

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DES ÉTUDES SUPÉRIEURES ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE



UNIVERSITÉ SAAD DAHLAB - BLIDA 1

Institut d'Aéronautique et des Etudes Spatiales

MÉMOIRE DE FIN D'ÉTUDES

En vue de l'obtention du diplôme de Master en Aéronautique
Spécialité : Télécommunication Spatiale

« Compression des séquences vidéo par la transformée en ondelette et leur application au système de communication »

Réalisé par :

Neggara Ahmed Abdelaziz.

Devant le jury composé de :

Mr. Tahraoui S.

PRESIDENT.

Mr. Azmedroub B.

EXAMINATEUR.

Mr. Krim M.

PROMOTEUR.

2020/2021

Remerciements

Arrivée au terme de ma formation,

Je remercie tout d'abord Allah le tout puissant de m'avoir donné courage, santé et patience pour mener à terme ce modeste travail.

Mes remerciements s'adressent à mon promoteur pour avoir accepté de me diriger tout au long de ce mémoire.

Je tiens à remercier sincèrement les membres du jury qui me font un grand honneur d'être présent pour évaluer mon travail.

Ainsi qu'à tous ceux qui de près ou de loin ont contribué à l'accomplissement de mes recherches.

Dédicaces

Je vous dis merci du plus profond de mon cœur. Qu'Allah vous garde.

Chers et merveilleux parents,

Je dédie ce modeste travail

A vous qui m'avez donné la chance d'être ici aujourd'hui en ce vaste monde,

Vous qui avez été toujours présents à mes côtés,

Vous qui m'avez soutenu à chaque moment,

Je ne saurai comment vous remercier pour tous ce que vous avez fait pour moi,

J'espère être toujours digne de vos espérances et vous avoir rendu fière.

Je ne pourrai oublier mon cher frère et mes chères sœurs qui ont été toujours présents pour me soutenir dans chaque moment ; ainsi qu'à mes neveux et nièces.

Et pour finir, à T.C.H., merci de m'avoir supporté tout le long de ce périple.

Qur Allah vous garde et vous offre le meilleur dans ce monde.

Résumé

On appelle compression de la vidéo, la réduction et la suppression des données vidéos redondantes pour qu'un fichier vidéo numérique soit efficacement envoyé et stocké.

Pour créer un fichier compressé pour la transmission ou le stockage, un procédé de compression est utilisé en appliquant un algorithme.

Un algorithme inverse est appliqué pour lire le fichier compressé et pour produire une vidéo qui montre pratiquement le même le contenu en tant que source vidéo d'origine. Dans ce mémoire, différentes ondelettes sont utilisées pour effectuer la compression de la vidéo pour l'entrée vidéo donné sont présentées.

Ces ondelettes sont utilisées par rapport aux différents formats d'entrée vidéo tels que MPEG et AVI. La sortie a été observée en utilisant les paramètres rapport signal à bruit, non répartis Ratio de l'énergie et de compression dans MATLAB.

Les mots clés :

Compression séquence vidéo, l'algorithmes ondelettes, SPHIT, Test statistique.

Abstract

Video compression is the reduction and removal of redundant video data so that a digital video file is efficiently sent and stored.

To create a compressed file for transmission or storage, a compression process is used by applying an algorithm.

A reverse algorithm is applied to play the compressed file and produce a video which shows virtually the same content as the original video source. In this brief, different wavelets used to perform video compression for given video input are presented.

These wavelets are used in relation to various video input formats such as MPEG and AVI. The output was observed using the Peak Signal to Noise Ratio, Undistributed Energy Ratio and Compression settings in MATLAB.

Keywords

Video sequence compression, wavelet algorithms, SPHIT, Statistical test.

ملخص

ضغط الفيديو هو تقليل وإزالة بيانات الفيديو الزائدة عن الحاجة بحيث يتم إرسال ملف الفيديو الرقمي وتخزينه بكفاءة. لإنشاء ملف مضغوط للإرسال أو التخزين ، يتم استخدام عملية ضغط من خلال تطبيق خوارزمية. يتم تطبيق خوارزمية عكسية لتشغيل الملف المضغوط وإنتاج مقطع فيديو يعرض تقريباً نفس المحتوى مثل مصدر الفيديو الأصلي. في هذه الذاكرة ، يتم استخدام موجات مختلفة لأداء ضغط الفيديو لإدخال الفيديو المحدد. يتم استخدام هذه الموجات فيما يتعلق بتنسيقات إدخال الفيديو المختلفة مثل MPEG و AVI. تمت ملاحظة الإخراج باستخدام إعدادات نسبة الإشارة إلى الضوضاء ونسبة الطاقة غير الموزعة والضغط في MATLAB.

الكلمات الدالة

ضغط تسلسل الفيديو ، خوارزميات الموجات ، SPHIT ، اختبار إحصائي.

Table des matières

Table des matières

<i>Remerciement</i>	I
<i>Dédicace</i>	II
<i>Résumé</i>	III
<i>Liste des figures</i>	VI
<i>Liste des tableaux</i>	VIII
<i>Liste des abréviations</i>	IX
Introduction générale	1
Chapitre I : Généralités sur la compression de vidéo	
I.1 Introduction.....	4
I.2 Les systèmes de transmission numérique.....	4
I.3 Généralité sur l'image.....	5
I.3.1 Caractéristiques d'une image numérique.....	5
I.3.2 Compression d'image.....	6
I.3.3 le spectre des couleurs.....	7
I.4 La définition de la vidéo.....	8
I.4.1 Les types de vidéos.....	8
I.4.1.a La vidéo analogique.....	8
I.4.1.b La vidéo numérique.....	10
I.4.1.c La vidéo progressive.....	11
I.4.1.d la vidéo entrelacée	11
I.5 La compression de vidéo.....	12
I.5.1 La redondance spatiale.....	13
I.5.2 La redondance temporelle.....	13
I.5.3 La redondance psycho-visuelle.....	14
I.5.4 Les formats vidéo.....	15
I.6 Les méthodes de compression vidéo.....	16
I.6.1 La compression sans perte.....	16
I.6.2 La compression avec perte.....	16
I.7 Décomposition des séquences vidéo.....	16
I.8 Les organismes de standardisation des normes de compression de vidéo.....	17
I.9 Les normes de compression de vidéo.....	17
I.9.1 MPEG 1.....	17
I.9.2 MPEG 2.....	18
I.9.3 MPEG 3.....	18
I.9.4 MPEG 4.....	18
I.9.5 MPEG 7 et MPEG21.....	18
I.9.6 H.261.....	19
I.9.7 H.263.....	19
I.9.8 H.264.....	19

I.9.9	H.265 (HEVC).....	20
I.10	Conclusion.....	21

Chapitre II : Transformée par ondelette et Algorithme SPIHT

II.1	Introduction.....	22
II.2	La transformée de Fourier.....	22
II.2.1	La transformée de Fourier : « mathématique »	22
II.2.1	La transformée de Fourier à fenêtre.....	22
II.3	Les ondelettes.....	23
II.3.1	Historique	24
II.3.2	Qu'est qu'une ondelette ?	24
II.4	La famille d'ondelettes.....	26
II.4.1	Ondelette de Haar.....	26
II.4.2	Ondelette de Daubechies.....	26
II.4.3	Ondelette de Morlet.....	27
II.4.4	Ondelette de Chapeau Mexicain.....	27
II.4.5	Ondelette de Meyer.....	27
II.5	La transformée en ondelette.....	28
II.5.1	La transformée en ondelette continue.....	28
II.5.2	La transformée en ondelette Discrète.....	29
II.5.3	La transformée en ondelette cosinus discrète (DCT).....	30
II.5.4	Algorithme EZW.....	31
II.5.5	L'algorithme de codage SPIHT.....	33
II.6	Conclusion.....	35

Chapitre III : Résultats des simulations et interprétations

III.1	Introduction.....	36
III.2	Paramètres d'évaluation de la qualité.....	36
III.2.1	Taux de compression (CR)	36
III.2.2	La distorsion.....	36
III.2.3	Rapport signal sur bruit PSNR.....	36
III.2.4	L'indice de la Similarité Structurale.....	37
III.2.5	Temps de calcul.....	37
III.3	Compression d'une séquences vidéo naturelle par la transformée en ondelette.....	37
III.4	Effet du niveau de décomposition en ondelettes.....	40
III.5	Conclusion.....	44
Conclusion générale.....		45
Références.....		46

Liste des figures

Chapitre I

Figure I.1 : Schéma synoptique d'une chaîne de transmission.....	04
Figure I.2 : L'image matricielle et un bloc de pixel.....	05
Figure I.3 : Principe de compression d'image	07
Figure I.4 : Représentation d'un flux de vidéo.....	08
Figure I.5 : Principe de balayage utilisé pour la vidéo et la télévision.....	09
Figure I.6 : Le signal vidéo monochrome.....	10
Figure I.7 : Le signal vidéo couleur.....	10
Figure I.8 : (a) Lignes paires, (b) Lignes impaire, (c)Une image pleine.....	11
Figure I.9 : Séquence vidéo entrelacée.	11
Figure I.10 : Modèle de système de compression vidéo.....	12
Figure I.11 : La redondance spatiale.....	13
Figure I.12 : La redondance temporelle.....	13
Figure I.13 : Les formats d'échantillonnage.	14
Figure I.14 : Structure d'un groupe d'image (GOP).	17

Chapitre II

Figure II.1 : Exemple de deux gaborettes.....	23
Figure II.2 : Ondelette.....	24
Figure II.3 : Ondelette mère après compression ou dilatation (à partir de l'ondelette de Morlet)	25
Figure II.4 : Forme d'ondelette Haar.....	26
Figure II.5 : Forme des ondelettes Daubechies.....	26
Figure II.6 : Forme d'ondelette Morlet.....	27
Figure II.7 : Forme d'ondelette Chapeau Mexicain.....	27
Figure II.8 : Forme d'ondelette Meyer.....	28
Figure II.9 : Le schéma de Lifting DWT.....	30
Figure II.10 : Les relations entre les coefficients d'ondelettes dans différents sous bandes.....	32

Chapitre III

Figure III.1 : La séquence vidéo ‘Akiyo’	38
Figure III.2: Résultats de comparaison entre les deux types de filtre pour la séquence vidéo naturelle ‘Akiyo’ compressée par (DWT et SPIHT)	39
Figure III.3 : Résultats de compression par : (a). Frame originale ; (b). DWT(CDF9/7) et SPIHT ; (c). DWT(Gall5/3) et SPIHT.....	40
Figure III.4: PSNR pour les niveaux (3, 4,5 et 6) en fonction de Bpp pour l’ondelette CDF9/7.....	42
Figure III.5: MSSIM pour les niveaux (3, 4,5 et 6) en fonction de Bpp pour l’ondelette CDF9/7.....	42
Figure III.6 : La séquence vidéo ‘Stefan’	43
Figure III.7 : Résultats de compression par : (a). Frame originale ; (b). DWT(CDF9/7) t et SPIHT.....	43

Liste des tableaux

Tableau I.1 : Spectre des couleurs et longueurs d'onde correspondantes.....	08
Tableau I.2 : Pourcentage des composantes de la chrominance par rapport à la luminance.....	15
Tableau I.3 : Formats de vidéo.....	16
Tableau III.1 : Variation du PSNR (dB) et MSSIM de la séquence vidéo 'Akiyo' après l'utilisation de l'algorithme DWT+SPIHT.....	38
Tableau III.2 : PSNR, MSSIM et temps de calcul en fonction du Bpp pour un niveau de décomposition égale à 3.....	40
Tableau III.3 : PSNR, MSSIM et temps de calcul en fonction du Bpp pour un niveau de décomposition égale à 4.....	41
Tableau III.4 : PSNR, MSSIM et temps de calcul en fonction du Bpp pour un niveau de décomposition égale à 5.....	41
Tableau III.5 : PSNR, MSSIM et temps de calcul en fonction du Bpp pour un niveau de décomposition égale à 6.....	41
Tableau III.6 : PSNR, MSSIM et temps de calcul en fonction du Bpp=1.5 pour un niveau de décomposition égale à 6.....	44

Liste des Abréviations

2D	Deux Dimensions
AVC	Advanced Video Coding
Bpp	Bit par pixel
CATV	Cable Television
CCITT	Consultative Committee on International Telephone and Telegraph
CD	Compact Disc
CDF9/7	Cohen Daubechies Feauveau 9/7
CEI	International Electrotechnical Commission
CIF	Common Intermediate Format
CR	Taux de compression
DCT	Discret Cosine Transform
DVD	Digital Video Disc
DWT	Discret Wavelet Transform
EZW	Embedded Zerotree Wavelet
FT	Fourier transform
GOP	Groupe Of Pictures
HEVC	High Efficiency Video Coding
ISO	International Organization for Standardization
ITU-T	International Telecommunication Union-Telecommunication
JPEG	Joint Photographic Experts Groupe
MPEG	Moving Picture Experts Group
MSE	Mean Square Error
MSSIM	Mean Structural Similarity Index
NTSC	National Television System Committee
PAL	Phase Alternative Line
PSNR	Peak Signal to Noise Ratio
QCIF	Quarter Common Intermediate Format
RVB	Rouge, Vert et Bleu
SECAM	Sequential Color and Memory
SPIHT	Set Partitioning In Hierarchical Trees
SSIM	Structural Similarity Index
TOC	Transformée en Ondelettes Continue
TOD	Transformée en Ondelettes Discrète
TVHD	High Definition Television
UV	UltraViolet
VCEG	Visual Coding Experts Group

Introduction Générale

Introduction Générale

Les évolutions récentes des technologies de l'information et systèmes de communication, ainsi que la diversification des applications et fonctionnalités du multimédia dans plusieurs domaines (télémédecine, télédétection... etc.) impliquent la manipulation de données très volumineuses. Il est donc indispensable de disposer d'outils performants pour la transmission et le stockage d'énormes quantités d'information. Pour remédier à ces contraintes, les chercheurs ont développé au cours des dernières décennies de nombreuses méthodes de compression de données déduites de la théorie de l'information et faisant appel à de nombreux domaines des mathématiques et télécommunication [67].

Parmi les données les plus volumineuses, on compte les images et vidéos numériques, qui ont de ce fait un besoin particulièrement important d'un traitement adapté à leurs spécificités. Les méthodes de compression de ce type de données peuvent être classées suivant la nécessité de récupération parfaite ou non de l'information originale en deux grandes catégories : La compression sans pertes d'information ou réversible, qui a l'avantage de préserver la qualité de l'image originale mais avec un taux de compression relativement faible, et la compression avec pertes qui regroupe des algorithmes caractérisés par leur taux de compression assez élevé, tout en gardant le mieux possible une acceptable qualité de l'image originale. Elle est basée généralement sur une phase de transformation qui sert à compacter l'information utile dans un nombre minimum de coefficients non nuls.

L'objectif de la compression vidéo est de réduire le nombre de bits nécessaire à la représentation de l'information portée par une séquence vidéo par des ondelettes.

Les améliorations apportées par la compression ne sont pas tout simplement dues à l'élimination des données redondantes, mais plutôt l'abandon des informations estimées non pertinentes, comme par exemple les informations sur des détails non perceptibles facilement à l'œil nu. Ainsi la compression fournit une représentation compacte à priori indiscernable visuellement de l'image originale, bien qu'en général, l'image compressée soit tout à fait différente de l'originale.

La Compression de la vidéo en raison de la redondance très élevée de l'information contenue dans les différentes vues capturées simultanément ainsi que la taille considérable des informations traitées, la compression efficace de la vidéo par ondelette est alors indispensable. L'importance de la compression dans ce cas apparaît dans l'amélioration et l'optimisation du stockage et de la transmission de la vidéo sur les réseaux informatiques tels que l'internet.

En fait, dans la compression de la vidéo de nombreuses contraintes sont exigées, à savoir :

- L'efficacité de la compression définie par un compromis débit binaire/qualité.
- L'accessibilité aléatoire temporelle sollicitée par tous les algorithmes de codage vidéo ainsi que l'accessibilité aléatoire aux différentes vues de la vidéo.
- La réduction possible de la complexité de l'algorithme de codage.

De nouvelles méthodes fondées sur l'amélioration des ondelettes classiques, en exploitant la corrélation statistique intra ou inter-échelles entre les coefficients d'ondelettes ont été introduites, telles que le modèle d'arbre de zéros (zerotree), ce qui a été largement adopté dans diverses applications telles que l'Embedded Zerotree Wavelet (EZW) et le Set Partitioning In Hierarchical Trees (SPIHT).

En effet, la compression de la vidéo a été normalisée comme extension des normes : Moving Pictures Experts Group (MPEG) et l'Union internationale des télécommunications (UIT) ont normalisé CODEC les plus largement utilisés vidéo, comme MPEG-4 (MPEG) et H 263 (UIT), Leurs normes sont basées sur transformée en cosinus discrète (DCT).

Ce travail est essentiellement orienté vers les problèmes liés généralement à la compression de la vidéo par des ondelettes, un domaine relativement nouveau mathématique, c'est un outil puissant dans le monde du traitement d'images numériques.

Il est démontré qu'une ondelette peut réduire les problèmes comme le blocage des artefacts causés par DCT dans la compression d'images, et en fait, la plus récente norme encore de compression d'image du Groupe mixte Pictures Expert (JPEG), JPEG2000 est basé sur Discrete Wavelet Transform (DWT).

Cette étude se compose de trois chapitres principaux :

- Dans le premier chapitre, nous introduisons quelques concepts de base la vidéo et image et donne une idée sur les normes des formats vidéo, définir les différents formats compression vidéo, Les principes de compression et décompression.
- Dans le deuxième chapitre nous allons définir les différents types de la transformée en ondelettes et les algorithmes qu'on utilise dans la compression de vidéo.
- Nous donnons dans le troisième chapitre la conception et la mise en œuvre d'une application simulant une compression vidéo et la méthode adoptée pour atteindre cet objectif.

Chapitre I :

Généralités sur la

compression vidéo.

I.1 Introduction :

Le but de ce chapitre est la représentation des principales notations de base relatives à l'image et la vidéo. On commence par donner la définition générale de la compression d'images numériques et la compression de vidéo. Suivi par une présentation des différents organismes de standardisation et les principales normes de compression (les MPEGx et les H.26x).

I.2 Les systèmes de transmission numérique :

Les systèmes de transmission numérique véhiculent de l'information entre une source et un destinataire en utilisant un support physique comme le câble, la fibre optique ou encore, la propagation sur un canal radioélectrique. Les signaux transportés peuvent être soit directement d'origine numérique, comme dans les réseaux de données, soit d'origine analogique (parole, image, vidéo ...) mais convertis sous une forme numérique. La tâche du système de transmission est d'acheminer l'information de la source vers le destinataire avec le plus de fiabilité et de fidélité possible.

En numérique, grâce aux techniques de compression, on peut transporter plusieurs programmes dans le même canal. On ne peut plus sélectionner un programme particulier uniquement par son canal de diffusion. Il est nécessaire de rajouter des informations du contenu du multiplex [68].

Le schéma synoptique d'un système de transmission numérique est donné par la figure I.1 :

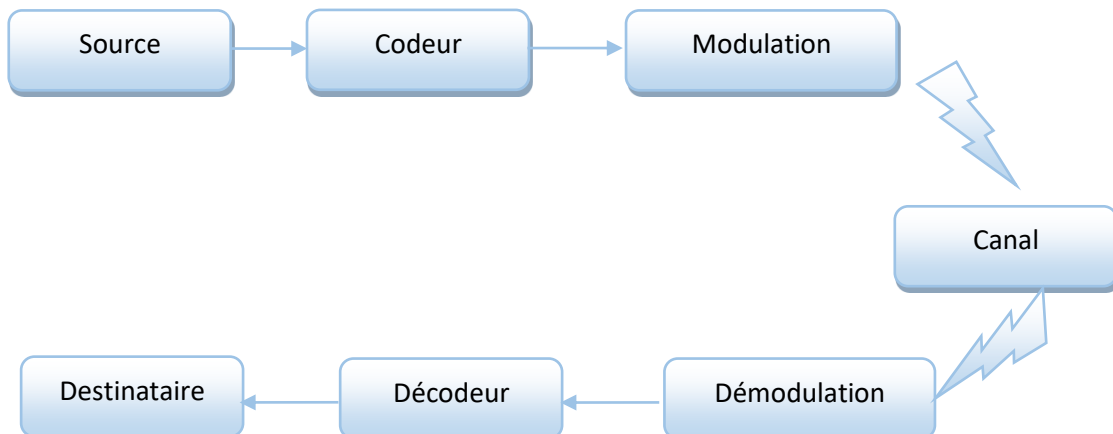


Figure I.1 : Schéma synoptique d'une chaîne de transmission.

1.3 Généralité sur l'image :

L'image numérique est l'image dont la surface est divisée en éléments de tailles fixes appelés cellules ou pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleurs prélevé à l'emplacement correspondant dans l'image réelle, ou calculé à partir d'une description interne de la scène à représenter.

Une image est avant tout un signal 2D (x, y) où x et y sont les coordonnées spatiales, l'amplitude de f en un point (x, y) représente l'intensité de l'image en ce point [1].



Figure I.2 : L'image matricielle et un bloc de pixel.

1.3.1 Caractéristiques d'une image numérique :

L'image est un ensemble structuré d'informations caractérisé par les paramètres suivants :

1.3.1.a Dimension :

C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses (pixels). Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image [2].

1.3.1.b Résolution :

C'est la clarté ou la finesse de détails atteinte par un moniteur ou une imprimante dans la production d'images. Sur les moniteurs d'ordinateurs, la résolution est exprimée en nombre de pixels par unité de mesure (pouce ou centimètre). On utilise aussi le mot résolution pour désigner le nombre total de pixels affichables horizontalement ou verticalement sur un moniteur ; plus grand est ce nombre, meilleure est la résolution [3].

1.3.1.c Bruit :

Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, il provient de l'éclairage des dispositifs optiques et électroniques du capteur [3].

1.3.1.d Histogramme :

L'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image. Il permet de donner un grand nombre d'information sur la distribution des niveaux de gris (couleur) et de voir entre quelles bornes est répartie la majorité des niveaux de gris (couleur) dans le cas d'une image trop claire ou d'une image trop foncée.

Il peut être utilisé pour améliorer la qualité d'une image (Rehaussement d'image) en introduisant quelques modifications, pour pouvoir extraire les informations utiles de celle-ci [4].

1.3.2 Compression d'image :

La compression d'image est au cœur d'avancement des technologies de l'information. Elle est utilisée dans la majorité des standards de communications pour réduire le nombre de bits nécessaire pour la représentation des données volumineuses telles que les images ou les séquences vidéo [5].

Les méthodes de compression varient suivant les types d'images (naturelles, médicales, satellitaires, etc.) et les applications visées (internet, stockage, etc.). On distingue plusieurs méthodes de compression telle que:

- **La méthode de compression sans perte (réversible) :** Cela signifie que lorsque des données sont compressées et ensuite décompressées, l'information originale contenue dans les données a été préservée. Aucune donnée n'a été perdue ou oubliée. Les données n'ont pas été modifiées.

La compression sans perte trouve un intérêt particulier en imagerie, par exemple, dans les domaines liés aux applications militaires, médicales... [6].

Dans le cas de la compression sans perte (lossless) les compromis liés à ce mode de compression sont selon trois axes :

- Efficacité du codage : ceci peut être mesure en bit par pixel (échantillon), elle est limitée par l'entropie de la source. Plus l'entropie de la source est grande plus il est difficile à compresser (exemple un bruit aléatoire).
- Temps de codage : celui-ci est lié à la complexité du processus de codage ou de décodage. Il peut être réduit si on augmente la capacité de calcul du composant de traitement. Pour certaines applications ce temps est contraint, ce qui impose le choix de la technique de codage.

- Complexité du codeur : elle peut être mesurée à l'aide de la quantité de ressources utilisées en termes de mémoire et du nombre d'opérations arithmétiques [7].

La compression sans pertes peut être réalisée par :

- Le codage par plages (run length encoding) : consiste à coder une suite de valeurs identiques par le couple (valeur, nombre de répétitions).
- Le codage à longueur variable (Huffman par exemple) : utilise des mots binaires de longueurs différentes [8].
- **La méthode de compression avec perte (irréversible) :** La méthode de compression avec pertes quant à elle "jette", de façon sélective, quelques données d'une image dans le but d'effectuer la compression avec un taux de compression meilleur que la plupart des méthodes de compression sans pertes.

Les algorithmes avec pertes s'appliquent généralement aux données ayant de forts taux de redondance, comme les images, ou les sons. Certaines méthodes tirent parti d'algorithmes heuristiques élaborés qui s'ajustent eux-mêmes pour trouver le rapport de compression maximum possible en changeant aussi peu que possible les détails visibles d'une image. Autrement, d'autres algorithmes moins élégants suppriment carrément la portion la moins significative de chaque pixel. L'œil humain est limité dans le nombre de couleurs qu'il est capable de percevoir simultanément particulièrement si ces couleurs ne sont pas adjacentes dans l'image ou sont très contrastées. Un algorithme de compression intelligent peut tenir compte de ces limitations, analyser une image sur ces bases et effectuer une réduction significative de la taille des données basée sur la suppression de l'information de certaines couleurs difficilement perceptibles par la plupart des gens. Dans les images en noir et blanc, chaque pixel ne peut prendre que l'une des deux couleurs : noir ou blanc ; même dans ces images-là, si l'on ne change que quelques pixels, la différence à l'œil nu sera minime [9].

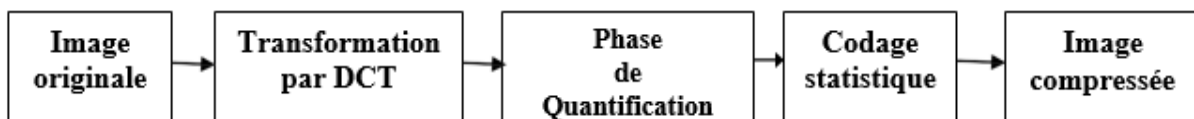


Figure 1.3 : Principe de compression d'image.

1.3.3 Le spectre des couleurs :

Un spectre des couleurs est la représentation visuelle de l'ensemble des radiations émises par une source lumineuse. C'est une bande colorée, présentant le dégradé (du rouge au violet) qu'on observe au travers d'un prisme. On le présente généralement le violet à gauche et le rouge à droite, c'est-à-dire dans le sens croissant des longueurs d'onde (Tableau 1.1) [10].


Aperçu	Couleur	Intervalle de longueur d'onde(nm)
	UV	10-380
	Violet	380-450
	Bleu	450-495
	Vert	495-570
	Jaune	570-590
	Orange	590-620
	Rouge	620-750
	IR proche	750-3000

Tableau I.1 : : Spectre des couleurs et longueurs d'onde correspondantes

I.4 La définition de la vidéo :

Nous considérons un flux de vidéo comme une suite d'images 2D. La résolution de la vidéo, exprimée en nombre de pixels, définit la dimension de ces images.

La durée du temps entre deux images (Δt) est très courte sachant que la vitesse du film, en général, est de 24 à 60 images par seconde [11].

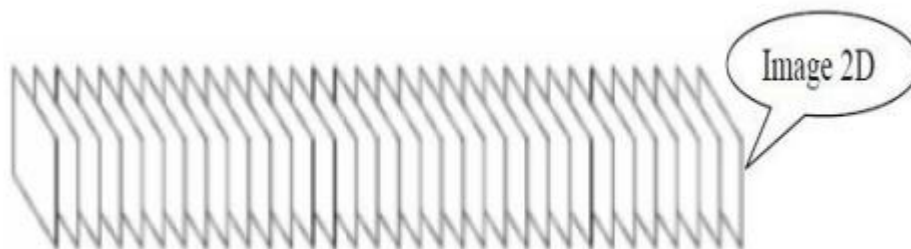


Figure I.4 : Représentation d'un flux de vidéo.

I.4.1 Les types de vidéos :

Le signal vidéo est le signal qui permet de transporter une séquence d'images de la source à un dispositif d'affichage sous forme électrique. Selon la façon dont les signaux sont traités on peut distinguer les deux modes suivants :

I.4.1.a La vidéo analogique :

La vidéo analogique représentant l'information transmise sous forme d'un signal analogique, par l'intermédiaire d'ondes ou câble (la télévision support d'affichage vidéo le plus communément répandu). Une image vidéo analogique en couleurs a comme caractéristique d'être reconstituée par le mélange, à quantités variables, des trois couleurs

initiales rouge, vert, bleu. Mais en pratique, le signal vidéo ne se présente pas toujours sous la forme de trois signaux RVB. Il peut en fait revêtir d'autres formes différentes [12].

Il existe 3 standards de base de codage analogique de la vidéo en couleurs [13] :

- **Le standard NTSC** : Comité du système de télévision nationale (NTSC) est lancée aux États-Unis en 1953. Il procure un format vidéo de 525 lignes et 30 images par seconde en niveaux de gris (29.97 en couleur). Il peut être exploité pour les DVD-vidéo avec une résolution de 720×480 lignes [14].
- **Le standard PAL** : Alternance de phase suivant les lignes (PAL). Historiquement, les concurrents du PAL sont NTSC et SÉCAM.
- **Le standard SECAM** : Séquentiel Couleur À Mémoire, est commercialisé à partir de 1967. Adapté aux formats vidéo 625 lignes et 25 images par seconde. Le SECAM a été développé par l'ingénieur Français Henri de France. Il fournit une image en couleur d'aussi bonne qualité que le PAL, il a été adopté pour éviter la pénétration des téléviseurs étrangers (PAL, NTSC) sur le marché français [15].

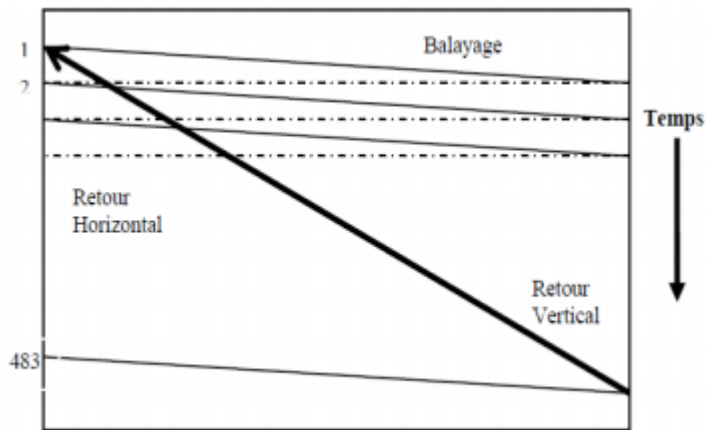


Figure I.5 : Principe de balayage utilisé pour la vidéo et la télévision.

La télévision couleur exploite ce même principe de balayage mais en utilisant trois faisceaux au lieu d'un, un par couleur primaire : rouge, vert et bleu (RVB). Les signaux RVB sont ensuite transformés en un signal de luminance et deux signaux de chrominance. La télévision haute définition (TVHD) utilise le même principe mais double le nombre de lignes, pour obtenir une meilleure qualité. En outre, elle utilise un format 16/9 au lieu de 4/3 et ceci pour mieux s'adapter au format des films de cinéma. **La figure I.5** représente le signal vidéo monochrome alors que **la figure I.6** montre le signal vidéo couleur.

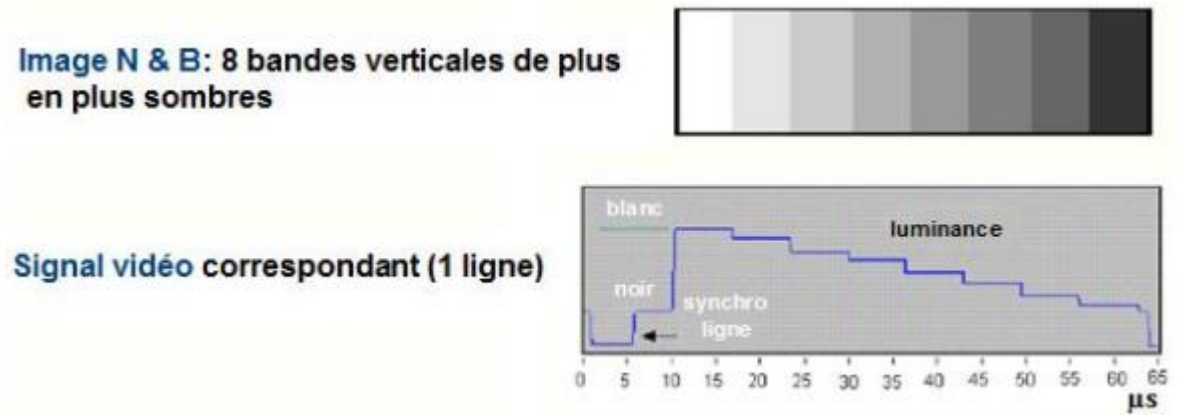


Figure I.6: Le signal vidéo monochrome.

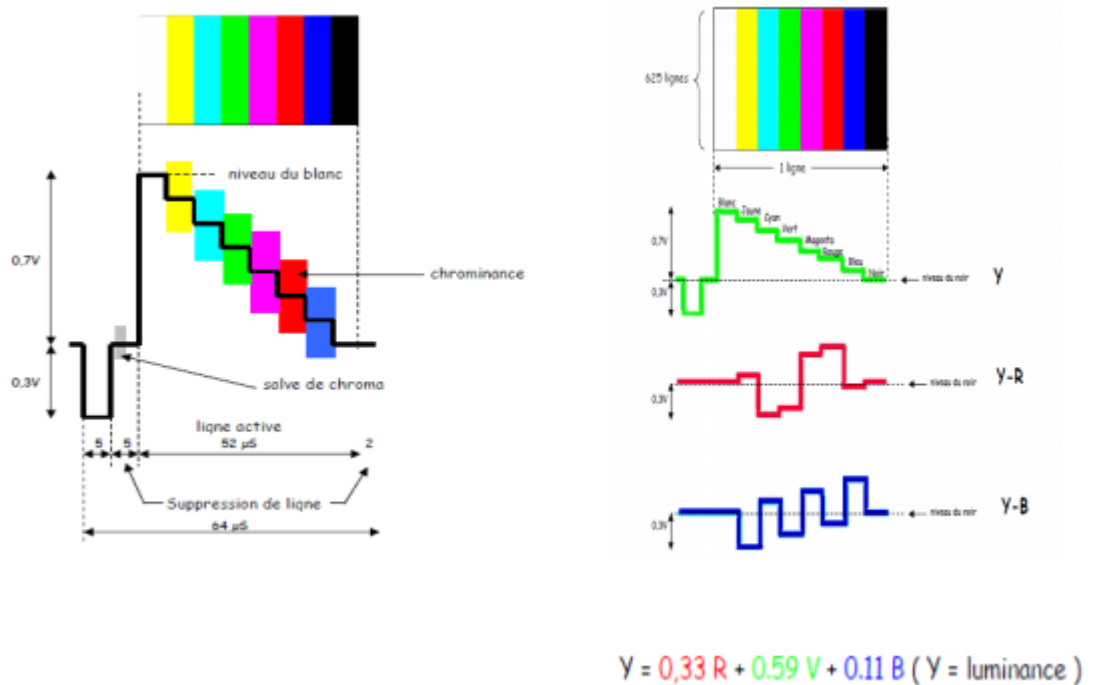


Figure I.7: Le signal vidéo couleur.

I.4.1.b La vidéo numérique :

La vidéo numérique est une succession d'images formée d'une matrice de pixels. Pour obtenir des images en couleurs, il faut utiliser au moins 8 bits ce qui correspond à 256 niveaux de couleurs, 8 bits sont utilisés pour chaque couleur Rouge, Vert et Bleu, pour la vidéo numérique couleur, soit donc 24 bits par pixel, ce qui convient à environ 16,8 millions de couleurs. Le principe de balayage utilisé est similaire à celui de la vidéo analogique [16].

I.4.1.c La vidéo progressive :

Le mode progressif est un mode d'affichage utilisé par les écrans électroniques. On l'oppose en général au balayage entrelacé. Ce type de balayage est utilisé notamment par les écrans d'ordinateurs et les téléviseurs haute définition.

Le principe du mode progressif est d'afficher la totalité de l'image en une seule fois, ce qui l'oppose au balayage entrelacé, dans lequel les lignes impaires de l'image sont affichées, suivies ensuite des lignes paires. Chaque trame correspond donc ici à une image entière, et la fréquence de rafraîchissement de l'écran correspond également à la cadence d'image (en entrelacé, la fréquence de rafraîchissement correspond au double de la fréquence d'image) [17].



Figure I.8: (a) Lignes paires, (b) Lignes impaire, (c) Une image pleine.

I.4.1.d la vidéo entrelacée :

Lorsque vous regardez votre télévision, votre œil regarde en réalité des demi-images que l'on appelle des trames. L'écran affiche par exemple 50 trames par seconde dont l'une est composée de lignes paires et la suivante de lignes impaires. Lorsque ces trames s'entrelacent elles créent une image pleine. Ce système appelé "entrelacement", chacun représentant la moitié des informations dans une trame vidéo complète (destinée à doubler le nombre d'images perçues par seconde sans augmenter le débit). Par exemple l'abréviation 50i désigne un balayage entrelacé de 50 trames par seconde (i pour interlaced en anglais) [14].

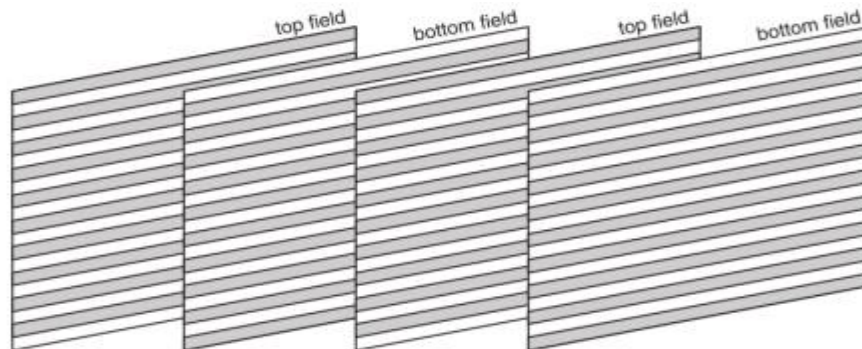


Figure I.9: Séquence vidéo entrelacée.

I.5 La compression de vidéo :

La compression vidéo est un processus qui vise à réduire la quantité d'information représentant une vidéo afin d'atteindre un taux binaire mesuré en bits par seconde (bits/s ou bps).

Le système de compression utilise deux modules complémentaires : le module de compression dit codeur qui consiste à convertir la source de données avant transmission ou stockage en une forme compressée occupant un nombre de bits moindre, et un décompresseur (décodeur) qui convertit la forme compressée en une représentation de la source originale. La paire Codeur/Décodeur est appelée codec [18].

Une vidéo représente une quantité de données importante, et malgré l'augmentation de la puissance des processeurs et des capacités des périphériques de stockage, nous avons besoin de la représenter dans un format plus concis. La qualité d'une vidéo compressée varie très grandement en fonction de la fréquence d'entrée, de la résolution d'entrée, du débit imposé en sortie et de la qualité exigée. La compression des données vidéo numériques n'est possible que si les redondances qui existent dans une vidéo sont éliminées et il en existe essentiellement trois types :

- Redondance spatiale : corrélation entre les pixels voisins.
- Redondance temporelle : corrélation entre les images vidéo.
- Redondance psycho-visuelle : propriétés de la vue humaine [19].

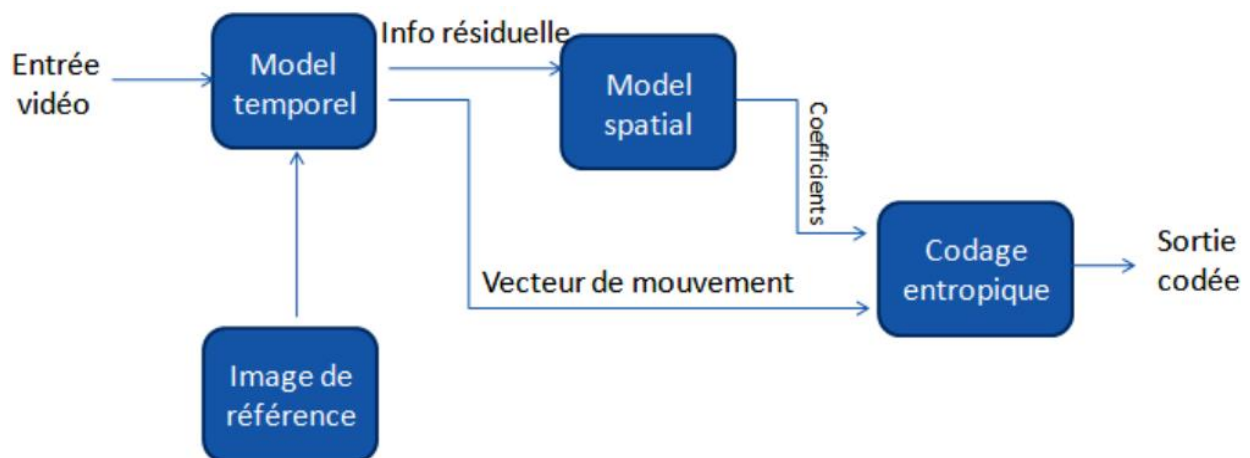


Figure I.10: Modèle de système de compression vidéo.

I.5.1 La redondance spatiale :

Lorsqu'on observe une seule image d'une vidéo, on peut constater qu'elle constitue des zones homogènes plus ou moins grandes dans lesquelles les pixels ont des valeurs très proches, voire identiques : c'est la redondance spatiale (**Figure I.8**). En l'éliminant par codage, il est possible de réduire la quantité d'information à transmettre. La compression des images fixes (norme JPEG Joint Photographic Experts Groupe), utilise ce type de redondance [20].



Figure I.11 : La redondance spatiale.

I.5.2 La redondance temporelle :

Dans une séquence vidéo, deux images proches se ressemblent aux déplacements près ; ils sont presque identiques. Alors, nous pouvons supposer que la différence entre une image et la suivante est bien faible. Autrement dit, la position d'un bloc de pixels ne varie pas beaucoup d'une image à une autre. On peut se limiter au codage de ce qui est modifié d'une image à une autre dans le but de limiter la quantité d'informations à traiter. C'est le codage Inter frame nommé aussi Inter. Le principe de la redondance temporelle est illustré dans la figure 1.2.

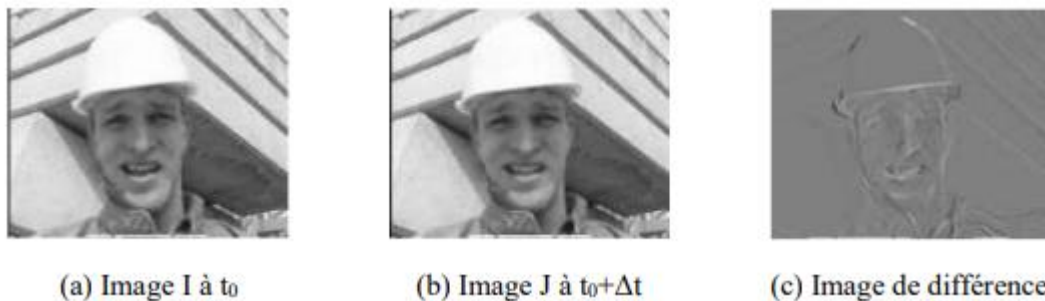


Figure I.12 : La redondance temporelle.

Puisque la caméra n'a pas changé ni de plan ni de position, on remarque qu'il n'y a pas une grande différence entre ces deux images. En effet, la différence (figure I.9 (c)) représente

l'information résiduelle : elle nous décrit les parties qui ont subi un mouvement entre les deux images I et J successives (figure I.9 (a) et figure I.9 (b)) ce qui nous montre clairement les redondances temporelles. L'utilisation des redondances temporelles dans le flux vidéo contribue de façon très importante au gain de compression obtenue [21].

I.5.3 La redondance psycho-visuelle :

En plus d'éliminer les redondances temporelles et spatiales, la redondance psycho-visuelle est généralement réduite elle aussi. La mesure la plus significative est une résolution réduite du détail des couleurs par rapport au détail de la luminance qui permet un meilleur rapprochement avec les caractéristiques de la perception humaine.

Le signal luminance (luma Y) est beaucoup plus important perceptuellement que le signal couleur ou chrominance (chroma) qui peut donc être représenté à une résolution plus faible. C'est dans ce but que la première étape d'une compression vidéo est le changement du plan couleur (RVB vers YUV ou YCbCr). Les codeurs vidéo utilisent différents taux de sous-échantillonnage de la couleur selon les besoins de la compression. Les algorithmes de compression vidéo pour le Web et les DVD utilisent le schéma 4 :2 :0. Les codecs vidéo professionnels conçus pour fonctionner à des débits très élevés et enregistrer une grande quantité d'information sur les couleurs pour des manipulations postproduction échantillonnent à 3 :1 :1 (rarement), 4 :2 :2 et 4 :4 :4. Exemples de ces codecs sont Panasonic DVCPRO50 et DVCPROHD codecs (4 :2 :2), aussi HDCAM-SR de Sony (4 :4 :4) ou le Panasonic HDD5 (4 :2 :2). Le codec Propres HQ 422 d'Apple échantillonne aussi selon le format 4 :2 :2 [22].

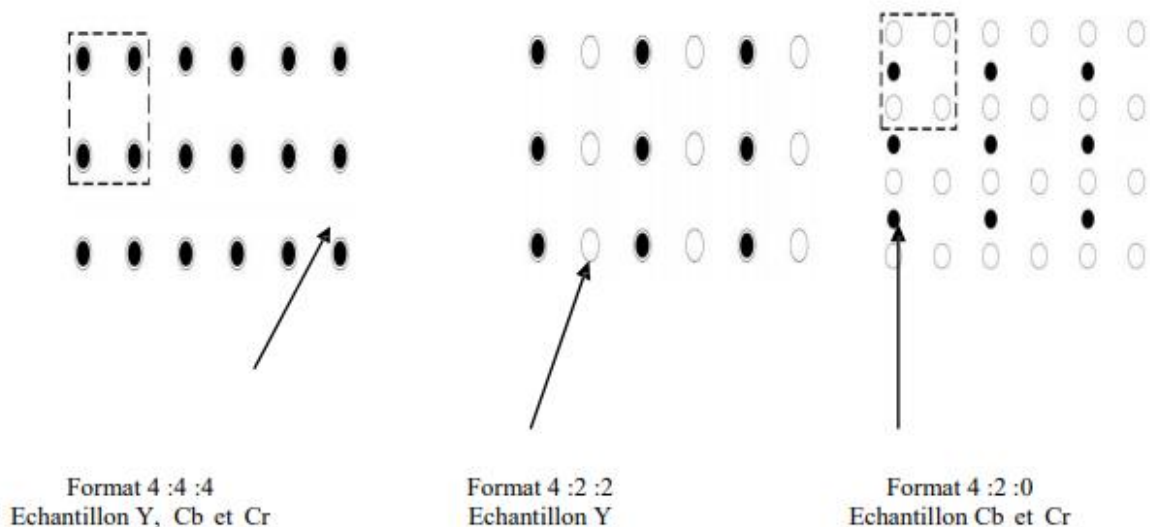


Figure I.13 : Les formats d'échantillonnage.

Avec l'échantillonnage 4 :4 :4 les trois composants (Y, Cb and Cr) ont exactement la même résolution et donc un échantillon de chaque composant existe à chaque position des pixels. Pour quatre échantillons luminance, il y a quatre échantillons Cb et quatre échantillons Cr. Dans l'échantillonnage 4 :2 :2, les composants chrominance ont la même résolution verticale que la luminance, mais la moitié de la résolution horizontale.

Le format 4 :2 :2 est utilisé pour la reproduction haute qualité des couleurs. Dans le très connu format d'échantillonnage 4 :2 :0, Cb et Cr ont la moitié de la résolution verticale et la moitié de la résolution horizontale de Y.

Le tableau I.2 résume ces formats sous forme de pourcentage des composantes de chrominance par rapport à la composante luminance.

Format	Résolution verticale (%)	Résolution horizontale (%)
4 :4 :4	100	100
4 :2 :2	100	50
4 :2 :0	50	50

Tableau I.2 : Pourcentage des composantes de la chrominance par rapport à la luminance.

Avec le format 4 :4 :4, un total de 12 échantillons est nécessaire (quatre échantillons par composant) résultant en $12 \times 8 = 96$ bits et une moyenne de $96/4 = 24$ bits par pixel. En utilisant l'échantillonnage 4 :2 :0, seuls six échantillons sont nécessaires (quatre pour Y, un pour Cb et un pour Cr) résultant en un total de $6 \times 8 = 48$ bits et une moyenne de $48/4 = 12$ bits par pixel [23].

I.5.4 Les formats vidéo :

Pour déterminer le format vidéo, il faut connaître la résolution horizontale et verticale de l'image. Actuellement, il existe trois types de formats images:

- Le format CIF (Common Intermediate Format) de 30 trames par seconde, utilisé dans la plupart des applications communes de codage vidéo.
- Le format QCIF (Quarter CIF). Sa résolution est la moitié de celle du format CIF. Elle est de 15 trames par seconde et utilisée en vidéo téléphonie ou de vidéoconférences.
- Le format du groupe ITU-R 601 de 30 trames par seconde, utilisée pour les émissions numériques TV grand public [24].

Le tableau I.3 représente les formats précédemment cités et les tailles des images composant la vidéo :

Format de l'image	Résolution de la luminance (horiz x vert)	Résolution de la Chrominance (horiz x vert)	Bits par frame (4:2:0, 8 bits par échantillon)
sub-QCIF	128 x 96	64 x 48	147.456
QCIF	176 x 144	88 x 72	304.128
CIF	352 x 288	176 x 144	1.216.512
4CIF	704 x 576	352 x 288	4.866.048
16CIF	1408 x 1152	704 x 576	19.464.192

Tableau I.3 : Formats de vidéo.

I.6 Les méthodes de compression vidéo :

Le principe fondamental de la compression vidéo est de réduire autant que possible les redondances d'informations dans les données, sans bien sûr que cela ne soit visible de manière flagrante pour l'œil humain. Toute la difficulté est là, dans le dosage entre un taux de compression qui s'améliore en même temps que la qualité d'image devient médiocre.

I.6.1 La compression sans perte :

Dans le cas de la compression sans perte, les données décodées à l'arrivée par le récepteur sont strictement identiques aux données codées au départ par l'émetteur. Ce type de compression, permettant au mieux un taux de compression de 2 :1, est évidemment insuffisant pour la compression vidéo et ne sera pas l'objet d'étude de cette thèse.

I.6.2 La compression avec perte :

Dans le cas de la compression avec perte, les données sont différentes à la sortie du décodeur par rapport à l'entrée du codeur. C'est ce type de compression qui est utilisé en vidéo, car on peut accepter des pertes d'informations qui ne sont pas toujours visibles à l'œil et qui se traduisent par de nets gains de compression. En compression avec pertes, on peut atteindre des taux de compression allant jusqu'à 300 :1 (c'est-à-dire qu'un vidéo de taille 300 Mo, peut atteindre 1 Mo après la compression) [25].

I.7 Décomposition des séquences vidéo :

Une séquence vidéo compressée est généralement structurée en groupe d'images GOP (Groupe Of Pictures). Un GOP est une suite d'images codées suivant trois modes de codage (voir Figure I.5) :

- Les images **Intra**, dites de type **I** : sont des images codées intégralement, sans aucune référence aux images voisines de la séquence vidéo. Les images **I** sont les plus coûteuses en débit mais servent de point de référence dans une séquence vidéo. Chaque changement de plan dans une séquence vidéo commence obligatoirement par une image de type **I**.
- Les images **Inter** prédites, dites de type **P** : Les images « Prédicatives » exploitent à la fois la redondance spatiale et la redondance temporelle des images d'une séquence vidéo. Elles sont codées à partir de l'image « **I** » ou « **P** » précédente à l'aide de vecteurs de mouvement obtenu par estimation du mouvement.
- Les images **Inter** prédites bidirectionnelles, dites de type **B** : Elles sont codées avec une estimation du mouvement par rapport à une image précédente et une image suivante. Elles ne servent jamais de référence. Les images de type **I** et **P** servent de référence aux images **P** et **B**, les images de type **B** ne servent jamais de référence [19].

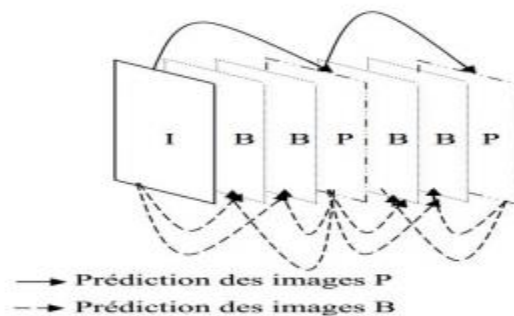


Figure I.14 : Structure d'un groupe d'image (GOP).

I.8 Les organismes de standardisation des normes de compression de vidéo :

Deux grandes normes sont dans le marché du codage vidéo : la norme H26x et la norme MPEGx (Moving Picture Experts Group). La première développée par ITU-T (International Telecommunication Union-Telecommunication) et la deuxième par ISO/CEI (International Organization for Standardization/International Electrotechnical Commission) pour le traitement et le codage audio/vidéo, notamment les familles MPEG et H.26x. Ce sont les objectifs du codage qui déterminent la structure et les principes de l'encodeur. La norme H26x est destinée initialement à la vidéo conférence qui est caractérisée par des mouvements lents et des arrières plans statiques, tandis que la norme MPEGx est destinée aux applications de la vidéo numérique et de l'informatique ainsi qu'aux applications de la télévision numérique [26].

I.9 Les normes de compression de vidéo :

I.9.1 MPEG 1 :

Lancée en 1993 et destinée à l'archivage des données vidéo numériques sur CD. La plupart des encodeurs et des décodeurs MPEG-1 sont conçus pour un débit d'environ 1,5 Mbit/s en résolution CIF.

MPEG-1 met surtout l'accent sur le maintien d'un débit relativement constant, au détriment de la qualité d'image, laquelle est variable et Comparable à la qualité de la vidéo VHS. En MPEG-1, la fréquence d'image est plafonnée à 25 Images par seconde. Format 360 X240 (pixels), appelé aussi format VCD (vidéo CD) [27].

I.9.2 MPEG 2 :

Approuvée en 1994, était destinée à la vidéo numérique de qualité supérieure (DVD), à la télévision haute définition (HDTV), aux supports d'enregistrements interactifs (ISM), aux systèmes d'émission vidéo numérique et à la télévision par câble (CATV).

Le format MPEG-2 visait à accroître la technique de compression de la norme MPEG-1 afin de couvrir des images plus grandes et de meilleure qualité, mais aux dépens d'un taux de compression plus faible et d'un débit d'images plus rapide. La fréquence est plafonnée à 25 images par seconde, tout comme en MPEG-1 [28].

I.9.3 MPEG 3 :

Le MPEG3 était à l'origine destinée aux très hauts débits mais ne vit pas le jour en tant qu'entité puisqu'il fut assimilé au standard MPEG2 [29].

I.9.4 MPEG 4 :

Les outils permettant de réduire le débit d'images de manière à atteindre une certaine qualité pour une application ou une scène déterminée sont beaucoup plus nombreux en MPEG-4. En outre, la fréquence n'est plus limitée à 25 ou 30 images par seconde. Soulignons cependant que la plupart des outils actuels permettant de réduire le débit ne concernent que les applications en temps réel.

Ceci est dû au fait que ces outils requièrent des capacités telles que les durées d'encodage et de décodage (temps de latence) les rendent quasiment impossibles à utiliser à d'autres fins que pour l'encodage de films en studio, de films d'animation, etc. En réalité, la majorité des outils MPEG-4 destinés aux applications en temps réel sont les mêmes que ceux qui existent pour les formats MPEG-1 et MPEG-2. L'essentiel est de choisir une norme de compression largement utilisée, qui assure une bonne qualité d'image, soit par exemple M-JPEG ou MPEG-4 [29].

I.9.5 MPEG 7 et MPEG21 :

Le MPEG7 est le dernier né de la famille des codecs MPEG, et a reçu sa première esquisse officielle en Septembre 2000. Le MPEG7 ne concerne plus vraiment la compression vidéo mais traite essentiellement de contenu multimédia et d'interactivité. Le MPEG21 étend le MPEG7, et est encore en pleine naissance [29].

I.9.6 H.261 :

La norme H.261 est la première norme vidéo (réalisée en 1990). C'est une norme développée par C.C.I.T.T. (Commission Consultative Internationale de la Télégraphie et de la Téléphonie). Ce standard est destiné au codage des images animées pour la visiophonie (Téléphonie Visuelle).

Le H-261 utilise un codage hybride combinant la TCD et le codage prédictif. La TCD est utilisée pour la réduction de la redondance spatiale (codage intra-trames). Le codage prédictif pour la réduction de la redondance temporelle entre les images de la séquence (codage inter trames) [30].

I.9.7 H.263 :

H.263 est une norme de compression vidéo conçue à l'origine comme un format compressé à faible débit binaire pour la vidéoconférence. Il a été développé par VCEG dans le cadre d'un projet achevé en 1995/1996 en tant que membre de la famille de normes de codage vidéo H.26x dans le domaine de l'UIT-T. L'ajout de diverses fonctions améliorées supplémentaires en 1998 et 2000. Des ajouts plus modestes ont également été faits en 1997 et en 2001, et une édition unifiée a été produite en 2005 [31].

Les formats supportés par cette norme sont le Sub-QCIF et le QCIF et optionnellement le CIF le 4CIF et le 16CIF. L'utilisation d'image B est possible. En plus de cette configuration de base, six options de codage ont été ajoutées afin d'augmenter les performances du codage et ses fonctionnalités. La version 2 de la recommandation H.263 (1998), souvent appelée H.263+ [46] met en œuvre douze options supplémentaires et permet désormais de définir des formats et des fréquences de la vidéo personnalisées. Les options ajoutées améliorent la qualité et la résistance aux erreurs.

La dernière version de H.263 (2000) appelé H.263++ ajoute trois options. Outre amélioration en termes de qualité et de taux de compression, elle prend mieux en compte la transmission vidéo en temps réel sur un réseau à qualité de service non garantie (perte de paquets...) [32].

I.9.8 H.264 :

La norme H.264, ou MPEG-4, ou AVC (Advanced Vidéo Coding), est devenue partie intégrante de la nouvelle génération de supports vidéo haute définition (HD-DVD, Blu-Ray, You Tube...) ainsi que d'autres applications comme la vidéo-téléphonie, la vidéoconférence, le stockage et la radiodiffusion, etc...

Cette norme de codage permet d'atteindre un bien meilleur taux de compression que toutes les normes précédentes avec un débit deux ou trois fois moindre pour la même qualité au décodage [33].

I.9.9 H.265 (HEVC) :

H.265/HEVC (High Efficiency Video Coding) est une nouvelle norme de codage vidéo qui a été développée pour améliorer l'efficacité du codage avec une meilleure transmission réseau. Ce codec permet une réduction de 50% du stockage par rapport à son prédécesseur, le H264 / AVC, tout en conservant le même niveau de qualité d'image élevé. Néanmoins, il entraîne une surcharge de calcul supplémentaire de 2 à 10 fois plus importante [34].

La norme HEVC/ H.265 a été développée par le Groupe (MPEG) ISO / IEC et le groupe VCEG de l'ITU-T. HEVC est également connu comme ISO / IEC 23008-2 MPEG-H Partie 2 et ITU-T H.265. HEVC peut prendre en charge la vidéo 8K UHD, avec une taille d'image allant jusqu'à 8192x4320 pixels.

Le nouveau standard promet une économie de bande passante (débit binaire) de l'ordre de 20 à 60 % par rapport aux flux confiés aux soins de son prédécesseur. Cette différence d'efficacité varie certes en fonction du contenu (une image fixe en 1280 × 720 px ne permet pas les mêmes gains qu'un film en 1080p), mais se montre dans tous les cas sensibles. Bien que HEVC/H.265 permet d'envisager la distribution de contenus UHD/4K/8K avec bien moins de contraintes. En effet, le HEVC/ H.265 est prévu pour accompagner nos contenus jusqu'à une "véritable" définition 8K de 8192 × 4320 px, et supporte techniquement jusqu'à 300 images par seconde [35].

1.10 Conclusion :

Dans ce chapitre, les notions de base relatives à l'image et la vidéo numérique et sa compression ont été introduites. Les normes de compression vidéo MPEGs et H.26x ont été présentées succinctement. Elles se distinguent principalement par leurs débits et par la qualité qu'elles offrent en rapport direct avec la complexité du traitement.

Dans le chapitre suivant la transformation en ondelettes est introduite et sera utilisée dans la partie codage de la chaîne de compression.

Chapitre II :
Transformée par
ondelette et
Algorithme SPIHT.

II.1 Introduction :

La théorie sur laquelle repose la technologie des ondelettes remonte au début des années 1980. Les ondelettes ont largement influencé le domaine de traitement du signal et en particulier l'analyse et la compression d'images. L'une des caractéristiques essentielles des ondelettes est leur grande précision spatiale à petite échelle. Cette propriété est intrinsèquement liée au mode de construction des ondelettes. Dans ces conditions, il est donc naturel que les ondelettes puissent être utilisées pour la caractérisation des propriétés de régularité des fonctions, que ce soit la régularité locale ou la régularité globale.

Dans ce chapitre, nous ferons tout d'abord une présentation du contexte qui a donné naissance à la transformée en ondelettes, puis nous étudierons de plus près les ondelettes pour finalement se concentrer sur son application actuelle en traitement des séquences vidéo.

II.2 La transformée de Fourier :

II.2.1 La transformée de Fourier : « mathématique »

La transformée de Fourier a été développée initialement pour étudier les fonctions de durée finie, et étendue aux fonctions périodiques. Ainsi le concept de transformation de Fourier (FT) est indispensable pour la compréhension du traitement du signal, du nom d'un mathématicien Français Jean Baptiste Joseph Fourier (1768-1830), la transformation de Fourier repose sur le principe suivant : quasiment toutes les fonctions sont décomposables en une somme de cosinus et de sinus à des fréquences différentes. Ainsi, lorsque l'on représente une fonction dans un repère Amplitude/Temps, la transformation de Fourier permet de la voir dans un repère Amplitude/Fréquence. On voit donc les composantes en fréquence d'un signal appelés spectre du signal [36].

La transformée de Fourier du signal est calculée à l'aide de l'intégrale de Fourier est [37] :

$$S(f) = \langle s(t), e^{j2\pi ft} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (\text{II.1})$$

II.2.2 La transformée de Fourier à fenêtre :

En 1947, le Physicien Hongrois Denis Gabor (1900-1979) qui a reçu le Prix Nobel en 1971 pour l'invention de l'holographie, suggère de rendre locale l'Analyse de Fourier en s'aidant de fenêtres.

Le support des sinusoïdes $e^{j2\pi ft}$ dans la transformée de Fourier couvre tout l'axe réel. Donc pour un ω fixé ($\omega=2\pi f$), $f(\omega)$ dépend des valeurs de f à tous les instants (t) appartenant à \mathbb{R} . Pour évaluer complètement un événement local, il faudrait donc retrouver les coefficients correspondants dans toute la transformée du signal. En conséquence il est donc difficile d'analyser les caractéristiques locales de f à partir de sa transformée. Or dans beaucoup de problèmes, on recherche une certaine localisation en temps de l'analyse fréquentielle. Par exemple, la voix est un signal dont la décomposition fréquentielle varie au cours de temps, ce qui pourrait demander une certaine étude locale du signal. Une première idée qui vient à l'esprit

est d'analyser le signal dans une fenêtre qui se déplace le long de l'axe des temps. Une conséquence immédiate serait alors une résolution fixe en temps et en fréquence [38].

Ces fenêtres sont appelées les atomes de Gabor, construites en traduisant une fenêtre de base g en temps et en fréquence :

$$g(t - \tau)e^{j2\pi ft} = G_{f,\tau}(t) \quad (\text{II.2})$$

La transformée de Gabor est définie par l'équation (II.3) :

$$\begin{aligned} \text{STFT : } x(f, t) &= \langle G_{f,\tau}(t), x(t) \rangle \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} g^*(t - \tau) x(t) e^{-j2\pi ft} dt \end{aligned} \quad (\text{II.3})$$

La transformée de Fourier à fenêtre glissante permet d'analyser des signaux dans des fenêtres temps fréquence. Ces dernières sont fixes : on a toujours la même résolution en temps et en fréquence. Certains signaux sont une succession de phases stationnaires, ou la fréquence est stable sur une longue durée, et de phases transitoires, ou il y'a de fortes variations de fréquences sur une courte durée. D'où l'idée d'adapter les dimensions des fenêtres temps fréquence. Et par là que la théorie des ondelettes se sont introduites [39].

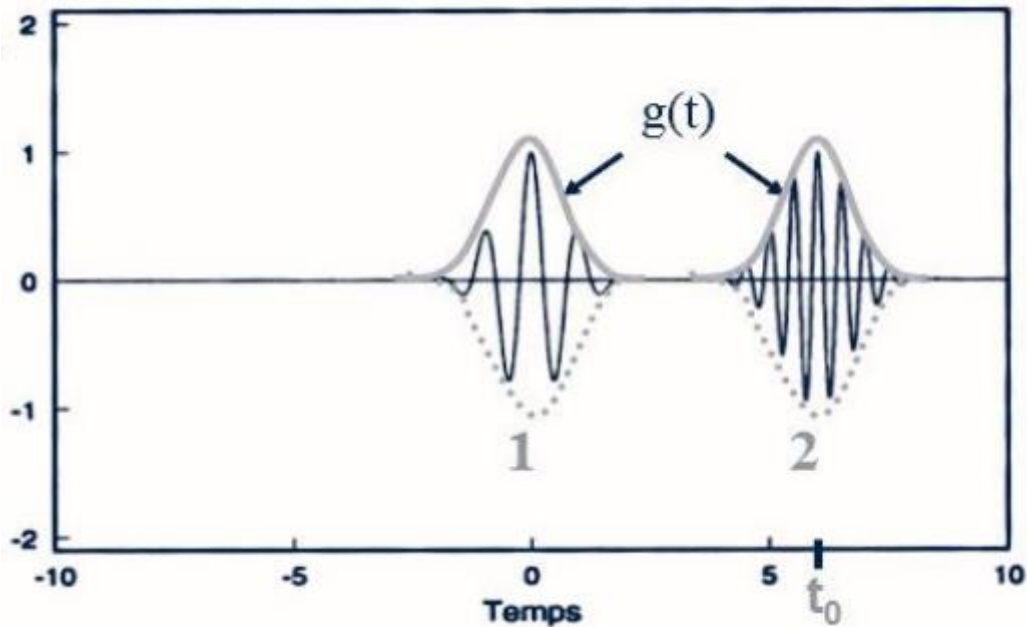


Figure II.1: Exemple de deux gaborettes.

Une **gaborette** est l'association d'une fenêtre et d'oscillations internes.

II.3 Les ondelettes :

II.3.1 Historique :

Les ondelettes ont vu le jour lorsque les scientifiques ont eu besoin d'une analyse en fréquence et en temps. Au XIX^{ème} siècle, l'analyse de Fourier était la seule technique permettant la décomposition d'un signal et sa reconstruction sans perte d'information ; malheureusement, elle fournit une analyse en fréquence mais ne permet pas la localisation temporelle de changements abruptes, comme par exemple l'apparition d'un deuxième choc après qu'un premier choc ait été née.

En 1909 Alfréd Haar définissait une fonction composée d'une courte impulsion négative suivie d'une courte impulsion positive, connue pour être la première ondelette (Ondelette de Haar). En 1946, Dennis Gabor, mathématicien hongrois, inventa une transformation de fonction analogue à celle de Joseph Fourier, appliquée sur une fenêtre temporelle exprimée par une fonction gaussienne.

Finalement, le terme d'ondelette a été introduit dans le langage mathématique par Jean Morlet et Alex Grossmann en 1984. Terme initialement français, il a été ensuite traduit en anglais par wavelet, avec le terme wave (onde) et le diminutif let (petite).

En 1986, Yves Meyer, reconnu comme un des fondateurs de la théorie des ondelettes, rassembla toutes les découvertes précédentes, il en a dénombré 16, puis définit les ondelettes orthogonales. En 1986 Stéphane Mallat fit le lien entre les ondelettes et l'analyse multi résolution.

Enfin, en 1987, Ingrid Daubechies mit au point des ondelettes orthogonales appelées ondelettes de Daubechies, facilement implémentables, et utilisées dans le standard JPEG 2000 [40].

II.3.2 Qu'est qu'une ondelette :

La notion « d'Ondelette » ou « Wavelet » désigne une onde de durée finie, le terme « onde » renvoyant à une localisation fréquentielle, le terme « durée » à une localisation temporelle ; donc les ondelettes sont des ondes localisées en temps et en fréquence.

En comparant des graphes d'ondelettes et d'ondes sinusoïdales, nous pouvons voir intuitivement que des signaux avec les changements brusques pourraient mieux être analysés par une ondelette irrégulière qu'avec une sinusoïde douce (Figure II.2) [41].

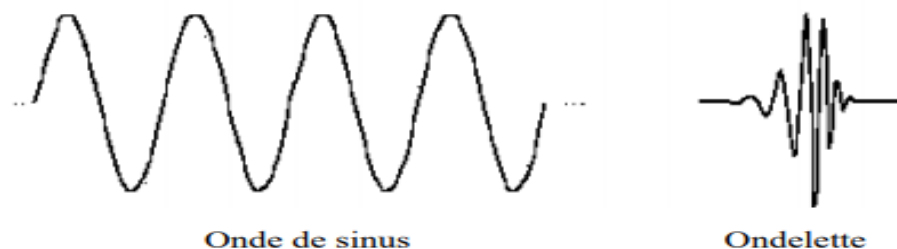


Figure II.2: Ondelette.

Les ondelettes sont une famille de fonctions obtenues à partir d'une seule fonction mère (ondelette mère) par des actions de translation et de dilatation (ou compression). Ces actions sont caractérisées par les paramètres appelés coefficients de translation et échelle de dilatation. Une ondelette s'écrit sous cette forme :

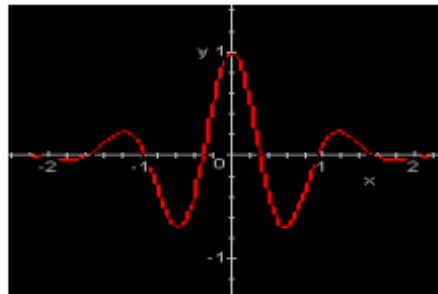
$$\Psi_{a,b,c}(x,y) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{x-b}{a}, \frac{y-c}{a}\right) \quad (\text{II.4})$$

Où l'indice **a** représente l'échelle de l'ondelette (**a** > 0), **b** et **c** sont les coefficients de translation suivant les deux directions respectivement **x** et **y**. $\frac{1}{\sqrt{a}}$ est un facteur de normalisation de tel façon que l'amplitude de l'ondelette mère et celle de l'ondelette fille sont égales [42].

$$\|\Psi_{a,b,c}\| = \|\Psi\| \quad (\text{II.5})$$

Les fonctions $\Psi_{a,b}(x,y)$, sont obtenues à partir de la dilatation et la translation de la fonction ondelette mère Ψ , elles sont parfois appelées les ondelettes filles.

La Figure II.3: montre l'effet des deux paramètres de compression et de dilatation sur l'une des ondelettes (ondelette de Morlet) [43] :



Ondelette (mère) de Morlet

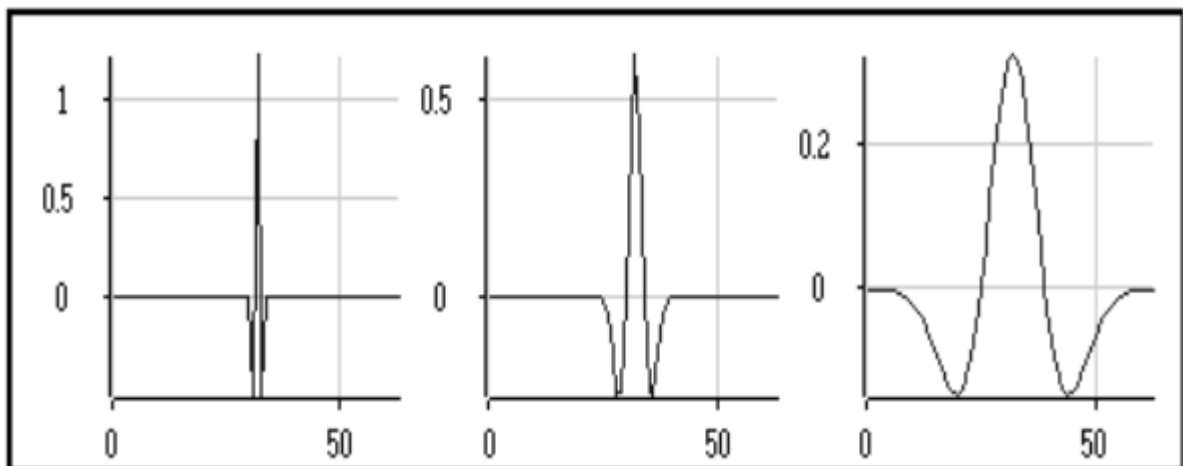


Figure II.3: Ondelette mère après compression ou dilatation (à partir de l'ondelette de Morlet).

II.4 La famille d'ondelettes :

Il y a plusieurs ondelettes mères utilisées pour le calcul de la transformée en ondelette des signaux analysés. Chacune d'entre elles a un domaine d'application défini de la forme du signal étudié. Les familles les plus usuelles :

II.4.1 Ondelette de Haar :

C'est Alfred Haar qui a construit en 1909 des bases considérées aujourd'hui comme le fondement de la théorie des ondelettes. Haar a défini une fonction $h(t)$ qui correspond à l'ondelette de Haar [60].

$$h(t) = \begin{cases} 1 & \text{pour } 0 \leq t \leq \frac{1}{2} \\ -1 & \text{pour } \frac{1}{2} \leq t \leq 1 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{II.6})$$

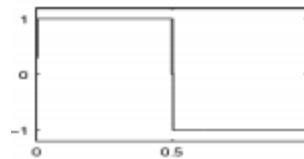


Figure II.4 : Forme d'ondelette Haar.

II.4.2 Ondelette de Daubechies :

Cette famille d'ondelettes à un paramètre permettant de manipuler des ondelettes orthogonales à support compact de régularité arbitraire. Pour N , c'est l'ordre de l'ondelette dbN .

Pour $N=1$, on a l'ondelette $db1$, c'est uniquement l'ondelette de Haar. La figure (II.5) montre les formes des ondelettes Daubechies pour différents ordres [61].

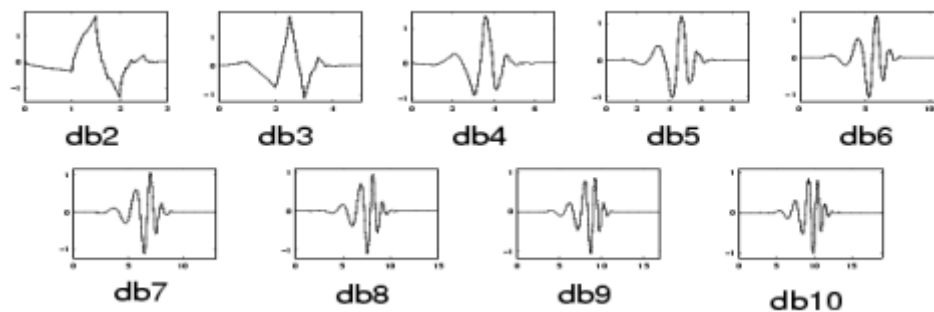


Figure II.5 : Forme des ondelettes Daubechies.

Cette famille d'ondelettes possède les propriétés suivantes :

- Les ondelettes dbN sont asymétriques, en particulier pour les faibles valeurs de N, sauf l'ondelette de Haar.
- La régularité augmente avec l'ordre N.
- L'analyse est orthogonale.

II.4.3 Ondelette de Morlet :

Cette fonction ne vérifie qu'approximativement la condition d'admissibilité, elle est définie par :

$$\psi(x) = C e^{-\frac{x^2}{2}} \cos(5x) \quad (\text{II.7})$$

Où « C » est une constante de normalisation de reconstruction. La figure (II.6) montre la forme de cette ondelette [62].

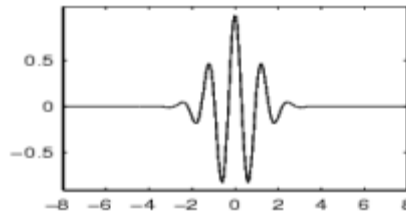


Figure II.6 : Forme d'ondelette Morlet.

II.4.4 Ondelette de Chapeau Mexicain :

C'est une fonction qui est proportionnelle à la dérivée seconde de la fonction de densité de probabilité gaussienne [63] :

$$\psi(x) = \left(\frac{2}{\sqrt{3}}\pi^{-1/4}\right) (1 - x^2)e^{-x^2/2} \quad (\text{II.8})$$

Elle oscille très peu comme la figure (II.7) montre :

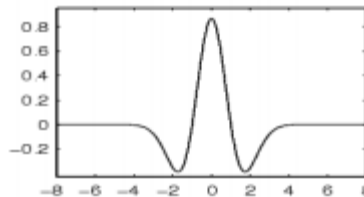


Figure II.7 : Forme d'ondelette Chapeau Mexicain.

II.4.5 Ondelette de Meyer :

L'ondelette de Meyer est l'une des premières ondelettes. Elle a été construite par Y. Meyer au milieu des années 1980. Il s'agit d'une ondelette orthogonale qui n'a pas un support compact [64]. La forme de cette ondelette est donnée par la figure (II.8) :

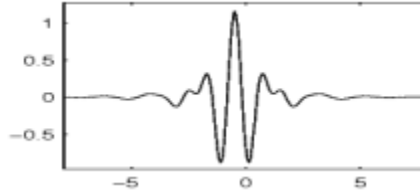


Figure II.8 : Forme d'ondelette Meyer.

II.5 La transformée en ondelette :

De manière analogue à la théorie des séries de Fourier, les ondelettes sont principalement utilisées pour la décomposition de fonctions. La décomposition d'une fonction en ondelettes consiste à l'écrire comme une somme pondérée de fonctions obtenues à partir d'opérations simples (dilatation, translation, ...) effectuées sur une fonction principale : l'ondelette mère.

Selon que ces translations et dilatations sont choisies de manière discrète (ne veut pas dire, nécessairement, des entiers) ou continue, on parle d'une transformée en ondelettes continue ou discrète [41].

II.5.1 La transformée en ondelette continue :

La Transformée en Ondelettes Continue (TOC) d'un signal analogique $S(x, y)$ est définie par :

$$TOC_S(a, b, c) = \frac{1}{\sqrt{a}} \iint S(x, y) \Psi^*\left(\frac{x-b}{a}, \frac{y-c}{a}\right) dx dy \quad (\text{II.9})$$

Les ondelettes $\Psi_{a,b,c}(x, y)$, sont considérées comme des fenêtres (oscillantes) délimitant la portion du signal analysé autour de l'instant $x = b, y = c$ et à l'échelle a , on observe que la TOC utilise des fenêtres courtes et très oscillantes – correspondant à des fréquences élevées – et des fenêtres larges et peu oscillantes – correspondant à des fréquences basses. Ceci est exactement dans l'esprit de l'analyse fréquentielle à largeurs de bande relatives constantes, appelée aussi analyse à Q-constant, par opposition à la transformée de Fourier, qui utilise une seule largeur de fenêtre.

D'après l'équation (II.6) le signal $S(x, y)$ apparaît comme une décomposition (somme) de projections sur les ondelettes $\Psi_{a,b,c}(x, y)$. Ces projections sont les ondelettes elles-mêmes, pondérées par les produits scalaires correspondants (II.6) [44].

Pour la TOC, la sommation est continue :

$$S(x, y) = \iiint TOC_S(a, b, c) \Psi_{a,b,c}(x, y) \frac{da db dc}{a^3} \quad (\text{II.10})$$

La transformée continue en ondelettes résout les problèmes de la transformée de Fourier et la transformée de Fourier à fenêtre glissante, encore appelée transformée de Gabor. En effet, la première est une transformation globale et la seconde est locale, mais de résolution temporelle fixe. La transformée en ondelettes est non seulement une analyse locale mais, en outre, sa résolution temporelle est variable [45].

II.5.2 La transformée en ondelette discrète :

La transformée continue en ondelette ne peut pas être réalisée sur les signaux discrets. En plus, le calcul des coefficients à chaque échelle possible dans la TOC est un travail lourd, et il peut générer trop de données.

On peut choisir un sous-ensemble des échelles et des positions ce qui conduit à la transformée en ondelette discrète.

La transformée en ondelette discrète utilise des valeurs discrètes $a=2^j$, $b=k.e^j$ et $c=l.e^j$; j, k et l étant des nombres entiers tel que :

$$\Psi_{j,k,l}(x,y) = 2^{-j/2} \Psi[2^{-j}(x-k), (y-l)] \quad (\text{II.11})$$

La transformée en ondelette discrète, ou TOD est une technique utilisée dans la compression de données numériques avec perte. La compression est réalisée par approximations successives des informations initiales du plus grossier au plus fin [43].

Le schéma de lifting (DWT) :

L'ondelette bi orthogonale la transformée de Gall 5/3 (également appelée Tab3/5 car la longueur du filtre passe-bas est de 5 et la longueur du filtre passe-haut est de 3) est utilisée. Ces ondelettes font partie de la famille des ondelettes bi orthogonales symétriques CDF les Daubechies 9/7 (appelées aussi Tab7/9 car les longueurs des filtres sont de 9 et 7 pour les filtres passe-bas et passe-haut, respectivement). Les ondelettes 5/3 ont un grand nombre de moments nuls pour un support relativement court. Ils sont plus symétriques et très proches de l'orthogonalité. C'est une caractéristique importante du codage qui garantit que l'erreur de reconstruction est très proche de l'erreur de quantification en termes d'erreur quadratique moyenne [65].

Le schéma de lifting est une technique permettant à la fois de concevoir des ondelettes et d'effectuer la transformée en ondelettes discrète (DWT). En fait, il vaut la peine de fusionner ces étapes et de concevoir les filtres en ondelettes tout en effectuant la transformation en ondelettes.

Le schéma de levage se compose de trois étapes [65] :

- a- **Split** : Dans cette étape, le signal d'entrée $x[n]$ est divisé en éléments pairs et impairs.
 $x_o[n] = x[2n+1]$ pour impaires et $x_e[n] = x[2n]$ pour paires.
- b- **Predict** : La série impaire $x_o[n]$ est prédite selon la série paire $x_e[n]$ par l'opérateur de prédiction P, et les erreurs sont appelées coefficients d'ondelettes $d[n]$ comme dans l'équation :

$$d[n] = x_o[n] - P(x_e[n]) \quad (\text{II.12})$$

- c- **Update** : Les opérateurs de mise à jour U sont mis sur les coefficients d'ondelettes $d[n]$, puis les résultats ajoutent les séries impaires $x_e[n]$, qui sont appelées coefficients d'échelle $c[n]$ comme dans l'équation :

$$c[n] = x_e[n] + U(d[n]) \quad (\text{II.13})$$

L'étage de lifting est formé par ces trois étapes. Tant que les mêmes P et U sont choisis pour les transformées directe et inverse, la construction du signal original sera parfaite. La figure 12 est le processus de l'algorithme d'ondelettes de lifting.

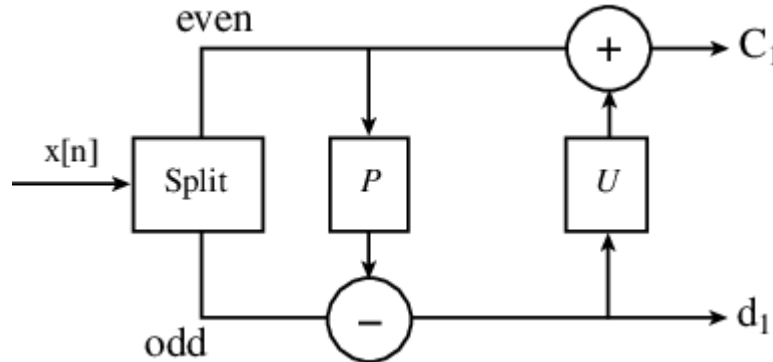


Figure II.9 : Le schéma de Lifting DWT.

II.5.3 La transformée en ondelette cosinus discrète (DCT) :

La transformée discrète en cosinus a prouvé son utilité dans de nombreux domaines du traitement numérique du signal et de l'image. En ce qui suit, nous allons présenter les formes directes et inverses de la transformée de DCT les plus utilisées ainsi que quelques propriétés de la DCT.

La transformée discrète en cosinus est l'une des techniques permettant la conversion du signal temporel en composantes fréquentielles. Cette technique est largement utilisée dans la compression des données et de l'image. Les standards, JPEG de Joint Picture Expert Group, MPEG de Moving Picture Expert group, H.261, H.263 et H.264 de l'Union International de Télécommunication utilisent la technique de base DCT qui est très proche de la DFT. La transformation DCT est la projection de l'image sur une base de fonctions cosinus.

L'intérêt de cette méthode réside dans le fait qu'uniquement les hautes fréquences spatiales, auxquelles les systèmes visuels humain est le moins sensible, sont comprises dans les coefficients d'ordre supérieur. L'élimination des coefficients à partir d'un certain ordre revient alors à un filtrage passe-bas. Plus le nombre de coefficients retenus sera faible, plus la compression sera importante, et moins de détails seront conservés [57].

- **La Transformée discrète en cosinus monodimensionnelle :** Il y a huit variantes de la transformée discrète en cosinus, mais les plus utilisées sont quatre (DCT I, DCT II, DCT III et DCT IV). La plus courante parmi ces quatre est la DCT type II et est appelée DCT et son inverse est la DCT type III et est appelée IDCT [58].
- **La Transformée discrète en cosinus bidimensionnelle :** La transformée discrète bidimensionnelle est une extension directe de la DCT monodimensionnelle. Pour la transformation directe bidimensionnelle, la DCT II est utilisée et pour la transformation inverse bidimensionnelle, la DCT III est utilisée. Elles sont données comme suits [59] :

➤ Transformation directe:

$$X_c[k_1, k_2] = \frac{2}{\sqrt{N_1 N_2}} \alpha_{k_1} \alpha_{k_2} \sum_{n_1=0}^{N_1-1} \sum_{n_2=0}^{N_2-1} x[n_1, n_2] \cos\left(\frac{\pi(2n_1+1)k_1}{2N_1}\right) \cos\left(\frac{\pi(2n_2+1)k_2}{2N_2}\right) \quad (\text{II.14})$$

➤ Transformation inverse:

$$x[n_1, n_2] = \frac{2}{\sqrt{N_1 N_2}} \sum_{k_1=0}^{N_1-1} \sum_{k_2=0}^{N_2-1} \alpha_{k_1} \alpha_{k_2} X_c[k_1, k_2] \cos\left(\frac{\pi(2n_1+1)k_1}{2N_1}\right) \cos\left(\frac{\pi(2n_2+1)k_2}{2N_2}\right) \quad (\text{II.15})$$

II.5.4 Algorithme EZW (Embedded Zerotree Wavelet):

C'est le premier codeur en sous-bande par « zerotree » à avoir été introduit par Shapiro. L'idée c'est de trouver le meilleur ordre de transmission progressive des coefficients de représentation en ondelettes sur l'image codée tout en apportant d'excellentes performances débit/distorsion par rapport à la norme JPEG. Il procède au regroupement des coefficients non significatifs sous forme d'arbre de zéros (zerotree). La structure zerotree permet de détecter les zones de l'image qui ne contiennent pas d'information significative et sont codées ensuite en arbre.

L'algorithme EZW peut être résumé en trois étapes, comme suit :

- La définition des cartes de signifiante indiquant les positions des coefficients significatifs par rapport à un seuil donné.
- Une approximation successive, par passes, des coefficients significatifs, qui permet donc une notion de progressivité du codage selon un critère d'arrêt de débit-distorsion.
- Un codeur arithmétique dynamique de la chaîne de symboles.

L'hypothèse principale de ce codeur est la suivante : si un coefficient d'ondelette à une certaine échelle est non significatif pour un seuil T donné, alors tous les coefficients aux échelles plus fines ayant la même orientation ont une forte probabilité d'être non significatifs pour T (un détail « d » est dit insignifiant pour un seuil T si $T < |d|$). Cette hypothèse, si elle est vérifiée, permet de coder l'ensemble des coefficients d'un arbre (tel que représenté dans la figure I.4-b) à l'aide d'un seul symbole. L'arbre est alors dit arbre de zéros car tous ses coefficients sont insignifiants par rapport au seuil T courant. Le codeur EZW opère un codage itératif en plans de bits en utilisant des pas de quantifications dyadiques de type $T_i = \frac{T_{i-1}}{2}$ et en mettant à jour des listes de signifiante et de raffinement. L'avantage de l'algorithme EZW est de faire la transmission progressive d'image puisque le décodeur peut s'arrêter au niveau de n'importe quelle suite de bits. De surcroît nous aurons une meilleure image reconstruite avec cette suite de bits tronquée. Cet algorithme présente en plus l'avantage de ne nécessiter ni phase d'apprentissage, ni dictionnaire, ni l'information sur l'image source [46].

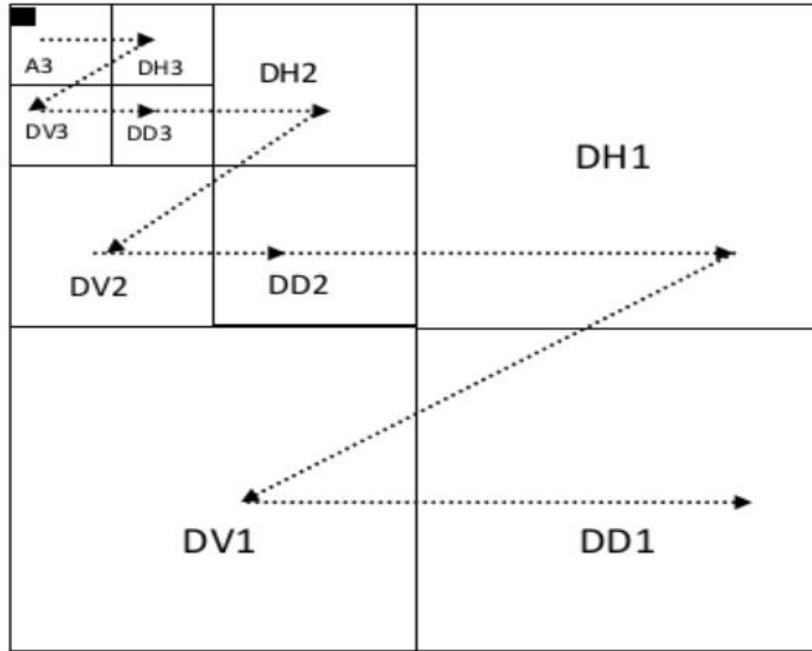


Figure II.10.a: ordre de parcours des coefficients.

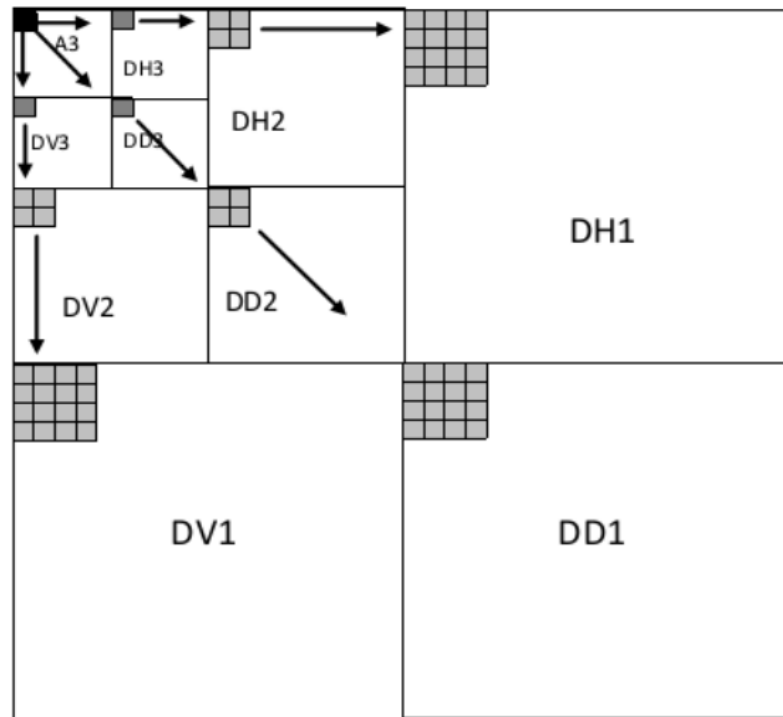


Figure II.10.b: Modèle de dépendances inter-bandes pour l'EZW 2D.

Figure II.10: Les relations entre les coefficients d'ondelettes dans différents sous bandes [69].

II.5.5 L'algorithme de codage SPIHT :

L'algorithme SPIHT (Set Partitioning In Hierarchical Trees) a été proposé par Saïd et Pearlman en 1996 pour la compression avec et sans perte. Il a été étendu aux images 3D pour la vidéo et pour la compression d'images volumiques. La modification majeure de SPIHT par rapport à EZW réside dans la mise à jour d'une 3^{ème} liste permettant de créer des ensembles non significatifs de grande taille. Ces ensembles non significatifs permettent de connaître l'état d'une descendance même si le coefficient n'est pas la racine d'un zerotree. SPIHT effectue un partitionnement récursif de l'arbre de manière à déterminer la position des coefficients significatifs dans la descendance du coefficient considéré. Il repose sur les mêmes concepts : codage progressif par plan de bits et utilisation des dépendances hiérarchiques entre les coefficients des différents sous-bandes. Cependant, un nouveau protocole de dépendance entre les coefficients est défini [47].

Les coefficients de la sous-bande de plus basse fréquence (A3 en figure I.4-b) sont regroupés par quatre, et pour chaque groupe, la descendance est comme suit : Un des quatre coefficients (A3 en figure I.4-b) n'admet pas des descendants, alors que les trois autres (en gris en figure I.4-b) ont quatre descendants chacun. Pour les autres sous bandes, comme dans le cas de l'EZW, chaque coefficient admet quatre descendants [48].

Trois ensembles de coordonnées sont utilisés pour présenter la nouvelle méthode de codage :

- $D(i, j)$: Ensemble de tous les descendants du pixel (i, j) .
- $O(i, j)$: Ensemble de coordonnées des descendants directs du pixel (i, j) .
- $L(i, j)$: Ensemble défini comme étant $D(i, j) - O(i, j)$.

Algorithme SPIHT :

L'algorithme est cependant plus sophistiqué : contrairement à l'algorithme EZW qui n'utilise qu'un seul ensemble décrivant la signifiante des coefficients, le SPIHT utilise trois listes, de coefficients significatifs (LSP), de coefficients insignifiants (LIP) et d'ensembles insignifiants (LIS). Les entrées de chacune des listes sont les coordonnées (i, j) dans la matrice image, qui représentent des pixels individuels dans le cas des listes LIP et LSP et l'ensemble de descendants $D(i, j)$ ou $L(i, j)$ dans le cas de la liste LIS.

Pour préciser la relation entre la comparaison des amplitudes à un seuil n et le message en bits envoyé, on utilise la fonction :

$$S_n(\Gamma) = \begin{cases} 1, & \text{si } \max_{(j,j) \in \{\Gamma\}} |c_{i,j}| \geq 2 \\ 0, & \text{si non} \end{cases} \quad (\text{II.16})$$

Avec $C_{i,j}$ qui représente le coefficient de coordonnées (i, j) et $S_n(\Gamma)$ indique la signifiante de l'ensemble de coordonnées Γ .

Même principe que l'EZW, on utilise une passe pour la description des coefficients significatifs et une passe de raffinement. L'algorithme SPIHT se déroule comme suit [49] :

1.Initialisation : Calcul du seuil : $n = \lceil \log_2(\max_{(i,j)} |C_{i,j}|) \rceil$

La liste des coefficients signifiants est initialement vide (LSP = \emptyset), tandis que la liste de coefficients insignifiants contient les racines de chaque arbre (coefficients de la bande basse) et la liste d'ensembles insignifiants.

LIP = Les coordonnées de tous les coefficients de la sous-bande de plus basse fréquence. Elle contient les racines de chaque arbre (coefficients de la bande basse).

LIS = Les coordonnées de sous-bandes de plus basse fréquence admettant des descendants. Elle contient ensemble des descendants de chaque arbre.

2. Passe de test de signifiante : Cette partition initiale est segmentée récursivement au moyen de deux règles. Si un ensemble de descendants d'un nœud est signifiant, il est séparé en quatre coefficients fils directs de ce nœud, et l'ensemble des autres descendants.

- a. Pour chaque entrée (i, j) dans LIP faire :
 - Calculer $S_n(i, j)$.
 - Si $S_n(i, j) = 1$ alors, déplacer (i, j) vers LSP et envoyer le signe de $C_{i, j}$.
- b. Pour chaque entrée dans LIS faire :
 - b.1 Si l'entrée est de type A alors,
 - Envoyer $S_n(D(i, j))$.
 - Si $S_n(D(i, j)) = 1$ alors,
 - Pour chaque $(k, l) \in O(i, j)$ faire :
 - ✓ Envoyer $S_n(k, l)$.
 - ✓ Si $S_n(k, l) = 1$ alors : ajouter (k, l) à LSP et envoyer le signe de $C_{k, l}$.
 - ✓ Si $S_n(k, l) = 0$ alors : ajouter (k, l) à la fin de LIP.
 - Si $L(i, j) = \emptyset$, alors déplacer (i, j) à la fin de LIS comme une entrée de type B, ensuite aller à l'étape b.2. Sinon retirer l'entrée (i, j) de LIS.
 - b.2 Si l'entrée est de type B alors,
 - Envoyer $S_n(L(i, j))$.
 - Si $S_n(D(i, j)) = 1$ alors :
 - Ajouter chaque $(k, l) \in O(i, j)$ à la fin de LIS comme entrée de type A.
 - Retirer (i, j) de LIS.

3. Passe de raffinement : Pour chaque entrée (i, j) dans la liste LIP, à l'exception de ceux trouvés par la dernière passe de test de signifiante, envoyer le $n^{\text{ème}}$ bit le plus signifiant de $|C_{i,j}|$.

Comme dans EZW, la passe de raffinement consiste à coder progressivement les bits de poids faibles des coefficients significatifs [50].

4. Réitération : Décrémenter n par 1 et passer à l'étape 2.

L'algorithme SPIHT permet de générer directement un flux binaire à la place des symboles de signifiante utilisés dans l'EZW. Cet algorithme, même dans sa version non codée entropiquement, dépasse les performances obtenues par l'EZW.

Pour chaque entrée (i, j) dans la liste LIP, à l'exception de ceux trouvés par la dernière passe de test de signifiante, envoyer le $n^{\text{ème}}$ bit le plus signifiant de $|C_{i,j}|$ [51].

II.6 Conclusion :

Dans ce chapitre, la transformée en ondelette a été introduite. L'algorithme SPIHT pour le codage des coefficients en ondelettes a été présenté. Dans la littérature, les codeurs d'images basés sur la transformation en ondelettes (JPEG2000, EZW, SPIHT...etc.), permettent d'avoir des résultats meilleurs, en plus de la propriété de la transmission progressive de l'image et la vidéo.

Dans le prochain chapitre, une comparaison de deux types d'ondelettes pour la décomposition en coefficients d'ondelettes d'une séquence vidéo sera présentée.

Chapitre III :

Résultats des simulations et interprétations

III.1 Introduction :

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés à la compression de séquences vidéo basées sur la transformée en ondelettes 2D. En effet, la transformée en ondelettes 2D associe de bonnes localisations spatiales et fréquentielles.

Nous avons proposé un algorithme de compression basé sur la transformée en ondelette couplée avec le codeur SPIHT afin de compresser les différentes séquences vidéo.

Dans ce mémoire, l'estimation et le jugement de la qualité des séquences vidéo sont donnés par les paramètres d'évaluation (PSNR, MSSIM).

III.2 Paramètres d'évaluation de la qualité :

Quelles que soient les performances de la technique de compression, il existera toujours des distorsions dans l'image et la séquence vidéo reconstruites dont la qualité peut être évaluée objectivement et subjectivement. Les mesures objectives de la qualité sont basées sur :

III.2.1 Taux de compression (CR) :

Le taux de compression est défini comme le rapport entre le nombre total de bits nécessaires pour représenter l'information originale et le nombre total de bits du fichier binaire à stocker qui résulte de la méthode de compression [52] :

$$CR(\%) = \frac{\text{nombre de bits codés}}{\text{nombre de bits de l'image originale}} \times 100 \quad (\text{III.1})$$

III.2.2 La distorsion (D) :

L'erreur introduite par l'opération de compression, due au fait qu'éventuellement l'image reconstruite n'est pas exactement identique à l'image originale. La mesure de distorsion utilisée généralement en compression d'image est l'erreur quadratique moyenne MSE. Cette grandeur est définie par la moyenne des écarts au carré e_{mn}^2 entre le pixel (m, n) de l'image originale $I(m, n)$, et le pixel (m, n) de l'image reconstruite $\hat{I}(m, n)$ [53].

$$MSE = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [I(m, n) - \hat{I}(m, n)]^2 \quad (\text{III.2})$$

Avec :

- $I(m, n)$: Représente l'image initiale.
- $\hat{I}(m, n)$: Représente l'image reconstruite.

III.2.3 Rapport signal sur bruit

Le rapport signal à bruit ou PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) est défini par [54] :

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{S^2}{MSE} \quad (\text{III.3})$$

Avec :

- S : Intensité maximale des pixels ($2^{8-1} = 255$).

III.2.4 L'indice de la Similarité Structurale

Pour deux images x et y de taille $N \times N$, le SSIM est défini comme suit [55] :

$$SSIM(X, Y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (III.4)$$

$$MSSIM(O, S) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m SSIM(O_j, S_j) \quad (III.5)$$

Avec :

- σ_x étant l'écart type de x , σ_y l'écart type de y et σ_{xy} l'écart type de x, y définis comme suit [55]:

$$\sigma_x = \left(\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)^2 \right)^{1/2} \quad (III.6)$$

$$\sigma_y = \left(\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (y_i - \mu_y)^2 \right)^{1/2} \quad (III.7)$$

$$\sigma_{xy} = \left(\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)(y_i - \mu_y) \right)^{1/2} \quad (III.8)$$

- μ_x La moyenne de x et μ_y la moyenne de y données comme suit [55] :

$$\mu_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (III.9)$$

$$\mu_y = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \quad (III.10)$$

III.2.5 Temps de calcul

La contrainte du temps est un facteur essentiel dans l'évaluation des performances de toute méthode de compression, elle revient à calculer le temps pris par la compression et la décompression des images. Cette contrainte est plus au moins imposée selon l'application visée par la compression (transmission ou archivage).

En effet, il serait dommage, dans une application de transmission, que le temps gagné par une réduction de la taille des données à transmettre soit inférieur au temps passé à la compression décompression. Cette qualité sera cependant moins cruciale dans des applications visant l'archivage de données [56].

III.3 Compression d'une séquences vidéo naturelle par la transformée en ondelette :

Afin de montrer l'efficacité de notre algorithme, nous avons appliqué la transformée en ondelette couplée avec le codeur progressif SPIHT à la compression. Pour cela, nous avons choisi la séquence test 'Akiyo' de taille 512x512. Dans une première simulation deux types d'ondelettes sont utilisées :

- L'ondelette CDF9/7.
- L'ondelette Gall5/3.

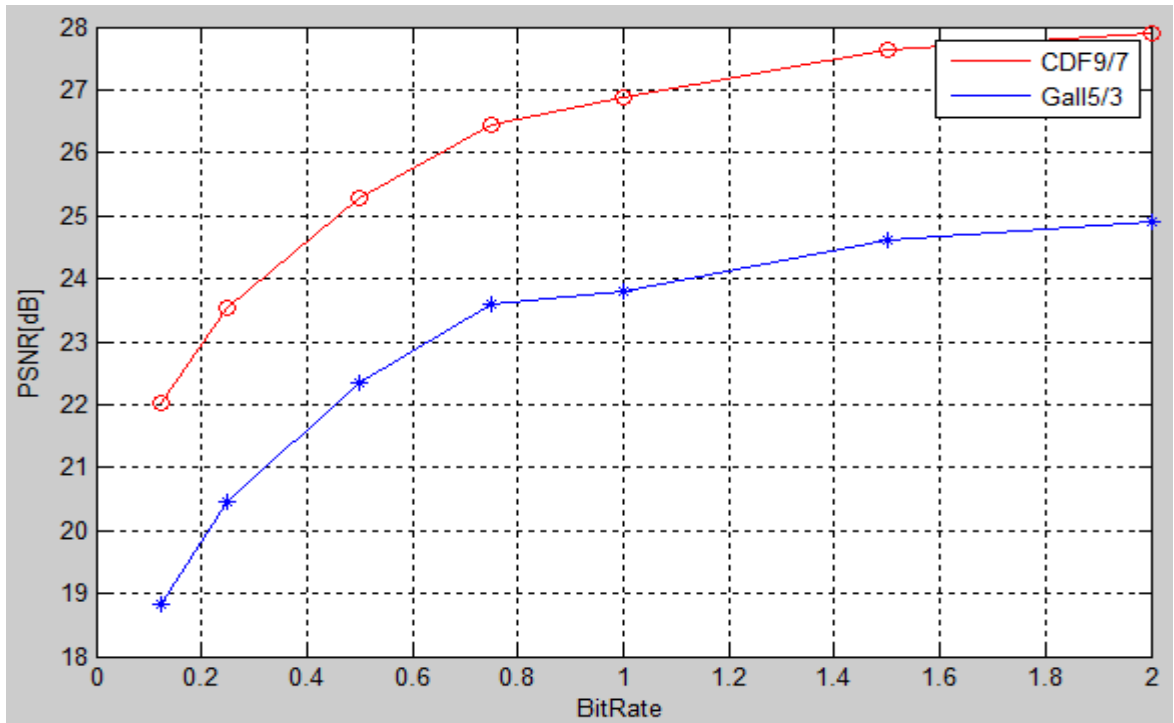


Figure III.1 : La séquence vidéo ‘Akiyo’.

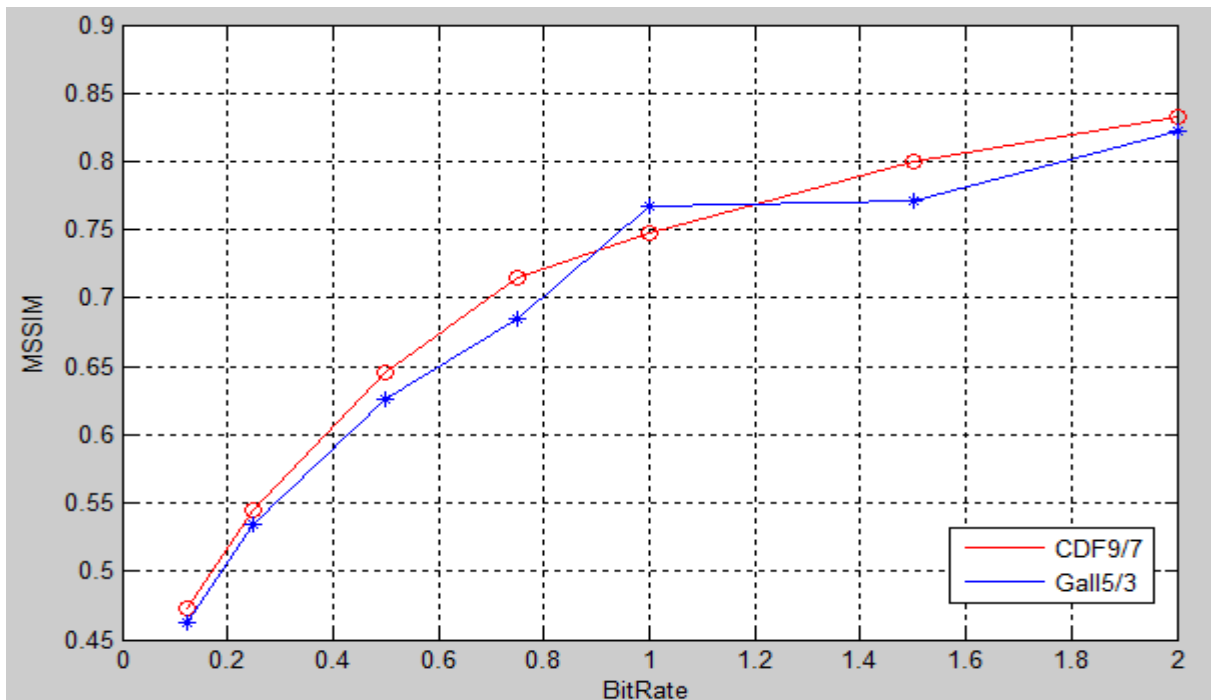
Afin d’étudier l’influence du choix de la méthode, nous faisons varier le débit binaire de 0.125 à 2 Mbps et nous calculons les paramètres d’évaluation. Les résultats de simulation de l’algorithme (DWT+SPIHT) de la vidéo ‘Akiyo’ pour le CDF9/7 et Gall5/3 sont représentés sur le tableau III.1:

R_c (Mbps)	Méthode CDF9/7 et SPIHT		Méthode Gall5/3 et SPIHT	
	PSNR (dB)	MSSIM	PSNR (dB)	MSSIM
0.125	22,0172	0,4732	18,8413	0.4621
0.25	23,5486	0,5454	20,4679	0.5348
0.5	25,2708	0,6451	22,3358	0.6254
0.75	26,4428	0.7148	23,5925	0.6853
1	26,8778	0,7470	23,7873	0.7676
1.5	27,6308	0,8001	24,6027	0.7706
2	27,9032	0,8325	24,9179	0.8224

Tableau III.1: Variation du PSNR (dB) et MSSIM de la séquence vidéo ‘Akiyo’ après l’utilisation de l’algorithme DWT et SPIHT.



(a). PSNR (dB)



(b). MSSIM

Figure III.2: Résultats de comparaison entre les deux types de filtre pour la séquence vidéo naturelle 'Akiyo' compressée par méthode (DWT et SPIHT).

La figure III.3 représente une image reconstruite de la séquence vidéo pour un taux de compression égale à 0.1 Mbps pour les différents algorithmes utilisés.

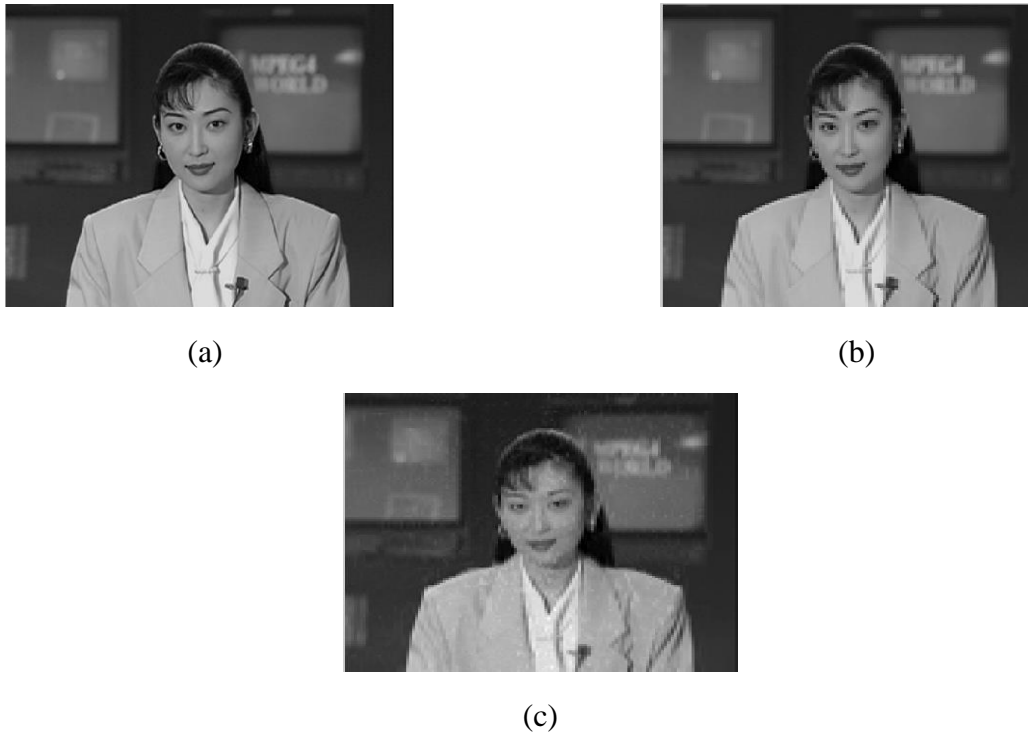


Figure III.3 : Résultats de compression par : (a). Frame originale ; (b). DWT(CDF9/7) et SPIHT ; (c). DWT(Gall5/3) et SPIHT.

Après la comparaison entre les différentes courbes des deux types et des images de la figure III.3, nous pouvons dire que le filtre CDF9/7 est le plus approprié à la compression de ce type de vidéo.

III.4 Effet du niveau de décomposition en ondelettes :

Dans cette partie, les résultats de simulations de la compression de la vidéo ‘Akiyo’ par l’algorithme CDF9/7 et SPIHT en fonction du niveau de décomposition sont présentés. Les tableaux suivants illustrent les résultats du PSNR, MSSIM et temps de calcul pour les différents niveaux de décomposition.

❖ **Niveau=3 :**

BPP (bit par pixel pour une image de la vidéo)	0.125	0.25	0.5	0.75	1	1.5
PSNR	13.7783	18.7507	21.0202	23.0375	23.6121	24.8232
MSSIM	0.3638	0.4725	0.5172	0.5971	0.6859	0.7705
Temps de calcul (seconde)	3.786	4.525	5.670	6.697	7.779	9.828

Tableau III.2 : PSNR, MSSIM et temps de calcul en fonction du Bpp pour un niveau de décomposition égale à 3.

❖ Niveau=4 :

BPP (bit par pixel pour une image de la vidéo)	0.125	0.25	0.5	0.75	1	1.5
PSNR	19.7365	22.2013	24.7236	25.8618	26.4788	27.1460
MSSIM	0.4487	0.4901	0.6221	0.6929	0.7365	0.7917
Temps de calcul (seconde)	3.869	4.557	5.528	6.579	7.806	10.094

Tableau III.3 : PSNR, MSSIM et temps de calcul en fonction du Bpp pour un niveau de décomposition égale à 4.

❖ Niveau=5 :

BPP (bit par pixel pour une image de la vidéo)	0.125	0.25	0.5	0.75	1	1.5
PSNR	21.6077	23.1877	24.9985	26.1250	26.5811	27.2558
MSSIM	0.4808	0.5414	0.6449	0.7176	0.7466	0.8025
Temps de calcul (seconde)	3.997	4.701	5.613	6.723	8.037	11.026

Tableau III.4 : PSNR, MSSIM et temps de calcul en fonction du Bpp pour un niveau de décomposition égale à 5.

❖ Niveau=6 :

BPP (bit par pixel pour une image de la vidéo)	0.125	0.25	0.5	0.75	1	1.5
PSNR	22,0172	23,5486	25,2708	26,4428	26,8778	27,6308
MSSIM	0,4732	0,5454	0,6451	0,7148	0,7470	0,8001
Temps de calcul (seconde)	3.868	4.661	5.585	6.754	7.907	11.412

Tableau III.5 : PSNR, MSSIM et temps de calcul en fonction du Bpp pour un niveau de décomposition égale à 6.

Les figures suivantes montrent la variation du PSNR et MSSIM en fonction du Bpp de séquence vidéo « Akiyo » pour différents niveaux de décomposition (3, 4, 5 et 6) en utilisant l'ondelette CDF9/7.

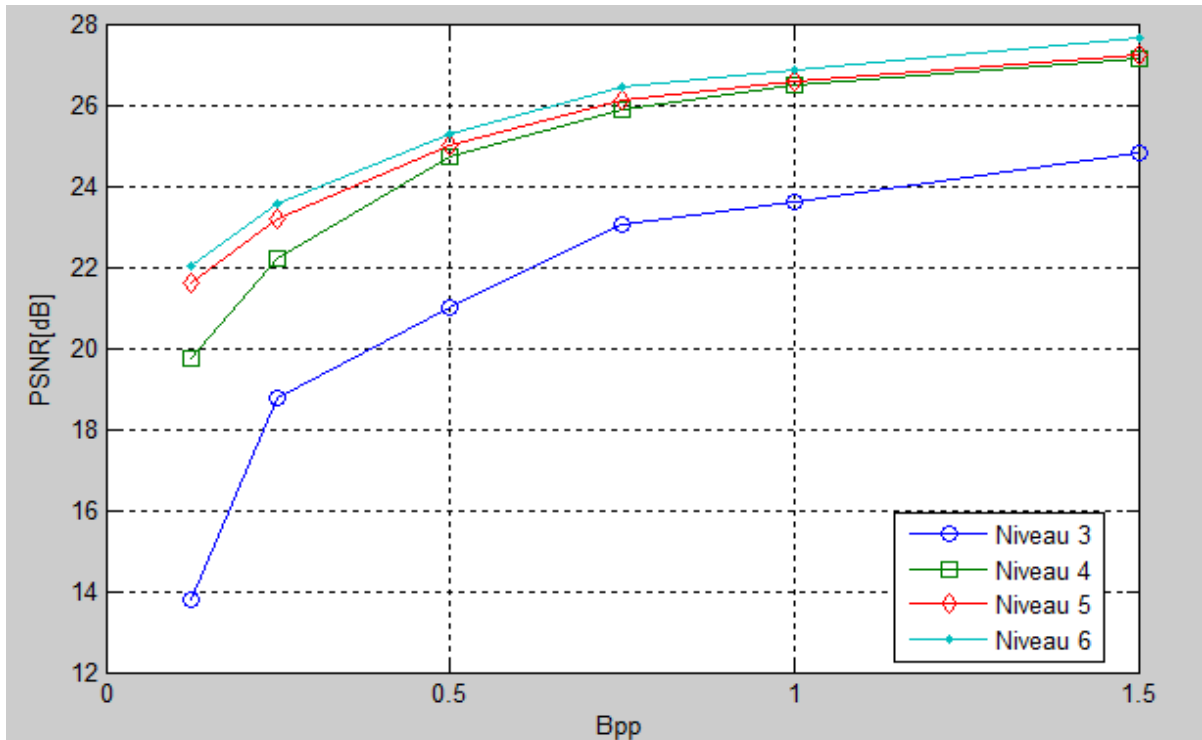


Figure III.4: PSNR pour les niveaux (3, 4,5 et 6) en fonction de Bpp pour l'ondelette CDF9/7.

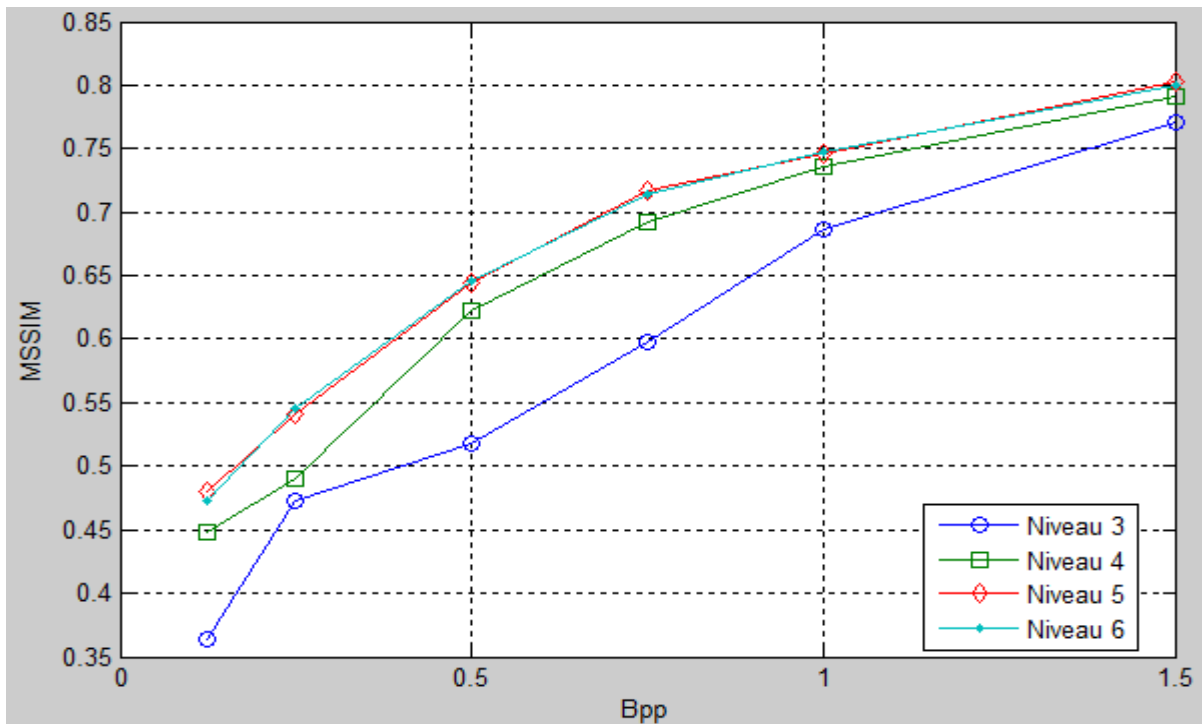


Figure III.5: MSSIM pour les niveaux (3, 4,5 et 6) en fonction de Bpp pour l'ondelette CDF9/7.

En analysant les courbes, les résultats suivants peuvent être donnés :

- Un niveau de décomposition égale à 5 donne les meilleurs résultats de compression en termes de PSNR et MSSIM quel que soit le taux de compression (Bpp).
- Un niveau de décomposition égale à six donne de meilleur résultat en termes de PSNR et MSSIM qu'un niveau de décomposition égale à 4 à partir d'un taux de compression égale à 1.5.
- Pour un niveau de décomposition égale à 6, le temps de calcul nécessaire pour la réalisation de la simulation est toujours plus élevé que les autres niveaux de décomposition quel que soit la valeur du taux de compression.
- Pour un niveau de compression égale à 5 le temps de calcul est toujours le plus faible.

Pour un autre exemple de la séquence vidéo 'Stefan' avec un niveau de décomposition égale à six et d'un taux de compression égale à 1.5 :



Figure III.6 : La séquence vidéo 'Stefan'.



(a)



(b)

Figure III.7 : Résultats de compression par : (a). Frame originale ; (b). DWT(CDF9/7) et SPIHT.

R_c (Mbps)	1.5
PSNR (dB)	27.2201
MSSIM	0.7104
Temps de calcul (seconds)	10.407

Tableau III.6 : PSNR, MSSIM et temps de calcul en fonction du Bpp=1.5 pour un niveau de décomposition égale à 6.

III.5 Conclusion :

Les résultats de la simulation pour la compression d'une séquence vidéo 'News' par deux algorithmes de compression différents a été illustré.

L'algorithme utilisant l'ondelette CDF9/7 et le codage SPIHT a donné les meilleurs résultats.

L'étude du niveau de décomposition à cet algorithme a montré qu'un niveau de décomposition égale à 5 semble le mieux adapté pour la compression de séquences vidéo en termes de PSNR, MSSIM et temps de calcul.

Conclusion Générale

Conclusion générale

La grande quantité de données issues de ces vidéos nécessite de trouver des algorithmes de compressions rapides, efficaces et sans trop de pertes d'information et pouvant être transmis en Temps Réel. L'application de la transformée en ondelette à la compression des séquences vidéo demeure encore un domaine de recherche très vaste.

Les résultats de la simulation pour la compression d'une séquence vidéo 'Akiyo' par deux algorithmes de compression différents a été illustré.

L'algorithme utilisant l'ondelette CDF9/7 et le codage SPIHT a donné les meilleurs résultats.

L'étude du niveau de décomposition à cet algorithme a montré qu'un niveau de décomposition égale a 5 semble le mieux adapté pour la compression de séquences vidéo en termes de PSNR, MMSIM et temps de calcul. Néanmoins, la recherche dans ce domaine en est encore à ses débuts et les résultats obtenus jusque à l'heure actuelle sont difficilement évaluables.

Références

- [1] Éric Incerti, « COMPRESSION D'IMAGE ; Algorithmes et standards », Vuibert, Paris, 2003.
- [2] Stéphane Mallat & Gabriel Peyré. « Traitements géométriques des images par bandelettes », Journée annuelle 2006, p. 1.
- [3] A.W. Wong, R.K. Taira, and H.K. Huang, “Implementation of a digital archive system for aradiology department”, in Proc. SPIE Conf. on Medical Imaging VI: PACS Design and Evaluation 1645, pp. 182-190, 1992.
- [4] Ahmed Ben Attallah, « Etude et implantation d'Algorithmes de Compression d'images dans un Environnement Mixte Matériel et Logiciel », thèse de doctorat en électronique, Université Bordeaux 1, 2007.
- [5] P. Raf y, Y. Gaudeau, D. P. Miller, et J-M. Moureaux, "Computer Aided Detection (CAD) of Solid Lung Nodules in Lossy Compressed MDCT Chest Exams", ECR, Vienne, mars 2006.
- [6] A. Gouze, “Schéma Lifting Quinconce pour la Compression d'Images“, Ph.D. thésis, Université de Nice - Sophia Antipolis, France, décembre 2002.
- [7] G. Peyré., Géométrie multi-échelle pour les images et les textures. Thèse de doctorat,École Polytechnique, 2005.
- [8] M. Vetterli, “Filter banks allowing perfect reconstruction”, Signale Processing, vol. 10, pp. 219—244, 1986.
- [9] José Marconi M. Rodrigues, Transfert sécurisé d'images par combinaison de techniques de compression, cryptage et marquage, thèse de doctorat à l'université Montpellier II, Soutenue publiquement le 31 Octobre 2006.
- [10] V. Cerny, Thermodynamical approach to the traveling salesman problem: an efficient simulation algorithm. JOURNAL OF OPTIMIZATION THEORY AND APPLICATIONS : Vol. 45, 1985.
- [11] M. Brogui & N. Boumaraf, (2015), "Détection et suivi d'un objet suspect dans le contexte de vidéosurveillance", Université Kasdi Merbah-Ouargla.
- [12] C. Rafael Gonzalez, E. Richard. L Woods and E. Steven, “Digital Image Processing Using MATLAB”, Pearson Prentice-Hall, 2004.
- [13] Philippe Bellaïche, « Les secrets de l'image vidéo », 8ème édition, Eyrolles, ISBN, 2015.

- [14] Iain E. G. Richardson, "H.264 and MPEG-4 Video Compression. Video Coding for Next generation Multimedia", Wiley, 2003.
- [15] Q Yun. Shi and Sun Huifang, "Image and Video Compression for Multimedia Engineering, Fundamentals, Algorithms, and Standards," CRC Press, USA (2000).
- [16] Iain E Richardson. Video codec design: developing image and video compression systems, John Wiley & Sons, 2002.
- [17] Cyril Bergeron « Optimisation conjointe source/canal d'une transmission vidéo H.264/AVC sur un lien sans fil » Thèse en télécommunications Spécialité : Traitement du Signal et de l'image. Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications PARIS. 24 janvier 2007.
- [18] Kerfa Djoudi and Belbachir Mohamed, An efficient algorithm for fast block matching motion estimation, MISC, 2014.
- [19] Ioannis Pita, Digital image processing algorithms and applications, John Wiley & Sons, 2000.
- [20] Iain E. Richardson, "The H.264 advanced video compression standard", 2nd edition, ISBN, John Wiley & Sons, 2010.
- [21] N. Nihel, Conception conjointe sur FPGA d'un décodeur HD H264/AVC utilisant un codage entropique de type CABAC, UNIVERSITÉ DE SFAX, Tunisie 2015.
- [22] M. Azni, Codage Conjoint Source Canal : Modèle et Application à la Transmission Vidéo. Editions Universitaires Européennes, 2011.
- [23] S. YAHI, C. NAIT DJOUDI, « Etude et Conception d'une Plate-Forme de Diffusion d'un Bouquet Numérique TV & Radio Par Satellite », Diplôme d'Ingénieur d'Etat en Electronique Option : Télécommunication, Université MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU, 2011.
- [24] G. Côté and L. Winger, "Progrès récents dans le domaine de la compression vidéo", IEEE Canadian Review-Spring, 2002.
- [25] Antoine Robert, Transformées orientées par blocs pour le codage vidéo hybride, PhD thesis, Télécom ParisTech, 2008.
- [26] Hong Man, Alen Docef, and Faouzi Kossentini, Performance analysis of the jpeg 2000 image coding standard, Multimedia Tools and Applications, 2005.
- [27] Guy Côté and Lowell Winger, Progrès récents dans le domaine de la compression vidéo, IEEE canadian Review, 2002.
- [28] Christoph Meinel & Harald Sack, "Digital Communication", Springer-Verlag Berlin Heidelberg, ISBN, 2014.

- [29] E. Incerti, *Compression d'image : algorithmes et standards*. Vuibert, 2003.
- [30] Maria Trocan, *Décompositions spatio-temporelles et allocation de débit utilisant les coupures des graphes pour le codage vidéo scalable*, PhD thesis, Télécom ParisTech, 2007.
- [31] H.263++ : H.263 Annex U, V, W and X. Compléments de la recommandation H.263 à l'UITT. (2000).
- [32] R. Westwater, B. Furht and B. Furht, "Real-Time Video Compression: Techniques and Algorithms", Kluwer Academic Publishers Boston, Dordrecht, London (1997).
- [33] G. Huchet, "Nouvelles méthodes de codage vidéo distribué", Ph.D. dissertation, Université Laval, Québec, 2009.
- [34] G. J. Sullivan et al., "Overview of the high efficiency video coding (HEVC) standard", *IEEE Trans Circuits Syst. Video Technol.* 22 (12), 1649–1668 (2012).
- [35] S. Percheron, and J. Vieron, "HEVC, the key to delivering an enhanced television viewing experience Beyond HD ", *SMPTE 2013 Annual Technical Conference & Exhibition*, 2013.
- [36] M. S Bendelhoum and S. M Debbal, *Traitement de signaux phonocardiogrammes*, Omn, Univ, Europ, 2011.
- [37] M. Brishoual, "Reconstruction de données : Application à la dosimétrie des radiotéléphones", *Thèse de Doctorat*, Institut National des Sciences Appliquées de Rennes, 2001.
- [38] S. Mallat, *A wavelet tour of signal processing*, Academic Pres AP, Third Edition, 2008.
- [39] P. Ravier, *Cours d'ondelettes*, Espeo-université d'Orléans, 2000.
- [40] P. Bourgeat, « Segmentation d'images de semi-conducteurs appliquée à la détection de défauts », *thèse de Doctorat*, Université De Bourgogne, Spécialité : Instrumentation et Informatique de l'Image, 2004.
- [41] L. Bouamama, « L'interférométrie holographique outil de contrôle pour macro et micro objets », *thèse de Doctorat*, Université Ferhat Abbas, IOMP, 2002.
- [42] M. Malek, « Développement de méthodes d'holographie numérique pour la métrologie tridimensionnelle dans les écoulements », *thèse de Doctorat*, Option : Physique-Optronique, Faculté des Sciences et Techniques de l'Université de Rouen, 2004.
- [43] P. Bourgeat, « Segmentation d'images de semi-conducteurs appliquée à la détection de défauts », *thèse de Doctorat*, Université De Bourgogne, Spécialité : Instrumentation et Informatique de l'Image, 2004.

- [44] O.Rioul, « Ondelettes régulières: Application à la compression d'images fixes », Thèse présentée pour obtenir le titre de Docteur de l'Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications Spécialité : Signal et Images, Université Paris Dauphine, 1993.
- [45] M. Misiti, Y. Misiti, G. Oppenheim, J.M. Poggi, « Les ondelettes et leurs applications », Traitement du signal et de l'image, Information – Commande – Communication, hermes Science © LAVOISIER, Paris 2003.
- [46] J. SHAPIRO, "Embedded Image Coding using Zerotree of Wavelet Coefficients", IEEE trans. Signal processing. Vol. 41, December, 1993.
- [47] S.G. MIAOU, S.T. CHEN, and S.N. CHAO, "Wavelet-based lossy-to-lossless medical image compression using dynamic VQ and SPIHTcoding", Biomedical engineering-applications, basis & communications, Vol. 15, December 2003.
- [48] Y.S.Kim and W.A. Pearlman, "Lossless volumetric Image Compression", In Applications of Digital Image Processing XXII, Proceedings of SPIE vol. 3808, 1999 .
- [49] E. SJÖBLOM, "Compression of Medical Image Stacks using Wavelets and Zero-Tree Coding", Master thesis, Division of Image Coding, Department of Electrical Engineering, Linköping University, junry, 2002.
- [50] Jonathan Taquet, "Techniques avancées pour la compression d'images médicales", Thèse de doctorat, Université de Rennes1, 2011.
- [51] C. YEN-YU, T. SHEN-CHUAN, "Embedded medical image compression Using DCT based subband decomposition and modified SPIHT data organization", Proceedings of the Fourth IEEE, 2004.
- [52] A.B. WATSON, L. KRESLAKE, "Measurement of visual impairment scales for digital video", in Human Vision, Visual Processing, and Digital Display, Proc. SPIE, Vol. 4299, 2001.
- [54] Z. WANG, A.C. BOVIK, H.R. SHEIKH and E.P. SIMONCELLI, "Image quality assessment: From error visibility to structural similarity", IEEE Transactions on Image Processing, Vol.13, No.4, 2004.
- [55] Z. WANG, A.C. BOVIK, "A universal image quality index", IEEE Signal Processing Letters, Vol. 9, pp. 81–84, 2002.
- [56] D. Lingrand, Introduction au traitement d'images, Paris : Edition Vuibert, 2004.
- [57] Y. Q. SHi, H. Sun, ``Image and video compression for multimedia engineering``, 2nd Ed, CRC press, Taylor & Francis group, 2008.
- [58] V. Bristanak, P. Yip, K. R.Rao, ``Discrete cosine and sine transforms``, Elseiver, Amsterdam, 2007.
- [59] S. A. Khayam, ``The discrete Cosine Transform (DCT): theorie and application``, Information théory and codage, ECE. 802-602 séminaire1-CEE, Mars 2003.

- [60] N. Do Minh, "Directional multiresolution image representations", D. Phil, Dissertation, Department of Communication Systems, Swiss Federal Institute of Technology (EPFL), Lausanne, Switzerland, October 2001.
- [61] BELADGHAM.M, « Segmentation, Analyse et Compression d'image par Ondelettes : Application aux IRM », Mémoire de magister en électronique option : Signaux et systèmes, université de tlemcen. Octobre 2003.
- [62] B. Hacene, "Compression d'images médicales par ondelettes de seconde génération", Thèse de doctorat, Université Abou Bekr Belkaid, Tlemcen, 2014.
- [63] O Le Cadet, "Méthodes d'ondelettes pour la segmentation d'images. Applications à l'imagerie médicale et au tatouage d'images", Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, 2004.
- [64] R Benzid, "Ondelettes et Statistiques d'ordre Supérieur Appliquées aux Signaux Uni et Bidimensionnels", Thèse de Doctorat, Université de Batna, 2005.
- [65] Haroon A. Mohammad A. Data Compression Techniques on Text Files: A Comparison Study. *International Journal of Computer Applications*.2011 ;26(5): 0975 – 8887
- [66] Faisel Ghazee Mohammed, Color Image Compression Based on DWT, Thesis, University of Baghdad College of Science Department of Astronomy. 2006.
- [67] O. Kadri, « Compression d'images fixes par Ondelettes géométriques par utilisation des Curvelets et différents types d'interpolation dans la quantification scalaire », Mémoire de magister en électronique option : Signaux et communications, université de Biskra. 2014.
- [68] A. Glavieux, Information Theory and coding .UK: ENST Bretagne National High School of Telecommunications of Brittany VII .1990.
- [69] I. IKHLEF & S. MOKHTAR SEDDIK, « Application de la transformée en ondelettes pour compression des séquences vidéo », Université Belhadj Bouchaib Ain Temouchent, 2016.