

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE MOULOUD MAMMARI , TIZI-OUZOU
FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET DE L'INFORMATIQUE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE



Mémoire de fin d'études

Présenté en vue de l'obtention
du diplôme de Master en Electronique
Option : électronique biomédicale

Présenter par : M^{elle} BECHA Rosa

M^{elle} GRINE Kahina

thème:

**Codage des images radiographiques
par EZW**

Devant les membres de jury :

Président :	Mr HADDAB Salah	maitre de conférences	UMMTO
Promotrice :	Mme HEMDANI Naima	enseignante	UMMTO
Examinatrices :	Mme DRIF Naima	enseignante	UMMTO
	Mme AMAR MADJQAN Ouardia	enseignante	UMMTO

Année universitaire : 2013-2014

Remerciements

Nous souhaitons exprimer nos remerciements les plus sincères pour toutes les personnes qui nous ont apportées leur aide et grâce auxquelles nous avons pu élaborer et mener à terme ce mémoire.

Avant tout, nous remercions le Bon Dieu de nous avoir donné le courage et la force nécessaire pour terminer ce travail.

Nous tenons ensuite à remercier Madame HEMDANI Naima, notre promotrice pour sa serviabilité, sa disponibilité et ses remarques consécutives qui nous sont utiles tout au long de notre projet. Nous tenons aussi à la remercier pour sa simplicité, son honnêteté intellectuelle et sa gentillesse.

Nous remercions également le président et les membres de jury qui nous feront l'honneur de juger notre travail.

Enfin, que tous ceux qui ont, de près ou de loin, contribué à la concrétisation de ce travail trouveront ici l'expression de notre vive reconnaissance.

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail à :

- *A mon père, ma mère,*
- *A mes frères, mes sœurs.*
- *A tout mes amis(es) sans exception.*

Rosa

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail :

- ❖ *En premier lieu à mes très chers et adorables parents, pour leurs soutiens tout au long de mes études, auxquels je dois tout.*

- ❖ *A mon très cher frère Hocine.*

- ❖ *A tout mes proches et amis(es).*

Kahina

Résumé :

L'imagerie radiographique occupe une position dominante dans l'imagerie médicale ; elle sert à détecter les anomalies pour mieux les diagnostiquer et donc avoir plus de chance pour les soigner.

La question fondamentale aborder dans ce mémoire est celle de l'élaboration d'une méthode de compression pour faciliter l'archivage et la transmission des images médicales avec des forts taux de compression et le minimum de distorsion .Nos travaux se sont déployer autour d'un schéma de compression, utilisant une transformée en ondelettes, associer à une quantification par ordre de zéros suivit d'un codeur arithmétique.

L'application de notre approche sur ces images nous a permit d'atteindre des taux de compression élevées de l'ordre 95,24% par l'intermédiaire de l'ondelette 9/7 ; toute en assurant une qualité acceptable de l'image reconstruite.

Mots clés :

JPEG2000 ; TOD 2D ; EZW ; compression d'images radiographiques.

Sommaire

Introduction générale.....1

Chapitre I : généralités sur la radiographie

Introduction.....	3
I. Les rayons X	3
I.1. Définition	3
I.2. production	4
I.3. L'interaction des photons X avec la matière	5
I.3.1. Effet photoélectrique	6
I.3.2 Effet Compton	6
II. La radiographie	6
II.1. Définition	6
II.2. formation de l'image radiographique	7
II.2.1. Principe de fonctionnement	7
II.2.2 système de détection.....	8
II.2.2.1 Le couple écran-film	9
II.2.2.2. Inconvénients	10
II.2.2.3. Les détecteurs numériques	10
II.2.2.3.1. La radiographie calculée ou système CR	10
a) Formation de l'image latente	11
b) Lecture de l'image latente	12
c) Réinitialisation de l'ERLM	12
II.2.2.3.2. La radiographie numérisée ou système DR	13
1) Les capteurs plans à conversion directe	13
➤ La couche de détection	13
➤ La matrice TFT	14
2) Les capteurs plans à conversion indirecte	15
a) Capteurs à base de silicium amorphe	15

➤ La couche de détection	15
➤ La matrice TFT	16
b) Capteurs associés à des caméras CDD	16
II.2.2.4. Avantages et inconvénients de la radiographie numérique	16
a) Les Avantages	16
b) Les inconvénients	17
II.2.3 La radiographie basse dose : l'avenir.....	17
II.3. Qualité de l'image	17
II.3.1 La confusion des plans	18
II.3.2 La projection conique	18
II.3.3 Le contraste	18
II.3.4 Le grain	19
II.3.5 La netteté.....	19
➤ Flou géométrique	19
➤ Le flou cinétique	19
Conclusion.....	20

Chapitre II : généralités sur la compression d'images

Introduction	21
I. Mesure de performance	21
1) taux de compression	21
2) L'entropie	22
3) Mesure de distorsion	22
II. Les méthodes de compression	23
1) La compression sans perte (réversible).....	23
1. 1. La transformation.....	24

1.2.	Le codage	24
1.2.1	Codage entropique	24
1.2.1.1	Codage de Shannon-Fano	24
1.2.1.2	Codage de Hoffman	25
1.2.1.3	Codage arithmétique.....	26
1.2.2.	Codage par plage (RLE).....	26
2)	Compression avec pertes d'informations	27
2.1	La quantification	27
2.1.1	La quantification scalaire (QS)	28
2.1.2	La quantification vectorielle (QV).....	28
III.	Les standards de compression d'images	28
1)	Le standard JPEG	28
1.2.	Principe de la compression JPEG	29
1.2.1	Transformation en couleurs	29
1.2.2	Découpage en sous blocs	30
1.2.3	Décalage de niveau	30
1.2.4	La Transformée en Cosinus Discrète (DCT)	30
1.2.5	La quantification.....	32
1.2.6	La prédiction	32
1.2.7	Le codage.....	33
a)	Codage des coefficients DC	33
b)	Codage des coefficients AC	34
2)	Le standard JPEG2000	34
2.1	La chaine de compression JPEG 2000	35
2.1.1	Le Prétraitement	35
2.1.2	Centrage des données	35
2.1.3	La transformé en couleur.....	36
➤	une transformée (RCT).....	36

➤ une transformée(ICT).....	36
2.1.4 La transformée en ondelettes	37
➤ Transformation irréversible	38
➤ Transformation réversible	38
2.1.6 La quantification	38
2.1.7 Le Codage.....	39
2.1.7.1 Codage des bit-planes	41
➤ propagation de signification	41
➤ amélioration d'amplitude	41
➤ passe de nettoyage	42
2.1.7.2 Codage arithmétique	42
2.1.7.3 Allocation de débit	43
2.2 Codage par région d'intérêt	44
Conclusion	44

Chapitre III : La théorie des ondelettes

Introduction.....	46
➤ La transformée de Fourier (TF)	46
➤ La transformée de Fourier à fenêtre glissante	47
I. La transformée en ondelettes (TW).....	48
I.1 Définition.....	48
I.2 Condition d'admissibilité	49
I.3 Transformée en ondelette continue (TOC).....	50
I.4 la transformé en ondelettes discrètes (TOD)	50
II. L'analyse multi-résolution.....	51
II.1 Fonction d'échelle et sous espace d'approximation	52
II.2 Fonction d'ondelette et sous espace de détail	53

III . Algorithme de Stéphane MALLAT	54
➤ Analyse	54
➤ Synthèse	55
IV . Algorithme pyramidal de S.MALLAT	56
IV.1 fonction échelle et ondelette à deux dimensions	57
V . Propriétés des ondelettes.....	58
V.1 régularité	58
V.2 nombre de moments nuls	59
V.3 Support compact.....	59
V. 4 Symétrie	59
V.5 Orthogonalité	59
V.6 similarité	59
Conclusion	60

Chapitre IV : quantification par zerotree

Introduction	61
I. Méthodologie	61
I.1 La TOD	62
1) initialisation	62
2) filtrage 1-1D	62
3) filtrage 2-1D.....	62
I.2 EZW.....	63
I.2.1 Présentation du codeur EZW	63
I.2.1.1 Définition de zerotree	64
I.2.1.2 La combinaison du zerotree avec la redondance inter- bande	65
I.2.2 Déroulement de l'algorithme EZW.....	65

A. la passe dominante.....	65
a) Le choix des coefficients significatifs.....	65
b) Le parcours des coefficients	66
c) Le codage des coefficients.....	66
d) La quantification par approximation successives	67
B. la passe subalterne.....	68
C. le décodage	69
I.2.2. Application de l’algorithme EZW	70
I.3 Le codage arithmétique	73
Conclusion	75

Chapitre V : tests & résultats

Introduction.....	76
I. Présentation des données	76
II. Application et interprétation	77
II.1 Choix du filtre associé	77
➤ Interprétations des premiers résultats	80
II.2 Choix du niveau de résolution	80
➤ Interprétations des seconds résultats	85
Conclusion	86
Conclusion générale.....	87

Liste des figures

Figure(I.1) : le spectre électromagnétique.....	4
Figure (I.2) : schéma du principe de fonctionnement d'un tube à rayon X.....	5
Figure (I.3) : équipements radiographiques.....	7
Figure (I.4) : Formation de l'image radiographique	7
Figure (I.5) : les densités radiographiques	8
Figure(I.6) : cycle de formation de l'image	11
Figure (I.7) : schématisation de la lecture d'un ERLM.....	12
Figure (I.8) : les trois principes de fonctionnement du système DR.....	13
Figure (I.9) : schéma d'un détecteur plan à conversion directe.....	14
Figure (I.10) : schéma d'un détecteur plan à conversion indirecte	15
Figure (II.1) : chaîne d'une compression sans perte d'information	23
Figure (II.3) : chaîne d'une compression avec perte d'information	27
Figure (II.4) : la Chaîne de compression JPEG.....	29
Figure (II.5) : Schéma de la prédiction fondée sur les 3 voisinages	32
Figure (II.6) : les choix de la prédiction	33
Figure (II.7) : Codage en DPCM des coefficients DC.....	33
Figure (II.8) : scan en zig-zag des coefficients AC.....	34
Figure (II.9) : La chaîne de compression JPEG 2000.....	35
Figure (II.10) : décomposition d'une image en sous bandes	37
Figure (II.11) : partitionnement en code block	40
Figure (II.12) : représentation en bit-plane d'un bloc de code bloc.....	40

Figure (II.13) : ordre de balayage d'une bande.....	41
Figure (II.14): Etats de voisins employés pour former le contexte.....	41
Figure (II.15) : schéma fonctionnel du codeur arithmétique	42
Figure (II.16) : convention utilisées dans le codeur arithmétique.....	43
Figure (II.17) : illustration du concept de couches de qualité	44
Figure (III.1) : Les représentations temporelle et fréquentiel d'un signal.....	47
Figure (III.2) ondelette avec différents facteurs d'échelles a	49
Figure (III.3) : ondelette avec différents facteurs de position b	49
Figure (III.4) : banc de filtre d'analyse	55
Figure (III.5) : banc de filtre de synthèse	55
Figure III.6 : Schéma de décomposition d'une image à une résolution	56
Figure III.7 : Schéma de reconstruction d'une image à une résolution.....	57
Figure (IV.1) : le schéma de compression développé.....	61
Figure (VI.2) : l'image après filtrage (1-1D).....	62
Figure (VI.3) : l'image après filtrage (2-1D).....	62
Figure (VI.4): l'image après TOD	63
Figure (IV.5) : Représentation de l'organisation en arbre des coefficients d'ondelettes....	64
Figure (IV.6) : Méthodes de parcours des coefficients.....	66
Figure(VI.7) : principe du codage EZW	69
Figure (IV.8) : exemple de matrice de coefficients.....	70
Figure (IV.9) : parcours des coefficients de la matrice avec Morton scan.....	71
Figure (IV.10) : illustration de codage arithmétique	73
Figure (V.1) : les images radiographiques.....	76

Figure (V.2) : la reconstruction de l'image (a) avec les différents filtres.	77
Figure (V.3) : la reconstruction de l'image (b) avec les différents filtres.....	78
Figure (V.4) : La reconstruction de l'image (c) avec les différents filtres.....	79
Figure (V.5) : Variation du PSNR en fonction des filtres sur les images (a), (b) et (c).	80
Figure (V.6) : image (a) restituée à différents niveaux de résolution.	81
Figure (V.7) : image (b) restituée à différents niveaux de résolution.....	82
Figure (V.8) : image (c) restituée à différents niveaux de résolution.	83
Figure (V.9) : Histogramme représentant la variation du PSNR et de Tc selon le niveau de résolution de l'image (a).....	84
Figure (V.10) : Histogramme représentant la variation du PSNR et de Tc selon le niveau de résolution de l'image (b).....	85
Figure (V.11) : Histogramme représentant la variation du PSNR et de Tc selon le niveau de résolution de l'image (c)	85

Introduction générale

L'être humain, par sa nature, cherche toujours le confort et le bien être ; c'est ainsi qu'il a introduit le mode numérique, ce dernier a su garder une place privilégiée dans notre environnement grâce aux différents avantages qu'ils assurent. Chose qui a encouragé tous les domaines à adopter ce mode et remplacer l'analogique.

Parmi ces domaines, le domaine médical, qui est passé par de nombreux progrès, qui ont fini par rendre possible la mise en œuvre de la radiographie numérique, par l'intermédiaire des détecteurs numériques.

Les avantages de la numérisation se reflètent par la quantité d'information volumineuse et énorme qu'elle engendre, ce qui nécessite un grand espace pour les stocker.

La problématique principale est que la puissance des processeurs augmente plus vite que la capacité de stockage. La grande quantité de données engendre rapidement la saturation des systèmes. La solution la plus adéquate dans ce cas est la compression.

Quand on entend le terme « compression », on comprend qu'il s'agit de minimiser ou d'éliminer quelque donnée. Ceci nous semble impossible et incorrecte, vu que l'imagerie médicale est un domaine de précision, où chaque information est importante pour le diagnostic. Autrement dit, il faut ajouter une autre contrainte, afin de trier les informations à éliminer ou à garder.

C'est pour cette raison qu'en compression, on dispose de deux types :

Le premier, dit sans perte, il conduit à une reconstruction idéale et parfaite de l'image, puisqu'il n'atteint pas des taux de compression élevés. Il est plus utilisé dans le domaine où il faut éviter de commettre des erreurs sur les données sensibles. Le second, dit avec perte, son but recherché est d'atteindre des taux de compression élevés, tout en gardant une bonne qualité d'image reconstruite ; par l'intermédiaire d'un meilleur compromis entre les deux.

Dans ce mémoire, nous proposons un schéma de compression basé sur la transformée en ondelettes, qui est un outil mathématique très utilisé dans le traitement d'images, puis nous appliquerons une quantification selon EZW qui sera suivie par un codage arithmétique. Afin, d'évaluer l'impact des différents types d'ondelettes ainsi que les niveaux de résolution sur l'image traitée.

Ce mémoire est organisé en cinq chapitres :

Dans le premier chapitre, nous aborderons l'imagerie radiographique, où nous donnerons un rappel sur les rayons X, en allant de leurs création jusqu'à leurs interaction avec la matière, pour qu'on puisse expliquer l'impact de ces rayons sur le corps humain. Puis nous mettrons en œuvre les différents capteurs utilisés dans l'acquisition de ce type d'image.

Le deuxième chapitre, porte sur des notions et généralités sur la compression d'images, où nous tracerons les chemins de compression qui sont utilisés dans les deux types : réversible et irréversible, suivies par quelques méthodes existantes dans ses deux types. Comme nous introduirons aussi les deux standards : JPEG, basé sur la DCT et son successeur JPEG2000, basé sur les ondelettes.

Le troisième chapitre sera consacré à la théorie des ondelettes, où nous ferons une étude sur les ondelettes continues et discrètes, l'analyse multirésolution afin, de présenter l'algorithme pyramidal de S.MALLAT utilisé dans le traitement des images.

Dans le quatrième chapitre, nous développerons notre schéma de compression en détaillant la quantification selon EZW ainsi que le codeur arithmétique.

Dans le cinquième chapitre, nous présenterons les tests et les résultats obtenus avec leurs interprétations.

Enfin, nous finirons par une conclusion générale et perspective.

Chapitre I :

Généralités sur la radiographie

INTRODUCTION :

L'imagerie médicale est un outil permettant de visualiser les processus biologiques au sein même des organes vivants, d'une manière non invasive. Elle est nécessaire pour détecter les anomalies et donc mieux les diagnostiquer et plus de chance pour les soigner.

Afin d'obtenir l'information désirée, on distingue plusieurs techniques d'imageries, qui se différencient en fonction du rayonnement utilisé par chacune. On allant des rayons X où on trouve la radiographie et le scanner vers les ultrasons dans l'échographie puis la résonance magnétique pour l'IRM.

Dans ce chapitre, on s'intéressera à la radiographie et donc aux rayons X (c'est ce type d'imagerie utilisé dans notre travail). Et, on mettra le point sur les différents détecteurs utilisés par cet appareil pour former l'image radiographique.

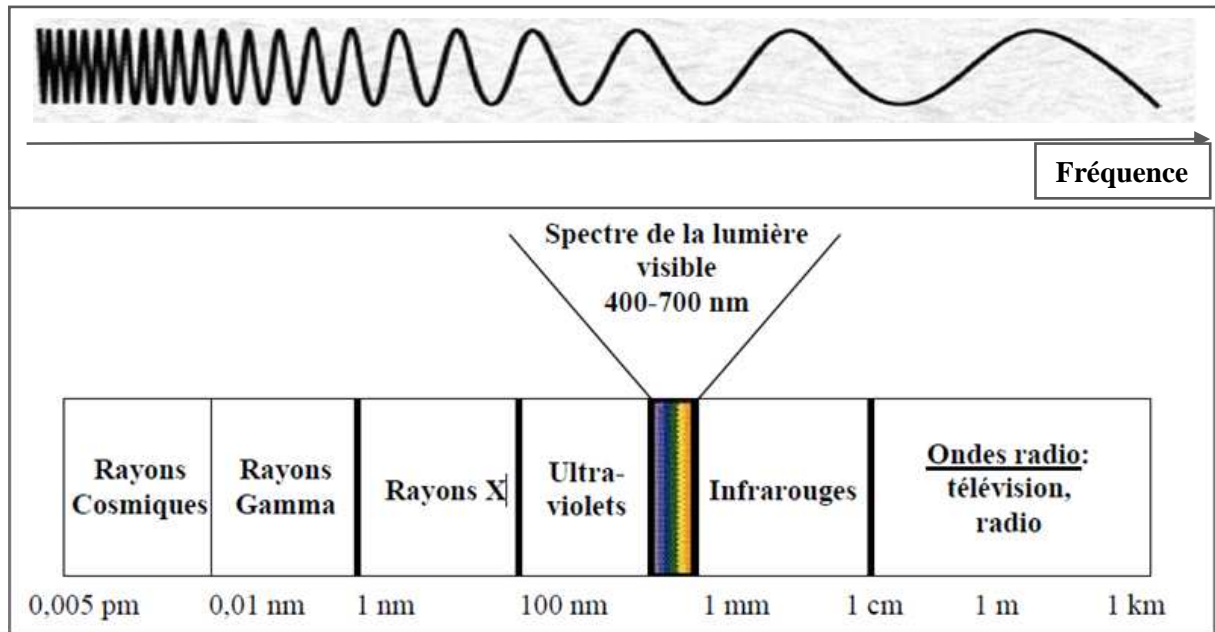
I. Les rayons X :

I.1. Définition :

Les rayons X ont été découverts en 1895 par le physicien allemand Wilhelm Röntgen, qui a reçu pour cela le premier prix Nobel de physique ; il lui donna le nom habituel de l'inconnue en mathématiques X. Les rayons X, sont en fait, des ondes électromagnétiques de très forte énergie qui peuvent aller de quelques électrons volts à plusieurs dizaines de Méga électrons volts et de longueur d'onde comprise approximativement entre 10^{-11} m et 10^{-8} m (voir figure I.1). Ils se déplacent dans le vide à la vitesse de la lumière c .

Ce rayonnement a pour particularité de traverser l'air, le papier, le verre, le bois et la matière vivante, mais d'être arrêté par le plomb ou le platine par exemple.

En imagerie médicale, les rayons X utilisés sont dans la gamme d'énergie 10-100 keV, ce qui correspond à une longueur d'onde de 0.1nm à 0.01nm



Figure(I.1) : le spectre électromagnétique

I.2. production :

La production de ces rayons X est réalisée au moyen d'appareils appelés tubes à rayons X. Ils sont généralement constitués d'une enveloppe de verre ou de métal maintenue sous vide.

Ce tube est composé d'une cathode et d'une anode placées à ses extrémités. Un nuage d'électrons se forme au niveau de la cathode, lorsque le filament de tungstène, qui la compose, est traversé par un courant électrique. Ces électrons sont attirés vers l'anode sous l'effet d'une importante différence de potentiel (généralement de 10 à 150 kV). Plus la tension entre l'anode et la cathode sera importante plus les électrons seront accélérés dans le tube, et plus les photons X produits seront porteurs d'une grande quantité d'énergie.

Une grande partie de cette énergie (99%) est convertie en chaleur d'où la nécessité d'un circuit de refroidissement à eau, qui a pour but de contrôler la température de l'anode.

Le reste (1%) est rayonné hors de la substance sous forme de photons X.

Ce tube à rayons X nécessite un courant de faible intensité et de très haute tension. Cette alimentation est fournie par des générateurs de haute tension.

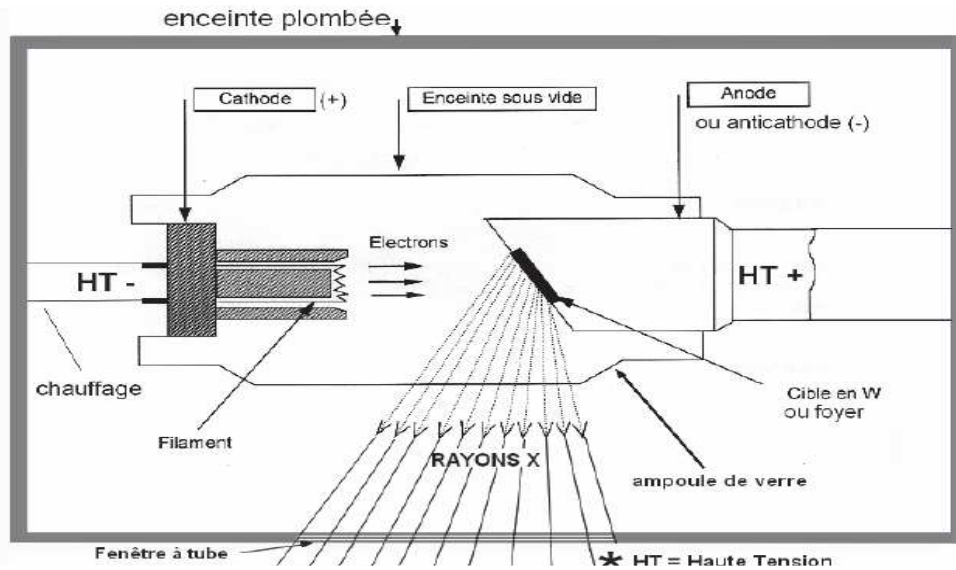


Figure (I.2) : schéma du principe de fonctionnement d'un tube à rayons X

I.3. L'interaction des photons X avec la matière :

Lorsqu'un faisceau de rayons X interagit avec la matière, on observe une diminution progressive de son intensité. Cette diminution du nombre de photons est due essentiellement à l'atténuation de ce faisceau.

L'atténuation est définie par la relation suivante :

$$I = I_0 \cdot e^{(-\mu \cdot x)} \quad (I.1)$$

Avec : I : intensité du faisceau émergent.

I_0 : intensité du faisceau incident.

μ : coefficient d'atténuation du matériau traversé.

x : épaisseur de matière.

Le coefficient d'atténuation varie fortement en fonction de l'épaisseur de la matière traversée et de l'énergie des photons.

Les rayons X peuvent interagir avec la matière selon deux mécanismes principaux :

I.3.1. Effet photoélectrique :

Lorsqu'un photon entre en collision avec les électrons des couches internes d'un atome (d'énergie de liaison importante), on parle d'effet photoélectrique. Dans ce cas, l'énergie du photon incident est transférée à l'électron qui est éjecté de sa couche électronique. Le réarrangement de l'atome s'accompagne de l'émission d'un rayon X d'énergie trop faible pour avoir un effet significatif. Cet effet a donc pour conséquence l'arrêt du rayon X et est à l'origine du contraste de l'image.

L'effet photoélectrique ne peut avoir lieu que si l'énergie du photon incident est supérieure à l'énergie de liaison de l'électron.

I.3.2 Effet Compton :

Le photon incident interagit avec un électron d'une couche superficielle d'un atome mais, celui-ci a une énergie de liaison beaucoup plus faible que celui impliqué dans l'effet photoélectrique. Ceci entraînant l'expulsion de l'électron ainsi que la diffusion du photon. Ce dernier ne disparaît pas mais, son énergie et sa direction sont modifiées.

Cet effet a donc pour conséquence une déviation du rayon X selon une direction aléatoire avec perte d'énergie et est à l'origine d'une diminution du contraste de l'image.

II. La radiographie :

II.1. Définition :

La possibilité de visualiser les organes internes chez les êtres vivants par l'utilisation des rayons X a été obtenue en 1895 par le physicien allemand Wilhelm Conrad Röntgen qui a réalisé la première radiographie de la main de sa femme. Il s'agit de la première technologie d'imagerie médicale. C'est une technique permettant d'obtenir une représentation en 2 dimensions d'un corps à partir d'une représentation en 3 dimensions.

Une radiographie peut être réalisée selon différentes orientations, les plus courantes sont l'incidence postéro-antérieure (PA, de l'arrière vers l'avant), antéropostérieure (AP, de l'avant vers l'arrière) et latérale (de profil). Elle est très largement utilisée pour le diagnostic de fractures osseuses, de cancer des poumons et de problèmes cardiovasculaires.



Figure (I.3) : équipements radiographiques.

II.2. formation de l'image radiographique :

II.2.1. Principe de fonctionnement :

Le processus de base consiste en une émission de rayons X (20 à 100 KeV) de courte durée (0.5 sec) de la source à positionner en face du patient et qui interagit avec celui-ci. Les photons diffusés par ce corps sont atténués par la grille qui est en plomb ou en acier, permet de limiter les effets du rayonnement diffusé sur l'image radiographique. Cette grille est composée de lamelles arrangées en peigne, ensuite l'image est recueillie en sortie sur un détecteur.

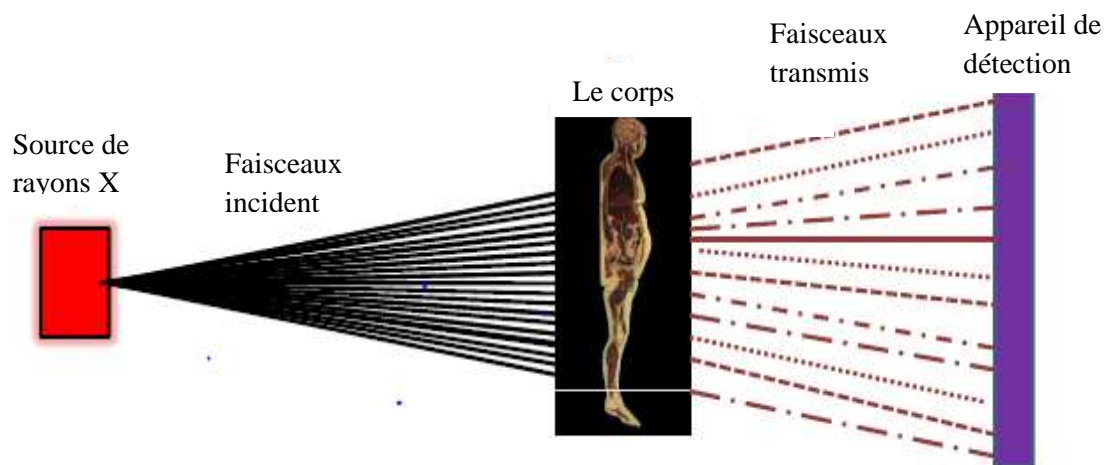


Figure (I.4) : Formation de l'image radiographique

Les rayons X sont atténués par les milieux biologiques traversés suivant une loi exponentielle qui tient compte de l'absorption photoélectrique et de la diffusion par effet Compton. Ce coefficient d'atténuation dépend de l'énergie du photon et du numéro atomique Z de la structure rencontrée. L'organisme humain possède des tissus comme les os, très opaques aux photons, possédant donc un coefficient d'atténuation très élevé. Cela vient du fait que le tissu osseux est composé d'éléments de numéro atomique élevé comme le calcium. Le corps est aussi composé de tissus mous, peu opaques aux rayons X. Parmi eux, on différencie les organes de densité hydrique car composés essentiellement d'eau (muscles, foie) des densités graisseuses dont le coefficient d'atténuation est légèrement plus faible. Enfin, le poumon étant essentiellement composé d'air qui laisse passer la quasi-totalité des rayonnements. Pour cela, on peut distinguer quatre densités radiographiques qui sont présentées sur la figure suivante :

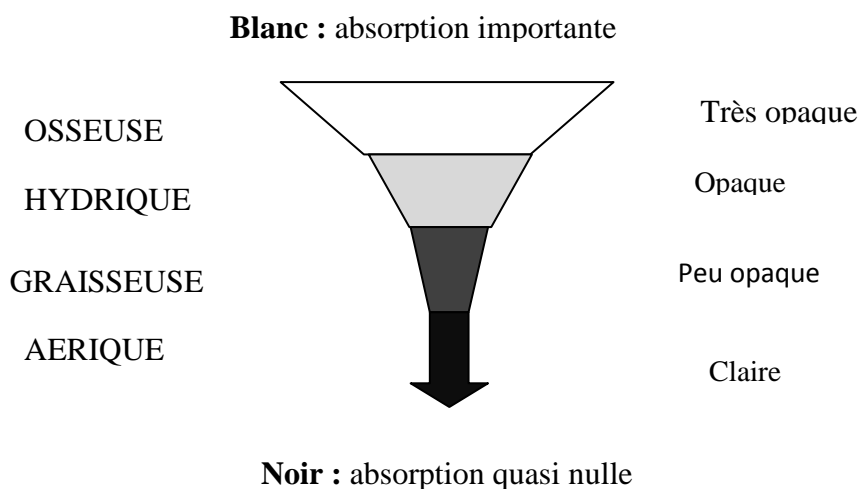


Figure (I.5) : les densités radiographiques

II.2.2 système de détection:

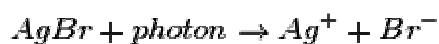
Le premier détecteur standard utilisé en radiographie conventionnelle c'était le couple écran-film. Aujourd'hui, les nouveaux développements technologiques en matière de détecteurs et d'ordinateurs ont permis l'avènement des détecteurs numériques. Actuellement, les détecteurs utilisés en radiographie sont classés principalement en deux branches: couples écran-film (analogiques) et détecteurs numériques.

II.2.2.1 Le couple écran-film :

La radiographie analogique utilise comme détecteur le couple écran-film. Le film photographique fut le premier détecteur à être utilisé en radiographie, dès la découverte des rayons X. Il est sensible à la lumière et aux rayons X dans une moindre mesure.

Ces rayons doivent être transformés en rayonnements lumineux. C'est le rôle des deux écrans renforçateurs présents autour du film. A l'heure actuelle, ces écrans sont composés de terres rares qui absorbent les rayons X et émettent une lumière verte. Cette dernière permet la formation d'une image latente sur le film radiographique.

Les films radiologiques sont des émulsions contenant des cristaux de d'halogénure d'argent (souvent de bromure d'argent « AgBr ») très sensibles à la lumière mais relativement peu aux rayons X. L'énergie transmise par la lumière sur ces cristaux provoque la libération d'un électron par les ions bromure et la formation d'un atome d'argent. Ces réactions mènent à la formation de l'image latente sur le film.



Afin d'obtenir l'image finale, le film radiographiques conventionnels doit être développé en trois étapes :

➤ **Révélation :**

Cette étape est réalisée en plongeant le film dans une solution basique qui transforme les ions argent positive en atome d'argent métallique, noir et visible sur le film. Cette étape est cruciale et doit se dérouler à température constante et temps de développement constant.

➤ **Fixation :**

La fixation de l'image est obtenue en plongeant le film dans une solution acide permettant de stopper ces réactions de réduction. Le temps de fixation est de 10 minutes environ.

➤ **Lavage et séchage :**

Le film est lavé pour retirer le surplus de fixateur, avant d'être séché. Au total, le développement manuel est au minimum de 30 minutes. La majorité des cliniques utilisant ce genre de films possède une développeuse qui réalise ces trois étapes en 45 secondes.

II.2.2.2. Inconvénients :

- Elle impose la nécessité d'un choix éclairé des constantes du tube à rayons X (mAs, kVp) en fonction du patient (épaisseur, pourcentage de graisse...) et de la sensibilité du film. Il existe donc une possibilité d'échec de l'acquisition non négligeable du fait du peu de dynamique du film choisi. Ces échecs sont autant de clichés à refaire et sont donc sources d'irradiation supplémentaire pour le patient.
- Elle ne permet pas de traitement informatisé à posteriori des images radiologiques (sauf si numérisation...).
- Elle augmente le temps manipulateur (développement du film...).
- Elle impose un coût pour tous les consommables (films à usage unique, produit de développement...) et engendre des difficultés de stockage.

II.2.2.3. Les détecteurs numériques :

La radiographie numérique commence à remplacer aujourd'hui le couple écran-film en utilisant des capteurs numériques qui transforment les photons X en signaux électriques pour former ainsi des images numériques présentant certains avantages sur le couple écran -film.

Il existe deux types de système permettant cette numérisation :

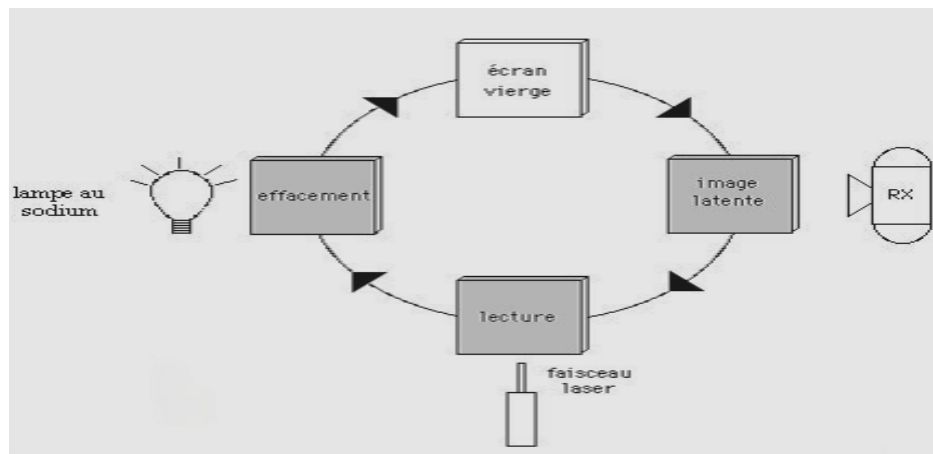
- La radiographie calculée (CR ou « computed radiography »)
- La radiographie numérisée (DR ou « digital radiography »).

II.2.2.3.1. La radiographie calculée ou système CR :

Ce système a été développé au Japon au début des années 1980. Il nécessite de posséder un générateur de rayons X, des cassettes contient un écran dit "écran à mémoire" qui remplace le couple film-écran traditionnel et va recueillir une image latente. La cassette impressionnée sera ensuite transférée dans une unité de lecture reliée au processeur de numérisation d'image. Après lecture, les informations contenues sur l'écran sont effacées pour permettre une nouvelle utilisation. Il est aussi possible d'imprimer les radiographies obtenues à l'aide d'un reprographe. [1]

C'est une méthode indirecte d'obtention de l'image. C'est, dans un premier temps, une image latente (virtuelle) qui est enregistrée sur la plaque stimulable avant d'être lue par un laser dans

le lecteur et enregistrée sur l'ordinateur. Ces différentes étapes définissent un cycle de formation de l'image.



Figure(I.6) : cycle de formation de l'image

a) **Formation de l'image latente :**

L'image latente se forme sur l'écran à scintillateur photo stimulable à mémoire, aussi appelé écran radio luminescent à mémoire (ERLM) ou plaque photo stimulable.

Cet ERLM est constitué de 4 couches :

- Une couche de protection ventrale.
- Une couche sensible (200 à 300 μm).
- une couche support en polyéthylène noircie au carbone évitant la réflexion du laser.
- Une couche de protection dorsale.

C'est la couche sensible qui permet la mémorisation de l'image latente. Elle est généralement composée de cristaux inorganiques constitués de fluoro-halogénures de baryum dopés aux ions europium bivalents. Ces derniers sont choisis pour leur forte luminescence. Les rayons X viennent interagir avec les cristaux et provoquent une perte d'électrons, proportionnelle à leur nombre et leur intensité, par les ions europium. Ces électrons accèdent à un niveau énergétique supérieur, les cristaux se trouvent alors dans un état instable. Le retour à l'état stable ne s'effectue pas spontanément car les électrons sont piégés par les fluoro-halogènes et les cristaux sont alors dans un état « demi-stable » : l'image latente.

b) Lecture de l'image latente :

La cassette est insérée dans le lecteur afin de révéler l'image sous forme de fluorescence, en forçant les cristaux à revenir à leur état de stabilité.

Une fois dans le lecteur, l'ERLM est amené par un moteur de haute précision sous un faisceau laser He-Ne de longueur d'onde précise (633 nm) oscillant. Ce laser va balayer point par point l'ERLM en moins d'une minute et provoquer le retour à leur état stable des cristaux, accompagné d'une émission sous la forme de photons lumineux. Cette émission lumineuse doit être ensuite convertie en signal électrique par l'intermédiaire d'un tube photomultiplicateur. Qui va être ensuite amplifié et converti par un convertisseur analogique numérique (CAN) en un signal numérique. Le convertisseur attribue à chaque signal électrique une valeur binaire qui correspondra à une nuance de gris pour chaque pixel. Dans les systèmes les plus répandus, ces pixels forment une matrice de 2048 x 2048, avec 4096 degrés de gris possibles. Traité informatiquement, ce signal nous permet de visualiser l'image sur un écran d'ordinateur haute-définition.

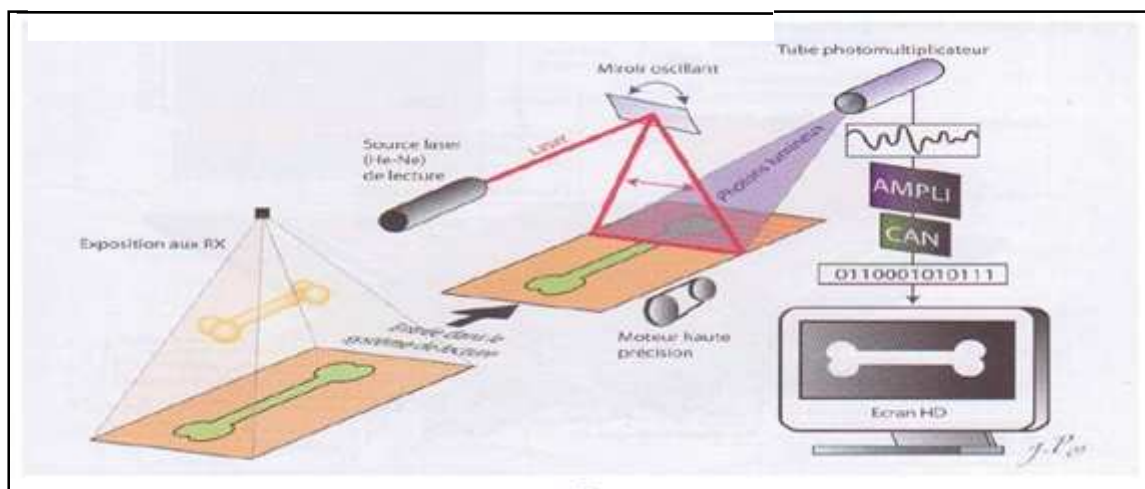


Figure (I.7) : schématisation de la lecture d'un ERLM

c) Réinitialisation de l'ERLM :

Une fois la lecture laser effectuée, il reste une petite partie de l'énergie contenue dans l'ERLM. Cette énergie rémanente pourrait parasiter les expositions suivantes. L'ERLM est donc réinitialisé par exposition à un flash de haute intensité lumineuse (type lampe au sodium). L'ERLM vierge est replacé dans la cassette et celle-ci peut être réutilisée. Une étude a montré que cette cassette est réutilisable plus de 10000 fois.

II.2.2.3.2. La radiographie numérisée ou système DR :

Ce système a été développé au début des années 1990. Il permet d'obtenir une image numérique directement sur l'écran d'ordinateur sans avoir à manipuler de cassette. Ce système comporte un générateur de rayons X, un détecteur à numérisation directe et une station informatique avec des moniteurs de visualisation des images ainsi qu'un logiciel de traitement des images. Il est aussi possible d'imprimer les radiographies obtenues à l'aide d'un reprographe. [2]

Les détecteurs à numérisation directe sont communément connus sous le nom de capteurs plans. Il en existe deux types : les capteurs plans à conversion directe et les capteurs plans à conversion indirecte (figure (1.8)). On différencie parmi les systèmes à détection indirecte ceux qui emploient les CCD et ceux qui emploient le silicium amorphe.

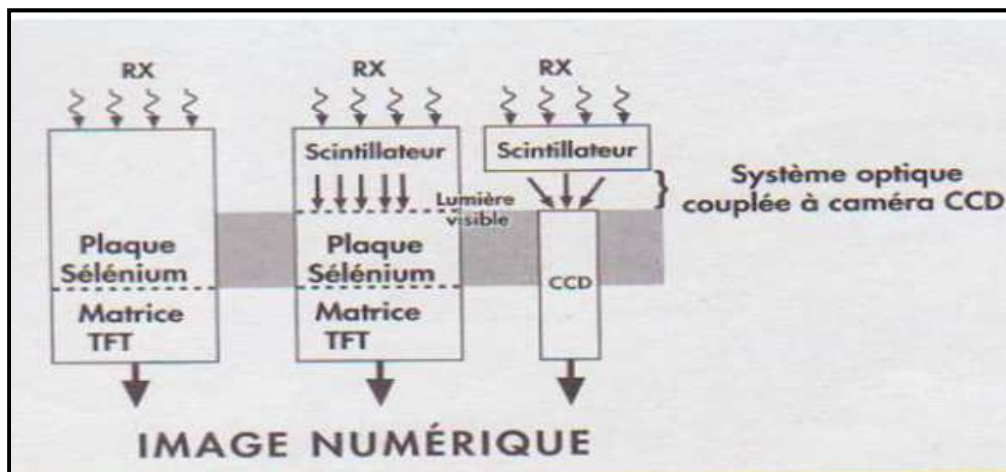


Figure (I.8) : les trois principes de fonctionnement du système DR

1) Les capteurs plans à conversion directe :

Les détecteurs à conversion directe sont capables de transformer directement l'énergie transmise par les rayons X en un signal électrique. Ils sont composés de deux parties (figure (1.9)) : une couche de détection et une matrice TFT « Thin Field Transistor » ou transistor à effet de champ.

➤ *La couche de détection :*

Elle est composée de trois parties. La partie supérieure est une électrode qui sera chargée positivement, la partie intermédiaire est isolante et la partie inférieure. Cette dernière est

constituée de sélénium amorphe (a-Se) et capable de déclencher sous l'effet des rayons X diverses réactions physiques visant à convertir les photons X en charges électriques.

➤ **La matrice TFT :**

Elle est composée d'un ensemble de transistors en couche mince sur un support de verre dans lequel se trouvent 6 à 9 millions d'unités élémentaires de détection (pixels technologiques) formant une matrice. Un pixel contient, dans sa partie supérieure, une électrode collectrice qui sera chargée négativement et qui est accolée à la partie semi conductrice de la couche de détection. Il contient aussi une capacité de stockage des charges électriques.

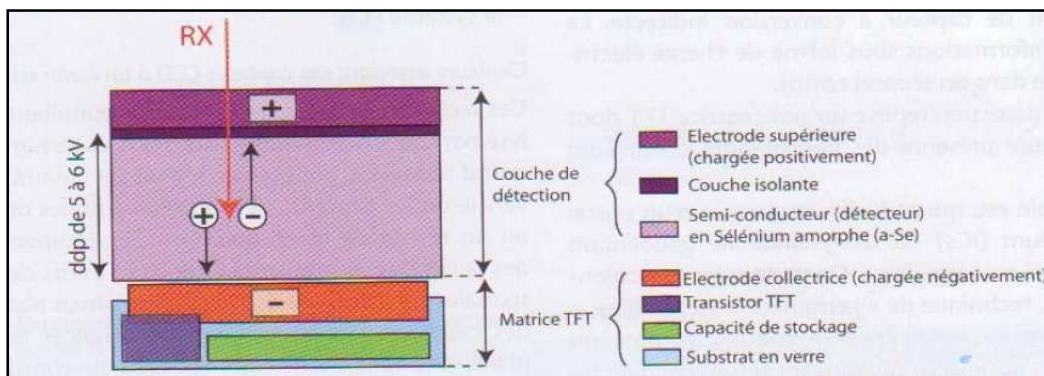


Figure (I.9) : schéma d'un détecteur plan à conversion directe

Le fonctionnement de ces capteurs est divisible en trois étapes. D'abord, on applique une différence de potentielle de 5 à 6 KV dans la couche de détection entre l'électrode supérieure et l'électrode collectrice dans le but de polariser ce détecteur.

Ensuite, l'exposition radiologique aux rayons X. Pendant cette exposition, des photons X sont absorbés par la couche de sélénium (a-Se) ce qui provoque une libération d'électrons grâce à la différence de potentiel, les électrons sont attirés vers l'électrode supérieure, neutralisent des charges positives et réduisent donc cette différence de potentiel. Cette réduction est proportionnelle au nombre et à l'intensité des rayons X. Associée à cela, la libération des électrons induit la formation de trous qui sont attirés et regroupés vers l'électrode collectrice de chaque pixel de la matrice TFT. Ce profil de charges récupéré par les électrodes collectrices forme une image latente.

Enfin, les charges collectées dans chaque pixel sont stockées provisoirement dans des condensateurs. Les signaux sont ensuite récupérés grâce à la fermeture des transistors. Un signal est donc récupéré pour chaque ligne de la matrice. Les signaux ainsi obtenus sont

amplifiés avant d'être transmis aux unités informatiques de traitement du signal et de reconstruction des images.

La différence de potentiel évite ainsi la dispersion des électrons ce qui permet d'augmenter l'épaisseur de la couche de sélénium (augmentation de la sensibilité sans perte d'information en termes de résolution spatiale au sein du détecteur).

2) Les capteurs plans à conversion indirecte :

Les capteurs plans à conversion indirecte permettent un transfert direct de l'image vers l'ordinateur. Le terme conversion indirecte reflète le fait que ces capteurs convertissent dans une première phase, les rayons X en photons lumineux puis, dans une seconde phase les photons lumineux en signal électrique. On peut distinguer deux types de capteurs : Les capteurs plans à conversion indirecte à base de silicium amorphe et les capteurs plans à conversion indirecte à un ou plusieurs caméras CCD (Charged Couple Device).

a) Capteurs à base de silicium amorphe :

Ces capteurs, comme les capteurs à conversion directe, sont composés d'une couche de détection et d'une matrice TFT (figure (I.10)).

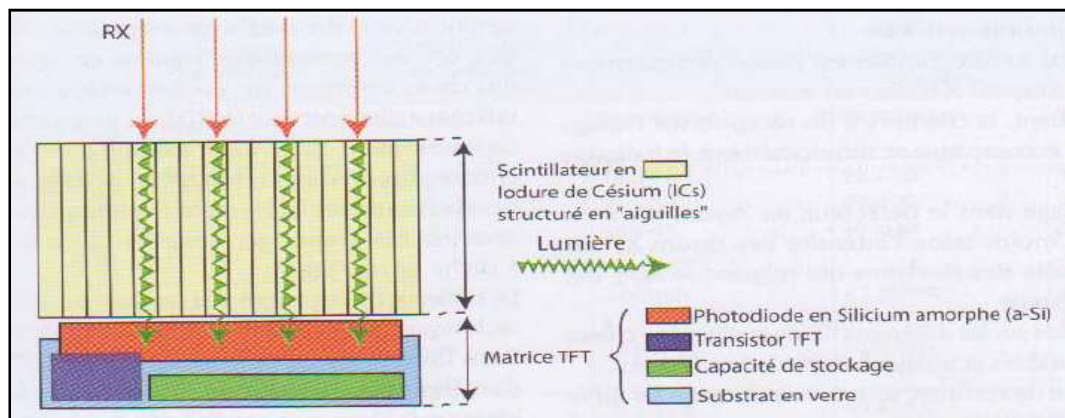


Figure (I.10) : schéma d'un détecteur plan à conversion indirecte

➤ La couche de détection :

Elle est composée généralement d'un cristal d'Iodure de Césium dopé avec du Thallium [CsI(Tl)] ou du Gadolinium oxysulfure (Gd₂O₂S), se comporte comme un scintillateur et transforme l'énergie des rayons X en photons lumineux. L'avantage de cette technologie à

base d'iodure de Césium est sa structure en aiguille qui comme une fibre optique, permet de guider les photons vers les pixels de la matrice TFT. Ceci permet d'améliorer la résolution spatiale en limitant la diffusion des photons X dans le matériau.

➤ **La matrice TFT :**

Elle est constituée de photodiodes en silicium amorphe (a-Si) dans sa partie supérieur. Chaque photodiode est associée à une capacité de charge et un transistor de type TFT (Thin Film Transistor). Elle Permet de transformer l'énergie lumineuse reçue (photons visibles) en énergie électrique (des charges accumulées dans un condensateur de la photodiode). L'ensemble de ces énergies dans les capacités de chaque pixel forme alors une image latente.

La dernière étape est la même que dans les capteurs à conversion directe. Ces signaux électriques sont récupérés ligne par ligne, grâce à la fermeture programmée des transistors, regroupés, amplifiés et convertis en signal numérique.

b) Capteurs associés à des caméras CDD :

Dans ce type de capteur, l'énergie des rayons X est aussi transformée en énergie lumineuse par un scintillateur. Cette lumière est captée et acheminée par un système de couplage optique à l'entrée du CCD. Ce couplage utilise soit une lentille, soit des fibres optiques car la zone de réception de ces capteurs est de taille inférieure par rapport au scintillateur. Comme les CCD sont des éléments de petites dimensions, de nombreux CCD juxtaposés sont utilisés pour construire une matrice et couvrir la totalité de la surface du champ d'acquisition.

Les capteurs CCD sont constitués d'une face sensible aux photons lumineux qui est la couche photosensible. Cette dernière permet de convertir les photons lumineux en énergie électrique, cette énergie est amplifiée et transformée en signal numérique.

II.2.2.4. Avantages et inconvénients de la radiographie numérique :

a) Les Avantages :

– une dose d'exposition plus faible du patient aux rayons X, à qualité d'image identique : les détecteurs numériques ont une sensibilité supérieure, ce qui permet de réduire la dose. Ceci est une caractéristique particulièrement stratégique pour les détecteurs numériques.

– une facilité de transmission et de stockage : les clichés radiographiques sont conservés directement sur support informatique, ce qui permet une transmission rapide des données et un stockage plus pratique, et surtout moins polluant, comparé aux traditionnels films.

Cela facilite aussi le suivi des cas, les clichés peuvent être vite retrouvés et comparés à de nouveaux clichés sur le même écran.

– les multiples traitements d'image disponibles qui permettent de faciliter le diagnostic : les outils de réglage de contraste permettent au médecin de pouvoir instantanément visualiser plusieurs types d'organes (tissus mous et os), alors qu'avec un film classique, il aurait fallu faire plusieurs clichés en adaptant la dose d'exposition.

– Elle offre l'avantage d'avoir à la fois une meilleure dynamique d'image et une meilleure résolution en contraste.

b) Les inconvénients :

-une résolution spatiale plus petite que celle du couple écran-film.

- Des coûts d'investissement importants.

II.2.3 La radiographie basse dose : l'avenir

Une technique qui donne des résultats très encourageants est la radiographie biplan basse dose (EOS). Comme son propre nom l'indique, cette modalité utilise une dose de rayons X plus basse qu'une radiographie classique afin d'obtenir deux images (biplan) radiographiques de meilleure qualité comparativement aux radiographies conventionnelles. Ces images de face et de profil permettront ensuite la reconstruction 3D des structures osseuses à l'aide de logiciels spécialisés.

II.3. Qualité de l'image :

Se jugera sur plusieurs paramètres :

II.3.1 La confusion des plans :

Comme on a vu précédemment que l'image radiographique est la projection d'un objet 3D sur un plan de 2D. Si on trouve sur l'image radiographique deux structures antérieures superposées dont la projection se touche :

- Si leur bord s'efface sur l'image, alors les structures sont dans le même plan.



- Si leurs bords sont visibles, alors elles sont dans un plan différent.



Cela à une grande valeur pour la détermination topographique d'une opacité intra-thoracique, qu'elle soit médiastinale ou pulmonaire.

Par ailleurs, en l'absence d'image en trois dimensions, la superposition des structures antérieures peut compliquer l'interprétation des images radiographiques.

II.3.2 La projection conique :

Tous les rayons incidents pendant la réalisation des radiographies sont issus du même foyer. La forme de l'image de l'objet projeté dépend de l'angle de projection. Donc, si l'angle est mauvais, on aura une mauvaise représentation de l'objet.

Ainsi que l'image utile doit se trouver au centre d'un film de dimension minimale.

II.3.3 Le contraste :

Le contraste correspond aux différences d'intensité du noircissement de l'image, il dépend du coefficient d'atténuation et de l'épaisseur du tissu rencontrés que l'on souhaité étudier.

Si on a deux points de l'image radiante d'intensité respective I_1 I_2 , le contraste est définit par la relation suivante :

$$C = \frac{I_1 - I_2}{I_1 + I_2} \quad \text{en } (\%) \quad (1.2)$$

Il diminue quand la tension augmente (effet Compton prédominant), alors qu'en technique basse tension (<100Kv), le contraste est grand (effet photoélectrique prédominant).

Pour cela la tension doit être choisie en fonction du contraste recherché :

-basse tension : pour un contraste marqué (recherche de corps étrangers dans les parties molles, mammographie, clichés du squelette).

-haute tension : pour un contraste comprimé (cliché pulmonaire avec effacement des côtes, pénétration du médiastin, examens digestifs barytés).

II.3.4 Le grain :

Le grain ou bruit de l'image correspond à la non-uniformité de l'image lorsque le détecteur est directement irradié par un faisceau homogène de photons, il est alors possible d'observer des grains. Cela est lié à la fois au bruit quantique des photons arrivant au détecteur, à la distribution des éléments sensibles au sein du détecteur (cristaux de bromure d'argent pour les films) et à toute autre source de bruit de la chaîne de détection.

II.3.5 La netteté:

Les contours de l'image doivent être nets, c'est-à-dire parfaitement délimités ; une ligne précise sépare les zones opaques sombres et claires. L'absence de netteté est le *flou*, défaut que l'on s'efforce de réduire. On distingue plusieurs origines de flou:

➤ Flou géométrique :

Ce flou est dû à la disposition géométrique des éléments concourant à la formation de l'image : la taille du foyer, l'agrandissement. Pour diminuer ce flou on fait appel à ces trois conditions :

-Choix d'un petit foyer dans la mesure.

-Diminution de la distance sujet-film : il faut essayer de placer l'objet à radiographier le plus près possible du film.

-Augmentation de la distance foyer-sujet : malheureusement cela nécessite l'emploi de tube puissant et donc de gros foyer.

➤ Le flou cinétique :

Il est dû au mouvement du malade (respiration, battement du cœur). Afin de réduire au minimum ce flou, il est possible de diminuer le temps de pose.

Conclusion :

L'imagerie par rayon X occupe toujours une position dominante dans l'imagerie médicale. Elle est utilisée en radiographie, qui est passée par de nombreux progrès qui ont permis de rendre possible la mise en place de la radiographie numérique.

La formation de l'image se fait par l'intermédiaire des coefficients d'atténuation et d'absorption du rayonnement par les tissus, qui sont recueillis par des détecteurs, ces derniers sont divisés en deux classes : l'analogique et le numérique.

La qualité d'image dépend de la dose de rayonnement utilisée, ceci peut créer des effets non désirés et qui peuvent finir mal pour le patient ; c'est ainsi que la volonté de réduire la dose de rayonnement absorbé en gardant une bonne qualité d'image est devenue une réalité, ceci par la conception de la radiographie biplan basse dose (EOS).

Chapitre II :

Généralités sur la compression d'image

Introduction :

Afin de rendre la vie plus confortable et satisfaire les différents besoins quotidiens, il a été recommandé d'introduire des matériels informatiques dans tous les domaines. Parmi eux le domaine médical qui a adopté les systèmes numériques pour l'acquisition à la place des systèmes traditionnels comme les films radiologiques.

L'utilisation de ces systèmes a engendré la production de beaucoup d'images grâce à la grande capacité des microprocesseurs des ordinateurs qu'ils contiennent, ce qui nécessite un grand espace pour les stocker.

Cette volonté n'a pas été réalisée, vu la faible capacité de stockage de ces systèmes, chose qui a poussé à introduire des traitements pour résoudre ce problème.

La compression consiste à diminuer le nombre de bits d'une donnée, par conséquent minimiser la taille de cette dernière pour son stockage et de réduire le temps de son transfert.

En fonction de la qualité d'image reconstruite et du taux de compression désiré, on peut distinguer deux types de compression : le premier est dit sans pertes, il permet d'obtenir une image reconstruite identique à son original ce qui produit des faibles taux de compression, tandis que le second donne une image dégradée en qualité avec des taux de compression élevés.

I. Mesure de performance :**1. taux de compression :**

Les algorithmes de compression améliorent le taux de compression en minimisant le débit de l'image compressée. Le débit est le nombre de bits moyens utilisés pour coder un pixel ou un groupement de pixels suivant les méthodes de codage, plus ce débit est minimisé, plus le taux de compression est maximisé.

Il est défini par :

$$\text{taux} = \left(1 - \frac{1}{RC}\right) * 100 \quad (\text{II.1})$$

Avec :

R_C : c'est une quantité appelée rapport de compression qui peut s'écrire comme suit :

$$RC = \frac{\text{nombre de bits de l'image original}}{\text{nombre de bit de l'image compressé}} \quad (II.2)$$

2. L'entropie :

C'est la quantité d'information moyenne contenue dans une image, elle varie selon la redondance de cette dernière.

Dans une image redondante dont chaque pixel est répété au moins une fois, on trouve peu d'informations, ce qui donne une entropie faible. Inversement cette quantité devient de plus en plus importante lorsque les pixels sont aléatoires.

L'entropie est liée à la probabilité d'apparition des pixels de l'image c.à.d. plus le pixel est rare, plus sa probabilité d'apparition est faible, cela contribue à une entropie très grande.

La relation mathématique qui définit l'entropie est la suivante :

$$H = \sum_{i=1}^N p_i \log_2 \left(\frac{1}{p_i} \right) \quad (\text{en bits/pixel}) \quad (II.3)$$

N : nombre de niveaux de quantification de l'image source.

Pi : probabilité d'apparition de chaque niveau.

3. Mesure de distorsion :

Le taux de compression n'est pas le seul critère de performances d'un système de compression. Dans le cas d'une compression avec perte la dégradation de l'aspect visuel de l'image peut se quantifier par des mesures de fidélité de la qualité de la reconstruction. Il s'agit de définir des quantités permettant d'évaluer numériquement la qualité de l'image reconstruite.

On peut définir :

- L'erreur quadratique moyenne (MSE : Mean Square Error) qui permet la mesure de l'erreur commise entre l'image original f de taille $M \times N$ et l'image reconstruite f' .

$$MSE = \frac{1}{N.M} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} [f(i, j) - f'(i, j)]^2 \quad (\text{bits}) \quad (II.4)$$

- Le rapport signal maximal sur bruit (PSNR : Peak Signal to Noise Ratio) :

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{(\text{Dynamique de l'image})^2}{MSE} \quad (\text{dB}). \quad (II.5)$$

Notons que la dynamique de l'image est : [niveau de gris maximum-niveau de gris minimum]. Pour une image codée sur 8 bits et représentée par 256 niveaux de gris, sa dynamique est 255 d'où :

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{(255)^2}{MSE} \quad (dB). \quad (II.6)$$

II. Les méthodes de compression :

I. La compression sans perte (réversible) :

La compression est dite sans perte lorsqu'il y a une corrélation parfaite entre les valeurs de l'image originale et les valeurs de l'image décompressée c.à.d. il y a autant d'information après la compression qu'avant. On la trouve beaucoup dans le domaine où la précision est majeure comme l'imagerie médicale (la radiographie) ou la télédétection (imagerie satellite).

L'avantage de ce type est d'avoir une image reconstruite identique à l'image initiale sur le plan numérique, mais l'inconvénient réside dans le faible taux de compression que l'on peut atteindre. En effet, celui-ci est limité par l'entropie de l'image.

La figure suivante montre les principales étapes d'une chaîne de compression sans perte :

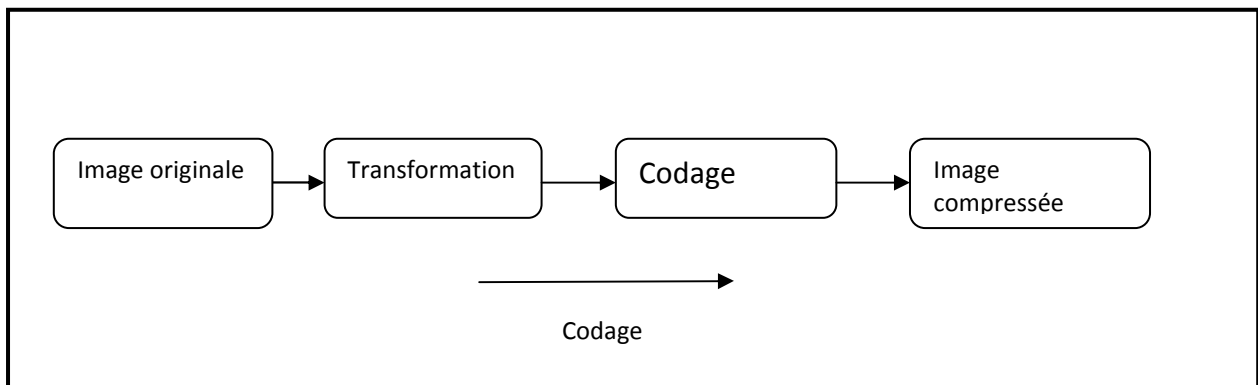


Figure (II.1) : chaîne d'une compression sans perte d'information

1.1 La transformation :

La dépendance existante entre chacun des pixels et ses voisins (la luminosité varie très peu d'un pixel à un pixel voisin) traduit une corrélation très forte sur l'image. On essaie donc de tirer parti de cette corrélation, pour réduire le volume d'information en effectuant une

opération de décorrélation des pixels. La décorrélation consiste à transformer les pixels initiaux en un ensemble de coefficients moins corrélés, c'est une opération réversible.

Les transformations les plus utilisées sont la Transformée en Cosinus Discrète (DCT) et la Transformée en Ondelettes Discrète (DWT).

1.2. Le codage :

Les algorithmes de compression employés sont nombreux, les plus importants sont:

1.2.1 Codage entropique :

De nombreux algorithmes de compression sans pertes ont été mis en œuvre pour coder une source S avec la contrainte d'obtenir des mots de code de longueur moyenne aussi proche de $H(S)$ que possible.

Certains algorithmes exploitent les statistiques des symboles en faisant l'hypothèse d'indépendance statistique. Ces codeurs (tel le codage de Huffman, de Shannon-Fano et le codage arithmétique) sont limités par la valeur de l'entropie d'ordre zéro de la source. D'autres codeurs (tel le code de Lempel-Ziv et le codeur par longueur de séquence) utilisent les informations conjointes des réalisations des événements de la source. Ils sont limités par la valeur de l'entropie d'ordre supérieure, qui est plus faible que l'entropie d'ordre zéro. Ces derniers codeurs ont de meilleures performances lorsque les réalisations de la source ne sont pas indépendantes [3].

1.2.1.1 Codage de Shannon-Fano :

L'utilisation de ce code dans une chaîne de données, consiste à associer un code pour chaque symbole en fonction de sa probabilité d'apparition.

Il consiste à construire une arborescence partant de la racine, qui se divise successivement pour former des blocs de symboles.

Son principe est le suivant : [4]

1-les probabilités d'occurrence de chaque message sont placées dans une liste dans un ordre décroissant, la liste constitue la racine d'un arbre qui pour l'instant est une feuille.

2-couper la liste en deux groupes de symboles S_1 et S_2 dont les probabilités totales sont aussi voisines que possible.

3-le groupe S_0 est codé par un 0, le groupe S_1 par un 1.

4-si un groupe S_i n'a qu'un seul élément, il appelé "feuille terminale" et est inchangée. Sinon, la procédure reprend à l'étape 2 sur le groupe S_i .

La procédure de codage construit un arbre dont les suites de bits 1 ou 0 partant de la racine vers chacune des feuilles constituent les mots code du code.

1.2.1.2 Codage de Hoffman :

La mise en œuvre de ce codage nécessite la connaissance des probabilités d'occurrence des différents éléments constituant un message à coder.

Pour mieux exploiter ces données, le codage se fait on trois étapes essentielles : [5]

1ère étape : les symboles de l'information à coder sont comptabilisés puis classés par ordre de probabilité décroissante.

2ème étape : on effectue des réductions de source on sommant les deux probabilités les plus basses ce qui donne la probabilité d'un symbole " composé "; les autres probabilités restant inchangées, on réordonne la liste dans l'ordre des probabilités décroissantes. On continue ainsi de manière dichotomique jusqu'à obtenir 2 seules probabilités.

3ème étape : on procède au codage en faisant en sens inverse le cheminement précédent.

Pour illustrer la méthode, on va coder la chaîne de caractères « INFÉRIEUR » qui comporte 9 lettres, soit 9 octets ou 72 bits.

➤ Réduction de source :

symbole	probabilité	Etape1	Etape2	Etape3	Etape4
I	0.22	0.22	0.33	0.44	0.55
E	0.22	0.22	0.22	0.33	0.44
R	0.22	0.22	0.22	0.22	
N	0.11	0.22	0.22		
F	0.11	0.11			
U	0.11				

➤ Codage :

Symbole	probabilité	codage	Etape1	Etape2	Etape3	Etape4
I	0.22	00	0.22	00	0.33	10
E	0.22	01	0.22	01	0.22	11
R	0.22	11	0.22	11	0.22	00
N	0.11	100	0.22	101	0.22	01
F	0.11	1011	0.11	100		
U	0.11	1010				

Si on recode la phrase de départ, on obtient : 00011110010111010.

Ce qui fait 17 bits au lieu de 72 au départ, soit un taux de compression de 4.23.

1.2.1.3 Codage arithmétique :

Etant donné que la somme des probabilités d'apparition de tous les symboles contenus dans une séquence égal à 1, cela implique que la probabilité d'apparition d'un symbole doit être contenue dans l'intervalle $[0, 1]$ et c'est sur cette idée que le codage arithmétique est basé ; son principe est le suivant :

- 1- Calculer la probabilité associée à chaque symbole dans la chaîne à coder.
- 2- Initialiser la limite inférieure de l'intervalle de travail à la valeur 0 et la limite supérieure à la valeur 1.
- 3- Associer à chaque symbole un sous intervalle proportionnel à sa probabilité, dans l'intervalle $[0,1]$.
- 4- Placer les symboles sur l'intervalle initial en fonction de leurs probabilités, dans le but de créer pour chaque symbole un sous intervalle.
- 5- Considérer le sous intervalle du premier symbole comme l'intervalle initial et répéter l'opération (4 et 5) jusqu'au dernier symbole ; on apportant des modifications sur les limites supérieures et inférieures de chaque sous intervalle.
- 6- La limite inférieure du dernier sous intervalle va devenir le code de notre chaîne.

1.2.2. Codage par plage RLE (Run Length Encoded) :

Il consiste à coder les plages de pixels uniformes dans un message par une liste de couples $\langle \text{Nombre d'occurrences consécutives}, \text{Pixel} \rangle$. Pour illustrer ça, on prend l'exemple suivant : Soit la portion d'image en niveaux de gris suivante : 32, 32, 32, 32, 32, 34, 34, 36, 36, 36, 32, 32, 30, 30, 30, 30

Son codage en RLE donne : $\langle 5,32 \rangle$, $\langle 2,34 \rangle$, $\langle 3,36 \rangle$, $\langle 2,32 \rangle$, $\langle 4,30 \rangle$ ce qui est beaucoup plus court mais l'inconvénient, c'est quand il n'y a pas de répétition d'éléments, la technique ne donne pas de résultats satisfaisants.

2. Compression avec pertes d'informations :

Contrairement aux méthodes de compressions sans pertes d'informations, ce type permet de d'éliminer la redondance et de supprimer certains détails existantes dans l'image, afin d'obtenir une version dégradée de l' image originale, cette dégradation peut être contrôlée selon la qualité qu'on veut obtenir en fonction du taux de compression choisi.

Le but de ce type est d'éliminer le plus d'information possible sans trop atténuer la qualité de l'image perçue par système visuel humain.

La figure suivante montre les principales étapes d'une chaîne de compression avec perte :

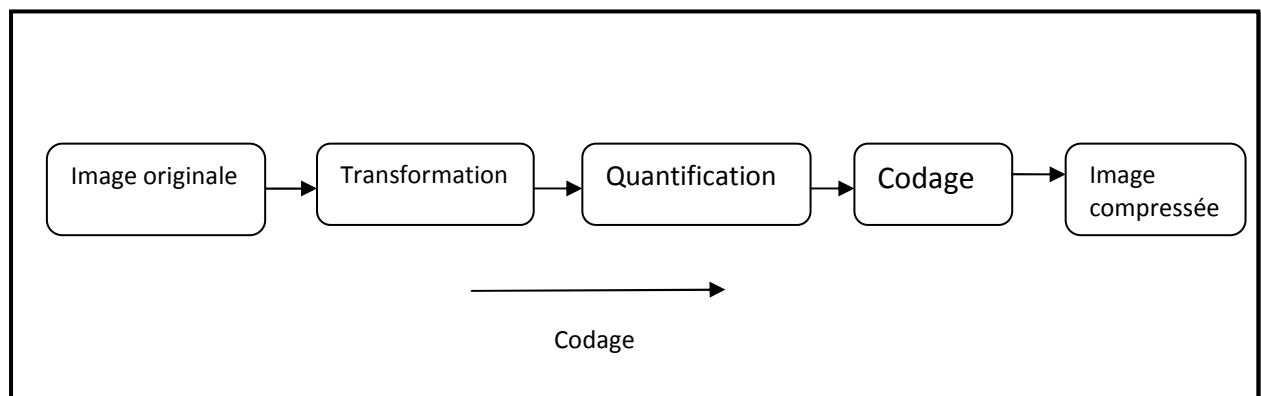


Figure (II.3) : chaîne d'une compression avec perte d'information

La première et la dernière étape sont les mêmes avec la compression sans perte.

2.1 La quantification :

C'est la seule étape non réversible dans le schéma de la compression avec perte, car elle réduit le nombre de bits nécessaires à la représentation d'une image et cela donne des taux de compressions beaucoup plus importants que dans le cas d'une compression sans perte.

Cette étape consiste à faire une approximation des valeurs réelles en valeurs entières d'une quantité « Δ » appelée pas de quantification.

On distingue plusieurs types de quantification, parmi eux on cite :

2.1.1 La quantification scalaire (QS) :

Elle consiste à traiter les valeurs des pixels d'une manière individuelle.

On distingue la quantification scalaire uniforme ou le pas de quantification (Δ) est constant

Et la quantification scalaire non uniforme ou le pas de quantification est variable.

2.1.2 La quantification vectorielle (QV):

Elle permet de traiter en même temps un groupement de pixels ou de coefficients appelés vecteurs, elle est coûteuse en termes de complexité calculatoire mais elle beaucoup plus performante que les méthodes basées sur la quantification scalaire.

III. Les standards de compression d'images :

Durant la dernière décennie, les avancées technologiques ont apporté une multitude d'applications utilisant des images numériques ; la grande quantité de données nécessaires pour représenter ces images est un obstacle à de nombreuses applications (stockage de données sur appareil photo, caméra, Interne).

Dans ce qui suit, nous allons décrire brièvement les concepts de base de deux algorithmes les plus utilisés dans la compression d'image : le standard JPEG et son successeur le JPEG 2000.

1. Le standard JPEG :

La norme JPEG (Joint Photographic Experts Group) est conçue par le groupe ISO (International Standards Organisation) et le groupe CEI (Commission Electronic International). Elle est destinée à la compression des images fixes en couleurs et au niveau de gris en vue de leurs stockages sur les supports numériques.

Elle a été réalisée dans la perspective de couvrir les applications les plus diversifiées en tenant compte des contraintes réalistes par rapport aux applications les plus visibles : publication, transmission, banques d'images.

Les techniques définies par la norme JPEG se divisent en deux classes : les méthodes de compression avec pertes qui sont basées sur la DCT suivie d'une quantification et d'un codage entropique. La seconde classe, concerne les processus de codage sans pertes, cette classe de codeurs n'est pas basée sur la DCT mais sur le codage prédictif.

1.2. Principe de la compression JPEG :

Le principe de l'algorithme JPEG pour une image à niveaux de gris (une image couleur est un ensemble d'images de ce type) est le suivant : l'image est décomposée séquentiellement en

blocs de 8x8 pixels subissant le même traitement. Une transformée en cosinus discrète (DCT) est réalisée sur chaque bloc. Les coefficients de la transformée sont ensuite quantifiés et prédites si une compression sans perte est désirée. Un codage entropique, sans distorsion, est enfin réalisé permettant d'utiliser les propriétés statistiques des images.

Le schéma suivant récapitule les différentes étapes de la compression JPEG :

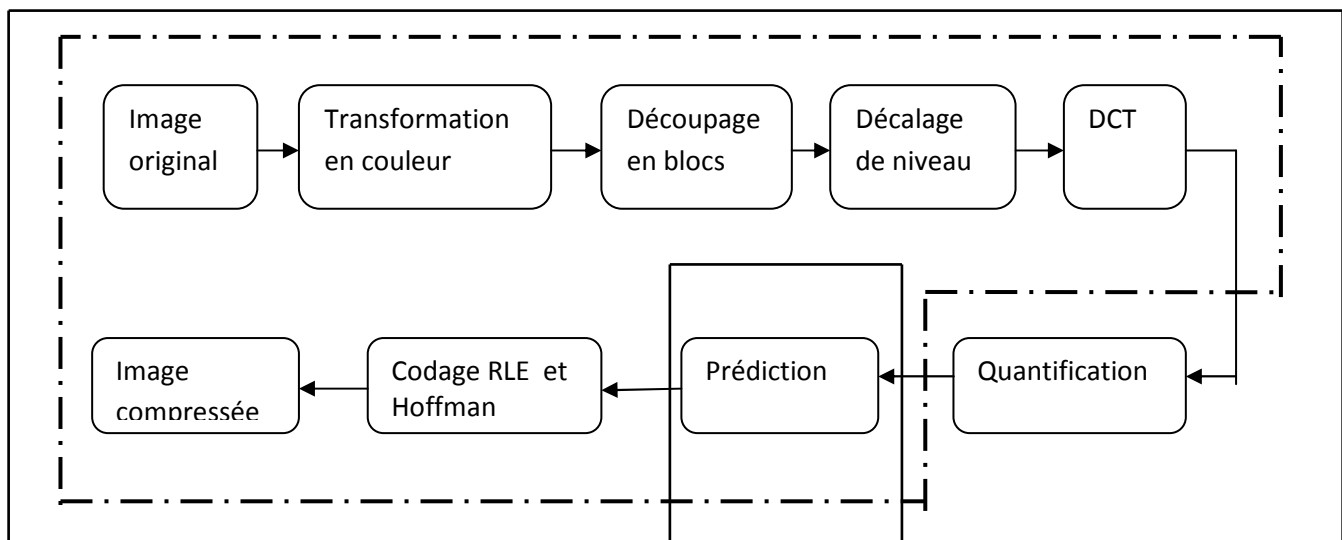
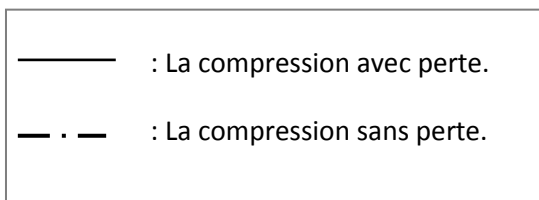


Figure (II.4) : la Chaîne de compression JPEG.



1.2.1 Transformation en couleurs :

Cette étape consiste à faire la conversion d'une image couleur qui est composée essentiellement de trois couleurs : rouge, vert et bleu (RVB) vers un modèle de type chrominance/luminance ($Y C_b C_r$), tel que Y est l'information de luminance, et C_b et C_r sont deux informations de chrominance.

Pour faire cette conversion on utilise cette formule :

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.144 \\ -0.16875 & -0.33126 & 0.5 \\ 0.5 & -0.41869 & -0.08131 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$

1.2.2 Découpage en sous blocs :

Le calcul de la DCT ne peut pas se faire sur une image entière, d'une part parce que cela générerait trop de calculs et d'autre part parce que le signal de l'image doit absolument être représenté par une matrice carrée. Dès lors, le groupe JPEG impose la décomposition de l'image en blocs de 8 pixels sur 8 pixels. La méthode de compression sera donc appliquée indépendamment sur chacun des blocs.

1.2.3 Décalage de niveau :

Afin de permettre une manipulation des réels sans risque de débordement, les valeurs sont centrées à zéro où chaque élément de chaque sous blocs doit être amené à l'intervalle $[-128,127]$. Pour se faire, on soustrait de chaque élément un scalaire 128, cela va permettre d'augmenter la tolérance de précision des coefficients de la DCT.

1.2.4 La Transformée en Cosinus Discrète (DCT) :

C'est l'une des transformées les plus répandues en compression d'images car elle est exploitée dans ce domaine depuis les années 80. Elle est surtout employée en compression avec pertes, et notamment par le standard JPEG.

C'est une transformé linéaire variante de la transformé de Fourier discrète, qui permet de passer de domaine spatial en domaine fréquentielle, c'est-à-dire écrire chaque bloc en un graphique de fréquences correspondant à l'importance et à la rapidité d'un changement de couleur et en amplitudes qui est l'écart associé à chaque changement de couleur, plutôt qu'en pixels et qu'en couleurs. Ce qui la rend si utile pour la compression de données est qu'elle prend les données en corrélation en entrée et elle concentre son énergie dans les quelques premiers coefficients de transformée.

Elle est appliquée sur chaque bloc d'une matrice carrée $N \times N$ de valeurs de pixels et donne une matrice carrée $N \times N$ de coefficients de fréquence.

Les équations suivantes, donnent respectivement la transformée en cosinus discrète directe et inverse :

➤ **La transformée directe (DCT) :**

Pour $u, v = 0, 1, 2, \dots, N-1$

$$F(u, v) = \frac{2}{N} c(u).c(v) \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} \cos\left(\frac{\pi}{N} u.(x + \frac{1}{2})\right) \cdot \cos\left(\frac{\pi}{N} v.(y + \frac{1}{2})\right) \times Y(x, y) \quad (II.6)$$

$$c(\alpha) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} & \text{si } \alpha = 0 \\ 1 & \text{sinon} \end{cases}$$

➤ **La transformée inverse (IDCT) :**

Pour $u, v = 0, 1, 2, \dots, N-1$

$$Y(x, y) = \frac{2}{N} \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} c(u).c(v) \cdot \cos\left(\frac{\pi}{N} u.(x + \frac{1}{2})\right) \cdot \cos\left(\frac{\pi}{N} v.(y + \frac{1}{2})\right) \times F(u, v) \quad (II.7)$$

$$c(\alpha) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} & \text{si } \alpha = 0 \\ 1 & \text{sinon} \end{cases}$$

Avec :

$Y(x,y)$: est la valeur du pixel aux coordonnées x et y .

$F(u,v)$: la valeur de la composante du bloc dans le domaine fréquentiel aux fréquences u et v .

N : représente la taille d'un bloc ($N=8$).

Après l'application de la DCT sur la matrice à compressée, on aura 64 coefficients.

Le premier coefficient de la position (0,0) est appelée le coefficient continu DC, cette valeur représente une moyenne de la grandeur d'ensemble de la matrice d'entrée, ce coefficient est plus grand d'un ordre de grandeur à toute valeur dans la matrice de la DCT tandis que les autres valeurs AC représentent des écarts par rapport à cette moyenne. Ce qui signifie que la DCT concentre la représentation de l'image en haut à gauche de la matrice de sortie, les coefficients en bas et à droite de cette matrice contient moins d'information utile.

Le fait de séparer les fréquences hautes et les fréquences basses va ainsi permettre la décorrélation des pixels de chaque sous bloc de l'image et ainsi réduire la redondance inter pixel.

1.2.5 La quantification :

C'est à cette étape que nous allons perdre de l'information puisque on va diminuer le nombre de bits occupés par chaque entier, c'est ce qui l'a rend la partie non-conservative de la méthode (excepté les arrondis effectués).

Etant donné que la qualité d'image reconstituée dépend du pas de quantification utilisé, nous allons prendre un pas relativement petit pour les valeurs importantes (en haut à gauche) et un pas de plus en plus grand au fur et à mesure qu'on descend vers le bas et la droite de la matrice DCT.

L'ensemble des pas qui vont être utilisés constituent ce que l'on appelle une matrice de quantification, sur laquelle la matrice DCT sera divisée.

La matrice de quantification peut être fabriquée grâce à la formule suivante:

$$Q(i, j) = 1 + (1 + i + j) \times Fq \quad (II.8)$$

Avec : Fq : facteur de qualité (entre 1 et 25).

i : l'indice de ligne.

j : l'indice de colonne.

1.2.6 La prédiction :

Dans la plupart des images, les pixels adjacents sont fortement corrélés. Ce qui donne la possibilité de prédire un pixel en connaissant ses voisins, on utilisant la méthode DPCM (Differential Pulse Code Modulation).

La prédiction est effectuée sur un voisinage direct illustré dans la figure (II.5). Pour le pixel courant (x) à coder, ses voisins sont ceux déjà codés. Ainsi, les valeurs utilisées pour la prédiction sont les valeurs reconstruites a , b et c .

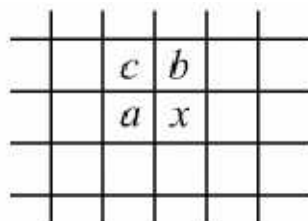


Figure (II.5) : Schéma de la prédiction fondée sur les 3 voisinages

La valeur prédite \hat{x}_i est ensuite soustraite à la valeur du pixel original (x), cette différence sera codée par un codage entropique.

Le standard propose 7 schémas pour effectuer la prédiction. Le schéma retenu étant utilisé sur la totalité de l'image et spécifié dans l'en-tête du fichier.

n°	prédiction
0	pas de prédiction
1	$\hat{x}_i \triangleq a$
2	$\hat{x}_i \triangleq b$
3	$\hat{x}_i \triangleq c$
4	$\hat{x}_i \triangleq a + b - c$
5	$\hat{x}_i \triangleq a + ((b - c)/2)$
6	$\hat{x}_i \triangleq b + ((a - c)/2)$
7	$\hat{x}_i \triangleq (a + b)/2$

Figure (II.6) : les choix de la prédiction

1.2.7 Le codage:

L'algorithme JPEG utilise les techniques classiques de compression sans perte. Les coefficients AC et DC auront deux codages différents avant de subir le codage entropique de Huffman.

a) Codage des coefficients DC :

L'énergie principale de l'image est concentrée dans les coefficients DC qui sont généralement de grandes valeurs, mais en revanche varient lentement d'un bloc à l'autre. Pour cela, on utilise un codage DPCM (Differential Pulse Code Modulation) qui consiste à coder non pas la composante DC elle-même mais sa différence avec celle du bloc précédent, ce qui donnera de plus petits nombres prenant moins de place et ayant moins de diversité (figure II.7).

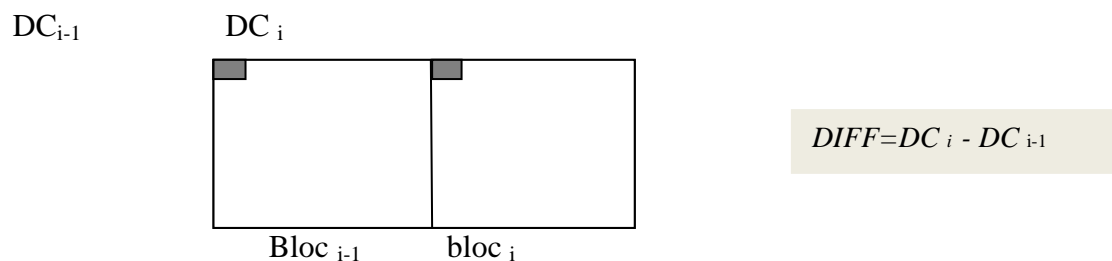


Figure (II.7) : Codage en DPCM des coefficients DC

Exemple : si on a la suite des coefficients DC de chaque sous blocs suivante : 24, 24, 26, 26, 27, 28, 28,29 son codage prédictif sera : 24 0 2 0 1 1 0 1

b) Codage des coefficients AC :

Les 63 coefficients AC seront récupérer sur un vecteur par un scan en zig-zag (voir figure ci-dessous). Les éléments sont parcourus on commençant par les basses fréquences jusqu'à ce qu'on atteint les plus hautes fréquences ; Etant donné qu'il y a beaucoup de composantes de hautes fréquences qui sont nulles dans la matrice DCT, la séquence zigzag engendre de longues suites de 0 consécutifs.

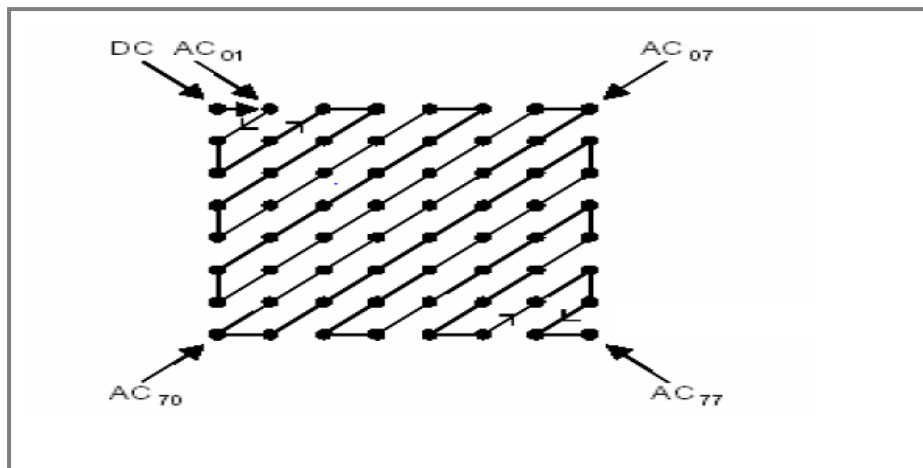


Figure (II.8) : scan en zig-zag des coefficients AC.

Enfin, les deux vecteurs DC et AC seront réunis sur un même vecteur et subit le codage de Hoffman pour obtenir un code pour chaque valeur qu'il contient.

2. Le standard JPEG2000 :

Afin de faire face aux nouveaux besoins d'imagerie numérique et ses applications ainsi qu'au volume croissant de données qu'elles manipulent, le groupe JPEG a commencé en 1997 à élaborer une nouvelle norme de codage d'image plus flexible et plus performante qui est JPEG2000.

JPEG 2000 n'est pas une amélioration de JPEG, il constitue une autre manière d'analyser, de décomposer l'image pour la compresser avec ou sans pertes en apportant des fonctionnalités complètement nouvelles. En plus de fournir une meilleure performance en termes de taux de

compression à qualité équivalente, elle permet d'accéder à différentes représentations des images (résolution spatiale, région d'intérêt).

2.1 La chaîne de compression JPEG 2000 :

La chaîne de compression jpeg2000 est composée essentiellement de 5 blocs qui sont illustré dans la figure (II.9) et qui débute par un prétraitement et une transformée couleur puis transformée en ondelettes discrète suivie d'une quantification et qui finit par un codage entropique. Chacune de ces opérations est brièvement abordée dans la suite.

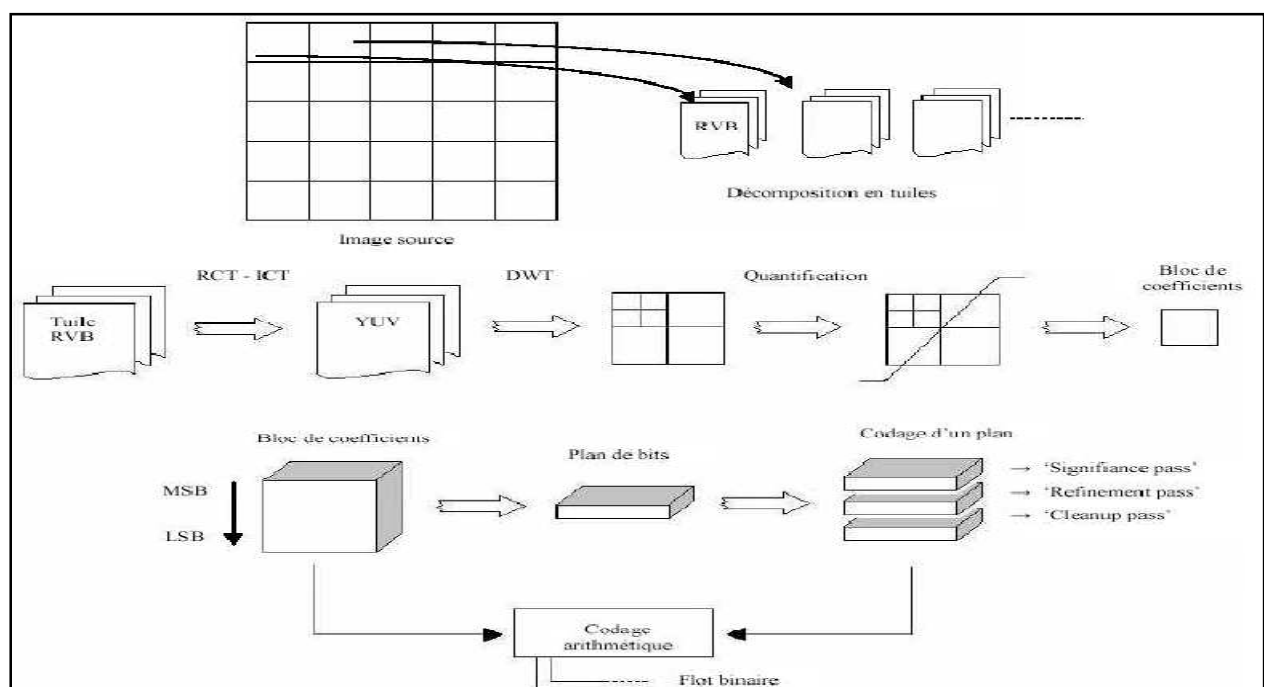


Figure (II.9) : La chaîne de compression JPEG 2000.

2.1.1 Le Prétraitement :

Dans certains cas, la taille de l'image qu'on veut compresser soit trop grande pour la mémoire. Pour cela, le JPEG 2000 utilise un procédé qui consiste à diviser l'image originale en plusieurs régions rectangulaires séparées appelées les tuiles, toutes les opérations citées auparavant sont appliquées indépendamment sur chaque tuile.

Les tuiles sont aussi utilisées pour décoder des parties spécifiques de l'image au lieu de décoder toute l'image.

2.1.2 Centrage des données :

Cette opération permet de convertir les valeurs des composantes non signées $[0, 2^P-1]$ de l'image en valeurs signées $[-2^{P-1}, 2^{P-1}-1]$, tel que P est le nombre de bits représentant les valeurs des pixels d'une des composantes de l'image, lors du décodage on ajoutera alors 2^{P-1} aux données.

Cette opération a pour but d'assurer que la dynamique des données est distribuée symétriquement autour de la valeur zéro

2.1.3 La transformé en couleur :

Cette transformation est utilisée dans le cas des images couleur, elle permet d'obtenir une représentation de l'image dans un espace luminance/chrominance plus adaptée à la compression des données. C'est à dire de passer d'espace des couleurs RVB (Rouge, Vert, Bleu) vers l'espace des couleurs $Y C_r C_b$ (Luminance, Chrominance rouge, Chrominance bleue). Où Y correspond à un canal de lumière qu'on pourrait assimiler à la version en niveau de gris de l'image, alors que le C_b et C_r sont dédiés à la couleur. Le Y est le plus significatif et doit subir le moins de pertes possible ; en revanche les plans C_b et C_r peuvent subir des dégradations plus poussées.

Cette transformation a pour but de réduire la corrélation entre les différentes composantes, afin de pouvoir obtenir un codage plus performant.

Deux transformées couleurs sont alors proposées :

➤ **une transformée RCT (*Reversible Color Transform*) :**

C'est une transformation réversible qui utilise des entiers, ce qui n'entraîne aucune erreur d'arrondi. C'est pour ça qu'elle est utilisée principalement pour de très hautes qualités de restitution de l'image après décompression. Il s'agit alors d'opérer une transformation sans perte qui est définie dans la formule suivante :

$$\begin{bmatrix} Y \\ C_b \\ C_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.25 & 0.5 & 0.25 \\ 0 & -1 & 1 \\ 1 & -1 & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$

➤ **une transformée ICT (*Irreversible Color Transform*) :**

C'est une transformation irréversible, elle est utilisée dans la compression avec perte car les coefficients de l'application et de sa réciproque sont à valeurs réelles. On a donc un effet de quantification dû à l'approximation faite de ces valeurs.

Cette transformation est définie par :

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.144 \\ -0.16875 & -0.33126 & 0.5 \\ 0.5 & -0.41869 & -0.08131 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$

2.1.4 La transformée en ondelettes :

La transformée en ondelettes discrète (*DWT*) bidimensionnelle repose sur la notion d'analyse multirésolution d'une image. Elle permet de décorréler les coefficients de chaque composante en coefficients de hautes et basses fréquences spatiales.

Pour réaliser cette transformation, le standard utilise une décomposition unidimensionnelle (1-D) de la sous bande pour les deux directions horizontales et verticales avec des filtres passe-bas et passe-haut, cela de façon itérative jusqu'à ce que le nombre de niveaux de décomposition ait été atteint. Sur un niveau, on obtient une décomposition de l'image en sa composante principale (BB1) qui est la version réduite et lissée de l'image initiale et trois composantes de détails représentent les détails horizontaux (BH1), verticaux (HB1) et diagonaux (HH1) de l'image qui contiennent uniquement des informations relatives à la texture locale et aux contours des régions de l'image.

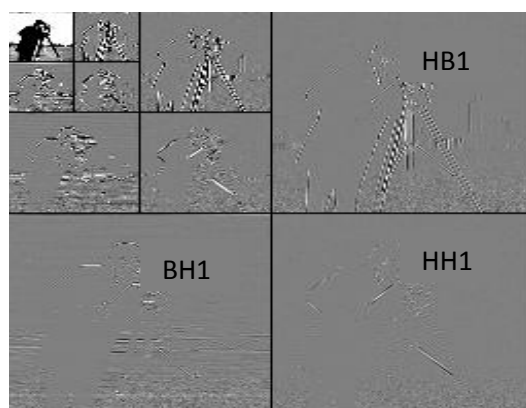


Figure (II.10) : décomposition d'une image en sous bandes

La transformée en ondelettes se fait en utilisant un banc de filtre. Ce banc de filtre est composé d'un filtre analytique qui permet de calculer les coefficients de la transformée et un filtre de synthèse qui reconstitue les coefficients originaux à partir des coefficients de la transformée.

On distingue deux types de transformations :

➤ **Transformation irréversible :**

Elle est utilisée pour le codage avec perte, car elle fonctionne sur des réels ce qui entraîne des erreurs d'arrondies dans le calcul de la transformée. Pour cela on utilise un filtre Daubechies (9/7) Qu'il contient neuf échantillons pour le filtre passe-bas et sept pour le filtre passe-haut.

➤ **Transformation réversible :**

Elle est utilisée pour le codage sans perte, car elle fonctionne sur des entiers. On utilise un filtre de Gall (5/3) qui contient cinq échantillons pour le filtre passe-bas et trois pour le filtre passe-haut.

2.1.6 La quantification :

La transformé en ondelette rigide plusieurs coefficients, qui sont plus au moins important pour la reconstruction de l'image et c'est ainsi que JPEG2000 à adopter la quantification scalaire.

Cette méthode consiste à mettre à zéro les coefficients de faibles amplitudes de chaque sous bande, afin de réduire la dynamique des données en appliquant le principe suivant :

Chaque coefficient ($c_b(u,v)$) de la sous bande b est divisé par une constante (Δ_b) et le résultat obtenu sera arrondi puis quantifié à la valeur $q_b(u,v)$ suivant cette équation :

$$q_b(u,v) = \text{signe}(c_b(u,v)) \left\lceil \frac{|c_b(u,v)|}{\Delta_b} \right\rceil \quad (II.9)$$

Avec:

$$\text{Signe}(c_b(u,v)) = \begin{cases} -1 & \text{si l'échantillon est négatif.} \\ +1 & \text{si l'échantillon est positif.} \end{cases}$$

Δ_b : c'est le pas de quantification qui est en fonction de la dynamique et du type de la sous bande « b ». C'est à dire il prend des valeurs à taille différente selon la volonté de garder ou rejeter l'information issue par ces coefficients, en tenant compte de trois nouveau paramètre, qui sont relie par l'équation suivante :

$$\Delta_b = \left(1 + \frac{\mu_b}{2^{11}} \right) \cdot 2^{R_b - \varepsilon_b} \quad (II.10)$$

Où :

- R_b : correspond à la dynamique des coefficients d'ondelettes pour la sous-bande concernée (nombre de bits).

- ε_b : est la dynamique voulue des coefficients (un entier non signe code sur 5 bits).

- μ_b : un facteur multiplicatif permettant d'avoir des valeurs de Δ_b différentes (entier non signé codé sur 11 bits).

Comme on l'a constaté, cette opération est destructive vu les pertes qu'elle tolère. C'est pour ça qu'on l'a considéré avec perte ; mais dans le cas où on veut mener une compression sans perte il suffit seulement de prendre $\Delta_b = 1$ (il ya pas de quantification).

Pour la déquantification, on utilise cette formule :

$$Z = [q_b(u,v) + r \text{ Sign}(q_b(u,v))] \Delta_b \quad (II.11)$$

Où : q : la valeur quantifier.

Δ_b : le pas de quantification.

Z : la valeur reconstruite de signal.

$\text{sign}(q_b(u,v))$: indique le signe de $(q_b(u,v))$.

r : la polarisation de reconstruction.

A noter que la valeur de « r » dépend du signe de $q(u,v)$:

$$\begin{cases} r = 0.5 & \text{quand } \text{sign}(q(u,v)) = +1 \\ r = 0.375 & \text{quand } \text{sign}(q(u,v)) = -1 \end{cases}$$

2.1.7 Le Codage:

Dans cette étape la norme JPEG 2000 utilise un algorithme nommé EBCOT (Embedded Block Coding with Optimized Truncation) qui est basé sur le principe suivant :

Après la quantification scalaire, les coefficients issus des différentes sous-bandes sont rangés en blocs, appelés code-blocs (CB) (figure II.11) de forme rectangulaire, leurs hauteur et largeur doivent être absolument une puissance de deux qui débute par un produit 4*4 et qui peut atteindre 32*32 ou 64*64, ce qui donne un maximum de 4069 à ne pas dépasser.

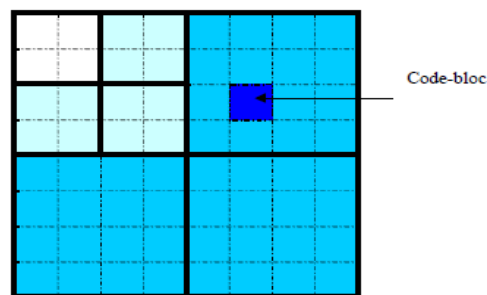


Figure (II.11) : partitionnement en code block

Les coefficients de ces derniers sont organisés dans un plan tridimensionnel, où ses trois axes principal représente la position du coefficient en x et en y ainsi que la dynamique de la sous bande, et c'est grâce à cette dernière qu'on peut définir le nombre de bits-plane qui vont se superposer des bits de poids le plus fort MSB ("Most Significant Bit") vers les bits de poids le plus faible LSB ("Least Significant Bit") afin de former notre plan tridimensionnel.

Si le coefficient le plus grand dans un code block est code sur 7 bits, donc on aura 7 bits-plane comme c'est indiquer dans la figure (II.12).

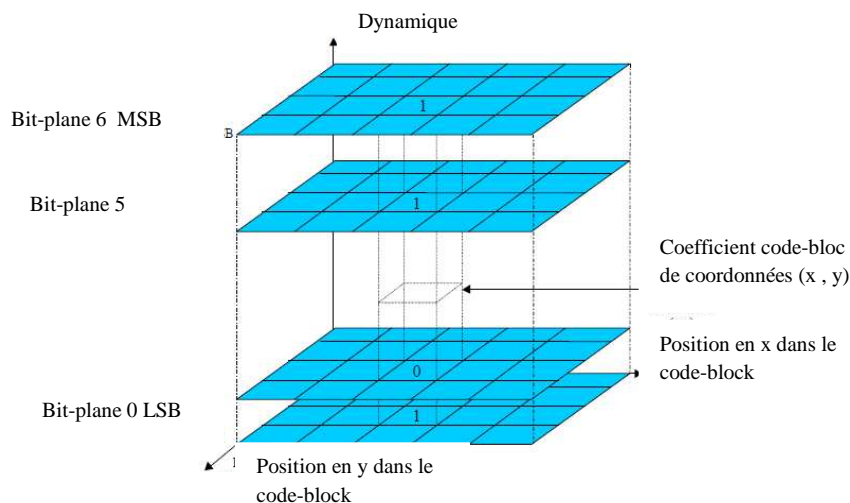


Figure (II.12) : représentation en bit-plane d'un bloc de code bloc

Chaque bit-plane est divisé en une bande horizontale, d'une longueur égale à celle du code bloc et une hauteur de 4 lignes, ces dernières sont parcourues de haut en bas puis de gauche à droite, comme c'est illustré dans la figure suivante :

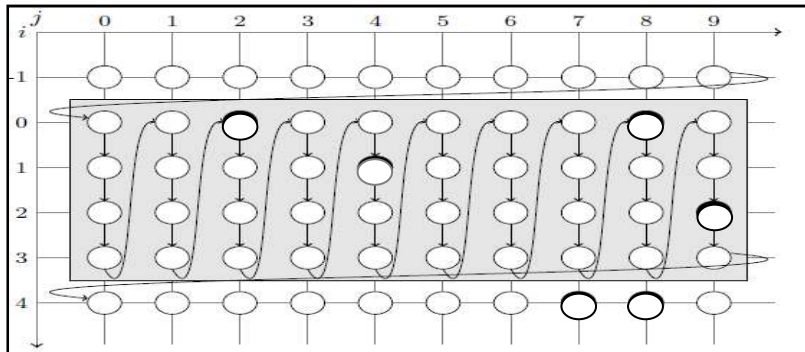


Figure (II.13) : ordre de balayage d'une bande

2.1.7.1 Codage des bit-planes :

A chaque coefficient d'un code-bloc est associée une variable d'état appelée signification ; cette variable est vraie (coefficient significatif) quand le premier bit à 1 est trouvé (MSB du coefficient). Pour chaque coefficient, on définit également un vecteur de contexte qui se réfère à l'état de ses huit voisins, comme c'est indiqué dans la figure (II.14).

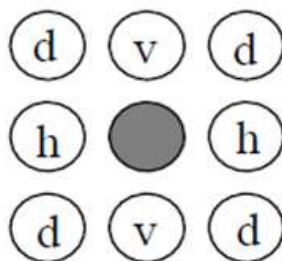


Figure (II.14): Etats de voisins employés pour former le contexte

Le codage par plans de bits est effectué en trois passes qui sont :

➤ **Significance pass (propagation de signification):**

Cette passe inclut uniquement les bits de coefficients dits insignifiants et ayant des contextes différents de zéro, c'est à dire ayant au moins 1 voisin significatif.

➤ **Refinement pass (amélioration d'amplitude):**

Seuls les bits (0 ou 1) des coefficients déjà significatifs dans le bit-plane précédent sont codés.

➤ **Cleanup pass(passe de nettoyage):**

Cette passe code tous les bits d'un plan n'ayant pas été codés par les deux autres passes, c'est-à-dire les bits de coefficient insignifiants ayant un label de contexte égal à zéro (pas de voisin significatif).

2.1.7.2 Codage arithmétique :

Comme on l'a expliqué précédemment, chaque bit plan va être codé par l'une des trois passes afin de collecter les informations contextuelles des différents bits appartenant à ces plans. Ce qui implique que pour chaque bit on affecte un couple (contexte, décision), ces derniers sont considérés comme les entrées du codeur arithmétique(MQ).

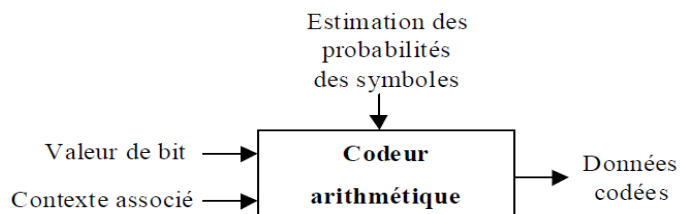


Figure (II.15) : schéma fonctionnel du codeur arithmétique

Pour un codeur arithmétique ordinaire ; l'objectif est de distribuer les différents bits qui compose la séquence à coder en fonction de leurs probabilités d'apparition sur un intervalle $[0, 1]$ afin d'attribuer un code unique pour la séquence.

Le codeur MQ a le même objectif, mais il procède d'une autre manière, en prenant comme limite inférieure et supérieure ; les symboles LPS et MPS, qui sont respectivement :

* les symboles les plus probables (Most Probable Symbols).

*les symboles les moins probables (Least Probable Symbols).

Tandis que la distribution des probabilités de chaque bit se fait par l'intermédiaire de ses contextes, qui nous renseigne sur l'importance de ce bit.

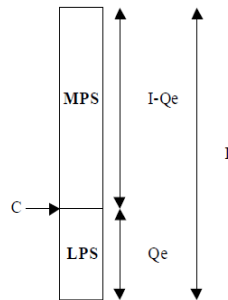


Figure (II.16) : convention utilisées dans le codeur arithmétique

Où :

I : est la longueur de l'intervalle initial.

Q_e : est la longueur du sous-intervalle pour le LPS.

$I - Q_e$: est la longueur du sous intervalle pour le MPS.

C : Le mot de code.

Au fur à mesure que le codeur traite les données et positionne chaque bit dans le sous intervalle correspondant, ceci engendre une augmentation de la longueur de ce dernier, qui peut impliquer le changement du mot de code étant donné que ce dernier représente la limite basse du sous intervalle MPS.

2.1.7.3 Allocation de débit :

Le but principal de la compression est d'atteindre des taux de compression élevé avec une bonne qualité d'image, mais souvent ces deux conditions ne sont pas réunies, car pour une bonne qualité d'image on a un taux faible ; c'est pour ça qu'EBCOT a introduit un algorithme qui réalise ces deux conditions au même temps.

Pour ce faire, L'algorithme fixe un débit et choisit les bits de chaque flux qui sont issue des différentes passes en fonction de leurs importances. Cette fonction est réalisée plusieurs fois pour plusieurs débits fixes. Ce qui permet d'obtenir une séparation des données en différents paquets, chaque paquet est placé dans une couche de qualité.

Dans une couche on aura des paquets, chacun correspond au code bloc qu'il lui est associé.

Ces paquets seront réunis dans un seul code stream.

L'intérêt de ce codage est d'avoir des taux de compression différents, et donc divers qualités d'image.

La figure (II.17) illustre la contribution de chaque code-block pour chaque couche de qualité.

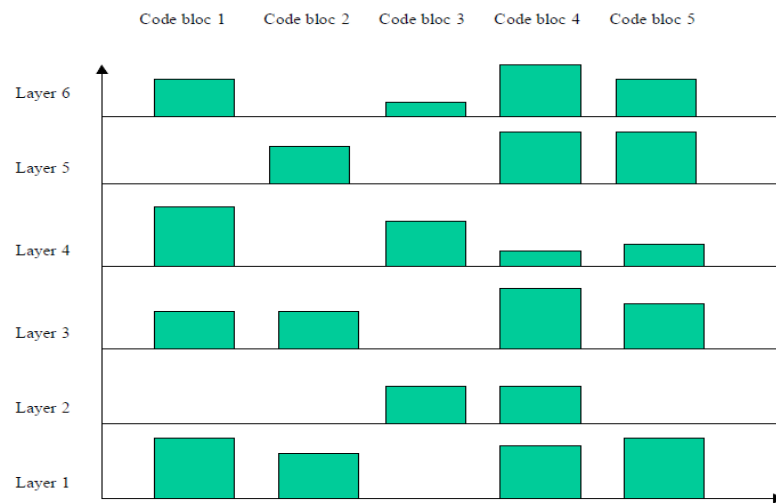


Figure (II.17) : illustration du concept de couches de qualité

2.2 Codage par région d'intérêt :

L'encodeur JPEG2000 permet de coder certaines régions de l'image avec plus de qualité que d'autres appelées Région d'Intérêt (ROI). Cette fonctionnalité est mise en œuvre en augmentant le nombre de bits de poids forts des coefficients appartenant à cette zone.

Après la transformée en ondelettes, les bits appartenant à la région d'intérêt sont multipliés par une puissance de 2, afin de les déplacer dans des plans supérieurs par rapport aux coefficients d'arrière-plan, qui représente les autres coefficients de l'image.

A l'étape de codage, ces coefficients seront codés en premier lieu avec une grande précision.

Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons vu brièvement les principaux outils nécessaires pour mener une compression quel que soit son type réversible ou irréversible.

Pour mieux effectuer cette compression, deux standard ont été mis en œuvre : le premier est JPEG, il est caractérisé par des taux de compression très élevés et c'est ainsi qu'il est plus connu dans le mode avec perte (irréversible). Par conséquent, il est utilisé dans les domaines où la précision ne règne pas.

Tandis que le second, il a été développé pour les applications qui demande une fidélité maximum de l'image traitée à l'image réelle comme l'imagerie médicale, c'est le format JPEG2000 qui est le plus performant que son prédécesseur JPEG.

Chapitre III :

La théorie des ondelettes

INTRODUCTION :

Dans le domaine médical, la précision est une reine. C'est ainsi que la compression se fait sous des contraintes afin d'éviter les erreurs. Car si lors du passage de l'image original vers l'image reconstitué, on élimine une partie importante dans le diagnostic, ceci provoque des erreurs qui peuvent amener à des pertes humaines. Le standard qui répond mieux à cette situation est le JPEG2000 (qu'on a vu dans le chapitre II).

La transformée adoptée par ce standard est la transformée en ondelettes, qui possède de nombreuses propriétés de localisation temporelles et fréquentielles, associée à une faible complexité algorithmique. De ce fait, elle a remplacé quelques transformées et devenue souvent la plus utilisée dans le traitement d'image.

On revanche, on ne peut pas nier l'importance de deux transformées qui sont derrière la naissance et le succès de la TO ; on commence par la transformée de FOURIER, puis la transformée de FOURIER à fenêtre glissante. Cette dernière à mener vers les ondelettes.

➤ La transformée de Fourier (TF) :

Le mathématicien Josef FOURIER a introduit en 1822[6] une théorie, qui est basée sur le fait que toute fonction périodique $f(t)$ peut être représentée sous forme de sinus et de cosinus.

La transformée de Fourier est une transformation linéaire et inversible, qui a pour but d'extraire les fréquences contenues dans le signal à traiter, afin de le représenter sous forme fréquentielle au lieu de sa représentation d'origine (temporelle).

La TF d'un signal $x(t)$ est donnée par la formule (III.1) :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j2\pi ft} dt. \quad (\text{III.1})$$

Considérons un signal composé d'une succession de deux sinusoïdes de fréquences différentes [7]. Ses représentations fréquentielle et temporelle sont données par la figure (III.1).

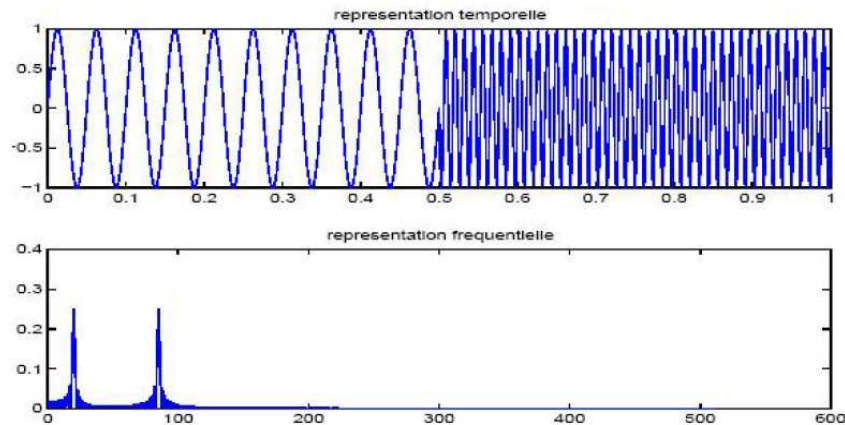


Figure (III.1) : Les représentations temporelle et fréquentielle d'un signal

La transformée de fourrier inverse s'écrit comme suit :

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f) e^{j2\pi ft} df \quad (\text{III.2})$$

D'après cette figure, on a constaté que la TF est effectivement capable de détecter les fréquences contenues dans le signal traité sans préciser le moment où se produisent. Autrement dit, manque de résolution temporelle.

Pour résoudre ce problème, une nouvelle méthode est mise en œuvre. C'est la transformée de Fourier à fenêtre glissante.

➤ La transformée de Fourier à fenêtre glissante :

Pour répondre au problème de localisation de la TF, D.GABOR a introduit vers les années 40 [9] la transformée de Fourier à fenêtre glissante.

Le principe de base de cette méthode est de traiter, non pas le signal complet (c'est le cas de la TF) mais de le traiter partie par partie. On découpe le signal en petits morceaux, puis calcule leurs TF.

Dans la pratique, le signal $f(t)$ est multiplié par une fonction localisée dans le temps $g(t-s)$ qu'on nomme fenêtre, dont les valeurs sont nulles sauf pour la partie à traiter.

La formule de la TF à fenêtre glissante est donnée par l'équation (III.3) :

$$\hat{f}(\omega, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) g(x - \tau) e^{-i\omega x} dx \quad (\text{III.3})$$

Avec : $f(x)$: le signal à traiter.

$g(t)$: la fenêtre glissante.

τ : le paramètre de translation de la fenêtre.

ω : représente la pulsation ($\omega = 2\pi f$).

Cette méthode permet d'avoir une meilleure résolution spatiale que la TF, mais en revanche, elle n'est pas exclue de défaut.

Le spectre fréquentiel est en relation directe avec la longueur de la fenêtre. Car pour pouvoir observer les hautes fréquences, la taille de la fenêtre doit être petite, par contre, il faut une taille large pour observer les basses fréquences. Donc la taille fixe de la fenêtre ne satisfait pas tous les besoins. Chose qui a poussé à l'utilisation d'une fenêtre à taille variante, pour mieux adapter aux variations des fréquences dans le signal à analyser ; il s'agit de la récente transformée en ondelettes.

I. La transformée en ondelettes (TW) :

En 1984, J.MORLET a proposé pour l'étude des signaux sismique une transformée semblable à celle de la transformée de Fourier à fenêtre glissante dont la taille de la fenêtre est variable ; ceci grâce à un paramètre d'échelle .Cette transformée, appelée la transformée en ondelettes.

I.1 Définition:

Le principe de la transformée en ondelettes consiste à analyser un signal à l'aide d'une fonction, bien localisé dans le temps et en fréquence et de moyenne nulle, qu'on appelle ondelette mère. Cette dernière va être dilaté (ou contracter) puis translater sur tous le signal, afin d'obtenir plusieurs résolutions pour ce dernier ; en allant d'une approximation grossière et globale vers une présentation plus précise et plus localisée.

Les fonctions d'ondelettes issues de l'ondelette mère(Ψ) par dilatation en fréquence et translation en temps, sont données par l'équation (III.4) :

$$\Psi_{a,b}(t) = |a|^{-1/2} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (\text{III.4})$$

Avec :

a : facteur de dilatation « échelle ».

b : facteur de position, qui correspond au déplacement de l'ondelette sur l'axe des abscisses.

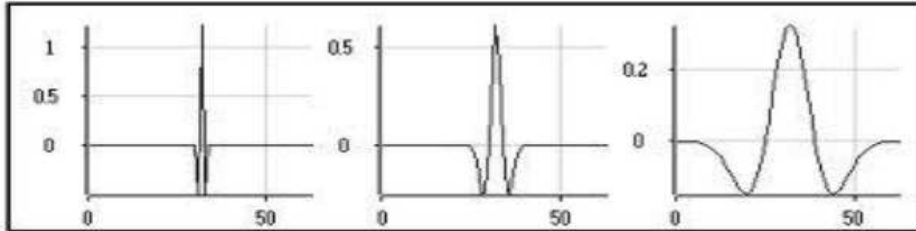


Figure (III.2) ondelette avec différents facteurs d'échelles a

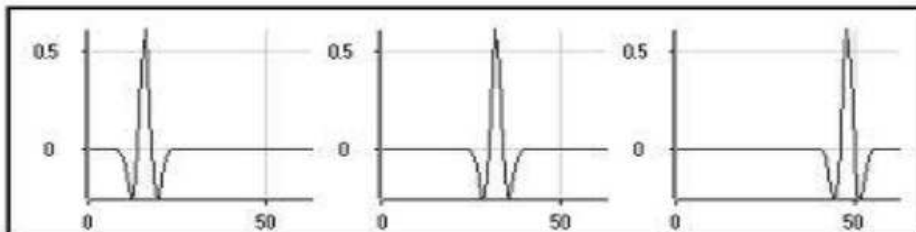


Figure (III.3) : ondelette avec différents facteurs de position b

I.2 Condition d'admissibilité :

Soit ψ une fonction choisie suffisamment régulière et bien localisée. Cette fonction ψ est appelée ondelette si elle vérifie la condition d'admissibilité suivante :

$$C_{\psi} = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < +\infty \quad (\text{III.5})$$

Où Ψ désigne la transformée de Fourier de ψ .

La condition d'admissibilité implique en outre que la transformée de Fourier de l'ondelette à la fréquence nulle ($\omega = 0$) doit être nulle.

$$\Psi(\omega)_{|\omega=0} = 0 \quad (\text{III.6})$$

Ceci suppose, en particulier, deux conséquences importantes :

- la première est que les ondelettes doivent posséder un spectre de type passe-bande,
- la seconde apparaît en réécrivant l'équation (III.5) de façon équivalente sous la forme

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(t) dt = 0 \quad (\text{III.7})$$

Et montre que l'ondelette doit être à moyenne nulle.

I.3 Transformée en ondelette continue (TOC) :

La transformée en ondelette d'une fonction est le produit scalaire de cette dernière avec la base d'ondelette définie dans l'équation (3.4).

On parle d'ondelette continue, lorsque les paramètres de translation (a) et de dilatation (b) sont des réelles. Cette transformée est définie par l'équation suivante :

$$W_f(a, b) = |a|^{-1/2} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \overline{\Psi\left(\frac{x-b}{a}\right)} dx \quad (\text{III.8})$$

Où : $\overline{\Psi}$: représente le complexe conjugué de Ψ .

Les petites variations des paramètres a et b , entraînent également des faibles variations sur les coefficients $W_f(a, b)$, ce qui augmente leurs redondances. Afin de minimiser cette dernière, il a été recommandé d'introduire une nouvelle méthode, qui est la transformée en ondelette discrète.

I.4 La transformée en ondelettes discrètes (TOD) :

C'est une technique qui est basée sur le fait de discrétiser les paramètres a et b , afin de diminuer la redondance générée par la TOD, en tenant compte de garder l'information nécessaire, et donc assurer la reconstruction du signal analysé avec moins de distorsions.

Étant donné qu'on est souvent confronté à des signaux numériques, cette méthode est la plus adaptée pour le traitement de ces signaux.

Les paramètres a et b sont discrétisés comme suit :

$$(a, b) = (a_0^j, kb_0 a_0^j) \quad (\text{III.9})$$

$$\text{avec : } \begin{cases} (j, k) \in \mathbb{Z}^2 \\ a_0 > 1 \text{ et } b_0 > 0 \end{cases}$$

Ainsi, on obtient une nouvelle famille d'ondelettes qui peut s'écrire :

$$\psi_{j,k}(t) = a_0^{-j/2} \psi(a_0^{-j} t - kb_0) \quad (\text{III.10})$$

La transformée en ondelettes discrète est donnée par la formule suivante :

$$W(a, b) = \langle f, \psi_{j,k} \rangle = a_0^{-j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} \psi(a_0^{-j} t - kb_0) f(t) dt \quad (\text{III.11})$$

Les valeurs de a_0 et b_0 sont fixées respectivement à 2 et à 1 ; dans ce cas, on parlera de la transformée dyadique.

Ce qui donne cette représentation pour les paramètres a et b :

$$(a, b) = (2^{-j}, k2^{-j}) \quad (\text{III.12})$$

On obtient ainsi les bases d'ondelettes de la forme :

$$\{\psi_{j,k}\}_{j,k \in \mathbb{Z}} = \left\{ 2^{j/2} \psi(2^j t - k) \right\}_{j,k \in \mathbb{Z}} \quad (\text{III.13})$$

La décomposition de $f(x)$ peut s'écrire alors :

$$f(x) = \sum_{j,k \in \mathbb{Z}} \langle f(x), \psi_{j,k}(x) \rangle \psi_{j,k}(x) \quad (\text{III.14})$$

$$\text{où } \langle f(x), \psi_{j,k}(x) \rangle = 2^{-j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \bar{\psi}_{j,k}(2^{-j} x - k) dx \quad (\text{III.15})$$

II. L'analyse multi-résolution :

L'analyse multirésolution (AMR), introduite par MEYER et MALLAT, est un outil de traitement de signal [6], qui consiste à représenter le signal analysé sous différents approximations et donc à plusieurs niveaux de résolution ; d'où le nom de multirésolution.

On définit une AMR comme une séquence de sous espaces vectoriels V_j emboîtés dans L^2 les uns dans les autres, de sorte que, le passage de l'un à l'autre se fait par un changement d'échelle. C'est ainsi qu'on aura plusieurs représentations, on allant d'une qui est plus fine (à petit échelle ou grande résolution) vers une plus grossière (à grande échelle ou faible résolution). Les espaces V_j sont appelés des espaces d'approximations à l'échelle j ($j \in \mathbb{Z}$) et vérifie les propriétés suivantes :

$$1) \quad \forall j \in \mathbb{Z}, V_{j+1} \subset V_j \quad (\text{III.16})$$

Une approximation à la résolution 2^j contient toute l'information nécessaire à la construction d'une résolution plus grossière $2^{-(j+1)}$, c'est une propriété de causalité.

$$2) \quad \bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V_j = \{0\} \quad (\text{III.17})$$

L'intersection des v_j est réduite à 0 dans L^2 , lorsque la résolution est très faible, c'est-à-dire que 2^j tend vers 0, on perd tous les détails. A résolution minimal, on perd toute l'image.

$$3) \quad \bigcup_{j \in \mathbb{Z}} V_j = L^2(\mathbb{R}^n) \quad (\text{III.18})$$

Plus on monte en résolution, plus l'image tend vers l'image original.

$$4) \quad f(x) \in V_j \Leftrightarrow f(2x) \in V_{j+1} \quad (\text{III.19})$$

Lorsque on passe d'un sous espace v_j vers un sous espace V_{j+1} , la dilatation se fait par un facteur de 2 (dyadique).

$$5) \quad f(x) \in V_0 \Leftrightarrow f(x - k) \in V_0 \quad (\text{III.20})$$

Tandis qu'un signal translaté reste invariant par rapport à la résolution.

6) Il existe une fonction $\varphi(x)$ dans V_0 telle que la suite $\varphi(x - k)$, $k \in \mathbb{Z}$ soit une base de Riesz pour V_0 .

Ces propriétés définissent une AMR dyadique sur $L^2(\mathbb{R})$. L'idée est de réaliser des projections orthogonales successives du signal $f(t)$ sur deux sous intervalles : approximation et détail.

Pour calculer ces projections, deux bases orthonormés ont été mis en œuvre, qui sont respectivement $(\varphi_{j,n})$ et $(\Psi_{j,n})$.

II.1 Fonction d'échelle et sous espace d'approximation :

L'approximation de $f(x)$ à la résolution 2^j est définie par la projection orthogonale de f sur V_j . Pour calculer cette projection, une base orthonormé $(\varphi_{j,n})$ de V_j est construite, par translation et dilatation d'une seule fonction $\varphi(x) \in L^2(\mathbb{R}^n)$ (fonction d'échelle).

La fonction d'échelle $\varphi_{j,n}$ est donnée par :

$$\phi_{j,n} = 2^{-j/2} \phi(2^{-j}x - n) \quad (j, n) \in \mathbb{Z} \quad (\text{III.21})$$

La projection de f sur V_j est alors donnée par :

$$\begin{aligned} \forall f \in L^2(\mathbb{R}) : \text{proj}_{V_j}(f) &= \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \langle f(x), \phi_{j,n} \rangle * \phi_{j,n} \\ &= 2^{-j} \sum \langle f(u), \phi_j(u - 2^{-j}n) \rangle \phi_j(u - 2^{-j}n) \end{aligned} \quad (\text{III.22})$$

Les coefficients d'approximation de $f(x)$ à la résolution 2^j sont donnés par :

$$A_j^d f = \left\{ \langle f(u), \phi_j(u - 2^{-j}n) \rangle \right\}_{n \in \mathbb{Z}} \quad (\text{III.23})$$

II.2 Fonction d'ondelette et sous espace de détail:

La différence entre deux approximations consécutives, représente l'information de détail, qui est perdue au passage d'une échelle à l'autre ; cette information est contenue dans le sous intervalle W_j orthogonal à V_j tq :

$$V_j \oplus W_j = V_{j+1} \quad (\text{III.24})$$

Il existe une fonction appelée fonction d'ondelette qui, par dilatation et translation, engendre une base orthonormée de W_j

$$\Psi_{j,n} = 2^{-j/2} \Psi(2^{-j}x - n) \quad (j, n) \in \mathbb{Z} \quad (\text{III.25})$$

La projection de f sur W_j est alors donnée par :

$$\text{proj}_{W_j} f(x) = 2^{-j} \sum \langle f(u), \psi_j(u - 2^{-j}n) \rangle \psi_j(u - 2^{-j}n) \quad (\text{III.26})$$

Les coefficients de détail sont définies par :

$$g_0(n) = \frac{1}{\sqrt{2}} \int \psi\left(\frac{1}{2}u\right) \psi(u - n) du \quad (\text{III.27})$$

III. Algorithme de Stéphane MALLAT :

Nous avons vu que l'AMR d'un signal revient à le décomposer à différents échelles, en approximation et en détail. Ainsi, pour déterminer ces coefficients, S.MALLAT à proposer un algorithme rapide qui consiste à convoluer le signal traiter par des filtres numériques suivis des décimations successifs.

➤ Analyse :

L'obtention des coefficients d'approximation et de détail contenu dans un signal, se fait par l'intermédiaire de deux fonctions de bases : l'une est la fonction d'échelle ϕ , qui forme la base orthonormée de sous espace d'approximation et la seconde c'est l'ondelette ψ , qui est la base orthonormée du sous espace de détaille W_0 .

Une fonction $f \in V_0$, peut être exprimée comme la somme de projection orthogonal de f dans V_j et de la projection de f dans W_j . Les coefficients issues de la première projection donnent une suite $h[n]$ assimilable à la réponse impulsionnelle d'un filtre passe bas ; tandis que les coefficients issue de la deuxième projection donnent une suite $g[n]$ assimilable à la réponse impulsionnelle d'un filtre passe haut.

Notons a_n^j les coefficients d'approximation et d_n^j les coefficients de détails. L'algorithme de MALLAT démontre que :

$$a_{j+1}[k] = \sum_{n=-\infty}^{\infty} h_0[n-2k] a_j[n] \quad (\text{III.28})$$

$$d_{j+1}[k] = \sum_{n=-\infty}^{\infty} h_1[n-2k] a_j[n] \quad (\text{III.29})$$

On voit bien que les coefficients d'approximation et de détail de la résolution $(j+1)$, s'obtient donc à partir des coefficients d'approximation de la résolution (j) d'une façon récursive multiplié par les filtres h_0 et g_0 .

Les filtres h_0 et g_0 sont calculés à partir des relations suivantes :

$$h_0(n) = \frac{1}{\sqrt{2}} \int \phi\left(\frac{1}{2}u\right) \phi(u-n) du \quad (\text{III.30})$$

L'algorithme peut être représenté par un banc de filtre d'analyse, qui illustré par la figure (III.4).

h et g sont respectivement le filtre passe bas et passe haut, le signe (2) appelé sous échantillonnage d'un facteur 2, il consiste à garder un coefficient sur deux.

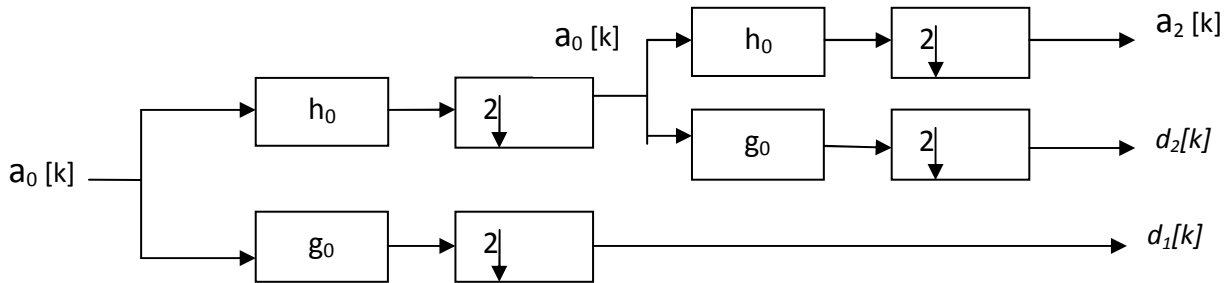


Figure (III.4) : banc de filtre d'analyse

➤ Synthèse :

S.MALLAT a démontré d'une façon similaire, qu'à partir d'une représentation en ondelettes, on peut retrouver le signal discret original, en appliquant la relation suivante :

$$\begin{aligned} \langle f(u), \varphi_{j+1}(u-2^{j+1}n) \rangle &= 2 \sum_{k=-\infty}^{+\infty} h(n-2k) \langle f(u), \varphi_j(u-2^j k) \rangle \\ &+ 2 \sum_{k=-\infty}^{+\infty} g(n-2k) \langle f(u), \psi_j(u-2^j k) \rangle \end{aligned} \tag{III.31}$$

Cette relation nous permet alors de construire un algorithme de reconstitution du signal a_j à partir de ses coefficients d'approximation $a_{j+1}[k]$ et ses coefficients d'ondelette $d_{j+1}[k]$.

L'algorithme de reconstitution peut être représenté par un banc de filtre, nommé banc de filtre de synthèse qui est illustré dans la figure (III.5).

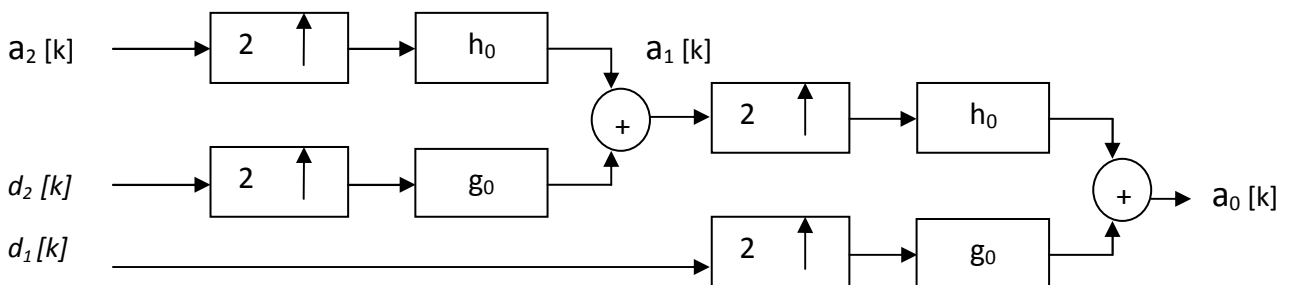


Figure (III.5) : banc de filtre de synthèse

Nous avons donc mis en évidence, l'existence d'un algorithme rapide de transformée en ondelettes et de reconstruction sous forme de banc de filtre. Leur mise en œuvre nécessite la seule connaissance des filtres passe bas h_0 et filtre passe haut g_0 .

IV. Algorithme pyramidal de S.MALLAT :

Pour appliquer l'AMR aux images, on fait appel à la transformée en ondelettes 2D. En pratique, pour calculer les coefficients d'approximation et de détails d'une image I , nous utilisons la généralisation de l'algorithme pyramidal présenté aux figures (III.6) et (III.7).

Chaque étape de cet algorithme est appliquée successivement aux lignes puis aux colonnes de l'image. On obtient pour un niveau de décomposition une sous image d'approximation $a_j(n,m)$ et trois sous images de détails : $d_j^1(n,m), d_j^2(n,m), d_j^3(n,m)$ selon l'orientation fréquentielle (horizontale, verticale et diagonale).

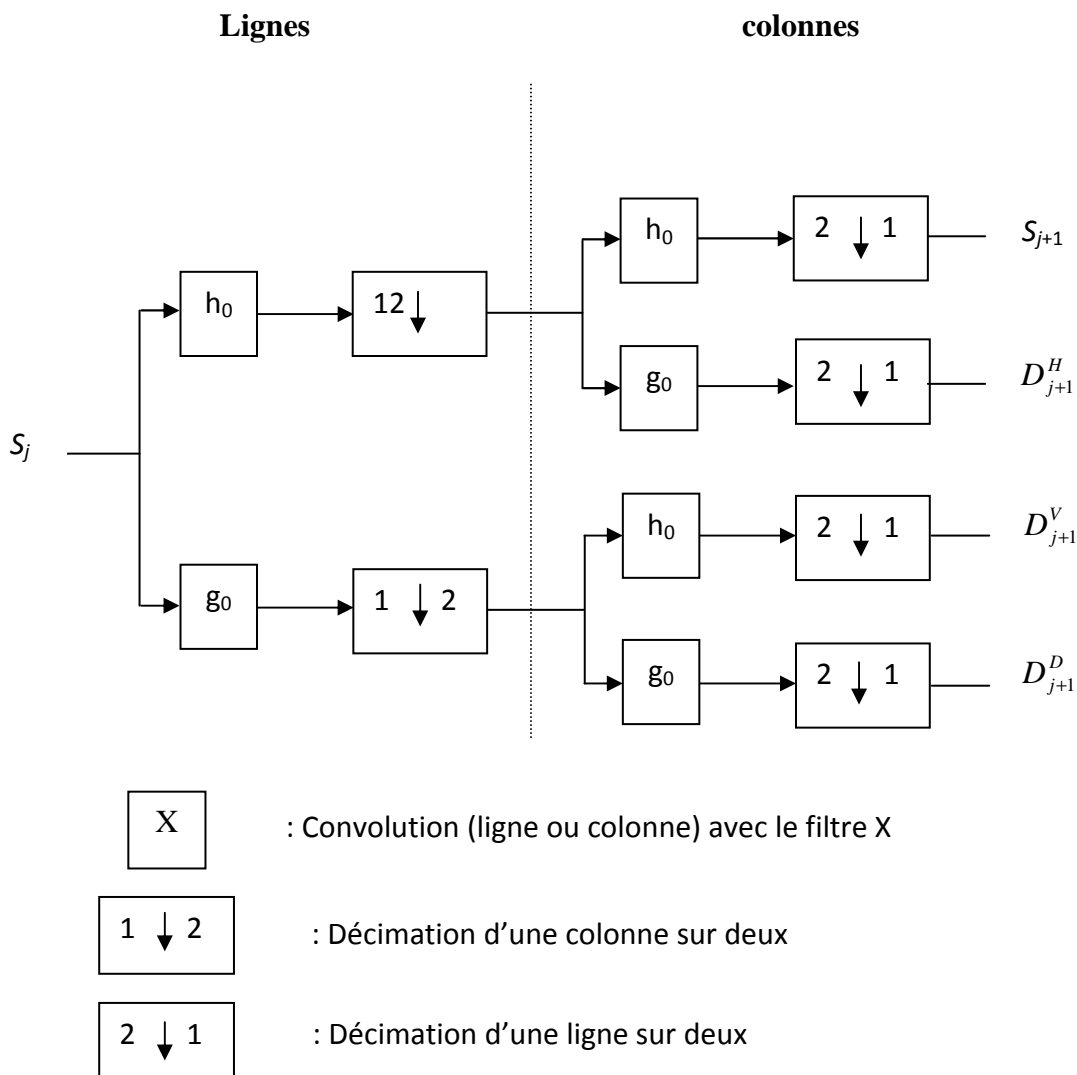


Figure III.6 : Schéma de décomposition d'une image à une résolution

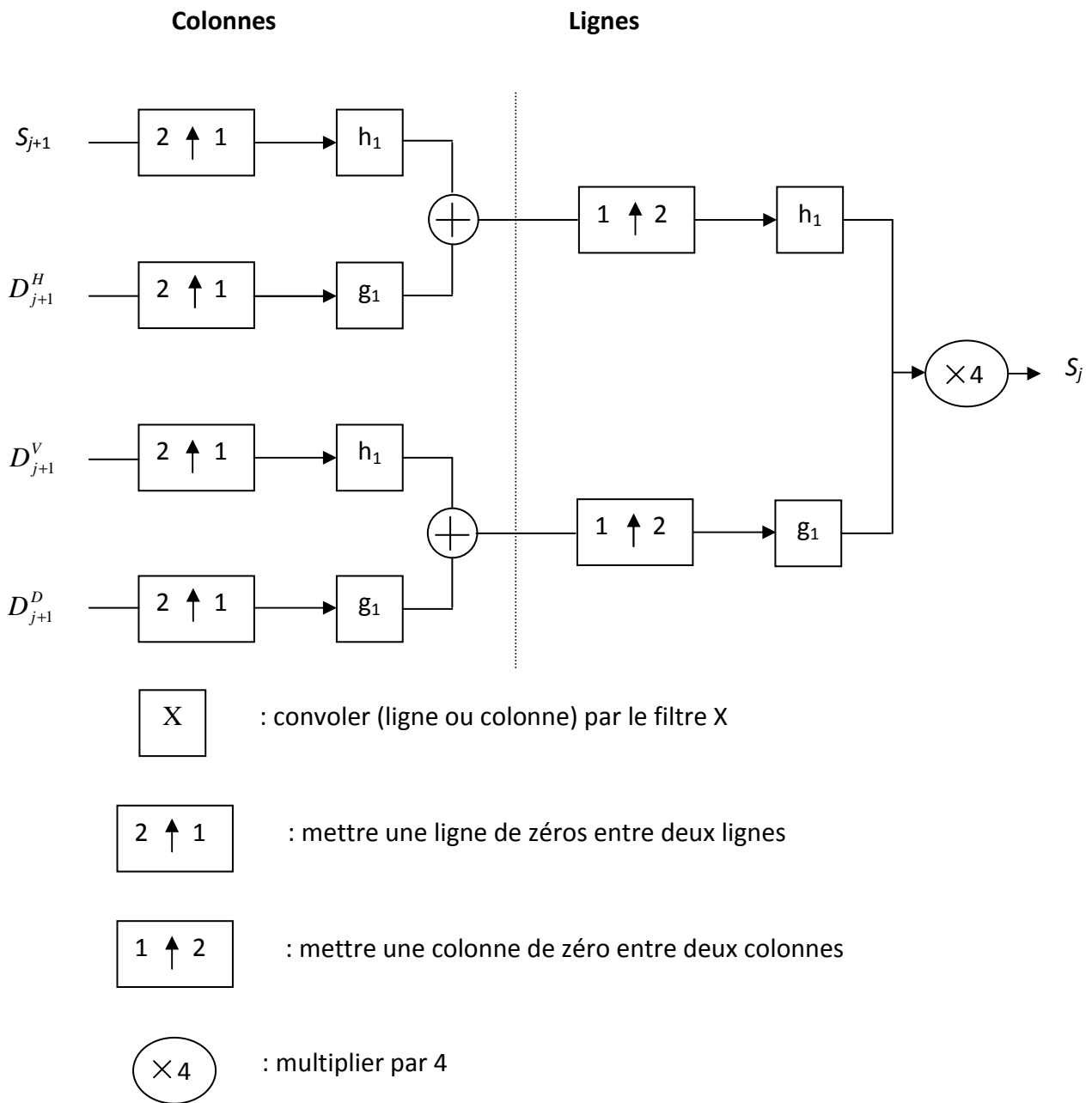


Figure III.7 : Schéma de reconstruction d'une image à une résolution

IV.1 fonction échelle et ondelette à deux dimensions :[9]

Concrètement, la transformée en ondelettes est d'abord appliquée à toutes les lignes de l'image, puis à toutes les colonnes. La formulation mathématique donne naissance à une fonction d'échelle à deux dimensions et à trois ondelettes 2D.

La fonction d'échelle $\Phi(x, y)$ dans le cas bidimensionnel s'écrit comme le produit de deux fonctions d'échelle monodimensionnelles :

$$\Phi(x,y) = \Phi(x) \Phi(y) \quad (\text{III.32})$$

Soit un signal $f(x, y) \in L^2(\mathfrak{R}^2)$. L'approximation de ce signal $f(x, y)$ à la résolution 2^{-j} est donné par la relation :

$$S_j(n_x, n_y) = \langle f(x, y), \Phi_{j, n_x}(x) \Phi_{j, n_y}(y) \rangle \quad (n_x, n_y) \in \mathbb{Z}^2 \quad (\text{III.33})$$

Soit $\Psi(x)$ l'ondelette associée à $\Phi(x)$, les trois ondelettes sont données comme suit :

$$\Psi^H(x, y) = \Phi(x) \Psi(y) \quad (\text{III.34})$$

$$\Psi^V(x, y) = \Psi(x) \Phi(y) \quad (\text{III.35})$$

$$\Psi^D(x, y) = \Psi(x) \Psi(y) \quad (\text{III.36})$$

La différence entre deux approximations successives est caractérisée par trois signaux de détails :

$$D_j^H(n_x, n_y) = \langle f(x, y) \Phi_{j, n_x}(x) \Psi_{j, n_y}(y) \rangle, \quad (n_x, n_y) \in \mathbb{Z}^2 \quad (\text{III.37})$$

$$D_j^V(n_x, n_y) = \langle f(x, y) \Psi_{j, n_x}(x) \Phi_{j, n_y}(y) \rangle, \quad (n_x, n_y) \in \mathbb{Z}^2 \quad (\text{III.38})$$

$$D_j^D(n_x, n_y) = \langle f(x, y) \Psi_{j, n_x}(x) \Psi_{j, n_y}(y) \rangle \quad (n_x, n_y) \in \mathbb{Z}^2 \quad (\text{III.39})$$

V. Propriétés des ondelettes :

La théorie des ondelettes permet d'associer aux fonctions d'échelle et d'ondelette un certain nombre de propriétés intéressantes pour l'analyse et la synthèse des signaux. Les principales propriétés de la fonction d'ondelette sont les suivantes:[8]

V.1 régularité :

Une ondelette doit être suffisamment régulière car c'est la principale contribution des ondelettes dans le domaine du compression qui consiste la mises à zéro de certains coefficients d'ondelettes, ce qui équivaut à négliger les composantes $d_{k=}^j = \langle f, \Psi_{j,k} \rangle$ de la fonction originale. Elle agit sur la qualité de la reconstruction de signal. Plus une ondelette est

régulière, plus son spectre décroît rapidement à l'infini. L'ordre de régularité d'une ondelette est égal au nombre de ses moments nuls.

V.2 nombre de moments nuls :

Pour certaines applications, les ondelettes doivent également avoir un certain nombre de moments nuls ; c'est-à-dire le nombre de passage de l'ondelette par 0. Afin d'éliminer la partie polynomiale du signal.

V.3 support compact:

On dit que les filtres H et G sont à réponse impulsionnelle finie (FIR) si la fonction d'échelle Φ et l'ondelette Ψ sont à support compact.

Dans le cas contraire, une décroissance rapide des filtres permet tout de même de les approcher raisonnablement par des filtres FIR.

V.4 symétrie :

Si les fonctions d'échelle et d'ondelette sont (anti-)symétriques, les filtres sont alors à phase linéaire. On observe une distorsion de la phase à la reconstruction lorsque cette propriété est absente. En fait, il n'existe pas d'ondelettes orthogonales qui soient à la fois symétriques et à support compact. C'est pourquoi, les ondelettes biorthogonales ont été introduites et sont abondamment utilisées [9].

V.5 orthogonalité :

La transformé en ondelette est dite stable et réversible, si les ondelettes utilisées sont orthogonales. Les opérateurs de projections dans les différents sous-espaces V_j et W_j conduisent à des approximations optimales au sens de L^2 . L'orthogonalité permet de minimiser la redondance.

V.6 similarité :

Toutes les ondelettes qui appartiennent à la même famille doivent être similaires. C'est-à-dire ; se déduire les unes des autres par combinaison linéaire de translation et de dilatation. [7]

Conclusion :

A travers ce chapitre, nous avons essayé de se familiariser avec les ondelettes, en mettant en évidence deux transformées : la TF et TF à fenêtre glissante, auxquelles on doit la naissance des ondelettes.

Puis, nous avons abordé les notions de bases de la théorie d'ondelettes, sans trop s'élargir dans les démonstrations mathématiques. En commençant par la TOC (Transformée en Ondelette Continue), puis la TOD (Transformée en Ondelette Discrète) et nous avons terminé par l'analyse multirésolution.

La transformée en ondelettes garantit une bonne localisation temporelle et fréquentielle du signal traité. Ces caractéristiques ont été employées dans L'AMR, qui consiste à représenter le signal sous différents échelles en approximation et en détail ; c'est là qu'intervient l'algorithme rapide de S.MALLAT, qui est la convolution du signal avec des filtres numériques.

Pour appliquer l'AMR sur les images, on utilise la transformée en ondelettes 2D et pour qu'on puisse calculer les coefficients d'approximation et de détails, on fait appel à l'algorithme pyramidal.

Chapitre IV :

Quantification par zerotree

INTRODUCTION :

Quand on applique la transformée en ondelette sur une image, on remarque deux choses : la première, est que les formes obtenues pour toutes les sous bandes se ressemblent. Ceci implique qu'il y a certainement des redondances entre ces derniers et qui pourront être utilisés pour améliorer le taux de compression.

La seconde chose, est que l'image de la sous bande d'approximation présente la même image que l'originale, mais avec une résolution plus petite. Ceci implique que cette zone est la zone privilégiée.

L'algorithme EZW est le mieux placé, vu qu'il exploite au mieux ces caractéristiques. Par l'intermédiaire d'une structure de donnée particulière, qui réorganise les coefficients sous forme d'une arborescence inter bande, qui est nommée les quadrees.

EZW (Embedded Zerotree Wavelet) est le premier algorithme inter-bande développé pour les images, il a été proposé en 1993 par Jérôme SHAPIRO, c'est une méthode qui est utilisée pour la compression des images par ondelettes, il est de type imbriqué (Embedded), vu qu'on peut couper le flux binaire généré par le codeur à n'importe quel point de l'encodage pour obtenir une qualité d'image désirée.

Pour accomplir la tâche de compression, il est préférable d'utiliser un codeur arithmétique, qui puisse coder toute une chaîne avec un seul et unique code ; en s'inspirant des probabilités d'apparition de chaque mot que contient cette chaîne.

I. Méthodologie :

Dans cette partie, nous allons développer notre schéma de compression basé sur une technique de codage appelée EZW, implémenté dans chaque bloc des sous bandes issues de la décomposition en ondelettes.

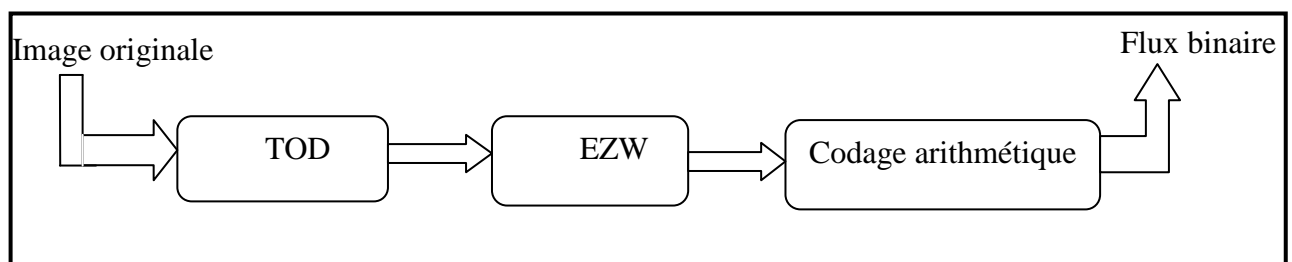


Figure (IV.1) : le schéma de compression développé.

I.1 La TOD :

La TOD à deux dimensions est basée sur l'algorithme pyramidal de S. MALLAT, elle est réalisée à partir d'une décomposition unidimensionnelle (1D) appliquée successivement sur les lignes puis sur les colonnes de l'image.

Pour appliquer au mieux la TOD sur l'image à traiter, on a trois étapes importantes à suivre :

1) *initialisation* :

On fixe deux choses :

- le type de filtre : on dispose de plusieurs type d'ondelettes, citons orthogonales et biorthogonales, et donc il faut préciser le type.
- la résolution : c'est le nombre de niveaux de décompositions en ondelettes.

2) *filtrage 1-1D* :

Au premier lieu, on applique la TOD sur les lignes, en allant du fait que ces dernières subissent une décimation sur deux afin d'éliminer les coefficients d'indice impair, puis on filtre les coefficients d'indice pair par l'intermédiaire du filtre choisi au départ.

3) *filtrage 2-1D* :

C'est le même principe que ce dernier, sauf qu'il traite l'image par colonnes au lieu des lignes.

On applique les étapes citées auparavant sur une image de N lignes et M colonnes, en utilisant deux filtres H et G qui sont respectivement filtre passe bas et filtre passe haut. On aura ceci :

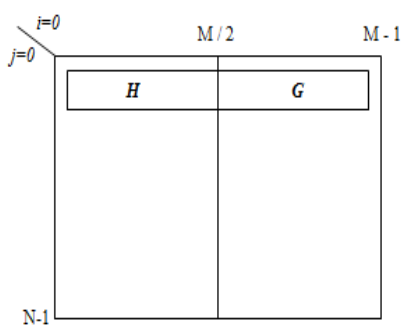


Figure (VI.2): l'image après filtrage (1-1D).

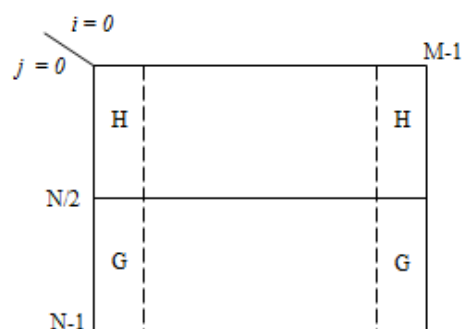


Figure (VI.3) : l'image après filtrage (2-1D).

Après le filtrage (1-1D) suivi d'un filtrage (2-1D), on obtient une nouvelle image divisée en 4 sous images de résolution telle que représentée par la figure suivante :

	HH		GH
A_j Image approximée		D^1_j Détails verticaux	
	HG		GG
D^2_j Détails horizontaux		D^3_j Détails diagonaux	

Figure (VI.4): l'image après TOD

Il est clair qu'après l'application de la TOD sur l'image, on a obtenu une décomposition de cette dernière en sa composante principale (HH) (faible résolution) et trois composantes de détails représentant les détails horizontaux (GH), verticaux (HG) et diagonaux (GG).

I.2 EZW :

I.2.1 Présentation du codeur EZW :

L'intérêt principal d'utiliser EZW, est qu'il exploite au mieux la caractéristique de multi-résolution; vu qu'il code les coefficients d'ondelettes sous forme binaire par ordre décroissant, en commençant par les basses fréquences (approximation) vers les hautes fréquences (les détails) afin de transmettre l'image d'une manière progressive. Ce qui implique qu'on a le choix à tout moment d'arrêter ou de continuer le codage en fonction de la qualité d'image reconstruite obtenue.

Pour commencer, il faut d'abord avoir la position des coefficients importants, sachant que l'importance d'un coefficient est évaluée par rapport à un seuil désigné.

Pour ce faire le codeur introduit la notion de redondance inter-bande, qui suppose que lorsqu'on diminue l'échelle (on passe à la haute résolution) les coefficients d'ondelettes diminuent aussi. Autrement dit, si une zone d'image est peu significative, ceci implique que cette même zone sera insignifiante à la haute résolution.

Ceci prouve que le codage progressif est un choix très normal pour des images transformées par ondelettes, puisque les sous-bandes plus hautes ajoutent seulement les détails fins.

Le codeur a introduit également une hiérarchie, qui permet de relier chaque coefficient dans une sous bande avec d'autres coefficients dans la sous bande qui suit et les réorganiser sous forme d'arborescence. C'est ainsi qu'on parle de l'arbre de zéros (zerotree).

I.2.1.1 Définition de zerotree :

Un zerotree est une structure de donnée quadtree, comme son nom l'indique, c'est un arbre dont les nœuds ont quatre branches ; autrement dit, on associe pour chaque fils, quatre descendants dans la sous bande qui suit et ainsi de suite jusqu'à ce que l'on atteigne les sous bande de hautes fréquences.

Cette équivalence mathématique n'est pas sortie de nulle part, mais elle est issue de l'application d'ondelettes sur les images et donc la création des sous bande. Car, quand on applique la transformée en ondelettes sur une image jusqu'à la $(K+1)^{\text{ème}}$ résolutions, on remarque qu'une sous bande LH_k (respectivement HH_k ou HL_k) a quatre fois plus de point qu'une sous bande LH_{k+1} (respectivement HH_{k+1} ou HL_{k+1}). Sauf pour la sous bande LL_{k+1} qui est réduite à un seul et unique point, qui présente la racine de l'arbre. Ceci est illustré dans la figure suivante :

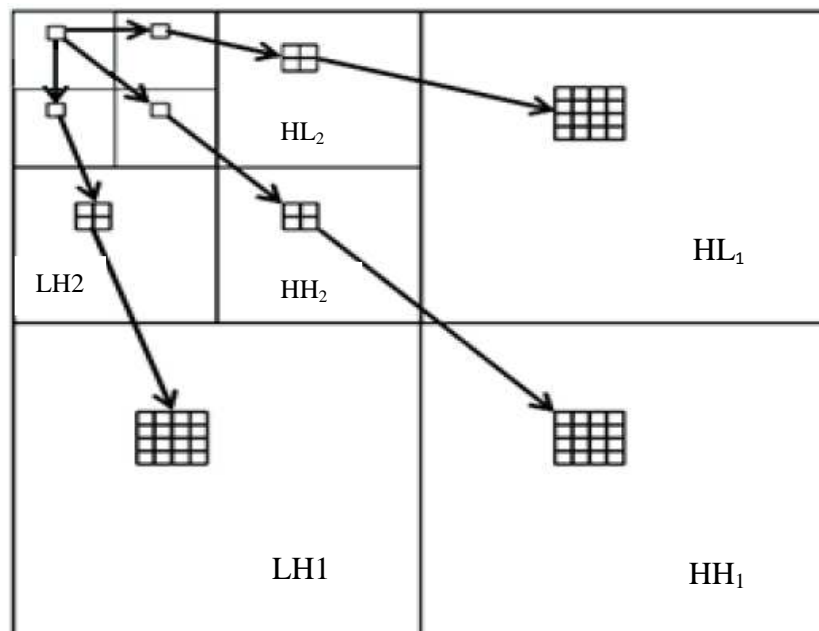


Figure (IV.5) : Représentation de l'organisation en arbre des coefficients d'ondelettes

I.2.1.2 La combinaison du zerotree avec la redondance inter-bande :

Pour exploiter la redondance inter-bande, EZW code les coefficients, nœud après nœud dans plusieurs passages. Pour chaque passage, il choisit un seuil, auquel tous les coefficients seront comparés. Si un coefficient est inférieur au seuil, il vérifie si l'un de ses descendants est supérieur au seuil, pour qu'il le laisse au prochain passage. Sinon, si tous ses descendants sont faibles (c'est souvent le cas d'après la propriété évoquée précédemment), on les code pas. Et si le coefficient est grand il sera codé.

De cette manière on ne code que la partie importante, ce qui permet d'avoir une bonne qualité d'image reconstruite avec des taux de compression élevés.

I.2.2) Déroulement de l'algorithme EZW :

Après avoir présenté l'aspect général d'EZW, nous allons maintenant détailler cet algorithme.

En effet, il effectue récursivement deux passes successives : dominante et subalterne.

A. la passe dominante :

Son nom indique son rôle et son importance. Car c'est là que l'algorithme effectue les tâches importantes, qui sont organisées de la manière suivante :

a) Le choix des coefficients significatifs :

Pour ce faire, il faut d'abord choisir un seuil T_0 , puis désigner les coefficients significatifs, on compare chaque coefficient à ce seuil. Si la valeur absolue du premier est supérieure au second, cela implique que le coefficient est significatif.

Autrement dit : Si 'A' est l'amplitude du coefficient au cours et que $|A|$ est la valeur absolue de 'A', on note que :

$$\begin{cases} \text{si } |A| > T_0 : A \text{ est significatif} \\ \text{sinon } A \text{ n'est pas significatif} \end{cases}$$

La valeur du seuil de départ T_0 est définie par la relation suivante :

$$T_0 = 2^{\lfloor \log_2 \max(\text{im}(x,y)) \rfloor} \quad (\text{IV.1})$$

Tel que $\max(\text{im}(x,y))$: désigne le plus grand coefficient d'ondelette existant dans l'image à la position x et y.

b) Le parcours des coefficients :

Pour accomplir cette tâche, deux méthodes ont été choisies : 'Raster scan' et 'Morton scan' ;

Elles parcourent les coefficients, du plus fort (faible fréquence) vers le plus petit (haute fréquence).

La différence qui existe entre ces deux méthodes, est dans le chemin que trace chacune lors du parcours de la même sous bande (sauf pour la dernière sous-bande).

Ceci est illustré par la figure (IV.6), qui présente une matrice de coefficients d'ondelettes à la troisième résolution.

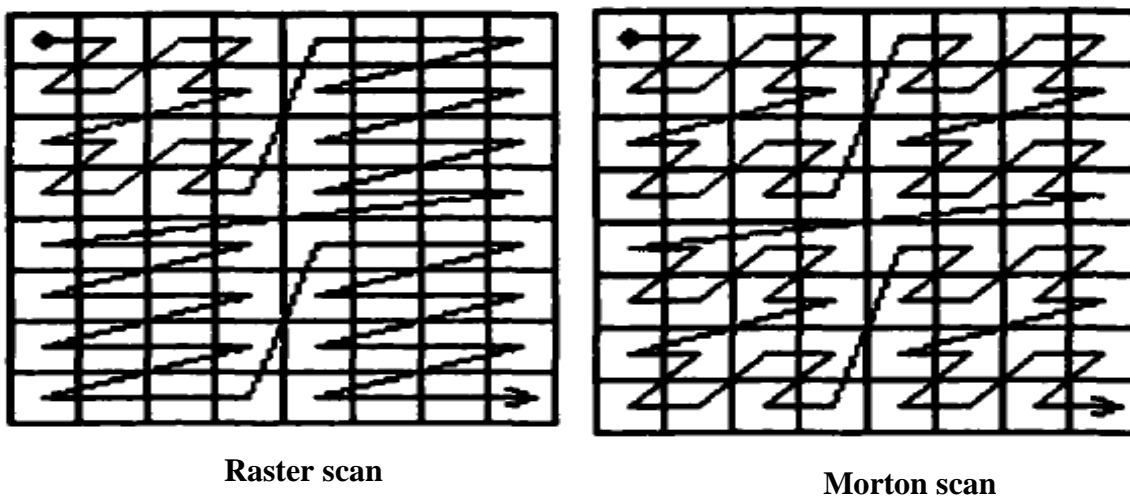


Figure (IV.6) : Méthodes de parcours des coefficients.

On voit bien que le chemin tracer dans la troisième sous-bande, est le même pour les deux méthodes. Par contre, il est différent pour les autres sous-bandes.

c) Le codage des coefficients :

Après le parcours des coefficients et la comparaison de chacun d'eux au seuil T_0 , on se dispose de quatre cas qui sont en relation directe avec la signification du coefficient (respectivement ses descendants) ou non.

Car si on trouve un coefficient 'A' supérieure au seuil, il est donc significatif ; mais en fonction de son signe on a deux cas :

*le coefficient 'A' est significatif avec un signe positif si $A > T_0$

*le coefficient 'A' est significatif avec un signe négatif si $A < T_0$

Et si le coefficient 'A' est inférieur au seuil donc il est insignifiant, mais on devrait vérifier son arborescence. Car si l'un de ses descendants est significatif ou non, le code va changer. Ce qui donne deux autres cas à traiter :

*le coefficient 'A' est insignifiant mais il existe un coefficient significatif parmi ses fils.

*le coefficient 'A' est insignifiant et il n'existe aucun coefficient significatif parmi ses fils.

C'est pour cette raison que l'algorithme a introduit un dictionnaire de codage qui contient quatre symboles, qui reflète et répond aux cas traités au-dessus, ainsi que leurs codes correspondants.

Le tableau (IV.1) représente les symboles du codage ainsi que leurs indications :

Symboles	Indications
Positif (P)	le coefficient est significatif avec un signe positif.
Négatif(N)	indique que le coefficient est significatif avec un signe négatif.
Zero isolé(Z)	indique que le coefficient est insignifiant et il existe un coefficient significatif parmi ses descendants (fils).
Zerotree (R)	indique que le coefficient est insignifiant mais il n'existe aucun coefficient significatif parmi ses fils.

Tableau (IV.1) : les symboles du codage EZW ainsi que leurs indications.

d) La quantification par approximation successives :

Pour faire apparaître et avoir accès aux coefficients qui sont codés insignifiants avec le seuil initial T_0 , on réduit ce dernier à moitié et on aura un nouveau seuil T_n .

$$T_n = T_0 / 2 \quad (IV.2)$$

Où : n est le nombre de résolution.

Puis on refait les étapes précédentes avec ce nouveau seuil, chose qui va nous permettre la récolte d'autres informations, qui seront ajoutées à celle d'auparavant d'une manière successive. Tant que $T_n > 1$, cette opération peut être refaite tant de fois.

Cette division du seuil sur 2 est derrière la transmission successive de l'image. Car on a comme première vue l'approximation (avec T_0) puis étape par étape on ajoute les nouvelles informations issues des T_n , qui présentent réellement les détails.

B. la passe subalterne :

Les coefficients traités par cette passe, sont ceux jugés significatifs dans la passe dominante, afin d'avoir plus de précision sur eux.

Pour ce faire. Ces coefficients subissent une autre comparaison à un nouveau seuil, ce dernier est en fonction de celui utilisé dans la passe dominante. La relation mathématique qui définit ce seuil est donnée par l'équation (VI.3).

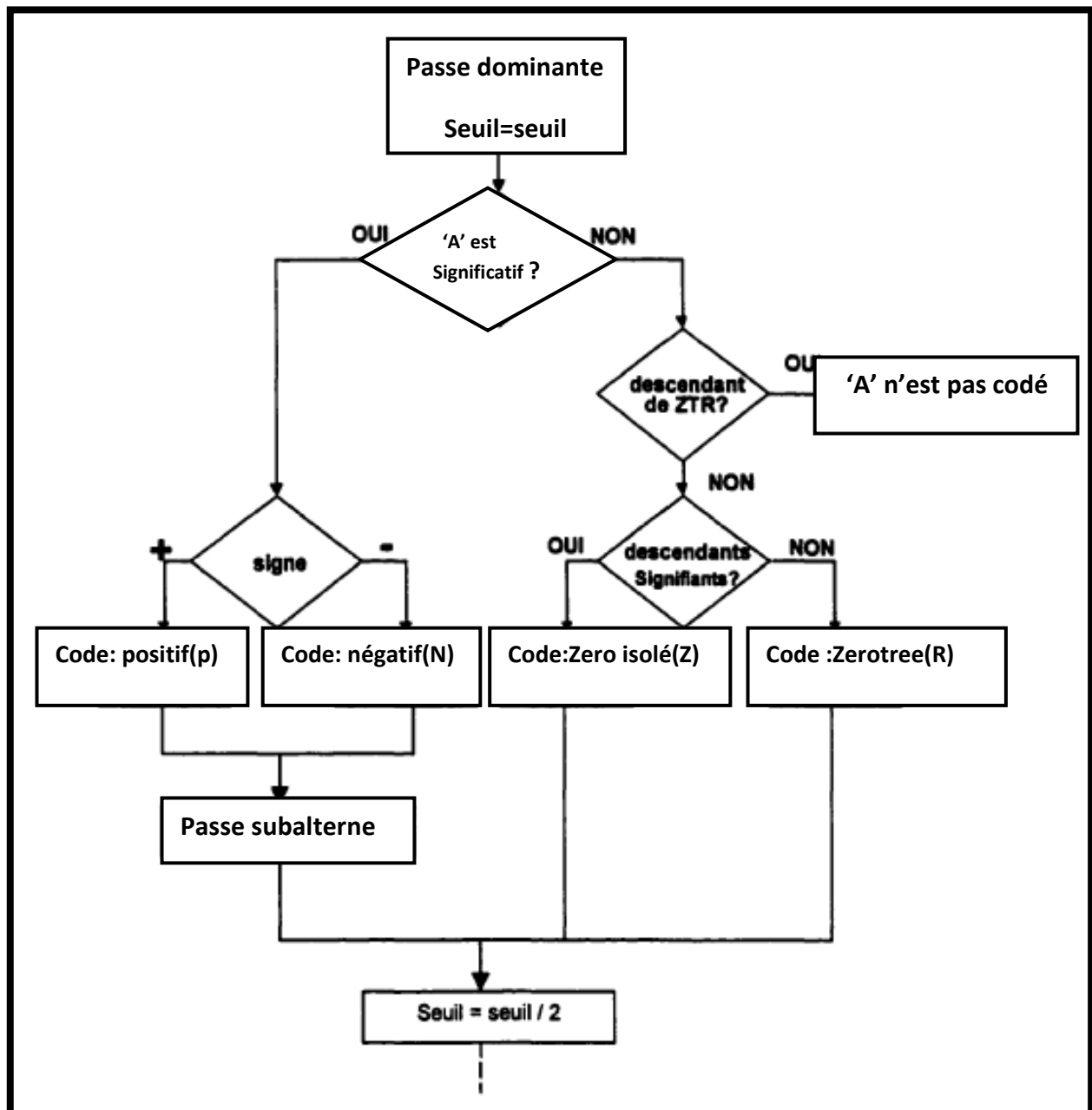
$$T_s = 3 * 2^{n-1} \quad (IV.3)$$

Où : n est la puissance du seuil de la passe dominante. ($T_0 = 2^n$).

Après ceci, on attribue le bit '1' au coefficient supérieur à T_s et le bit '0' au coefficient inférieur à T_s .

Le rôle essentiel de cette passe, est qu'elle nous assure une meilleure reconstruction de l'image que celle issue de la passe dominante. C'est pour cette raison que le processus de codage alterne entre les deux passe et réduit le seuil de moitié après la passe dominante. Et la chose importante qu'elle ne faut pas oublier, est que le codage peut s'arrêter à n'importe quel moment en fonction du taux de compression atteint.

Les étapes du codage peuvent être résumées par l'organigramme suivant :



Figure(IV.7) : principe du codage EZW

C. le décodage :

Pour qu'on puisse réaliser le décodage, il faut d'abord avoir le nombre de niveaux de décomposition par ondelettes, qui permettent aux décodeur de construire une matrice, dont la taille est la même que celle de l'image originale.

Puis le codeur envoie la puissance associée au seuil de départ, pour que le décodeur puisse calculer la valeur de ce seuil, ainsi les coefficients vont être jugés et reconstruits par rapport à ce dernier. Comme illustre le tableau (IV.2).

A la fin du parcours, le seuil est divisé par 2 et l' algorithme reprend. Lorsqu'on veut mener une compression sans perte, et donc avoir une reconstruction idéale de l'image, il faut que le seuil atteigne la valeur de '1'. Mais dans le cas inverse, c.à.d. lors d'une compression avec perte, le seuil n'est pas forcé d'atteindre cette valeur, mais par contre, les coefficients vont être traités une deuxième fois, pour assurer plus de précision et éviter moins de pertes.

Les symboles	Le décodage
P	On ajoute la valeur du seuil au contenu de la case en cours.
N	On soustrait de la valeur du coefficient celle du seuil.
R	On ignore complètement les descendants de ce coefficient.
Z	On ne peut pas ignorer l'arborescence de ce coefficient, vu qu'il existe au moins un coefficient significatif.

Tableau (IV.2) : le protocole de décodage.

I.1.2 Application de l'algorithme EZW :

La méthode est illustrée par l'exemple suivant, le codage a été appliqué sur la matrice de coefficients à trois niveaux de décomposition suivante :

63	-34	49	10	7	13	-12	7
-31	23	14	-13	3	4	6	-1
15	14	3	-12	5	-7	3	9
-9	-7	-14	8	4	-2	3	2
-5	9	-1	47	4	6	-2	2
3	0	-3	2	3	-2	0	4
2	-3	6	-4	3	6	3	6
5	11	5	6	0	3	-4	4

Figure (IV.8) : exemple de matrice de coefficients

➤ **La première passe dominante :**

- ✓ On va calculer un seuil, en appliquant la relation suivante :

$$T_0 = 2^{\lceil \log_2 \max(im(x,y)) \rceil}$$

Le coefficient dont la valeur (63) est la valeur maximal de la matrice, ce qui donne $T_0=32$.

- ✓ Puis on parcourt les coefficients avec Morton scan, comme c'est illustré par la figure (IV.9)

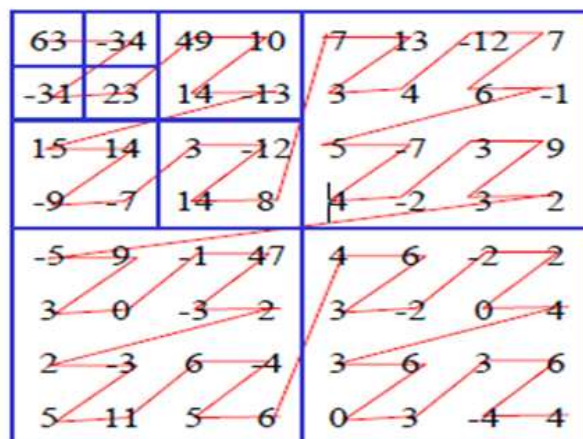


Figure (IV.9) : parcourt des coefficients de la matrice avec Morton scan

- ✓ On compare chaque coefficient avec la valeur (32) et on leur applique les symboles décrits auparavant, ce qui donne le code suivant :

D1=PNZRPRRRRZRRRRRRRPRR

➤ **La première passe subalterne :**

- ✓ On traite les coefficients qui sont codés 'P' ou 'N', afin d'avoir plus de précision. Pour ce faire, on les compare au nouveau seuil T_s , qui est déterminé par la loi suivante :

$$T_s = 3 * 2^{n-1}$$

Sachant que : $32=2^5 \Rightarrow T_s=3*2^4=48$.

On a seulement quatre coefficients à comparer (3P et 1N), ce qui donne le code suivant :

S1= 1010

Pour plus de compréhension, on va prendre quelques coefficients pour expliquer en détail la manière dont on leurs a attribué ces codes :

On remarque que pour $T_n=1$, on a seulement effectué la passe dominante. Ceci est expliqué par le code D6, qui contient que des 'Z' et 'R', donc ces coefficients n'ont pas l'accès à la passe subalterne. Autrement dit, il ya aucune information intéressante à extraire.

A ce stade de codage, on est confronté à la version originale de l'image (approximation et détails), donc la reconstruction est parfaite et il n'y a aucun détail à rajouter.

I.3) Le codage arithmétique :

C'est un codeur entropique, qui est basé sur la probabilité d'apparition des symboles ; Ces derniers seront placés sur axe allant de '0' jusqu'à '1', en fonction de leurs probabilités. Afin d'extraire le mot qui code toutes cette série, au lieu d'un code pour chaque symbole.

Pour mieux comprendre ce codage, on a pris le code suivant qui est issu d'EZW.

D= Z R Z P Z R.

On a trois mots à coder, ce qui donne cette chaine : A= {Z, R, P}.

Les probabilités associées à chaque mot sont respectivement $P(Z)=1/2$, $P(R)=1/3$ et $P(P)=1/6$.

On applique le codeur arithmétique à cette chaine (les étapes du codeur sont détaillées dans le chapitre II).

La figure suivante illustre l'algorithme précédent appliqué à cet exemple.

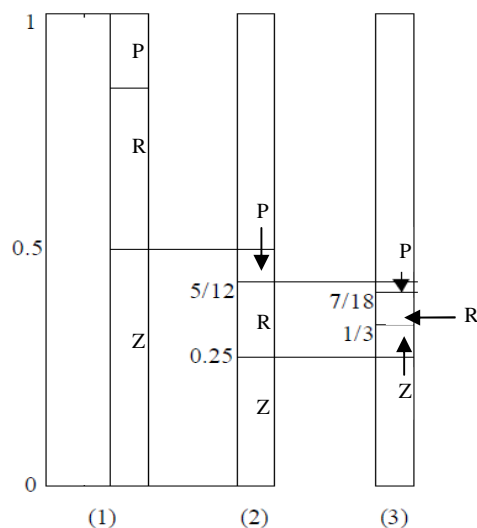


Figure (IV.10) : illustration du codeur arithmétique

Le bloc(1) : on a partitionné les symboles sur l'intervalle $I = [0, 1]$.

Le bloc(2) : on a pris le sous intervalle $[0, 0.5]$ du symbole (Z) et on a calculé les nouvelles limites de chaque symbole dans cet intervalle en utilisant les relations suivantes :

- largeur = limite supérieure - limite inférieure
- limite inférieure = limite inférieure + largeur × (limite basse du sous intervalle du symbole).
- limite supérieure = limite inférieure + largeur × (limite haute du sous intervalle du symbole).

➤ Pour le symbole (Z) :

$$\text{La largeur} = \frac{1}{2} - 0 = \frac{1}{2}$$

$$\begin{cases} \text{limite inférieure} = 0 + \frac{1}{2} * 0 = 0 \\ \text{limite supérieure} = 0 + \frac{1}{2} * \frac{1}{2} = \frac{1}{4} \end{cases}$$

➤ Pour le symbole (R) :

$$\text{La largeur} = \frac{1}{2} - 0 = \frac{1}{2}$$

$$\begin{cases} \text{limite inférieure} = 0 + \frac{1}{2} * \frac{1}{2} = \frac{1}{4} \\ \text{limite supérieure} = 0 + \frac{1}{2} * \frac{5}{6} = \frac{5}{12} \end{cases}$$

➤ Pour le symbole (P) :

$$\text{La largeur} = \frac{1}{2} - 0 = \frac{1}{2}$$

$$\begin{cases} \text{limite inférieure} = 0 + \frac{1}{2} * \frac{5}{6} = \frac{5}{12} \\ \text{limite supérieure} = 0 + \frac{1}{2} * 1 = \frac{1}{2} \end{cases}$$

Le bloc(3) : on a pris le nouveau sous intervalle $[1/4, 7/12]$ du symbole (R) et on a suivi les mêmes étapes du bloc (2), ce qui nous a donné de nouvelles limites pour chaque symbole.

Il faut noter que la limite inférieure de dernier sous intervalle du symbole (P) présente le code de la séquence parce que cet intervalle présente l'intersection de tous les intervalles, autrement dit la séquence est incluse dans cette intervalle.

Dans notre exemple, l'intervalle final du symbole(P) est $[7/18, 5/12]$, son équivalent en binaire est : $[0.011001, 0.011010]$ ce qui donne un mot de code (011010) qui permet de coder la séquence $A = \{Z, R, P\}$.

Conclusion :

La TOD a bien remplacé plusieurs transformées et devenue la plus utilisée pour la compression d'image. Pour continuer et compléter le cycle de compression, il faut ajouter la quantification, de préférence celle qui se base sur les ondelettes. C'est là qu'EZW a fait son intervention.

EZW, assure des taux de compression élevés, accompagné avec une meilleure qualité d'image reconstruite, sans oublier de parler de la manière successive dont il transmet l'image, par l'intermédiaire des zerotrees.

Cette architecture de coefficients n'est pas la seule qui est derrière le succès et la réussite d'EZW, mais elle a été combinée avec la notion de redondance inter-bande pour une meilleure exploitation. Ce qui nous donne le choix et la possibilité de couper le flux binaire à n'importe quel moment, ceci en fonction du taux de compression désigné et donc la qualité d'image désirée.

Après la quantification vient le codage, qui est présenté par un codeur arithmétique, de type entropique ; qui a pour but de minimiser les séquences de codes issues d'EZW. Car, il attribue pour une séquence un seul et unique code, qui est inspiré des probabilités d'apparition de chaque symbole afin d'accomplir la tâche de compression.

Chapitre V :

Tests & résultats

Introduction :

Dans ce chapitre, nous présenterons notre application expérimentale du schéma de compression présenté dans le chapitre précédent. Rappelons que notre travail consiste à développer un algorithme de compression des images radiographiques, en utilisant une transformée en ondelette2D (TOD 2D) suivie d'une quantification par zerotree et à la fin un codeur arithmétique. Afin d'atteindre des taux de compressions élevés en assurant une bonne qualité de l'image restituée.

Afin d'évaluer les performances de nos résultats, deux critères sont pris en compte: le rapport signal sur bruit crête (PSNR) en décibels (db) et le taux de compression (Tc) en pourcentages(%). Et pour bien illustrer ces performances, nous faisons varier à chaque fois le type d'ondelettes et le niveau de résolutions, pour déterminer l'influence de ces paramètres sur la qualité de la compression désiré.

I. Présentation des données :

Avant d'entamer l'évaluation de notre méthode, il faut d'abord charger une image pour tester notre programme. Pour ce faire, notre choix s'est basé sur les images radiographiques, dont nous avons choisi trois images qui sont illustrés par la figure suivante :



image(a)



image (b)



image(c)

Figure (V.1) : les images radiographiques

image (a) : image radiographique de thorax de dimension 512*512, codée sur 8 bits
(Source: <http://radiographic.rsna.org>).

image(b) : image radiographique de la main de dimension 256*256, codée sur 8 bits (Source :
fr.wikipedia.org).

image (c) : image radiographique d'un bras de dimension 256*256, codée sur 8 bits
(Source : Radiologie-mim.fr).

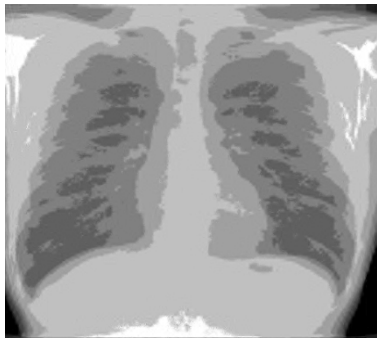
II. Application et interprétation :

L'algorithme de compression est mis en œuvre sous l'environnement de programmation MATLAB 7.8.0 (R2009a), sous système d'exploitation Windows7 professionnel, installé sur un PC ayant les caractéristiques CORE i3 de fréquence 2.30GHz et une RAM de 4GO.

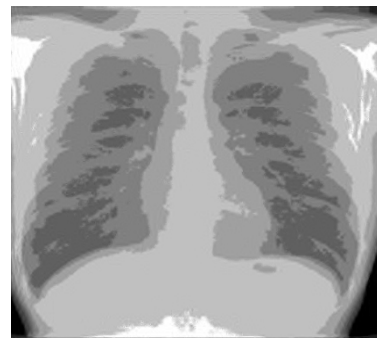
II.1 Choix du filtre associé :

Pour choisir le meilleur filtre qui nous servira à la décomposition de nos images en coefficients d'ondelettes, nous allons tester l'influence de quelques filtres sur la qualité de ces images en fixant le niveau 3 de décomposition. On se servira de deux paramètres pour l'évaluation qui sont le PSNR et le Tc.

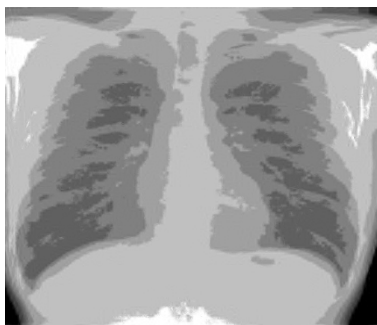
Les résultats obtenus sur les trois images sont représentés dans les figures (V.2-V.3-V.4) :



ondelette 9/7;Tc=95,14% ;
PSNR=32,46db ; Temps=1:53s



ondelette 5/7 ; Tc=95,14% ;
PSNR=32,33db ; Temps=2:04s



ondelette 5/3 ; Tc=95,17% ;
PSNR=32,29db ; Temps=1:54s



ondelette Haar ;Tc=85,26% ;
PSNR=31,49db ; Temps=1:56s

Figure (V.2) : la reconstruction de l'image (a) avec les différents filtres.



ondelette 5/3 ; Tc=95,17%
PSNR=28,31db ; Temps=8s.



ondelette 9/7 ; Tc=95,14% ;
PSNR=28,598b ; Temps=7s.



ondelette 5/7 ; Tc=95,14% ;
PSNR=28,22db ; Temps=7s.

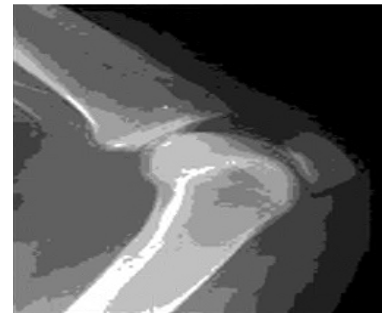


ondelette Haar ; Tc=85,35% ;
PSNR=27,10db ; Temps=8s.

Figure (V.3) : la reconstruction de l'image (b) avec les différents filtres.



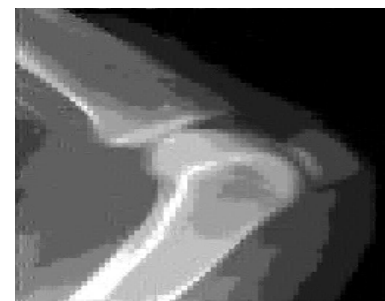
ondelette 9/7 ;Tc=95,14% ;P
SNR=30,63db;Temps=8s



ondelette 5/7 ;Tc=95,24% ;
PSNR=31,71db;Temps=9s



ondelette 5/3 ;Tc=94,18% ;
PSNR=30,93db ; Temps=8s



ondelette Haar ;Tc=85,25% ;
PSNR=29,18db ; Temps=7s

Figure (V.4) : La reconstruction de l’image (c) avec les différents filtres.

Pour analyser au mieux ces résultats et faciliter leurs interprétations, nous les avons regroupés et présentés sous forme d’un tableau (V.1). Puis, nous allons tracer la courbe de la variation du PSNR en fonction des filtres, comme est indiqué dans la figure(V.5):

Filtres	Image(a)			Image(b)			Image(c)		
	PSNR (db)	Tc(%)	Temps(s)	PSNR(db)	Tc(%)	Temps(s)	PSNR(db)	Tc(%)	Temps(s)
9/7	32,46	95,14	1 :53	32,53	91,17	8	31,71	95,24	8
5/7	32,33	95,14	2 :04	28,22	95,14	7	30,63	95,14	9
5/3	32,29	95,17	1 :54	28,31	95,17	8	30,93	94,18	8
Haar	31,49	85,26	1 :56	27,10	85,35	8	29,18	85,25	7

Tableau(V.1) : Résultats de la variation des filtres sur les images (a), (b) et (c).

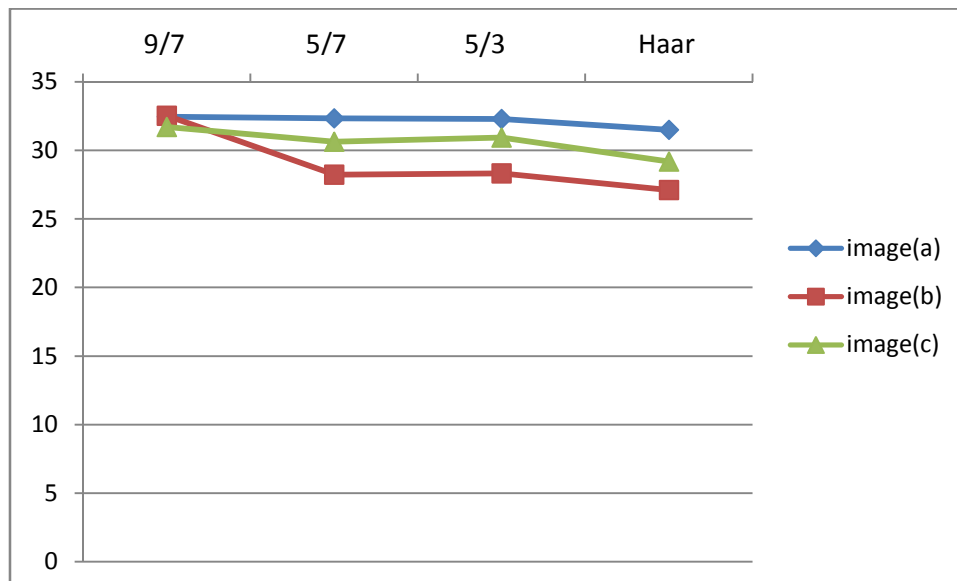


Figure (V.5) : Variation du PSNR en fonction des filtres sur les images (a), (b) et (c).

➤ Interprétations des premiers résultats :

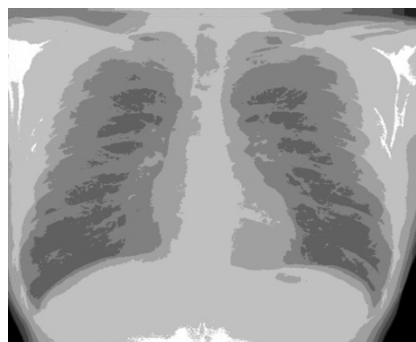
En analysant ces résultats, nous pouvons constater que le filtre 9/7 est le mieux adapté pour notre type d'image. Car même si le but principal de la compression est d'atteindre des Tc élevés ; mais en revanche, il faut assurer une bonne qualité de l'image reconstituée.

Ceci est clairement apparu à travers les figures (V.2 - V.3 -V.4), où on voit bien qu'avec le filtre 9/7 la qualité des images est meilleure par rapport aux celles présenter par les autres filtres, sans oublier d'ajouter qu'il assure des Tc importants. Donc ce filtre permet un meilleur compromis entre PSNR et Tc.

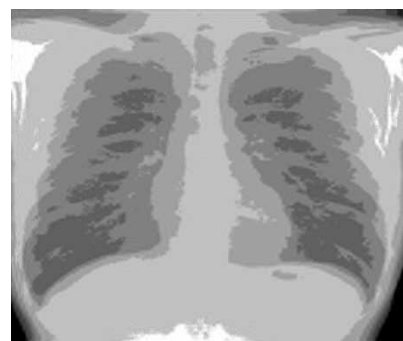
II.2 Choix du niveau de résolution :

Après avoir choisi le filtre 9/7 qui convient à notre méthode, nous avons testé l'efficacité de notre méthode en variant les niveaux de décomposition.

Les résultats obtenus sur les différentes images sont présentés par les figures (V.6 -V.7 - V.8).



Résolution(2);Tc=91,11% ;
PSNR=35,29db ;Temps=1 :



Résolution(3) ;Tc=95,14% ;
PSNR=32,46db ; Temps=1 :53.



Résolution(4) ;Tc=96,15% ;
PSNR=30,1db ; Temps=1 :55.

Figure (V.6) : image (a) restituée à différents niveaux de résolution.



Résolution(2);Tc=91,17% ;
PSNR=32,53db ; Temps=8s.

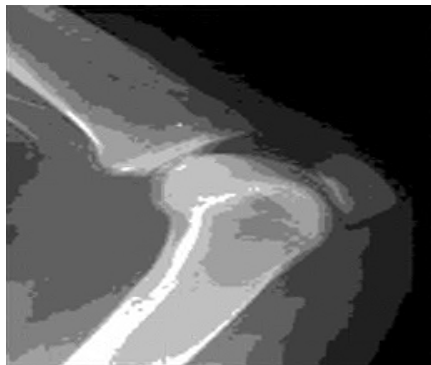


Résolution(3) ;Tc=95,14% ;
PSNR=28,598b ; Temps=7s.



Résolution(4) ;Tc=96,06% ;
PSNR=25,37db ; Temps=7s.

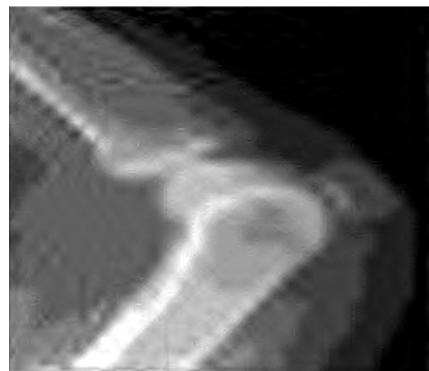
Figure (V.7) : image (b) restituée à différents niveaux de résolution.



Résolution(2) ; Tc=91,09% ;
PSNR=34,71db ; Temps=7s.



Résolution(3) ; Tc=95,24% ;
PSNR=31,71db ; Temps=8s.



Résolution(4) ; Tc=96,36% ;
PSNR=27,39db ; Temps=8s.

Figure (V.8) : image (c) restituée à différents niveaux de résolution.

Le tableau (V.2) résume les résultats obtenus sur toutes les images, en utilisant le filtre 9/7.

Résolutions	Image(a)			Image(b)			Image(c)		
	PSNR(db)	Tc(%)	Temps(s)	PSNR(db)	Tc(%)	temps(s)	PSNR(db)	Tc(%)	temps(s)
Résolution (2)	34,71	91,09	7	35,29	91,11	1 :46	32,53	91,17	8
Résolution (3)	31,71	95,24	8	32,46	95,14	1 :53	28,59	95,14	7
Résolution (4)	27,39	96,36	8	30,1	96,15	1 :55	25,37	96,06	7

Tableau (V.2): Résultats de la variation du niveau de résolution sur les images (a),(b) et(c).

Pour ce faire, nous avons aussi tracé des histogrammes représentant le PSNR et le Tc pour les niveaux de résolution 2, 3 et 4, illustrés dans les figures ci-dessous.

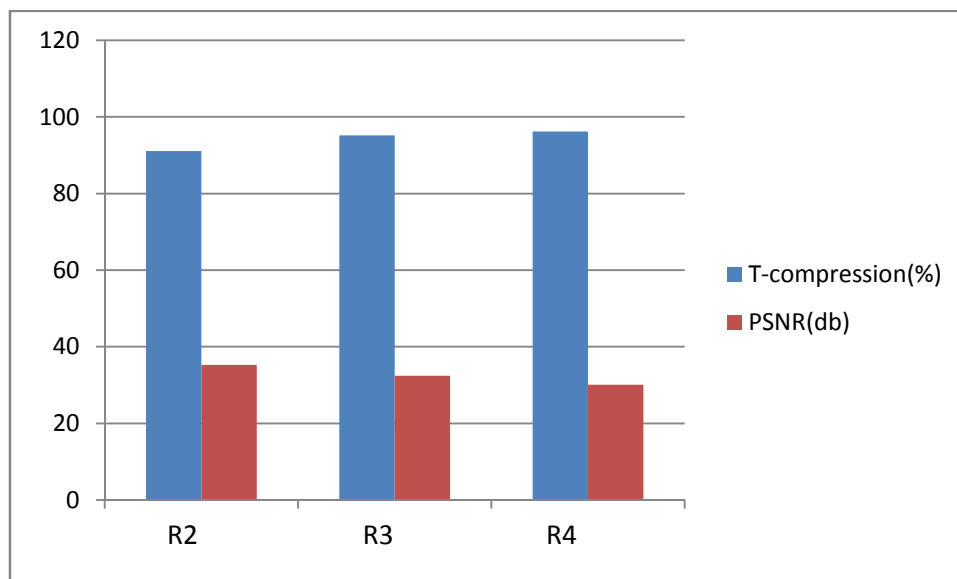


Figure (V.9) : Histogramme représentant la variation du PSNR et de Tc selon le niveau de résolution de l'image (a).

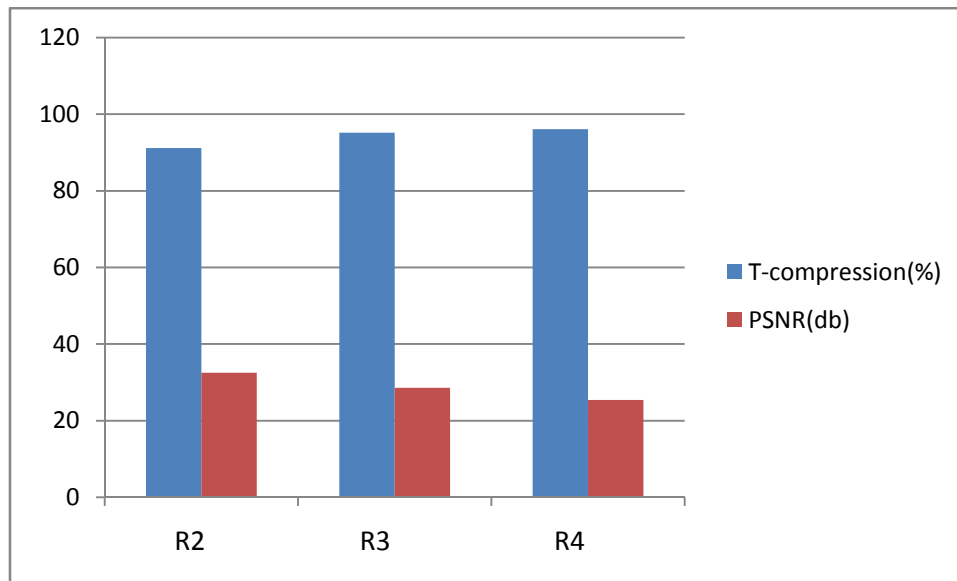


Figure (V.10) : Histogramme représentant la variation du PSNR et de Tc selon le niveau de résolution de l'image (b)

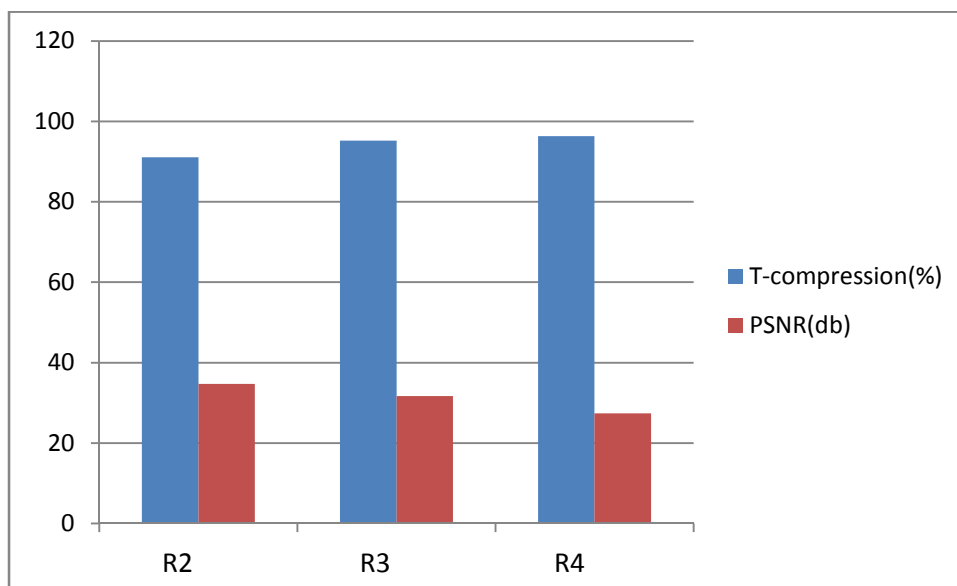


Figure (V.11) : Histogramme représentant la variation du PSNR et de Tc selon le niveau de résolution de l'image (c)

➤ Interprétations des seconds résultats :

D'après les figures (V.6-V.7-V.8), nous avons remarqué que le taux de compression influe directement sur la qualité visuelle des images compressées. Autrement dit, lorsque Tc augmente, la qualité des images restituées est dégradée.

Comme nous pouvons aussi constater que d'après les histogrammes des figures (V.9), (V.10) et (V.11), que le Tc est inversement proportionnel par rapport au PSNR. Et que le niveau de résolution augmente proportionnellement avec le Tc.

Vu notre domaine d'application, qui est l'imagerie médicale qui ne tolère pas trop de perte dans la qualité de l'image reconstruite, le niveau de résolution choisi doit impérativement respecter cette contrainte. C'est ainsi qu'il est préférable d'arrêter à la 3^{ème} résolution, qui nous assure des taux élevés avoisinant les 95% pour les images (a), (b) et (c).

Conclusion :

Ce chapitre a été consacré à l'évaluation des performances de notre méthode proposée en analysant les différents résultats obtenus. Nous avons vu que le taux de compression influe d'une manière importante sur la qualité visuelle de l'image. Ce dernier dépend essentiellement, d'une part du type d'ondelette utilisée et d'autre part de la résolution. Donc c'est un compromis entre taux de compression élevé et une qualité visuelle acceptable.

Nous avons vu que l'algorithme de compression appliqué sur les trois images en utilisant le filtre 9/7 jusqu'à la 3^{ème} résolution est capable de compresser avec des fort taux de compression tout en gardant une qualité visuelle acceptable.

Conclusion générale

Dans ce travail, nous avons élaborés et mis en œuvre un schéma de compression d'images, basé sur une transformée en ondelettes, associé à une quantification par ordre de zéro et un codage arithmétique.

Le premier bloc de notre schéma, qui est la transformation est pris par la TOD à deux dimensions, qui est basée sur l'algorithme pyramidal de S. MALLAT, elle est réalisée à partir d'une décomposition unidimensionnelle (1D) appliquée successivement sur les lignes puis sur les colonnes de l'image. Ce qui génère une décorrélation parfaite entre les pixels de chaque sous bandes et les organisent du plus fort (basse résolution) vers le plus faible (haute résolution), comme il engendre aussi une redondance inter-bande, qui est une caractéristique importante pour l'amélioration du taux de compression. C'est ainsi qu'on a adopté la quantification par zerotree(EZW), qui exploite au mieux cette caractéristique ; on utilisant une structure de données, qui réorganise les coefficients d'ondelettes sous forme d'une arborescence, qui sert à coder au premier lieu les plus grands coefficients. Afin de présenter l'image d'une manière progressive.

Pour accomplir la tâche de compression, on a choisi un codeur entropique qui est le codage arithmétique, qui sert à coder toute une séquence avec le seul et unique code.

L'application de l'algorithme sur les images radiographique, a pu atteindre la troisième résolution on assurant une qualité acceptable de l'image reconstruite avec des taux de compression élevés de l'ordre de '95,24%'. Ceci par l'intermédiaire de l'ondelette 9/7.

Le choix de la 3^{ème} résolution était un choix forcé, vu que l'imagerie médicale ne tolère pas trop de perte, car ceci peut provoquer des erreurs de diagnostic. Pour cela, on peut dire que notre travail peut avoir d'autre modification qui est la quantification par région d'intérêt. Cette dernière sert à trier les zones importantes pour le diagnostic, puis les compresser sans perte, par contre le reste de l'image sera compresser avec perte. De cette manière on va atteindre plusieurs niveaux de résolution, avec une bonne qualité d'image.

Durant l'élaboration de ce travail, on a acquis pas mal d'information dans le domaine de traitement d'image, qui est un domaine très vaste ; comme on a pu se familiariser avec les ondelettes, qu'on n'a pas pu voir durant notre cursus. Sans oublier la programmation sous MATLAB.

Références et Bibliographie

[1]. Baptiste, Henri, Aimé DECOUIGNY: **Le développement des technologies numériques d'imagerie médicale en France, Étude bibliographique et résultats d'une enquête auprès d'un échantillon de cliniques vétérinaires.** Thèse de doctorat, école nationale vétérinaire d'Alfort. 14 p, 17 p. (2011)

[2]. GTS503 - HIVER 2013 : **COURS 3 : IMAGERIE MÉDICALE.** 13 p.

[3].BELADGHAM Mohammed: **Construction d'une technique d'aide au diagnostic en imagerie médicale, Application à la compression d'images.** Thèse de doctorat, spécialité Electronique, 21 p. (2012)

[4]. Abdelhalim GABIS : **Compression et segmentation d'image,** thèse de magistère, informatique option : système informatique , 10 p. (2004/2005)

[5]. **cours : Notions sur la compression des images.**

[6].Jérôme LANDRÉ: **Analyse multirésolution pour la recherche et l'indexation d'images par le contenu dans les bases de données images - application à la base d'images paléontologique transtyfipal.** Thèse de doctorat, Instrumentation et Informatique de l'Image, (2005).

[7]. OUAHIOUNE Mouhand: **Compression d'images hyper spectrale par la transformée en ondelettes 3D.** Thèse de magister département d'électronique, spécialité : télédétection, (2011).

[8]. SAAD Nora: **L'apport des ondelettes par rapport aux ondelettes dans les applications de traitement d'image.** Thèse de master, département d'électronique, spécialité : réseaux et télécommunication ; (2011/2013).

[9]. SADOUN Naima : **Compression d'images fixes par une méthode hybride.**

Thèse de magister, département d'électronique, option télédétection, (2005).

[10].Monsef Mekouar: **Compression d'images médicales par ondelettes et régions d'intérêt.** L'école de technologie supérieure, 14 p, (2001).

[11].Bertrand ANNE SOPHIE: **fractures des plateaux tibiaux : tomosynthèse versus scanner.** Thèse de doctorat, faculté mixte de médecine et pharmacie de Rouen, (2013).

[12]. *Boyer Le Marec, SchoumanClaeys : Transformation de l'image radiante x en image lumineuse ; Bases physiques des rayons X - Solacroup, CERF 2001.*

[13].Marie-Laure AVENEL-LE GUERROUE : **Développement d'une nouvelle génération de détecteurs micro-structurés à base de semi-conducteurs pour l'imagerie médicale de rayons X.** thèse de doctorat, spécialité : Physique, (2012).

- [14]. Yann Le Meur : **Analyse automatique de la qualité des images issues de détecteurs plats à rayons X**. Thèse de doctorat, Spécialité : « Signal Image Parole et Télécom »(2009).
- [15]. M. COULOMB, G. FERRETTI, R. GUILLEMAUD, F. THONY: **Lexique de la radiographie numérique** Feuilles de Radiologie, 2000, 40, n° 2, 83-105 © Masson, Paris 2000.
- [16]. Anthony LE BRAS: **Exploration des potentialités du système EOS pour la Caractérisation mécanique de structures osseuses : application a l'extrémité supérieure du fémur**. Thèse de doctorat, Spécialité : Biomécanique, (2004).
- [17]. **Cours radiologie** (2007).<http://freeinfo.tuxfamily.org/>.
- [18]. BOUHAJJA Lamia : **Implémentation et Evaluation des Performances du Codeur JPEG**. Institut supérieur d'informatique (2011/2012).
- [19]. Bourjas Rémi, Nel François : **La compression JPEG**, Spécialité Informatique Option Image, (2005/2006) .
- [20]. Patrick Bas. Cours ENSERG/INPG : **Compression d'images Fixes et de Séquences Vidéo.**, Laboratoire des Images et des Signaux de Grenoble.
- [21]. Céline ROUDET : **Compression d'images: principes, formats et normes**. Laboratoire Le2i (laboratoire informatique électronique et images).
- [22]. Stéphane Paris : **Les multimédia images** et audiovisuels. LAVOISIER 2009.
- [23]. S.MEDOUAKH, Z-E. BAARIR: **Compression d'images fixes par la norme jpeg 2000**. LESIA Laboratoire de Recherche, Département Electronique, Université de Biskra, Alegria. (2007) .
- [24]. Xavier DELAUNAY : **Compression d'images satellite par post-transformées dans le domaine ondelettes**. Thèse de doctorat, spécialité : Signal, Image, Acoustique et Optimisation, (2008).
- [25]. Théodore TOTOZAFINY : **Compression d'images couleur pour application à la télésurveillance routière par transmission vidéo à très bas débit**. Thèse de doctorat, Spécialité : informatique, (2007).

[26]. Fabien GARGNE, Christian KNOFF, Gaëtan LECOURTOIS : Codage, Compression et Cryptologie. Université de Nice-Sophia Antipolis, Licence d'Informatique – 3ème année.

[27]. ZITOUNI athman : Ondelettes et techniques de compression d'images numérique. Thèse de doctorat, Département Génie électrique, (2012/2013).

[28]. BELADGHAM Mohammed : Construction d'une technique d'aide au diagnostic en imagerie médicale. Application a la compression d'images. Thèse de doctorat, Spécialité : Electronique, (2012).

[29]. BENALI Radhwane : Analyse du signal ECG par réseau adaptif d'ondelettes en vue de la reconnaissance de pathologies cardiaques. Thèse de doctorat, spécialité : électronique biomédicale, (2013).