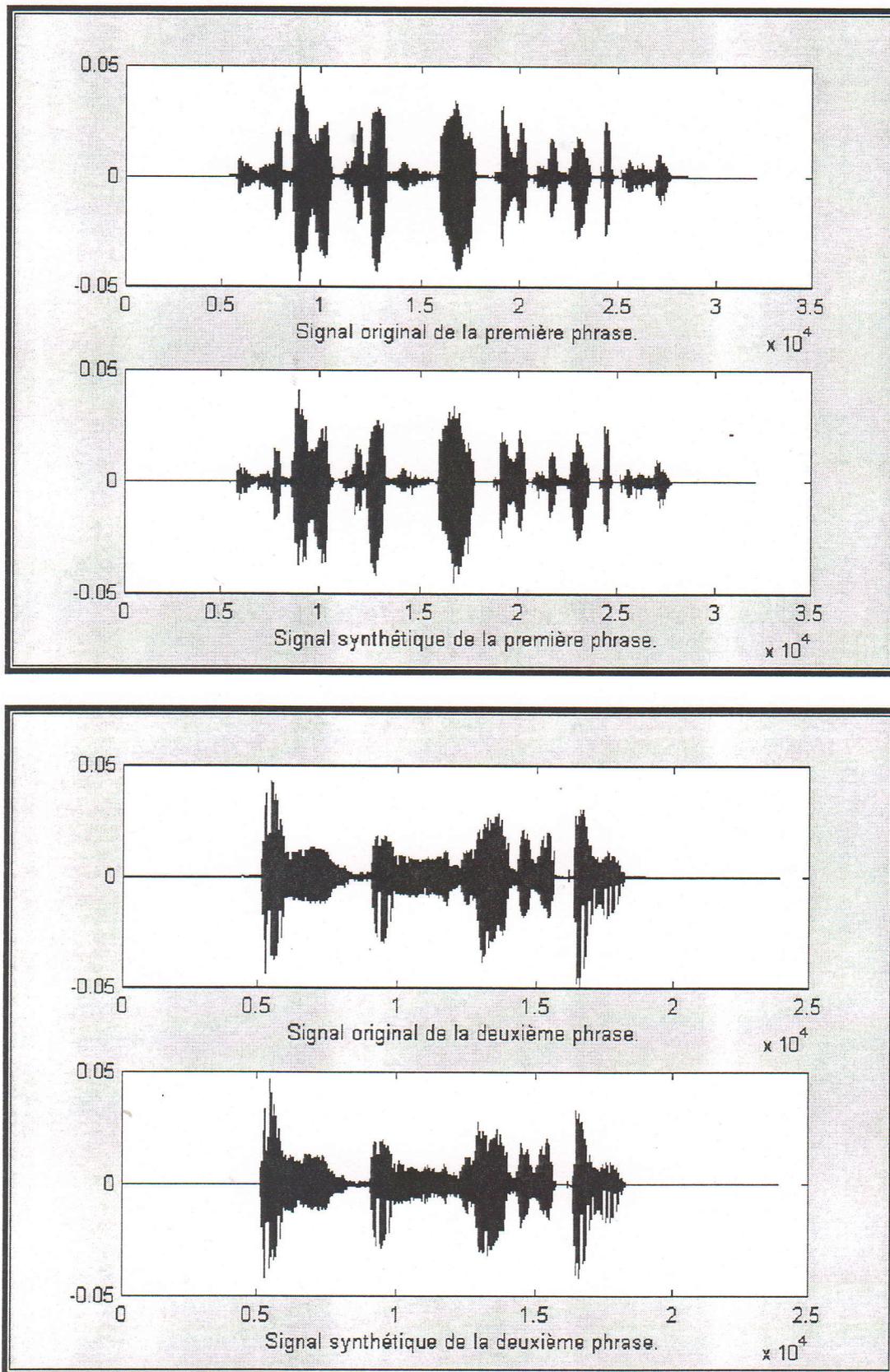


FIGURE 5.3 : Les signaux originaux et synthétiques de la première et la deuxième phrase.

5.3 Quantification Vectorielle des LSF à l'aide d'un réseau régulier de points (*Lattice VQ*)

Récemment, il a été prouvé que le réseau D_{10}^+ est le meilleur réseau régulier de points pour la quantification pour des vecteurs de dimension 10. Ce réseau est donné par [25]:

$$D_{10}^+ = D_{10} \cup (D_{10} + \underbrace{(1/2 \dots 1/2)}_{10})$$

où le réseau D_{10} est défini comme : $D_{10} = \{x_i \in Z^{10} \mid \sum x_i = \text{Nombre pair}\}$.

Nous allons utiliser ce réseau pour la quantification des LSF sur 21 bits. Un réseau peut utiliser une troncation sphérique ou pyramidale. Nous avons utilisé la troncation sphérique.

Un réseau tronqué (Λ) peut être défini comme un jeu de vecteurs ayant une norme inférieure ou égale à K , $T = \{x \in \Lambda \mid N(x) \leq K\}$.

Nous rappelons que les séries de thêta pour le réseau D_{10}^+ sont données par :

$$\theta_{D_{10}^+}(z) = \frac{1}{2} (\theta_2(z)^{10} + \theta_3(z)^{10} + \theta_4(z)^{10})$$

avec :

$$\theta_2(z) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} q^{(m-1/2)^2} = 2 \cdot q^{1/4} + 2 \cdot q^{9/4} + 2 \cdot q^{25/4} + \dots$$

$$\theta_3(z) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} q^{m^2} = 1 + 2 \cdot q + 2 \cdot q^4 + 2 \cdot q^9 + \dots$$

$$\theta_4(z) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} (-q)^{m^2} = 1 - 2 \cdot q + 2 \cdot q^4 - 2 \cdot q^9 + \dots$$

Le tableau suivant résume la répartition des points dans les différentes sphères.

m^2	Le vecteur leader	Le nombre de vecteurs	Le nombre Total vecteurs N_m
0	0 0 0 0 0 0 0 0 0 0	1	1
2	1 1 0 0 0 0 0 0 0 0	180	181
2.5	1/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2	512	693
4	2 0 0 0 0 0 0 0 0 0	20	713
4	1 1 1 1 0 0 0 0 0 0	3360	4073
4.5	3/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2	5120	9193
6	2 1 1 0 0 0 0 0 0 0	2880	12073
6	1 1 1 1 1 1 0 0 0 0	13440	25513
6.5	3/2 3/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2	23040	48553
8	2 2 0 0 0 0 0 0 0 0	180	48733
8	2 1 1 1 1 0 0 0 0 0	40320	89053
8	1 1 1 1 1 1 1 1 0 0	11520	100573
8.5	3/2 3/2 3/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2	61440	162013
8.5	5/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2	5120	167133
10	3 1 0 0 0 0 0 0 0 0	360	167493
10	2 2 1 1 0 0 0 0 0 0	20160	187653
10	2 1 1 1 1 1 1 0 0 0	107520	295173
10	1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	1024	296197
10.5	5/2 3/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2	46080	342277
10.5	3/2 3/2 3/2 3/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2 1/2	107520	449797
12	3 1 1 1 0 0 0 0 0 0	13440	463236
12	2 2 2 0 0 0 0 0 0 0	960	464237
12	2 2 1 1 1 1 0 0 0 0	201600	665797
12	2 1 1 1 1 1 1 1 1 0	46080	711877

TABLEAU 5.5 : La distribution des points dans les sphères [27].

avec m représentant la norme et N_m est le nombre de vecteurs ayant la norme m .

A titre d'information on peut facilement voir que le nombre de points correspondant à la norme $\sqrt{2}$ est une combinaison $C_{10}^2 = 45$; mais parce qu'il y a quatre cas $\{(1,1), (-1,1), (-1,-1), (1,-1)\}$, donc le nombre de points ayant une norme $\sqrt{2}$ est égal à $4 \cdot C_{10}^2 = 180$.

Dans la quantification à l'aide d'un réseau régulier de points nous avons utilisé un 21 bits (19 bits + 2 bits pour les facteurs d'échelles). 19 bits correspondent à 524288 vecteurs. Donc on peut prendre tous les vecteurs ayant une norme inférieure ou égale à $\sqrt{12}$ sauf les 201600 vecteurs qui ont le vecteur $(2\ 2\ 1\ 1\ 1\ 0\ 0\ 0\ 0)$ comme leader pour ne pas dépasser les 19 bits.

La figure suivante présente le réseau bidimensionnel, avec quatre facteurs d'échelles.

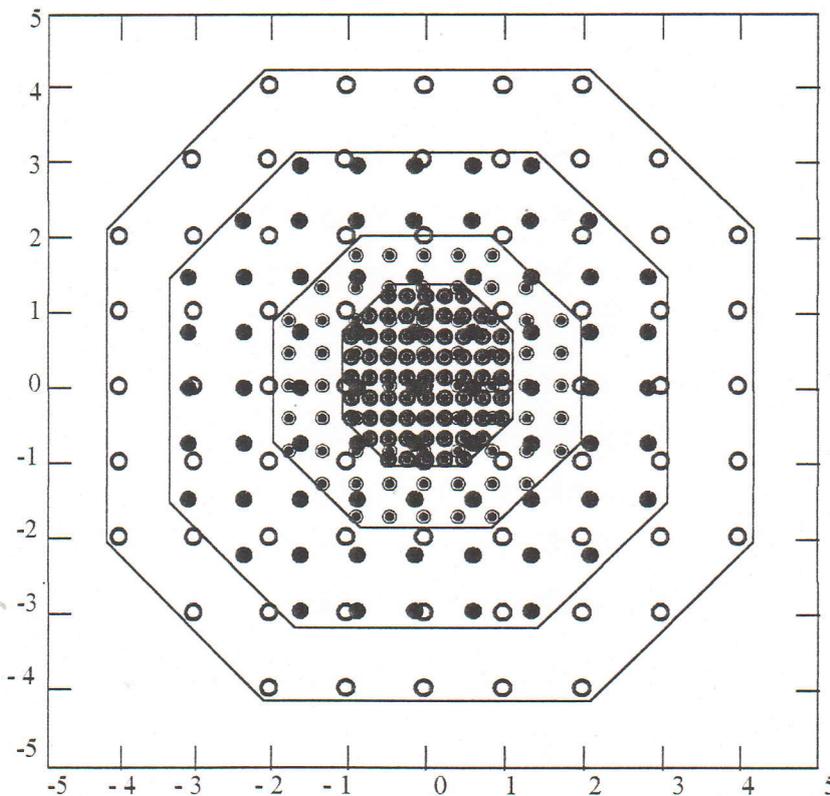


FIGURE 5.4 : Le réseau bidimensionnel avec quatre facteurs d'échelles.

Nous avons utilisé une quantification vectorielle des paramètres LSF (21 bits) à l'aide d'un réseau régulier en utilisant plusieurs facteurs d'échelles Multi-Scale-Lattice-Vector-Quantization (MSLVQ) [25], [26], [29].

Nous avons ensuite effectué une prédiction MA sur les coefficients LSF (MA d'ordre 2 puis MA d'ordre 4) avant d'utiliser la quantification par réseau, les résultats trouvés sont illustrés dans les tableaux suivants :

SD (dB)	Pourcentage des trames ayant un SD entre 2 et 4	Pourcentage des trames ayant un SD > 4
1.26	9.76	0.12

TABLEAU 5.6 : Distorsion Spectrale pour la phrase globale test, avec 4 facteurs d'échelles.

SD (dB)	Pourcentage des trames ayant un SD entre 2 et 4	Pourcentage des trames ayant un SD > 4
1.01	5.31	0.02

TABLEAU 5.7 : Distorsion Spectrale pour la phrase globale test en utilisant une prédiction MA d'ordre 2, et 4 facteurs d'échelles.

SD (dB)	Pourcentage des trames ayant un SD entre 2 et 4	Pourcentage des trames ayant un SD > 4
1.00	4.74	0

TABLEAU 5.8 : Distorsion Spectrale pour la phrase globale test en utilisant une prédiction Ma d'ordre 4, et 4 facteurs d'échelles.

Il est clair des résultats précédents que la quantification des LSF à l'aide d'un réseau régulier de points sur 21 bits donne un résultat acceptable avec la prédiction MA. Le tableau suivant donne le rapport signal sur bruit segmental (SNR_{seg}) en dB pour chaque phrase en utilisant la modélisation MA(2) et MA(4). Pour le MA d'ordre 2, nous avons utilisé les facteurs d'échelles : $S_1 = 0.0463$, $S_2 = 0.1150$, $S_3 = 0.2550$, $S_4 = 0.812$. Et pour le MA d'ordre 4, nous avons utilisé les facteurs d'échelles : $S_1 = 0.041$, $S_2 = 0.115$, $S_3 = 0.25$, $S_4 = 0.84$. On remarque que les modèles prédictifs d'ordre 2 et 4 donnent pratiquement les mêmes résultats.

L'amélioration apportée par la prédiction (de MA(2) à MA(4)) est masquée par le bloc quantification qui vient juste après.

<i>Les phrases tests</i>	<i>Sexe</i>	<i>SNR_{seg} (MA d'ordre 2)</i>	<i>SNR_{seg} (MA d'ordre 4)</i>
Phrase 01	M	5.94	6.48
Phrase 02	M	7.88	8.60
Phrase 03	M	7.18	7.36
Phrase 04	M	7.25	7.68
Phrase 05	F	5.78	6.45
Phrase 06	M	6.77	6.21
Phrase 07	M	7.02	7.71
Phrase 08	F	5.20	5.63
Phrase 09	M	6.03	7.17
Phrase 10	M	6.00	6.57
Phrase 11	M	7.16	7.18
Phrase 12	M	7.05	6.92
Phrase 13	F	6.10	4.71
Phrase 14	F	6.36	6.00
Phrase 15	F	6.45	5.45
Phrase 16	F	6.28	6.92
Phrase 17	F	6.12	5.87
Phrase 18	F	5.62	5.25
Phrase 19	M	5.74	6.56
Phrase 20	M	5.85	5.42
Phrase 21	F	7.35	7.18
Phrase 22	M	6.42	6.64

TABLEAU 5.9 : Rapport signal / bruit segmental pour les 22 phrases après utilisant une quantification vectorielle des LSF en MSLVQ (21 bits).

La figure 5.5 présente les signaux originaux et synthétiques de la première et la deuxième phrase (MA d'ordre 2), ou on remarque la similitude entre le signal original et synthétique pour chaque phrase.

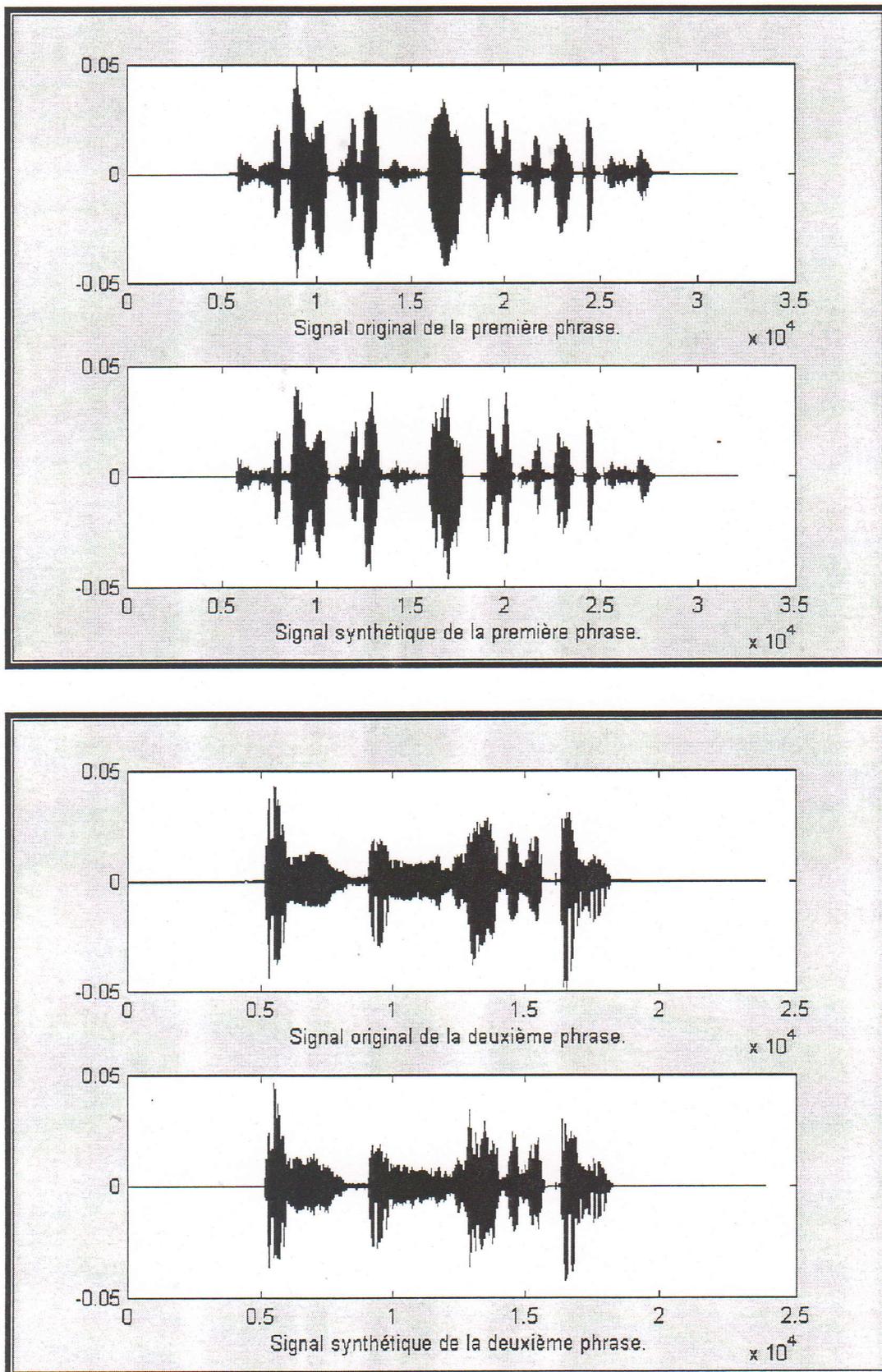


FIGURE 5.5 : Les signaux originaux et synthétiques de la première et la deuxième phrase (MA d'ordre 2).

La figure 5.6 présente les signaux originaux et synthétiques de la première et la deuxième phrase (MA d'ordre 4).

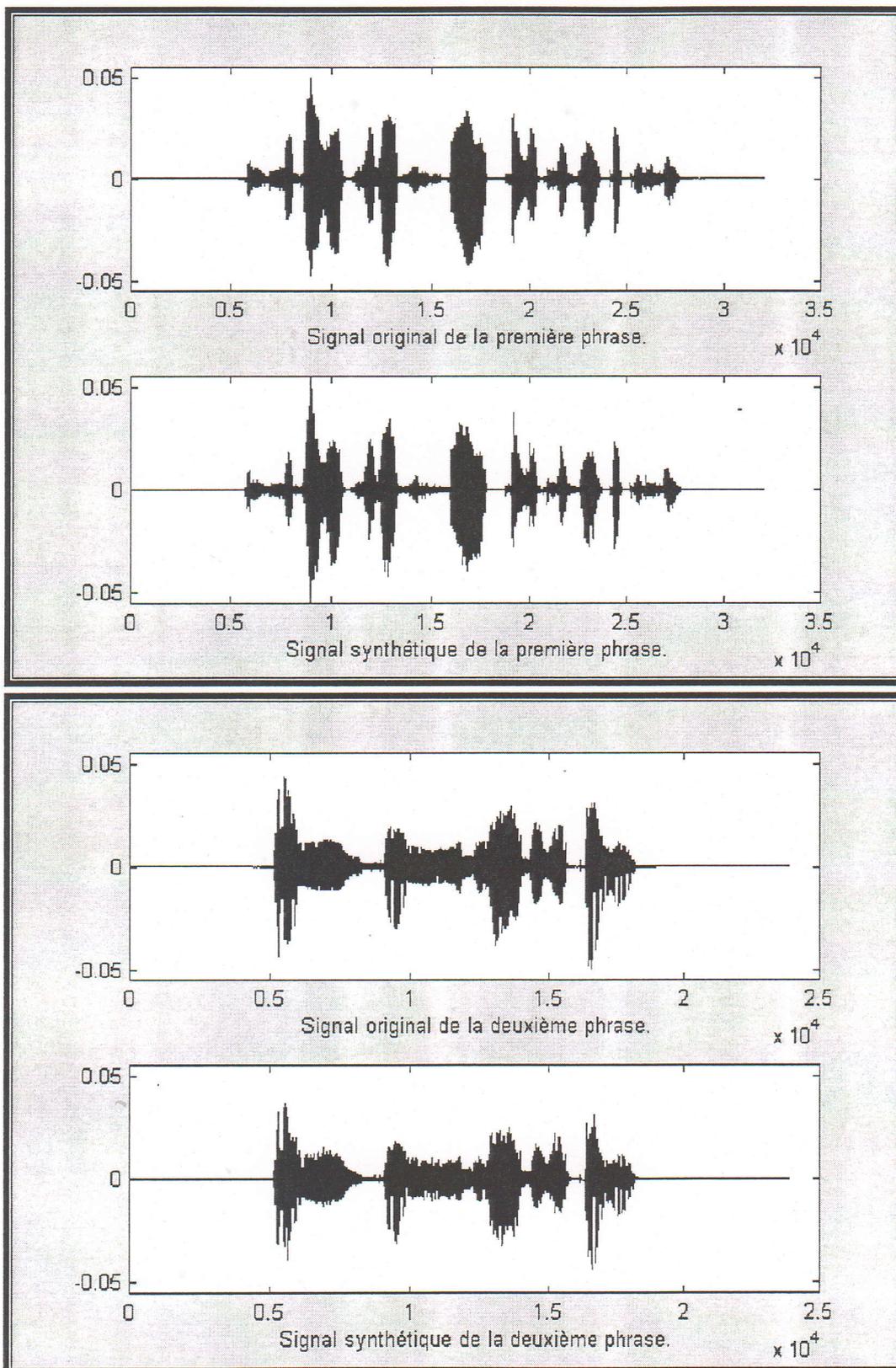


FIGURE 5.6 : Les signaux originaux et synthétiques de la première et la deuxième phrase (MA d'ordre 4).

5.4 Conclusion

Pour la quantification vectorielle des LSF, nous avons utilisé deux méthodes, la première est une quantification vectorielle divisée des LSF sur 19 bits on a utilisé pour cela deux dictionnaires stochastiques conçus par la méthode LBG.

Dans la deuxième méthode on a utilisé une quantification vectorielle des LSF à l'aide d'un réseau régulier de points. On a utilisé le réseau D_{10}^+ (21 bits) avec quatre facteurs d'échelles.

Cette première quantification n'a pas donné un $SD \leq 1$ (pas de transparence). On a amélioré celui-ci par l'introduction d'une prédiction MA d'ordre 2 puis d'ordre 4. Les modèles d'ordres 2 et 4 donnent pratiquement les mêmes résultats car tous les deux sont suivis de la quantification vectorielle qui masque l'amélioration apportée par la prédiction.

La simulation basée sur le codeur CELP à 4 kpbs montrent que les mesures objectives de la quantification des LSF sur 19 bits en utilisant deux dictionnaires stochastiques permet d'avoir un meilleur SNR_{Seg} que la quantification des LSF sur 21 bits en utilisant un réseau régulier de points. Par contre, La quantification vectorielle à l'aide d'un réseau régulier de points nous épargne le problème de stockage des vecteurs composant les dictionnaires.

Conclusion générale

Le travail effectué dans ce mémoire a été réalisé en utilisant un codeur de parole de type CELP à 4.8 kbps. Ce type de codage, comme nous l'avons mentionné précédemment, utilise la méthode d'analyse par synthèse du signal vocal et associe à la fois des techniques de prédiction linéaire et de quantification vectorielle. Deux types de prédicteurs sont présents dans la structure CELP. Le premier appelé prédicteur court terme modélise le conduit vocal, le second (prédicteur long terme) modélise le caractère périodique du signal d'excitation. Ils permettent de réduire les deux formes de redondance présentes dans le signal de parole pour aboutir à un signal d'erreur de prédiction qui, dans le cas du codeur CELP, est généralement quantifié vectoriellement.

Le but de ce travail était de réduire le débit binaire afin d'atteindre un débit de 4 kbps tout en essayant de garder pratiquement la même qualité. Notre travail a ainsi porté sur la quantification des paramètres LSF. La première démarche a consisté à utiliser une quantification vectorielle divisée (19 bits). On a utilisé pour cela deux dictionnaires stochastiques conçus par la méthode LBG. Dans la deuxième démarche on a utilisé une quantification vectorielle des LSF à l'aide d'un réseau régulier de points qui est le réseau D_{10}^+ (21 bits) avec 4 facteurs d'échelles. Cette quantification n'a pas donné un $SD \leq 1$ (pas de transparence). On a amélioré celui-ci par l'introduction d'une prédiction MA d'ordre 2 puis d'ordre 4. les deux méthodes donnent pratiquement les mêmes résultats car tous les deux sont suivis d'une quantification vectorielle qui masque l'amélioration apportée par la prédiction.

Les mesures objectives montrent que la quantification des LSF sur 19 bits en utilisant deux dictionnaires stochastiques permet d'avoir un meilleur SNR_{seg} que la quantification des LSF sur 21 bits en utilisant un réseau régulier de points. Par contre, La quantification vectorielle à l'aide d'un réseau régulier de points nous épargne le problème de stockage des vecteurs composant les dictionnaires.

Ce mémoire n'est qu'une initiation au domaine du codage de la parole et nous a permis de nous familiariser avec les codeurs de type CELP, la quantification scalaire et vectorielle, la prédiction linéaire, la technique d'analyse par synthèseetc.



Bibliographie

- [1] K.AMIR "Conception et réalisation d'un codeur/décodeur de la parole à 8 kbits/s et à faible retard (frame size=10 ms)", Rapport de Recherche 2000, CDTA.
- [2] H.AIT SAADI, "Amélioration des performances des codeurs CELP par l'utilisation d'un filtre prédicteur long-terme à haute résolution" Thèse de magister, Université de Blida, Juin 2000.
- [3] M.BELLANGER, "Traitement numérique du signal" Collection Technique et Scientifique des Télécommunications MASSON 1987.
- [4] R.BOITE, M.KUNT, "Traitement de la parole, "Presses Polytechniques Romandes 1987.
- [5] A.GERSHO, R.M.GRAY, "Vector quantization and signal compression," *Kluwer Academic Publishers*, 1992.
- [6] R.M. GRAY, "Vector quantization," *IEEE ASSP Magazine*, pp 4-29, April 1984.
- [7] R.M. GRAY, D.L.NEUHOFF, "Quantization, " *IEEE Transactions on Information Theory* vol 44, N°6, October 1988.
- [8] Y.H.KAO, "Low complexity CELP speech coding at 4,8 kbps ," Master of Science, University of Maryland, 1990.
- [9] P.KABAL, R.P.RAMACHANDRAN, "The Computation of Line Spectral Frequencies Using Chebyshev Polynomials" *IEEE, Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, vol 34, N°: 6, pp. 1419-1426, December 1986.
- [10] M.KUNT, "Traitement Numérique des Signaux", Edition DUNOD, 3^{ème} édition 1981.
- [11] J.H.Y.LOO "Intraframe and Interframe Coding of Speech Spectral Parameters", McGill university September 1996.
- [12] J.MAKHOUL, S.ROUCOS, "Vector quantization in speech coding," *Proceedings of the IEEE.*, vol 73, N°11, November 1985.

- [13] M.MAUC, "Réduction de la complexité des algorithmes de codage de la parole de type CELP," Thèse de Doctorat de l'université de PARIS-XI, Novembre 1993.
- [14] MONSON H.HAYES., "Statistical digital signal Processing and modeling", John Wiley & sons, INC,1996.
- [15] N.MOREAU, "Techniques de compression des signaux," *Collection Technique et Scientifique des Télécommunications* MASSON 1995.
- [16] M.OULED-CHEIKH, "Conception et réalisation d'un codeur/décodeur de la parole à large bande (13 kbits/s), Thèse de magister, Département d'Electronique, ENP Alger, Juin 1999.
- [17] J.PAN, T.R.FISCHER, "Vector Quantization of Speech Line Spectrum Pair Parameters and Reflection Coefficients" *IEEE, Transactions on Speech and Audio Processing*, vol 6,N°:6 , pp. 106-115, March 1998.
- [18] E.P.PAPAMICHALIS, "Practical approaches to speech coding ," *Prentice-Hall, Inc* Englewood Cliffs, New Jersey 1987.
- [19] B.PUCCI, "Compression numérique de la parole au moyen de codeurs de type CELP," thèse de doctorat, université de Nice-Sophia Antipolis, Juin 1992.
- [20] R.RABINER, R.W.SCHAFFER, "Digital processing of speech signals" Prentice-Hall, Inc, Englewood, New Jersey,1978.
- [21] V.RICORDEL, C.LABIT, "Quantification vectorielle par emboîtement d'une hiérarchie de réseaux réguliers de points," *I.R.I.S.A, publication interne N° 2667*, Octobre 1995.
- [22] V.RICORDEL, C.LABIT, "Etude de schémas de quantification vectorielle algébrique et arborescente. Application à la compression de séquence d'image numérique." Thèse de doctorat de l'université de Rennes I Décembre 1996.
- [23] R.SALAMI, C.LAFLAMME, J.P.ADOUL, D.MASSALOUX, "A Toll Quality 8 Kb/s Speech Codec for the Personal Communications System (PCS)", *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol 43, N°:3, pp 808-816, August 1984.
- [24] F.SOONG, B.H.JUANG , "Line Spectrum Pair (LSP) and Speech Data Compression", Acoustic Search Department Bell Laboratories. March 1984.
- [25] A.Vasilache, M.Vasilache and I.Tabus, " Predictive Multiple Lattice VQ for LSF Quantization", Signal Processing Lab, Tampere Univ of technology Finland, * Nocia Research Center, Tampere, Finland.

- [26] A.Vasilache, B.Dumitrescu, I.Tabus "Multiple-scale leader-lattice VQ with application to LSF quantization". Institute of signal processing, Tampere University of technology Finland, July 2001.
- [27] J.M.Moureaux, P.Loyer, and M.Antonini "Low-Complexity Indexing Method for Z^n and D_n Lattice Quantizers". IEEE transactions on communications Vol46, N°: 12, December 1998.
- [28] G.Battail, « Théorie de l'information Application aux techniques de communication » édition Masson Novembre 1997.
- [29] J.Hamkins, B.S, « Design and analysis of spherical codes » Par thèse de doctorat University of Illinois at Urbana-Champaign, 1996.
- [30] J.J.Boutros, "Réseaux de Points pour les Canaux à Evanouissements". Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, Paris. May 1996.
- [31] N.Jayant, "Signal compression : Technology targets and research direction", IEEE Journal on Selected Area in Communication, Vol. 10 N°: 5, June 1992.
- [32] J.P.Adoul, P.Mabilleau, M.Delprat, S.Morissette, "Fast CELP coding based on algebraic codes". pp 1957-1960. ICASSP 1987.

Annexe

Le modèle à moyenne ajustée d'une entrée $x(n)$ peut être développé en utilisant la méthode de Durbin [14].

La méthode de Durbin est une méthode de résolution d'un modèle MA, et qui fait intervenir deux modèles AR de suite.

Le modèle à moyenne ajustée d'ordre q de $x(n)$ est donné par :

$$B_q(z) = \sum_{k=0}^q b_q(k) z^{-k}$$

Donc :

$$x(n) = \sum_{k=0}^q b_q(k) w(n-k)$$

où $w(n)$ est un bruit blanc, le processus $x(n)$ peut être défini comme un modèle AR d'ordre p (avec p très grand) :

$$B_q(z) \approx \frac{1}{A(z)} = \frac{1}{a(0) + \sum_{k=1}^p a(k) z^{-k}} \quad (1)$$

Par exemple, si : $B_1(z) = b(0) - b(1) z^{-1}$, et $|b(0)| > |b(1)|$, donc $1/B_1(z)$ peut s'écrire comme un développement de puissance comme :

$$\frac{1}{B_1(z)} = \frac{1}{b(0) - b(1) z^{-1}} = \frac{1}{b(0)} \sum_{k=0}^{\infty} \beta^k z^{-k}, \quad \text{avec : } \beta = \frac{b(1)}{b(0)}$$

Donc, si p est suffisamment grand de telle façon que $\beta^p \approx 0$, on peut faire l'approximation suivante :

$$B_1(z) = \frac{b(0)}{1 + \beta z^{-1} + \dots + \beta^p z^{-p}}$$

D'une manière générale $B_q(z) = \frac{1}{A_p(z)}$.

$$\text{donc } B_q(z) \cdot A_p(z) = 1 \Rightarrow \left(1 + \sum_{i=1}^q b_i z^{-i}\right) \left(1 + \sum_{j=1}^p a_j z^{-j}\right) = 1$$

$$\Rightarrow (1 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \dots + b_q z^{-q}) (1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \dots + a_p z^{-p}) = 1$$

$$\Rightarrow 1 + (b_1 + a_1) z^{-1} + (b_2 + a_2 + b_1 a_1) z^{-2} + \dots + b_q a_p z^{-(q+p)} = 1$$

$$\Rightarrow (b_1 + a_1) z^{-1} + (b_2 + a_2 + b_1 a_1) z^{-2} + \dots + b_q a_p z^{-(q+p)} = 0$$

$$\Rightarrow \begin{cases} b_1 + a_1 = 0 \\ b_2 + a_2 + b_1 a_1 = 0 \\ \vdots \\ b_q a_p = 0 \end{cases}$$

$$\Rightarrow \begin{cases} a_1 = -b_1 \\ a_2 = -b_1 a_1 - b_2 \\ \vdots \\ a_p = -\sum_{n=1}^{p-k} b_n a_{n-k} \end{cases}$$

Après développement et par identification, on trouve que les b_k sont les coefficients de la prédiction linéaire du modèle AR des coefficients a_k . Donc la résolution d'un modèle MA se résume comme suit :

1. détermination d'un modèle AR d'ordre p (p supérieur à $4q$).
2. considérer les paramètres a_k trouvés comme un nouveau signal et chercher un modèle AR d'ordre q .
3. les paramètres trouvés sont les coefficients de la prédiction MA.