

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEURE ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOULOU MAMMERI DE TIZI-OUZOU



FACULTE DU GENIE ELECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

Mémoire de fin d'études

Présenté en vue de l'obtention
du diplôme de Master en Electronique

Option : Réseaux et Télécommunications

Thème :

**Compression multimodale d'images numériques :
Applications aux images médicales**

Proposé et dirigé par :

Mr. LAHDIR Mourad

Présenté par :

Mr. DEBAB Md Amine
Mr. IKKOUR Sofiane

2010/2011

REMERCIEMENTS

Nous souhaitons exprimer nos remerciements les plus sincères pour toutes les personnes qui nous ont apportées leur aide et grâces 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 nécessaires pour terminer ce travail.

Nous tenons ensuite à remercier Monsieur LAHDIR Mourad, directeur du mémoire, de nous avoir proposé un thème aussi intéressant qui nous a permis d'acquérir énormément de connaissances dans le domaine du traitement d'images, et plus particulièrement en compression d'images. Nous tenons aussi à le remercier pour l'intérêt qu'il a donné à notre travail et pour le temps qu'il a bien voulu nous accorder.

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

Nos remerciements pour tous ceux qui ont contribué, de près ou de loin, à l'élaboration de ce travail.

Dédicaces

Je dédie ce travail :

A mes très chers parents pour leurs soutiens tout au long de mes études.

A tous mes frères.

A tous mes amis et collègues.

Sofiane IKKOUR

Je dédie ce travail :

A mes chers parents pour leurs soutiens tout au long de mes études.

A mon frère Ramzi DEBBAB.

A tous mes très chers amis en particulier Mokrane BECHEKIR et Rachida AIBOUD.

Amine DEBBAB

Sommaire

Introduction Générale.....	1
Chapitre I : Généralités sur le traitement d'images : Domaine Médical	
I.1. Introduction :	4
I.2. Définition d'une image numérique :	4
I.3. Caractéristiques des images numériques:	4
I.4. Images matricielles et images vectorielles :	5
I.4.1. Images matricielles :	5
I.4.2. Images vectorielles :	6
I.5. Les différents types d'images :	6
I.5.1. Images binaires :	6
I.5.2. Images en niveaux de gris :	6
I.5.3. Images couleurs :	6
I.5.4. Images en couleurs indexées :	6
I.6. La qualité des images numériques:	7
I.6.1. Résolution et taille des pixels :	7
I.6.2. Contraste :	8
I.6.3. Bruit :	9
I.6.4. Artéfact :	9
I.7. L'imagerie dans le domaine médical :	9
I.7.1. Images obtenues par radiation ionisante :	10
I.7.1.1. Radiographie :	10
I.7.1.2. Scanographie:	11
I.7.1.3. Médecine nucléaire :	11
I.7.2. Images obtenues par radiation non ionisante :	12
I.7.2.1. L'imagerie par ultrasons (échographie) :	12
I.7.2.2. L'imagerie par résonance magnétique (IRM):	13
I.8. Traitement des images médicales :	14

I.8.1. Modification d'histogramme:.....	15
I.8.2. Inversion d'image :.....	18
I.8.3. Filtrage :.....	19
I.8.3.1. Filtrage linéaire :.....	19
I.8.3.2. Filtrage non linéaire :.....	21
I.9. Conclusion :.....	22

Chapitre II : Compression par ondelettes et codeur SPIHT

II.1. Introduction :.....	23
II.2. Généralités sur la compression d'images :.....	23
II.2.1. Entropie :.....	24
II.2.2. Les trois étapes classiques en compression :.....	25
II.2.3. Concepts et outils d'évaluation de la qualité:.....	26
II.3. Théorie des ondelettes :.....	28
II.3.1. Transformée de Fourier (TF) :.....	29
II.3.2. Transformée de Fourier à fenêtre glissante (TFFG) :.....	29
II.3.3. Transformée en ondelettes :.....	30
II.3.3.1. Transformée en ondelettes continue (CWT) :.....	30
II.3.3.2. Transformée en ondelettes discrète (DWT) :.....	31
II.3.4. Analyse multirésolution :.....	32
II.4. Le codeur SPIHT:.....	38
II.4.1. Principe d'arbre de zéro :.....	38
II.4.2. EZW :.....	39
II.4.3. Principe de SPIHT :.....	41
II.4.4. Algorithme de codage :.....	42
II.5. Conclusion:.....	44

Chapitre III : Méthode adoptée pour la compression multimodale

III.1. Introduction :.....	45
III.2. Principe de la méthode appliquée :.....	45
III.3. Méthode appliquée dans le domaine spatial :.....	47

III.3.1. Insertion des données dans l'image :	47
III.3.2. Transformée en ondelettes discrète (DWT) :	49
III.3.3. Quantification :	50
III.3.4. Codage par SPIHT :	50
III.3.5. Extraction des données :	51
III.3.6. Restitution de l'image par interpolation :	51
III.4. Méthode appliquée dans le domaine fréquentiel :	52
III.4.1. Insertion des données dans l'image :	53
III.4.2. Extraction des données :	54
III.5. Conclusion :	55

Chapitre IV : Tests et résultats

IV.1. Introduction :	56
IV.2. Présentation des données :	56
IV.2.1. Image test :	56
IV.2.2. Images médicales :	57
IV.2.3. Signal ECG :	59
IV.3. Applications et interprétations :	59
IV.3.1. Application à l'image test :	59
IV.3.2. Applications aux images médicales :	68
IV.3.2.1. Application dans le domaine spatial :	68
IV.3.2.2. Application dans le domaine fréquentiel :	77
IV.4. Conclusion :	86
Conclusion Générale	87

Annexe

Bibliographie

Table des figures

1. Effet produit par l'agrandissement de la taille des pixels	8
2. Différence de contraste entre deux images	8
3. Illustration d'artéfacts	9
4. Image radiographique pulmonaire	10
5. Images scanner	11
6. Images acquises par les différentes techniques utilisées en médecine nucléaire.....	12
7. Images échographiques	13
8. Image par résonance magnétique	14
9. Image et son histogramme correspondant	16
10. Image et son histogramme correspondant après l'étirement	17
11. Image et son histogramme correspondant Après l'égalisation	18
12. Inversion d'image	19
13. Filtrage d'une image radiographique par un filtre moyen	20
14. Filtrage d'une image radiographique par un filtre passe-haut	21
15. Filtrage d'une image chromosome par un filtre médian	22
16. Schéma de compression/décompression classique pour les images médicale volumiques	25
17. Analyse multirésolution à deux niveaux de décomposition d'une image I	35
18. Transformée en ondelettes à une décomposition : Analyse et synthèse	36
19. Décomposition par banc de filtres sur trois niveaux	37
20. Reconstruction par banc de filtres sur trois niveaux	37
21. Illustration du principe des arbres de zéros	38
22. Relations de dépendance entre les sous-bandes	39
23. L'ordre de balayage des sous-bandes pour l'encodage	40
24. Schéma de la procédure pour la compression multimodale	46
25. Schéma de compression multimodale dans le domaine spatial	47
26. Insertion d'un signal dans une image – Domaine spatial	48
27. Insertion sous forme de spirale	49
28. Exemple de décomposition en DWT de l'image LENA	50
29. Extraction du signal ECG de l'image	51

30. Schéma de compression multimodale dans le domaine fréquentiel	52
31. Insertion d'un signal dans une image – Domaine fréquentiel	53
32. Extraction du signal de l'image – Domaine fréquentiel	54
33. Image Lena	57
34. Image radiographique	58
35. Image scanner	58
36. Signal ECG	59
37. Evolution du PSNR à différents niveaux de décompositions en fonction du taux de compression pour l'ondelette haar	61
38. Temps de compression à différents niveaux de décompositions en fonction du taux de compression pour l'ondelette haar	62
39. Evolution du PSNR à différents niveaux de décompositions en fonction du taux de compression pour l'ondelette db4.....	62
40. Temps de compression à différents niveaux de décompositions en fonction du taux de compression pour l'ondelette db4	63
41. Evolution du PSNR à différents niveaux de décompositions en fonction du taux de compression pour l'ondelette bior4.4.	63
42. Temps de compression à différents niveaux de décompositions en fonction du taux de compression pour l'ondelette bior4.4.....	64
43. Images reconstruites avec SPIHT associé à l'ondelette haar pour un débit binaire de 0,7 bits / pixel.....	65
44. Images reconstruites avec SPIHT associé à l'ondelette db4 pour un débit binaire de 0,7 bits / pixel.....	66
45. Images reconstruites avec SPIHT associé à l'ondelette bior4.4 pour un débit binaire de 0,7 bits / pixel	67
46. Signal ECG inséré dans l'image radiographique	68
47. Signal ECG inséré dans l'image scanner	69
48. Evolution du PSNR en fonction du taux en bpp de l'image radiographique et de l'image scanner	71
49. Evolution du SNR en fonction du taux en bpp des signaux ECG extraits des images radiographique et scanner	71
50. Reconstruction de l'image radiographique avec un débit binaire de 0,5 bits / pixel (PSNR = 28,36 dB).....	73
51. Extraction du signal ECG de l'image radiographique avec un débit binaire de 0,5 bits / pixel (SNR = 21,58).....	73

52. Reconstruction de l'image radiographique avec un débit binaire de 1 bits / pixel (PSNR = 28,56 dB).....	74
53. Extraction du signal ECG de l'image radiographique avec un débit binaire de 1 bits / pixel (SNR = 27,17).....	74
54. Reconstruction de l'image scanner avec un débit binaire de 0,5 bits / pixel (PSNR = 43,08 dB).....	75
55. Extraction du signal ECG de l'image scanner avec un débit binaire de 0,5 bits / pixel (SNR = 27,17).....	75
56. Reconstruction de l'image scanner avec un débit binaire de 1 bits / pixel (PSNR = 48,51).....	76
57. Extraction du signal ECG de l'image scanner avec un débit binaire de 1 bits / pixel (SNR = 33,06).....	76
58. Insertion du signal ECG dans les détails diagonaux de niveaux 1, 2 et 3 de l'image radiographique	78
59. Evolution du PSNR en fonction du taux en bpp de l'image radiographique et de l'image scanner	80
60. Evolution du SNR en fonction du taux en bpp des signaux ECG extraits des images radiographique et scanner	80
61. Reconstruction de l'image radiographique avec un débit binaire de 0,5 bits / pixel (PSNR = 40,57 dB).....	82
62. Extraction du signal ECG de l'image radiographique avec un débit binaire de 0,5 bits / pixel (SNR = 27,96 dB).....	82
63. Reconstruction de l'image radiographique avec un débit binaire de 1 bits / pixel (PSNR = 43,05 dB).....	83
64. Extraction du signal ECG de l'image radiographique avec un débit binaire de 1 bits / pixel (SNR = 31,06 dB).....	83
65. Reconstruction de l'image scanner avec un débit binaire de 0,5 bits / pixel (PSNR = 43,41 dB).....	84
66. Extraction du signal ECG de l'image radiographique avec un débit binaire de 0,5 bits / pixel (SNR = 27,96 dB).....	84
67. Reconstruction de l'image scanner avec un débit binaire de 1 bits / pixel (PSNR = 48,23 dB).....	85
68. Extraction du signal ECG de l'image radiographique avec un débit binaire de 1 bits / pixel (SNR = 33,68 dB).....	85

Liste des tableaux

1. Résultats des PSNR et des temps de compression en fonction du taux de compression (bpp) pour l'ondelette haar	60
2. Résultats des PSNR et des temps de compression en fonction du taux de compression (bpp) pour l'ondelette db4.....	60
3. Résultats des PSNR et des temps de compression en fonction du taux de compression (bpp) pour l'ondelette bior4.4.....	61
4. Résultats obtenus des PSNR et des SNR respectivement pour les images et les signaux restitués	70
5. Résultats obtenus des PSNR et des SNR respectivement pour les images et les signaux restitués	79

Introduction Générale

Introduction Générale

Notre environnement quotidien est envahi par le monde numérique. Les fins sont diverses : pour faciliter les échanges dans notre vie professionnelle ou pour nos loisirs. Nous sommes définitivement ancrés dans l'ère du numérique. Grâce à la numérisation et à internet, on peut partager toutes nos données avec le monde entier. Ce qui est indéniable, c'est que la rapidité des échanges permis par le numérique est un véritable progrès. Un autre avantage du numérique est sa robustesse. Des données peuvent être copiées un nombre incalculable de fois, sans perdre en qualité. La richesse des contenus évolue de jour en jour, et les données deviennent de plus en plus volumineuses. Par exemple, l'imagerie médicale est un domaine en plein essor, du fait du développement des technologies numériques. Toutefois, les quantités de données générées sont considérables et peuvent rapidement saturer les systèmes conventionnels de transmission et de stockage. Même si chaque année on observe un accroissement de la capacité de stockage de nos disques durs, une nouvelle miniaturisation de composants électroniques, ou encore des fibres optiques de plus grande bande passante, l'innovativité dépasse la capacité de nos supports matériels actuels. C'est là qu'intervient la compression numérique pour réduire la taille des données pour le stockage, le traitement ou la transmission.

On distingue à ce jour deux types de compression. La première catégorie est la compression sans perte, conduisant à une reconstruction parfaite. Ce type de compression est notamment utilisé dans des domaines où l'on souhaite compresser des informations, sans toutefois introduire une quelconque erreur sur des données hautement sensibles. Par exemple, les données médicales sont trop précieuses à l'établissement d'un diagnostic, pour autoriser un traitement qui serait susceptible de modifier les conclusions du corps médical. Néanmoins, la compression sans perte ne permet pas d'atteindre des taux de compression suffisamment élevés, au vu des nouveaux contenus de plus en plus riches. Ainsi les efforts actuels portent plus spécifiquement sur l'élaboration de nouvelles techniques en compression d'images avec pertes. La différence majeure, en comparaison avec la première catégorie, est que l'on ne cherche plus à obtenir une reconstruction identique à la source. On tolère ainsi une approximation qui n'induit pas de dégradations visuellement perceptibles. Bien évidemment, tout le savoir-faire réside dans la maîtrise de ces pertes et l'enjeu de cette compression avec

perles est de rechercher le meilleur compromis entre la qualité de l'image reconstruite et le taux de compression atteint.

Dans notre travail, on s'intéresse plus particulièrement à la compression multimodale d'images numériques dans le domaine de l'imagerie médicale. La multimodalité est un concept qui consiste à l'addition d'une ou plusieurs données dans une image. L'image joue alors le rôle de porteuse d'information tandis que les données constituent l'information à porter. Cette notion a pour avantage de compresser l'ensemble des données en une seule fois générant ainsi un seul fichier à sauvegarder ou à transmettre. Afin de comprendre l'approche de notre travail de recherche, nous avons classé les problématiques abordées en deux groupes.

Ø Dans le premier groupe, on s'intéresse à l'utilisation de données additionnelles qu'on cherchera à associer aux images médicales utilisées. Nous prenons comme données, un signal électrocardiogramme (signal ECG). Dans cette étape, nous concentrons nos efforts sur l'insertion de ce signal dans nos images de deux façons différentes. La première façon consiste à injecter le signal dans le domaine spatial, c'est-à-dire, nous cherchons à injecter le signal directement dans l'image. La deuxième option consiste à l'injection du signal dans le domaine fréquentiel, en d'autres termes, nous décomposons l'image en sous-bandes de fréquence en appliquant la transformation en ondelettes discrète afin d'insérer notre signal dans ces sous-bandes.

Ø Dans le deuxième groupe de problématique, nous cherchons, tout d'abord, à élaborer l'algorithme de compression le plus optimale afin d'éviter le maximum de dégradations possible notamment pour le signal ECG combiné avec l'image. Puis, nous cherchons à restituer les pixels de l'image qui ont été écrasés par le signal lors de l'insertion.

A cet effet, nous avons structuré notre mémoire comme suit :

Le premier chapitre présente des généralités sur le traitement d'images en exposant d'abord les notions théoriques de base indispensables pour comprendre les principaux concepts et principes inhérents à ce domaine. Nous aborderons ensuite le domaine de l'imagerie médicale et les différentes modalités existantes à l'heure actuelle et les principaux traitements appliqués à ce type d'imagerie.

Le deuxième chapitre présente en premier lieu un aperçu global sur la compression enveloppant les étapes classiques ainsi que les critères utilisés pour l'évaluation d'une méthode de compression. Par la suite, une bonne partie sera consacrée à la théorie des

ondelettes et à la notion multirésolution. Enfin, nous évoquerons les points de base du codeur que nous utiliserons dans notre algorithme de compression, à savoir, le codeur SPIHT.

La méthode que nous avons adoptée pour la compression multimodale sera exposée dans le troisième chapitre. Les différentes étapes de nos schémas de compression dans le domaine spatial et dans le domaine fréquentiel seront évoquées tout en expliquant les techniques d'insertion et d'extraction utilisées ainsi que la restitution des pixels par interpolation.

Le quatrième chapitre sera consacré à l'évaluation de notre méthode en réalisant quelques tests sur une image référence pour déterminer principalement l'ondelette la mieux adaptée pour le codeur SPIHT. Nous procéderons par la suite à l'application de notre algorithme sur des images médicales dans le domaine spatial et dans le domaine fréquentiel en évaluant les résultats obtenus dans chaque cas pour les images reconstruites et les signaux restitués.

Finalement, nous terminerons ce mémoire par une conclusion générale tout en discutant les perspectives du travail.

Chapitre I

Généralités sur le traitement d'images : Domaine Médical

I.1. Introduction :

Du fait du développement des technologies numériques, l'imagerie médicale a connu ces dernières années des avancées considérables qui permettent aujourd'hui non seulement une investigation beaucoup plus fine des organes humains, améliorant par voie de conséquence la précision du diagnostique, mais également des traitements voire des interventions chirurgicales toujours plus efficaces.

Nous donnerons dans ce premier chapitre une présentation générale sur les concepts fondamentaux de l'image numérique et ses différentes caractéristiques. Ensuite nous exposerons les différentes modalités d'acquisition des images médicales et les différentes techniques de traitement les plus fréquemment utilisées.

I.2. Définition d'une image numérique :

Une image peut être définie comme une fonction à deux dimensions, $f(x, y)$, où x et y sont des coordonnées spatiales, et l'amplitude de f en n'importe quel point de coordonnée (x, y) représente l'intensité ou le niveau de gris en ce point. Dans le cas où les valeurs de x, y et de f sont des valeurs discrètes, l'image est appelée image numérique. Une image numérique est composée d'un nombre fini d'éléments, chaque élément se caractérise par sa valeur et sa position. Ces éléments sont appelés picture elements, image elements, pels, ou pixels. Le terme pixel est le terme le plus utilisé pour décrire les éléments d'une image numérique. Le domaine du traitement d'images se rapporte au traitement des images numériques par moyen d'ordinateur.

I.3. Caractéristiques des images numériques:

Une image numérique est caractérisée par différents paramètres :

I.3.1. Pixel : le mot pixel est une abréviation de picture element, c'est le plus petit élément que contient une image. L'image est alors représentée sous forme d'un tableau qui contient un ensemble de pixels.

I.3.2. Dimension : la dimension est exprimée en pixel, elle définit la taille de l'image qui est présentée sous forme d'une matrice. La hauteur (nombre de lignes) multipliée par la largeur (nombre de colonnes) nous donne le nombre total des pixels d'une image.

I.3.3. Poids : c'est la dimension multipliée par le nombre de bits codant chaque pixel, exprimé souvent en octet.

I.3.4. Résolution : elle décrit les détails et la clarté d'une image. La résolution est mesurée par sa densité en pixel, c'est-à-dire, le nombre de pixels par unité de mesure (pouce ou centimètre). Plus grand est le nombre de pixels, meilleure est la résolution.

I.3.5. Bruit : c'est un phénomène de variations aléatoires de l'intensité des pixels qui engendre la présence d'informations parasites, le bruit est souvent considéré comme un produit indésirable dans la capture d'une image.

I.3.6. Histogramme : l'histogramme d'une image numérique est une fonction discrète qui représente la fréquence d'apparition et la distribution des niveaux de gris ou des couleurs en fonction de leurs intensités. La manipulation d'un histogramme permet l'amélioration de la qualité d'une image et l'extraction d'informations utiles.

I.3.7. Contour : un contour est la variation brusque d'intensité qui représente la frontière entre les objets, ou entre deux pixels voisins.

I.3.8. Luminance : c'est le degré de luminosité d'une image, une bonne luminance se caractérise par une image brillante et un bon contraste.

I.3.9. Contraste : le contraste est la différence visuelle qui rend un objet distinguable des autres objets et du fond. Il est défini par la répartition de la luminosité des zones d'une image.

I.3.10. Transparence : c'est la possibilité de voir à travers l'image des éléments graphiques situés derrière celle-ci.

I.4. Images matricielles et images vectorielles :

Les images appartiennent à deux familles ; les images matricielles (bitmap) et les images vectorielles.

I.4.1. Images matricielles :

Une image matricielle ou bitmap, est une image numérique qui est une structure de données représentées sous forme d'un tableau généralement rectangulaire composé de pixels ou de points de couleur, et peut être visible via un moniteur d'ordinateur, papier, ou autres dispositifs d'affichage.

Elle correspond à une image bit-par-bit et se caractérise par sa hauteur et sa largeur en pixels et le nombre de bits par pixel qui détermine le nombre de couleurs qui peuvent être représentées.

Les images matricielles existent sous différents formats comme : BMP et RAW, et des formats compressés comme: TIFF, PNG, JPEG et GIF.

I.4.2. Images vectorielles :

Une image vectorielle est basée sur l'utilisation de primitives géométriques comme les points et les lignes qui sont basées sur des équations mathématiques afin de représenter les images et les graphismes gérés par ordinateur. Le contenu de l'image est défini par des vecteurs dont les coordonnées sont des coordonnées de points représentant une forme. Par exemple, un cercle est représenté par un centre et un rayon, un rectangle est représenté par deux points, et une courbe est représentée par plusieurs points et une équation mathématique. Contrairement aux images bitmap, les fichiers d'images vectorielles sont souvent moins volumineux car ils ne comprennent pas la définition individuelle des points élémentaires et n'impose pas de définition fixe de l'image. Autre avantage, une image vectorielle peut être agrandi et réduit sans perte de qualité.

Les formats les plus connus des images vectorielles sont : EPS, WMF, EMF, ODG, SVG et CDR.

I.5. Les différents types d'images :

I.5.1. Images binaires :

Une image binaire est une image dont chaque pixel est codé sur un bit, donc ne peut avoir pour valeur que 0 qui représente la couleur noir et 1 qui représente la couleur blanche (image noir et blanc).

I.5.2. Images en niveaux de gris :

Une image en niveaux de gris est une image dont chaque pixel est généralement codé sur 8 bits. Les valeurs des pixels sont comprises dans l'intervalle $[0, 255]$ qui correspond à la variation de l'intensité des niveaux de gris.

I.5.3. Images couleurs :

Une image couleur ou image RVB, est composée de trois paramètres d'intensité, le rouge, le vert et le bleu. Chaque paramètre est codé souvent sur 8 bits dont la variation d'intensité est comprise entre 0 et 255. La couleur finale est obtenue par synthèse additive de ces trois paramètres, chacun d'eux étant une couleur de base.

I.5.4. Images en couleurs indexées :

L'indexation des couleurs est une technique qui permet de manipuler des images numériques en couleurs. Cette méthode implique l'utilisation de deux matrices pour la représentation de l'image indexée, la première matrice est appelée palette qui est une table

d'éléments, chaque élément est une couleur qui peut être contenue dans l'image, la deuxième matrice contient des nombres appelés indexes, chaque index est une instruction qui permet de déterminer quelle couleur utiliser dans la première matrice. Dans ce type d'image, chaque pixel est codé sur un certain nombre de bits, le nombre de bits réservé au codage de ces pixels détermine le nombre de couleurs qui peuvent être utilisées dans la palette. Par exemple, si chaque pixel est codé sur 8 bits alors il est possible de définir 256 couleurs pour la représentation de l'image.

I.6. La qualité des images numériques:

La qualité d'une image numérique repose sur plusieurs facteurs qui peuvent être engendrés ou influencés par les systèmes d'acquisition utilisés ainsi que la qualité des périphériques de numérisation de l'image. Elle peut dépendre aussi des caractéristiques de la scène et de sa géométrie, comme la forme d'un objet, sa position et son mouvement.

I.6.1. Résolution et taille des pixels :

La résolution est une mesure de la capacité de l'image à montrer la précision des détails. Elle dépend de la résolution des systèmes d'acquisition et de la taille des pixels utilisés pour la représentation de l'image. La figure (I-1) nous montre une image et l'effet produit par l'agrandissement de la taille des pixels. Plus la taille des pixels est grande moins bonne est la résolution, et donc la qualité des détails est plus mauvaise.



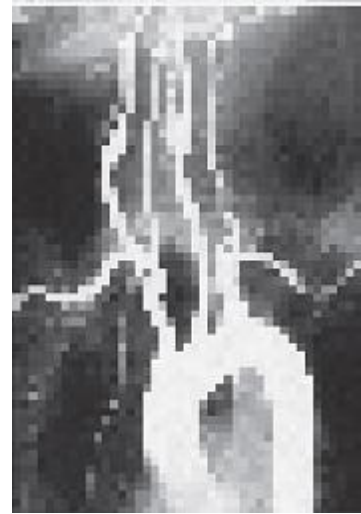
(a) : Image originale



(b) : Taille des pixels 2x2 plus grands



(c) : Taille des pixels 4x4 plus grands



(d) : Taille des pixels 8x8 plus grands

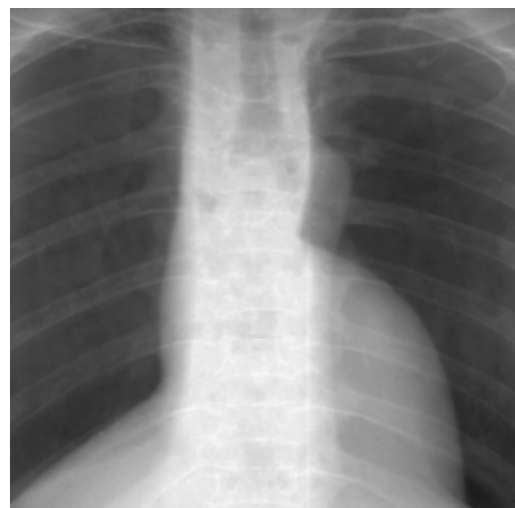
Figure (I-1) : Effet produit par l'agrandissement de la taille des pixels

I.6.2. Contraste :

Le contraste est la différence d'intensité entre les régions adjacentes d'une image. Il est défini par le processus d'imagerie comme, par exemple, l'intensité de la source et l'efficacité d'absorption ou la sensibilité des capteurs. Il dépend aussi des propriétés physiques de l'objet comme sa taille et sa forme et des conditions de vu comme le niveau d'illumination d'une salle. La figure suivante illustre la différence du contraste entre deux images :



(a) : Image de faible contraste



(b) : Image de fort contraste

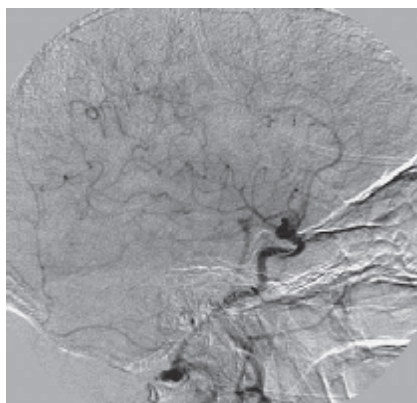
Figure (I-2) : Différence de contraste entre deux images

I.6.3. Bruit :

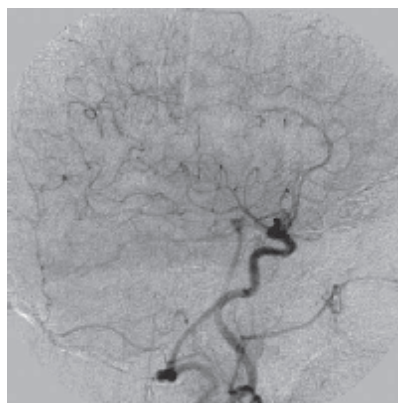
Le bruit est un composant aléatoire indésirable dans une image. Les principales sources sont l'émission et la détection de photons (lumière) et autres types d'ondes électromagnétiques et leurs interactions avec la matière, ainsi que les bruits électroniques qui proviennent des détecteurs et des amplificateurs. Vu la nature statistique des images, le bruit est toujours présent dans celles-ci, si le niveau du bruit est très significatif en comparaison avec l'intensité d'un objet de l'image alors l'information utile est perdue dans le bruit.

I.6.4. Artéfact :

Les artéfacts sont des effets artificiels dans une image créés par les conditions expérimentales comme la poussière ou les rayures sur les capteurs lors d'une prise d'une photo. Les artéfacts sont aussi répandus dans l'imagerie médicale telle que les distorsions géométriques dans les images IRM. Ils peuvent ainsi produire des mesures incorrectes ou des erreurs d'analyse, il est donc important de les éviter ou au moins comprendre leurs origines. La figure suivante illustre des artéfacts qui apparaissent dans une image IRM sous forme de rayures blanches.



(a) : Apparition d'artéfacts
(Rayures blanches)



(b) : Diminution des artéfacts

Figure (I-3) : Illustration d'artéfacts

I.7. L'imagerie dans le domaine médical :

L'imagerie médicale est un processus utilisé pour créer des images du corps humain dans le cadre des procédures médicales afin de révéler ou d'examiner une maladie, et dans le cadre de la science médicale comme l'étude de l'anatomie et de la physiologie.

Les systèmes utilisés dans l'imagerie médicale détectent différents signaux physiques qui proviennent d'un patient pour produire une image. Certains de ces systèmes utilisent la radiation ionisante qui utilise suffisamment d'énergie pour ioniser les atomes et les molécules dans le corps, et certains utilisent la radiation non ionisante.

I.7.1. Images obtenues par radiation ionisante :

La radiation ionisante dans l'imagerie médicale comprend les rayons x et les rayons gamma qui doivent être utilisés avec une grande prudence car ils peuvent causer de sérieux dommages pour le corps.

I.7.1.1. Radiographie :

La radiographie est une impression photographique utilisant les rayons x sur des capteurs plans, la quantité des rayons x reçue par les zones du capteur dépend de l'absorption de ces rayons par les différents tissus traversés. Elle permet d'obtenir des clichés en deux dimensions des structures osseuses et articulaires, ainsi les structures denses apparaissent en clair, où les rayons x auront tous été absorbés, tandis que les structures aériques sont d'une couleur plus sombre. Aujourd'hui, les applications informatiques permettent la numérisation et le traitement de l'image par ordinateur. L'image radiographique est utilisée en orthopédie, rhumatologie, pneumologie et en orthodontie où elle permet d'étudier les fractures et les déformations osseuses ou les implantations dentaires.



Figure (I-4) : Image radiographique pulmonaire

I.7.1.2. Scanographie:

La scanographie est une technique qui a été développée pour produire des images en utilisant la méthode d'analyse par coupe, les tissus sont scannés à partir de directions multiples en soumettant le patient au balayage d'un faisceau de rayons x . Les données acquises de chaque direction comprend une projection mono dimensionnelle de l'objet, l'image est ensuite reconstruite à partir des multiples projections puis, par traitement informatique, l'image est numérisée et représentée en deux ou en trois dimensions.



(a) : Image en deux dimensions



(b) : Image en trois dimensions

Figure (I-5) : Images scanner

I.7.1.3. Médecine nucléaire :

La médecine nucléaire utilise les rayons gamma émis par des isotopes radioactifs qui sont incorporés dans des produits pharmaceutiques appelés traceurs. Ces traceurs sont spécifiques à certaines activités physiologiques, métaboliques et pathologiques comme les perfusions cérébrales et le cancer. Ils sont injectés dans le corps d'un patient et émettent des rayons gamma qui passent à travers le corps, puis, ils sont reçus par des détecteurs appelés gamma caméras qui sont placées tout autour du corps du patient. Les gamma caméras mesurent alors la distribution du traceur dans le corps et produisent des images qui montrent les activités métaboliques des organes.

Il existe trois modalités d'imagerie en médecine nucléaire. La première appelée scintigraphie, utilise soit une seule gamma caméra ou une caméra à double tête ; cette dernière peut

détecter les rayons gamma émis et produire des images de la partie antérieure et postérieure d'un objet simultanément. La deuxième technique, appelée tomographie d'émission monophotonique (TEMP), utilise une gamma caméra qui tourne autour du patient pour obtenir des projections d'images à partir de différents angles qui sont ensuite utilisées pour reconstruire des images en coupe. En fin, la troisième technique est appelée tomographie par émission de positrons (TEP), ce système détecte des paires de rayons gamma de 511 keV qui sont émis par les positrons suite à l'annihilation d'éléments radioactifs injectés au préalable (traceur), des images tridimensionnelles montrant la concentration du traceur sont ensuite construites par ordinateur.

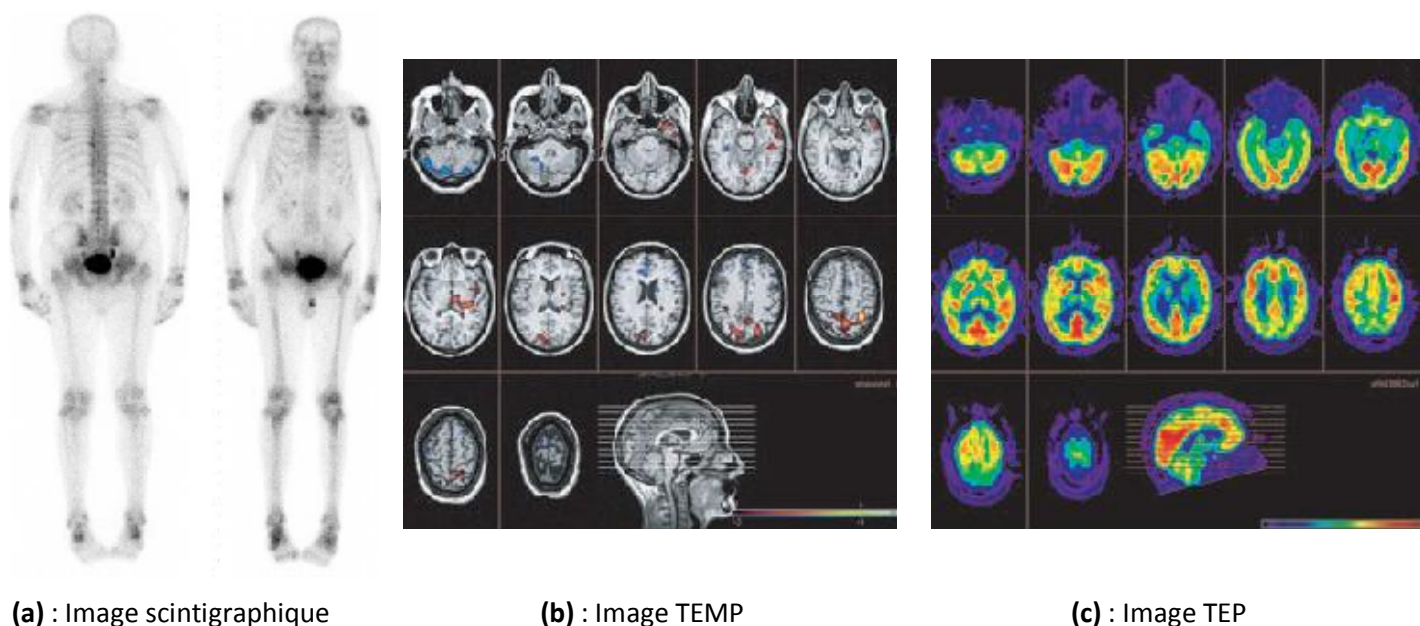


Figure (I-6) : Images acquises par les différentes techniques utilisées en médecine nucléaire

I.7.2. Images obtenues par radiation non ionisante :

Contrairement à la radiation ionisante, les modalités d'imagerie qui utilisent la radiation non ionisante ne présentent pas de dangers potentiels pour le corps humain et les risques associés à ces méthodes sont considérés très minimes. Exemples de ce type de radiation sont les ultrasons et les ondes radiofréquence.

I.7.2.1. L'imagerie par ultrasons (échographie) :

Les ultrasons sont des ondes sonores de très hautes fréquences (1 à 10 MHz) et sont imperceptibles à l'oreille humaine. Comme toutes les ondes sonores, elles peuvent être absorbées ou réfléchies par les substances qu'elles rencontrent, et contrairement aux rayons x et aux rayons gamma, les ultrasons sont non ionisants et leur utilisation par les systèmes de l'imagerie médicale est considérée sans risque. L'échographie est un système d'imagerie médicale qui utilise les ultrasons, ce système est équipé d'une sonde qui est dirigée sur la région à examiner après avoir appliqué un gel ou une pate afin de permettre la transmission des ultrasons émis par cette sonde, les images sont ensuite construites en calculant le temps mis par les pulsations ultrasonores d'aller et de revenir après leur réflexion sur la surface des tissus, la mesure de l'écho est analysée par ordinateur et les images restituées permettent de démontrer le mouvement des organes en temps réel. Les images échographiques existent en deux et en trois dimensions.



(a) : Image en deux dimensions



(b) : Image en trois dimensions

Figure (I-7) : Images échographiques

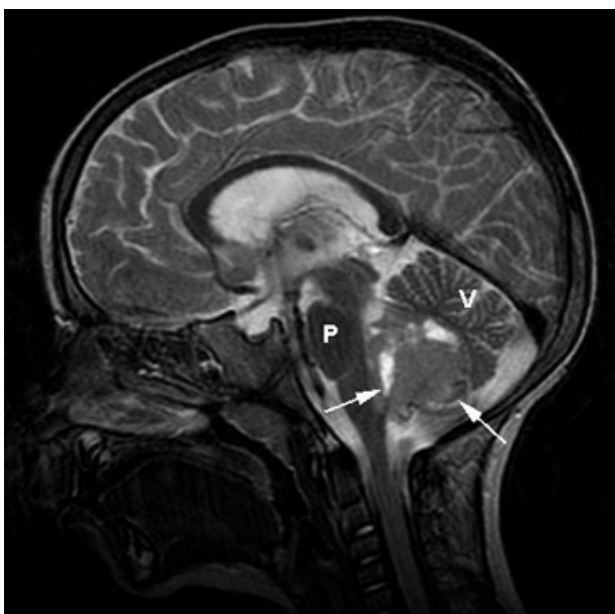
I.7.2.2. L'imagerie par résonance magnétique (IRM):

L'imagerie par résonance magnétique est une technique d'imagerie médicale non ionisante qui utilise des ondes radiofréquences (200 MHz à 2 GHz) et des champs magnétiques très puissants (1 à 2 tesla). L'IRM est basée sur le principe de la résonance magnétique nucléaire (RMN) qui est un effet produit par des noyaux atomiques placés dans

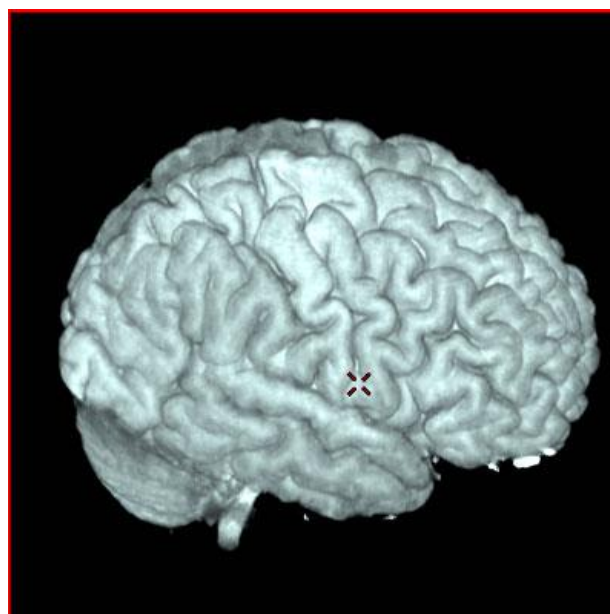
un champ magnétique, ces noyaux sont soumis à un rayonnement électromagnétique qui vont par la suite absorber l'énergie de ces rayonnements et la réémettre lors de la relaxation.

Tout comme la résonance magnétique nucléaire, l'IRM utilise un champ magnétique puissant et stable qui produit la magnétisation des atomes dans le corps par alignement, et des champs magnétiques plus faible, dits radiofréquence, qui altèrent l'alignement de cette magnétisation, ceci a pour effet la création d'un signal électromagnétique détectable et mesurable par le scanner. Des champs magnétiques non uniformes (des gradients) sont appliqués pour localiser précisément dans l'espace l'origine du signal électromagnétique, cette information est ensuite enregistrée pour construire une image en deux dimensions puis en trois dimensions de la région scannée du corps.

Les images IRM offrent une excellente visualisation des détails anatomiques et physiologiques du corps humain et sont caractérisées par un bon contraste entre les différents tissus avec une haute résolution. Par conséquent, l'IRM est très utilisée dans l'imagerie du cerveau, du cœur et des tumeurs en comparaison avec les autres modalités de l'imagerie médicale comme la scanographie et la radiographie. La figure suivante illustre un exemple de deux images IRM en deux dimensions et en trois dimensions:



(a) : Image en deux *dimensions*



(b) : Image en trois dimensions

Figure (I-8) : Images par résonance magnétique

I.8. Traitement des images médicales :

Dans cette partie nous allons décrire les différents traitements et opérations appliquées à l'imagerie médicale telles que les filtrages et les modifications d'histogramme afin d'en améliorer l'exploitation et la qualité de visualisation et d'accroître les possibilités d'utilisation.

I.8.1. Modification d'histogramme:

L'histogramme est l'une des caractérisations d'une image qui peut être utilisée pour évaluer les qualités de cette dernière et déterminer les étapes appropriées pour son traitement. C'est une représentation graphique du nombre des pixels et leurs contenus en affichant la valeur de niveau de gris de chaque pixel, chaque valeur d'un niveau de gris est tracée sous forme d'une barre dont la hauteur représente le nombre de pixels de cette valeur. La différence entre la valeur maximale (N_{max}) et la valeur minimale (N_{min}) des niveaux de gris d'une image est appelée dynamique de l'image, elle peut être exprimée soit par la différence entre la valeur maximale et minimale en niveau de gris, soit en décibel selon l'expression suivante :

$$\text{Dynamique de l'image} = 20 \log_{10} (N_{max} - N_{min}) \quad (1.1)$$

Le contraste est un concept qui est relié à la dynamique d'une image. Si l'étendue de la dynamique couvre toute la bande des niveaux de gris présent dans l'image, alors le contraste est considérablement élevé. Inversement, si l'étendue de la dynamique est faible, alors le contraste de l'image est faible.

Bien que le contraste dépende de la dynamique de l'image, il est aussi relié à la variation moyenne des valeurs des pixels. Par exemple, une image avec un histogramme bimodal (histogramme avec deux pics) possède un meilleur contraste qu'une image avec un histogramme unimodal (histogramme avec un seul pic).

La figure ci-dessous illustre une image de faible dynamique, et donc de faible contraste, avec son histogramme correspondant :

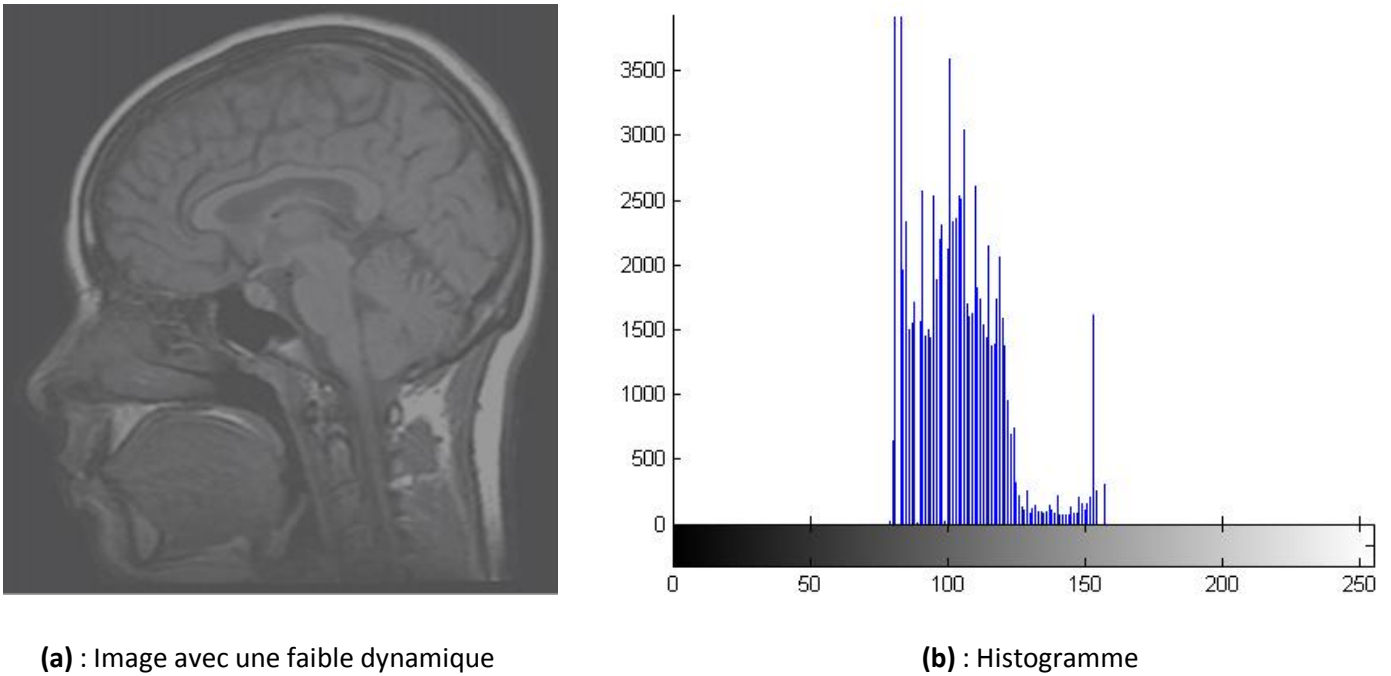


Figure (I-9) : Image et son histogramme correspondant

Deux techniques de modification d'histogramme peuvent être effectuées afin de rehausser le contraste de l'image et améliorer sa qualité, l'une appelée étirement d'histogramme et l'autre appelée égalisation d'histogramme :

Ø Etirement d'histogramme :

Appelée aussi expansion de la dynamique, cette technique consiste à redistribuer les valeurs d'intensité des pixels sur toute la largeur de l'histogramme. Il s'agit d'une opération qui permet d'étendre l'histogramme afin que la valeur minimale de niveau de gris soit à zéro (noir) et la valeur maximale soit égale au nombre maximum du niveau de gris (blanc). La transformation des niveaux de gris est donnée par l'expression suivante :

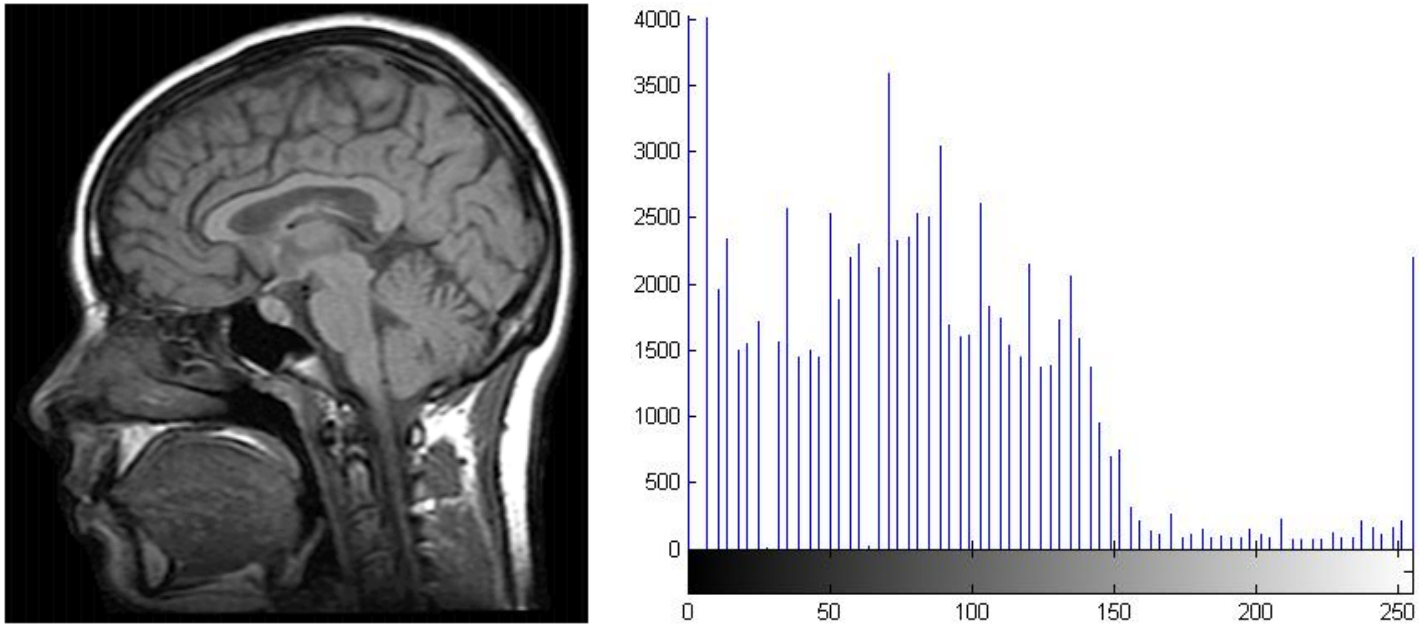
$$G_i = 2^n \cdot \frac{N_i - N_{min}}{N_{max} - N_{min}} \quad (1.2)$$

N_i : est le niveau de gris du $i^{ième}$ pixel de l'image initiale.

G_i : est le niveau de gris du $i^{ième}$ pixel de l'image transformée.

n : est le nombre de bits codant chaque pixel de l'image.

L'application de cette technique sur l'image de la figure (I-9) donne le résultat qui est présenté par la figure suivante :



(a) : Image après l'expansion de la dynamique

(b) : Histogramme correspondant

Figure (I-10) : Image et son histogramme correspondant

Ø Egalisation d'histogramme :

Il est parfois nécessaire de comparer plusieurs images acquises dans des conditions différentes. Dans ce cas, il est souvent demandé de standardiser leurs histogrammes. La technique de standardisation la plus connue est l'égalisation d'histogramme, son principe consiste à répartir au mieux les niveaux de gris sur toute la plage disponible où la probabilité d'apparition de chaque niveau de gris est fréquemment la même.

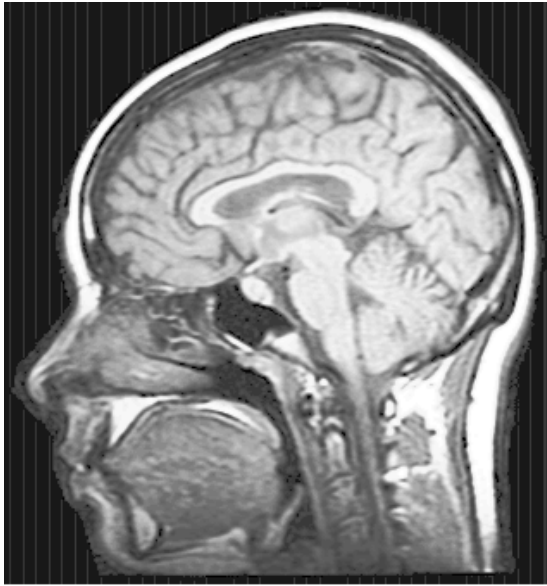
Considérons $R(i)$ la fonction de répartition des niveaux de gris, l'égalisation d'histogramme se fait selon l'expression suivante :

$$R(i) = (2^n - 1) \sum_{k=0}^i p(k) \quad (1.3)$$

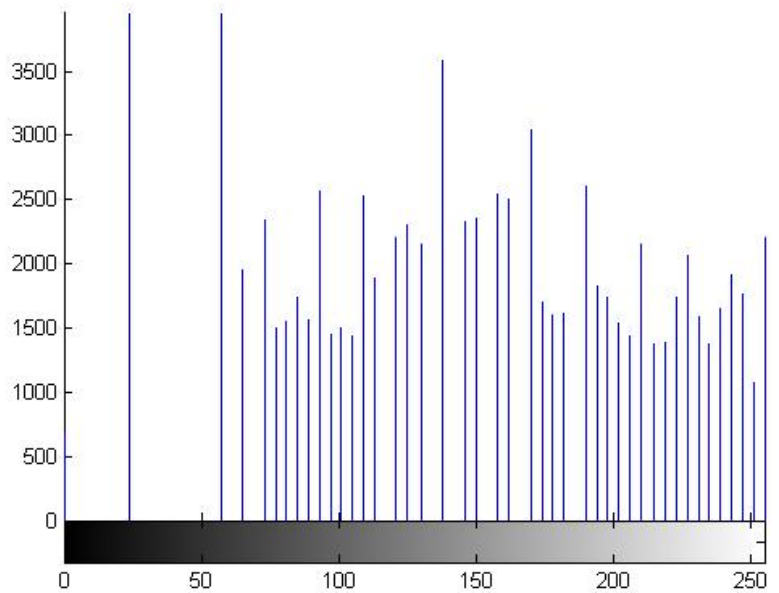
Où :

$p(k)$: est la probabilité d'apparition du niveau k .

L'application de cette technique sur l'image de la figure (I-9) donne le résultat qui est présenté par la figure suivante :



(a) : Image après l'égalisation d'histogramme



(b) : Histogramme correspondant

Figure (I-11) : Image et son histogramme correspondant

I.8.2. Inversion d'image :

La technique d'inversion consiste à inverser les valeurs des niveaux de gris de chaque pixel selon l'expression suivante :

$$s = L - 1 - r \quad (1.4)$$

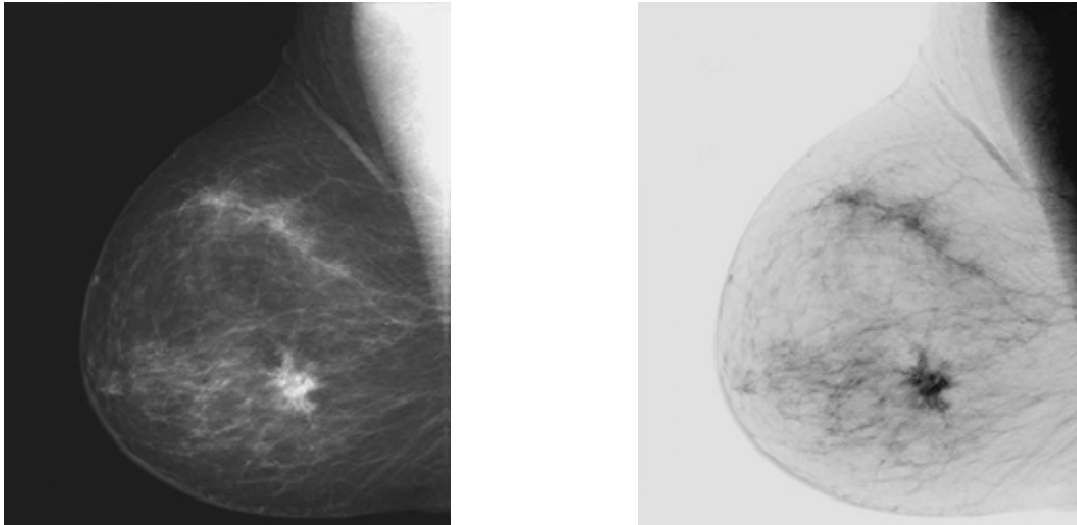
Où :

L : est le nombre maximum de niveau de gris.

r : est la valeur de chaque niveau de gris de l'image originale.

s : est la valeur de chaque niveau de gris de l'image inversée.

Inverser les valeurs d'intensités des pixels de cette manière produit l'équivalent négatif de l'image. Ce type de traitement est particulièrement utilisé dans l'imagerie médicale pour rehausser les détails blancs enfouis dans les régions noires d'une image, notamment quand les régions sombres sont dominantes. Un exemple est illustré dans la figure (I-12) :



(a) : Image originale

(b) : Image inversée

Figure (I-12) : Inversion d'image

L'image ci-dessus est une image radiographique montrant une petite lésion. Malgré que le contenu visuel est le même dans les deux images, on remarque qu'il est plus facile d'analyser les tissus dans l'image négative.

I.8.3. Filtrage :

I.8.3.1. Filtrage linéaire :

Le filtrage linéaire est une convolution discrète entre l'image $I(i, j)$ définie dans le domaine $[-\frac{L}{2}, +\frac{L}{2}]$ et la réponse impulsionnelle du filtre $f(i, j)$ définie dans le domaine $[-\frac{K}{2}, +\frac{K}{2}]$. L'image filtrée est donnée par l'expression suivante :

$$If(i, j) = f * I(i, j) = \sum_{i'=-\frac{K}{2}}^{+\frac{K}{2}} \sum_{j'=-\frac{L}{2}}^{+\frac{L}{2}} f(i', j') \cdot I(i - i', j - j') \quad (1.5)$$

Ce type de filtrage consiste à remplacer chaque niveau de gris par une combinaison linéaire des niveaux de gris des points voisins.

Les filtrages passe-bas et passe-haut sont des filtres linéaires qui sont très utilisés dans l'imagerie médicale.

Ø Filtrage passe-bas :

Il consiste à effectuer le produit de convolution de l'image par une fonction de voisinage définie par :

$$H_b = \left[\frac{1}{b+2} \right]^2 \begin{bmatrix} 1 & b & 1 \\ b & b^2 & b \\ 1 & b & 1 \end{bmatrix}$$

Un exemple du filtre passe-bas est le filtre moyen, dans ce cas $b = 1$, par conséquent on aura :

$$H_1 = \begin{bmatrix} \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{1}{9} \\ \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{1}{9} \\ \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{1}{9} \end{bmatrix}$$

Ce filtre consiste à remplacer la valeur de chaque point de l'image par la moyenne effectuée sur ses premiers voisins. La figure (I-13) montre l'effet produit par ce filtre sur une image radiographique bruitée d'une main :



(a) : Image originale



(b) : Image filtrée

Figure (I-13) : Filtrage d'une image radiographique par un filtre moyen

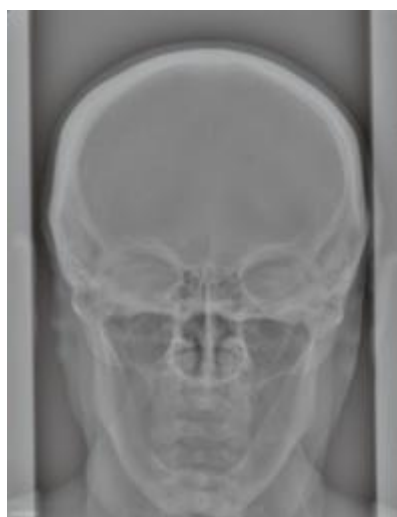
On constate que le filtre moyen élimine considérablement le bruit, mais il a pour effet l'adoucissement de l'image.

Ø Filtrage passe-haut :

Comme pour les filtres passe-bas, on peut attribuer à chaque point du voisinage d'une fenêtre passe-haut des poids statistiques différents, mais choisis de telle sorte que leur somme soit toujours égale à zéro. Les filtres passe-haut amplifient les hautes fréquences et ont pour effet le rehaussement de l'image et l'accentuation des contours entre les régions de niveaux de gris différents. Contrairement aux filtres passe-bas, les filtres passe-haut n'éliminent pas le bruit. L'exemple ci-dessous illustre l'effet produit par le filtrage passe-haut sur une image radiographique d'un crâne :



(a) : Image originale



(b) : Image filtrée

Figure (I-14) : Filtrage d'une image radiographique par un filtre passe-haut

Dans cet exemple, on constate que les contours sont plus visibles sur l'image filtrée.

I.8.3.2. Filtrage non linéaire :

Les filtres linéaires ne permettent pas toujours de résoudre tous les problèmes liés à la qualité des images. Plusieurs de ces problèmes sont résolus en utilisant les filtres non linéaires. Prenons par exemple le problème du bruit, comme expliqué ci-dessus, le filtre moyen élimine le bruit mais il provoque le lissage de l'image. Par conséquent, les contours sont moins visibles et peuvent même disparaître complètement. Un filtre non linéaire bien connu est le filtre médian, ce type de filtre permet d'éviter le lissage de l'image et de préserver les contours. Cette méthode consiste à affecter à la valeur du point central d'une fenêtre celle

de ses voisins, c'est-à-dire, on prend la valeur médiane au lieu d'effectuer la moyenne. La figure (I-15) montre un exemple d'application du filtre médian :

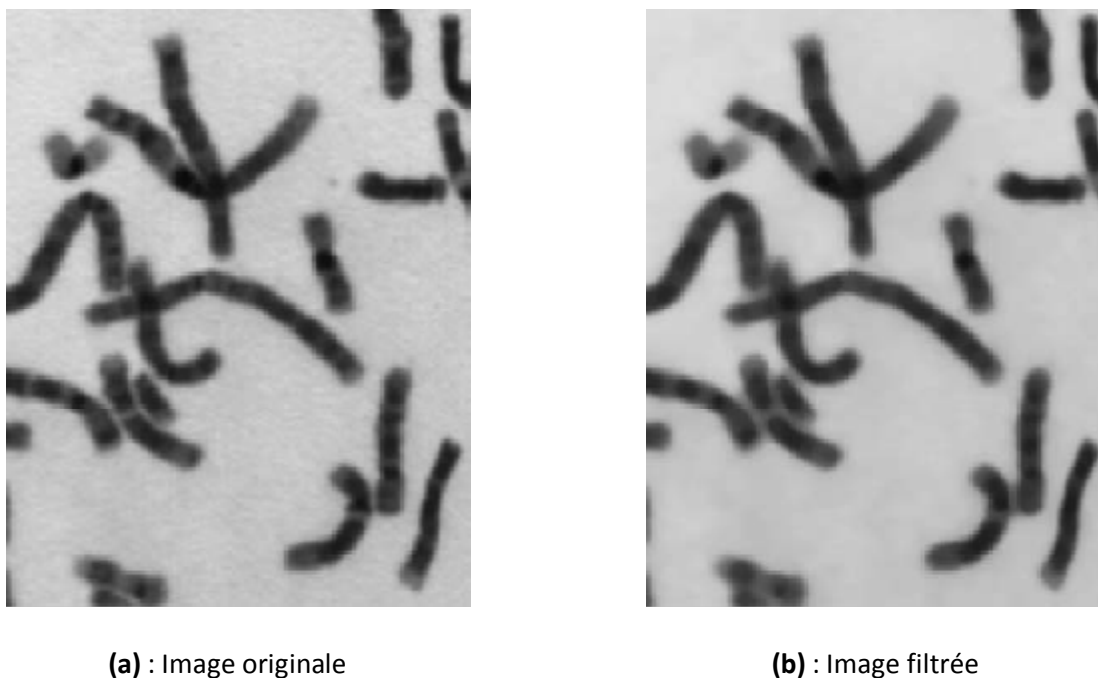


Figure (I-15) : Filtrage d'une image chromosome par un filtre médian

I.9. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons parlé des différents systèmes d'acquisition utilisés dans le domaine de l'imagerie médicale selon le type de radiation appliqué, et vu que le traitement d'image est un domaine très vaste et les méthodes de traitement des images médicales sont très nombreuses, nous avons parlé des techniques les plus utilisées.

L'intérêt du traitement d'images en général a pour but l'amélioration de l'information visuelle pour permettre une interprétation facile pour l'homme; et le traitement des données de l'image pour le stockage, la transmission et la représentation sur une machine.

En médecine, le traitement de l'image joue un rôle très important dans l'imagerie médicale afin d'obtenir des éléments diagnostiques par analyse sémiologique d'images; et dans l'imagerie interventionnelle pour le guidage des prélèvements à des fins d'analyse biologique et pour la réalisation d'une intervention thérapeutique guidée par imagerie.

Chapitre II

Compression par ondelettes et codeur SPIHT

II.1. Introduction :

Depuis le début des années 1980, un nombre d'applications en traitement de signal a été développé utilisant la théorie des ondelettes. Parmi ces applications, les développements les plus répandus ont eu lieu dans le domaine de compression des données. Les techniques d'ondelettes ont démontré la capacité non seulement à assurer une grande efficacité de codage mais aussi une grande flexibilité en terme de qualité. Dans ce chapitre, nous focalisons nos efforts sur l'utilité de la transformée en ondelettes pour la compression de données dans une image.

Nous présenterons d'abord des généralités sur la compression des images, ensuite nous introduirons la théorie de la transformée en ondelettes en parlant de la transformée en ondelettes continue et discrète ainsi que de l'analyse multirésolution. Nous discuterons par la suite le concept de base des méthodes et des algorithmes de codage que nous utiliserons dans notre travail et qui sont à la base du codeur SPIHT.

II.2. Généralités sur la compression d'images :

Dans les applications médicales, la taille des images numérisées est très importante. Par ailleurs, ces données doivent être conservées un certain nombre d'années pour répondre aux contraintes réglementaires actuelles. L'augmentation croissante et continue des capacités de stockage apporte une réponse partielle à ce problème mais demeure la plupart du temps insuffisante. La compression semble donc incontournable pour résoudre ce problème d'archivage. De plus, elle présente un intérêt évident pour la transmission des images qui peut s'avérer délicate du fait des bandes passantes existantes limitées.

La compression d'images réfère à un processus dans lequel la quantité d'information utilisée pour représenter une image est réduite en s'appuyant sur l'analyse de son contenu et en tirant profit de son organisation interne afin d'en éliminer les redondances temporelles, spatiales ou statistiques.

Il existe deux types de compression : la compression réversible ou compression sans perte, et la compression irréversible ou compression avec pertes.

i. Compression réversible :

Les techniques de compression réversible produisent un duplicata exact de l'image originale. En général, les images sont redondantes, ce qui est exploité par les méthodes

réversibles, aussi appelées méthodes entropiques. Dans le domaine médical, le critère de réversibilité est primordial pour beaucoup de considérations d'ordre éthique.

ii. Compression irréversible :

Les approches irréversibles sont basées également sur les redondances présentes dans l'image. En même temps, elles exploitent le fait que l'œil n'est pas sensible à certaines dégradations. Par exemple, le nombre de niveaux de gris que l'œil peut distinguer est largement inférieur à 256, il n'est même pas de 64. Par ailleurs, les techniques de compression irréversibles ne restituent qu'une approximation des données initiales. C'est l'étape de quantification qui rend le codage irréversible. Seule la transmission de l'erreur de quantification permet alors de rendre la compression réversible.

II.2.1. Entropie :

L'entropie est un concept très important dans la théorie de l'information et des communications ainsi que dans le domaine de la compression d'images. Elle est définie comme le contenu moyen d'information par symbole. En effet, les porteurs d'information sont appelés symboles, et l'information qu'ils contiennent peut être mesurée quantitativement.

Considérons un symbole avec sa probabilité d'apparition p . La quantité d'information que contient le symbole, I , est définie comme suit :

$$I = \log_2 \frac{1}{p} \text{ bits ou } I = -\log_2 p \text{ bits} \quad (2.1)$$

Selon l'équation (2.1), l'information contenue dans un symbole est une fonction logarithmique de sa probabilité d'apparition. Plus la probabilité est petite, plus l'information contenue dans un symbole est grande.

Considérons maintenant une source d'information qui contient m symboles possibles $\{s_i, i = 1, 2, \dots, m\}$. Les probabilités d'apparition correspondantes sont dénotées par $\{p_i, i = 1, 2, \dots, m\}$. Comme on la mentionné précédemment, le contenu d'information d'un symbole s_i , est égal à $I_i = -\log_2 p_i \text{ bits}$. L'entropie est définie comme le contenu moyen de l'information par symbole d'une source. Par conséquent, l'entropie, H , est exprimée comme suit :

De cette définition, on peut voir que l'entropie d'une source d'information est une fonction de probabilité d'occurrence. Par ailleurs, l'entropie atteint son maximum quand tous les symboles sont de probabilités égales.

II.2.2. Les trois étapes classiques en compression :

Les méthodes de compression avec pertes d'images médicales actuelles suivent les 3 étapes classiques de compression d'images naturelles. Elles débutent pour la plupart par une réorganisation du contenu de l'image, afin de séparer les composantes importantes (au sens visuel), des composantes contenant peu d'information. Cette tâche est remplie par une transformation mathématique. Cette étape est suivie par la quantification qui dégrade de manière irréversible le signal. La dernière étape de codage (sans perte) produit le flux binaire. La figure suivante illustre un schéma de compression et de décompression classique pour les images médicales volumiques :

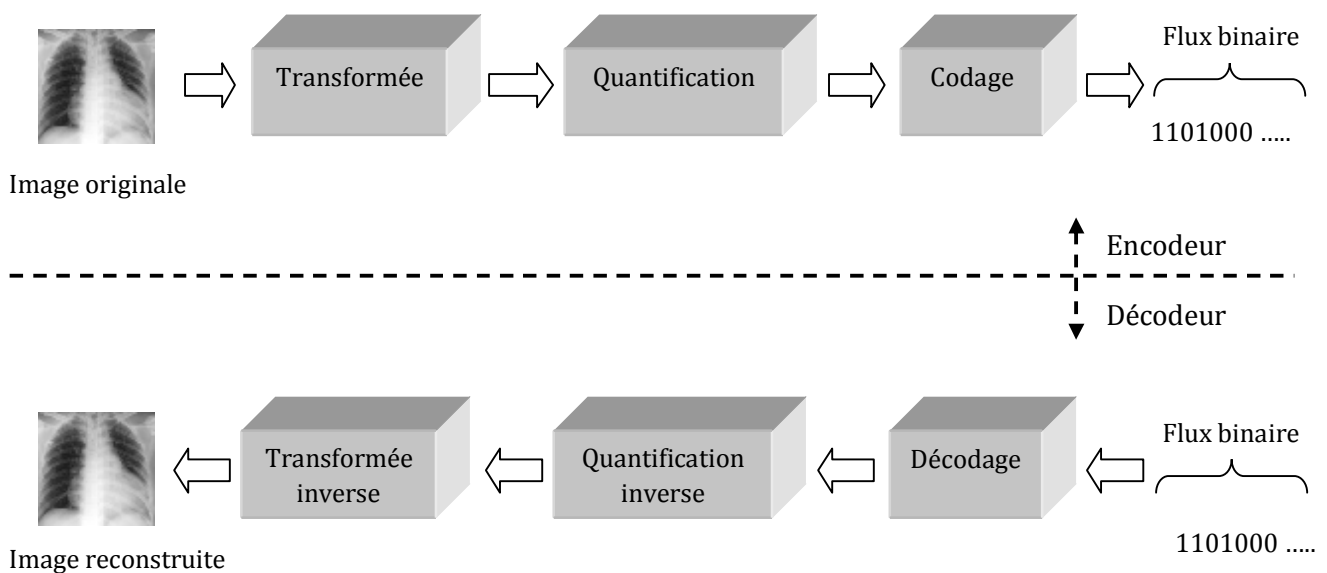


Figure (II-1) : Schéma de compression/décompression classique pour les images médicales volumiques

i. Transformation des données :

Le but de la transformée dans un schéma de compression est double. En effet, en plus de réorganiser l'information, elle doit représenter les composantes importantes d'un signal avec le moins d'éléments possibles : c'est ce qu'on appelle donner une représentation creuse du signal ou, de manière équivalente, compacter l'énergie. Par ailleurs, la transformée permet de réaliser un changement de l'espace de représentation du domaine spatial. L'espace de représentation ainsi obtenu est souvent appelé le domaine fréquentiel. Si cette étape est ignorée, on parle des approches spatiales.

ii. Quantification :

Dans le schéma de compression, l'étape de quantification est celle qui dégrade de manière irréversible le signal. Elle est cependant d'une importance capitale dans la réduction du débit binaire. La quantification est une opération qui transforme un signal continu en un signal discret à l'aide d'un ensemble appelé dictionnaire. Ce passage du continu au discret peut s'effectuer échantillon par échantillon, dans ce cas on parlera de quantification scalaire (QS), ou bloc par bloc : c'est ce qu'on appelle la quantification vectorielle (QV).

iii. Codage :

Nous allons présenter dans ce paragraphe deux grandes familles de codeurs sans perte : les codeurs entropiques et les codeurs par plages. Ils sont utilisés dans une chaîne de compression sans perte, directement sur l'image de départ, ou après une transformée. Ils sont également employés à la dernière étape de la chaîne de compression avec pertes afin d'exploiter les redondances présentes à la sortie du quantificateur. Les codes entropiques sont basés sur la génération de mots dont la longueur dépend de la probabilité d'apparition des symboles de la source qu'il représente (on parle également de codes à longueur variable) : un grand nombre de bits sera utilisé pour coder un symbole peu probable tandis qu'un symbole redondant sera codé sur très peu de bits. Ce code doit en outre être uniquement décodable. Les codeurs par plages (ou run-length en anglais) sont particulièrement adaptés pour coder les coefficients d'ondelettes. L'idée de base consiste à coder la longueur d'une série d'échantillons nuls plutôt que de coder chaque échantillon indépendamment. Le code run length doit être associé ensuite à un codeur entropique classique.

II.2.3. Concepts et outils d'évaluation de la qualité:

L'évaluation de performance d'une compression et de la qualité d'une image compressée avec pertes n'est pas une tâche facile, en particulier lorsqu'il s'agit d'images médicales. L'objet de ce paragraphe est de synthétiser les outils les plus utilisés dans ce domaine.

i. Taux de compression :

Le taux de compression donne une mesure de performance des méthodes de compression des images fixes.

On donne le rapport de compression par :

$$RC = \frac{\text{nombre de bits dans l'image originale}}{\text{nombre de bits dans l'image comprimée}} \quad (2.3)$$

Et on définit le taux de compression par :

$$TC = \left(1 - \frac{1}{RC}\right) * 100 \quad (2.4)$$

ii. Débit :

Le débit constitue une mesure alternative souvent utilisée qui donne le nombre moyen de bits nécessaire pour décrire un pixel de l'image comprimée :

$$\text{débit} = \frac{\text{nombre de bits par pixel dans l'image originale}}{RC} \quad (2.5)$$

iii. Temps de compression/décompression :

Le temps de compression/décompression nécessaire pour coder/décoder une image est fonction de la complexité de l'algorithme, de l'efficacité de son implémentation et de la puissance du processeur.

iv. Mesure de distorsion :

La mesure de distorsion la plus souvent utilisée en compression d'images est l'erreur quadratique moyenne. Elle représente l'écart au carré entre l'image avant la compression et l'image après la compression. Pour une image I , de dimension $M \times N$ pixels, on définit :

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (I - \hat{I})^2 \quad (2.6)$$

Où \hat{I} représente l'image après compression.

v. Rapport signal sur bruit :

Le rapport signal sur bruit (SNR) est largement utilisé pour la mesure de la qualité d'une image. Il est défini de la manière suivante :

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \hat{I}^2}{MN \cdot MSE} \right) (dB) \quad (2.7)$$

Dans la compression d'images, un autre terme, PSNR, qui est essentiellement une version modifiée du SNR, est aussi utilisé. Il est défini comme suit :

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2}{MSE} \right) (dB) \quad (2.8)$$

L'interprétation du SNR (ou du PSNR) est que plus grand est le SNR (ou PSNR), meilleure est la qualité de l'image compressée.

Lorsque la qualité de l'image reconstruite est parfaite, on a : $MSE \longrightarrow 0$

$PSNR \longrightarrow \infty$

II.3. Théorie des ondelettes :

Le domaine des ondelettes, en tant que domaine de recherche spécialisé, a été développé depuis les années 1980. De nos jours, il est connu que la transformée en ondelettes est différente de la transformée de Fourier. En effet, la transformée de Fourier est convenable que pour les signaux stationnaires, par contre, la transformée en ondelettes est capable de traiter les propriétés transitionnelles des signaux. La transformée de Fourier à fenêtre glissante a été conçu pour pallier quelques inconvénients de la transformée de Fourier. Pour

une meilleure compréhension, on donne une petite définition sur la transformée de Fourier et de la transformée de Fourier à fenêtre glissante car il existe quelques similarité entre cette dernière et la transformée en ondelettes.

II.3.1. Transformée de Fourier (TF) :

La transformée de Fourier est un outil mathématique permettant le passage du domaine temporel vers le domaine fréquentiel, et de décomposer le segment aux éléments sinusoïdaux. Cela nous permet d'obtenir des informations sur la distribution spectrale, l'amplitude, l'énergie et la puissance d'un signal. La TF est exprimée par la fonction suivante :

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)e^{-j\omega t} dt \quad (2.9)$$

Sa transformée inverse est donnée par la relation suivante :

$$f(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} F(\omega)e^{+j\omega t} d\omega \quad (2.10)$$

La transformée de Fourier est bien adaptée pour traiter des signaux stationnaires, c'est-à-dire, des signaux qui possèdent certaines propriétés invariantes dans le temps. Par contre, elle n'est pas optimale pour la description de phénomènes transitoires et se révèle donc imparfaite pour l'analyse de la plupart signaux rencontrés en pratique. Pour remédier à ces limitations, des représentations dites temps-fréquence ont été proposées afin d'analyser un signal à l'aide d'une transformation paramétrée par deux variables : le temps (ou la position) et la fréquence (ou échelle).

II.3.2. Transformée de Fourier à fenêtre glissante (TFFG) :

La TFFG réalise une analyse en temps et en fréquence. L'idée est de partager le signal en petites tranches puis appliquer une TF à chaque tranche. Pour cela, on utilise une fenêtre glissante qui sera translaté sur le domaine temporel. On obtient alors une famille de coefficients à deux paramètres ω et τ .

La TFFG est définie par l'expression suivante :

$$F(\omega, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)w(t - \tau)e^{-j\omega t} dt \quad (2.11)$$

Où : $w(t)$ est la fenêtre glissante dans le domaine temporel.

τ est le paramètre de translation de la fenêtre glissante.

II.3.3. Transformée en ondelettes :

La transformée en ondelettes a été développée pour pallier quelques défauts de résolution de la transformée de Fourier fenêtrée. Elle est capable de fournir une représentation simultanée temps – fréquence du signal. C'est un opérateur dans lequel on remplace la sinusoïde de la transformée de Fourier par une famille de translation et de dilatation d'une même fonction dite ondelette.

L'analyse d'un signal par ondelette est réalisée par une fonction analysante spécifique ψ appelée ondelette mère. Cette dernière est positionnée dans le domaine temporel afin de sélectionner la partie du signal à traiter. Elle peut être contractée ou dilatée afin de se concentrer sur une gamme de fréquence et pour couvrir tout le domaine de définition du signal à traiter.

Dans l'analyse par ondelettes, les fonctions analysantes sont définies à partir de translations et de dilatations de l'ondelette "mère" ψ :

$$\psi_{a,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi \left[\frac{t - \tau}{a} \right] \quad (2.12)$$

a est le paramètre de dilatation.

τ est le paramètre de translation.

$\frac{1}{\sqrt{a}}$ est un facteur de normalisation.

II.3.3.1. Transformée en ondelettes continue (CWT) :

La transformée en ondelettes continue $W(a, \tau)$ d'une fonction f est définie comme le produit scalaire de f avec l'ondelette mère $\psi_{a,\tau}$. Elle est exprimée comme suit :

$$W(a, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi \left[\frac{t - \tau}{a} \right] \quad (2.13)$$

Les coefficients $W(a, \tau)$ sont appelés coefficients d'ondelettes. Cette transformation permet de mesurer la corrélation entre la fonction f étudiée et l'ondelette mère $\psi_{a,\tau}$ pour différentes

largeurs de son support. Lorsque a croît, le support des ondelettes $\psi_{a,\tau}$ s'élargit et les coefficients $W(a, \tau)$ traduisent la présence de détails de moins en moins fins.

La transformée en ondelettes inverse de $W(a, \tau)$ est donnée par :

$$f(t) = \iint_{R^2} W(a, \tau) \psi_{a,\tau}(t) \cdot \frac{da \cdot d\tau}{a^2} \quad (2.14)$$

II.3.3.2. Transformée en ondelettes discrète (DWT) :

Afin d'éviter les problèmes de redondance et les calculs d'intégrales de la transformée en ondelettes continue, on définit la transformée en ondelettes discrète. Ce qui nous amène à chercher une nouvelle base de représentation, une base d'ondelettes $(\psi_{j,k})_{(j,k) \in Z^2}$. En 1987, Y. Meyer a démontré qu'il était possible de construire des bases d'ondelettes orthonormées en discrétisant les paramètres de dilatation et de translation a et τ en utilisant l'équation suivante :

$$(a, \tau) = (a_0^j, k\tau_0 a_0^j) \quad (2.15)$$

$$\text{Avec : } \begin{cases} (j, k) \in Z^2 \\ a_0 > 1 \text{ et } \tau_0 > 0 \end{cases}$$

Ainsi, la nouvelle famille d'ondelettes peut s'écrire :

$$\psi_{j,k}(t) = a_0^{-j/2} \psi(a_0^{-j} t - k\tau_0) \quad (2.16)$$

$$\text{Avec : } (j, k) \in Z^2$$

La transformée en ondelettes discrète d'une fonction est donnée par l'équation suivante :

$$W(j, k) = a_0^{-j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} \psi(a_0^{-j} t - k\tau_0) f(t) dt \quad (2.17)$$

Meyer a montré qu'il existe des familles d'ondelettes discrètes formant des bases orthonormées de $L^2(R)$.

Les paramètres de dilatation et de translation sont choisis comme suit :

$$(a, b) = (a_0^j, k\tau_0 a_0^j) = (2^{-j}, k2^{-j}) \quad \text{avec: } a_0 = 2 \text{ et } b_0 = 1 \quad (2.18)$$

Nous obtenons ainsi des bases dans $L^2(\mathbb{R})$ de la forme :

$$\{\psi_{j,k}\}_{(j,k) \in \mathbb{Z}^2} = \{2^{j/2}\psi(2^j t - k)\}_{(j,k) \in \mathbb{Z}^2} \quad (2.19)$$

La décomposition de $f(t) \in L^2(\mathbb{R})$ peut s'écrire alors :

$$f(t) = \sum_{j,k \in \mathbb{Z}} \langle f(t), (\varphi_{jk})_{j,k \in \mathbb{Z}^2} \psi_{j,k}(t) \rangle \psi_{j,k}(t) \quad (2.20)$$

$$\text{Où} \quad \langle f(t), \psi_{j,k}(t) \rangle = 2^{-j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \overline{\psi_{j,k}(t)} (2^{-j} t - k) dt \quad (2.21)$$

$\langle f(t), \psi_{j,k}(t) \rangle$ représente les coefficients d'ondelettes qui sont décorrelés entre eux.

La fonction continue f est alors entièrement représentée par la fonction discrète $W(j, k)$:

$$W(j, k) = \langle f, \psi_{jk} \rangle \quad (2.22)$$

II.3.4. Analyse multirésolution :

L'utilisation des ondelettes à travers l'analyse multirésolution permet la construction des bases orthonormées. Cette méthode offre la possibilité de représenter un signal à des échelles différentes, c'est-à-dire, représenter les signaux avec des niveaux de résolutions différents ou encore avec des niveaux de détails différents. Une analyse multirésolution prend pour point de départ une fonction d'échelle φ et une ondelette mère ψ qui doivent vérifier les propriétés de dilatations suivantes :

$$\varphi(t) = 2 \sum_{k=-\infty}^{+\infty} h_k^0 \cdot \varphi(2t - k) \quad (2.23)$$

$$\psi(t) = 2 \sum_{k=-\infty}^{+\infty} h_k^1 \cdot \varphi(2t - k) \quad (2.24)$$

L'analyse multirésolution est définie comme étant une suite de sous-espaces $(V_j)_{j \in \mathbb{Z}}$ de $L^2(\mathbb{R})$ construite à partir de φ en vérifiant les propriétés suivantes :

$$V_j : \begin{cases} v(t) \in V_j \Leftrightarrow v(2t) \in V_{j+1} \\ V_{j+1} \supset V_j \\ \lim_{j \rightarrow +\infty} V_j = L^2(\mathbb{R}) \\ \lim_{j \rightarrow -\infty} V_j = 0 \end{cases}$$

Discutons plus en détail chacune de ces propriétés :

$$\emptyset \quad v(t) \in V_j \Leftrightarrow v(2t) \in V_{j+1}$$

Pour construire V_{j+1} , il suffit d'opérer une contraction par deux du support de toutes les fonctions de V_j , V_{j+1} est donc une réplique de V_j à une résolution double. Le paramètre j caractérise la finesse des détails d'une fonction de V_j .

$$\emptyset \quad V_{j+1} \supset V_j$$

Les espaces V_j sont appelés espaces d'approximations de $L^2(\mathbb{R})$. Un signal f_{j+1} appartenant à V_{j+1} est susceptible de contenir des détails à toutes les résolutions inférieures.

$$\emptyset \quad \lim_{j \rightarrow +\infty} V_j = L^2(\mathbb{R})$$

Une fonction quelconque de $L^2(\mathbb{R})$, avec des détails arbitrairement fins, est considérée comme ayant une résolution infinie. La projection d'un signal f de $L^2(\mathbb{R})$ sur un espace V_j revient à calculer une approximation à la résolution j .

$$\emptyset \quad \lim_{j \rightarrow -\infty} V_j = 0$$

La fonction nulle est la seule fonction de résolution infiniment basse, elle ne contient aucun détail. Elle appartient par conséquent à tous les espaces d'approximation.

Les espaces d'approximation sont construits de telle sorte qu'il existe pour chaque sous-espace V_j une base orthonormée $(\varphi_{jk})_{j,k \in \mathbb{Z}^2}$ telle que :

$$\varphi_{jk} = 2^{j/2} \varphi(2^j t - k) \quad (2.25)$$

L'approximation à la résolution j d'une fonction f_{j+1} de V_{j+1} se calcule en projetant f_{j+1} sur V_j , ce qui nous donne :

$$f_j(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \langle f_{j+1}, \varphi_{jk} \rangle \varphi_{jk}(t) \quad (2.26)$$

L'erreur due à l'approximation est contenue dans un espace de détails W_j supplémentaire orthogonal de V_j dans V_{j+1} :

$$V_{j+1} = V_j \oplus W_j \quad (2.27)$$

Nous montrons que pour chaque espace W_j il existe une famille d'ondelettes $(\varphi_{jk})_{k \in \mathbb{Z}}$ qui forment une base orthonormée. Ces ondelettes sont de la forme :

$$\psi_{jk}(t) = 2^{j/2} \psi(2^j t - k) \quad (2.28)$$

Ainsi, la décomposition de f_{j+1} sur la base (ψ_{jk}) représente les détails g_j que l'approximation à une échelle plus grossière n'a pas permis de conserver.

$$g_j(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \langle f_{j+1}, \psi_{jk} \rangle \psi_{jk}(t) \quad (2.29)$$

$$f_{j+1}(t) = f_j(t) + g_j(t) \quad (2.30)$$

En itérant le processus décrit par la relation (2.27), on obtient :

$$V_n = \bigoplus_{j=-\infty}^{n-1} W_j \quad (2.31)$$

$$L^2(\mathbb{R}) = \bigoplus_{j=-\infty}^{+\infty} W_j \quad (2.32)$$

Les bases d'ondelettes $(\varphi_{jk})_{j,k \in \mathbb{Z}}$ sont orthogonales entre elles, et leur réunion constitue une base orthonormée de $L^2(\mathbb{R})$.

Les signaux numériques ont une résolution finie n correspondant au pas d'échantillonnage. Dans la pratique, le calcul de la transformée en ondelettes d'un signal f_n se fait par projections successives de f_n sur les espaces $V_{n-1}, V_{n-2}, \dots, V_m$, jusqu'à une résolution m aussi faible que souhaitée. Les signaux détails $g_{n-1}, g_{n-2}, \dots, g_m$ calculés à chaque étape représentent une partie de la décomposition en ondelettes de f_n . Pour reconstruire fidèlement le signal d'origine, il est nécessaire de conserver l'approximation f_m à la résolution m :

$$f_n(t) = f_m(t) + \sum_{j=m}^{n-1} g_j(t) \quad (2.33)$$

La transformée en ondelettes a été étendue aux images 2D en appliquant de façon séparée les filtres d'analyse et de synthèse sur les lignes et les colonnes. Par conséquent, l'analyse multirésolution appliquée à une image I conduit à quatre sous-images ou sous-bandes :

- ∅ Une sous-image notée BF représentant l'approximation de I à l'échelle 2^{-1} .
- ∅ Trois sous-images V, H et D correspondant au résultat du filtrage, respectivement, vertical, horizontal et diagonal (application des filtres verticaux et horizontaux). Ces sous-images contiennent les détails orthogonaux à la direction du filtrage.

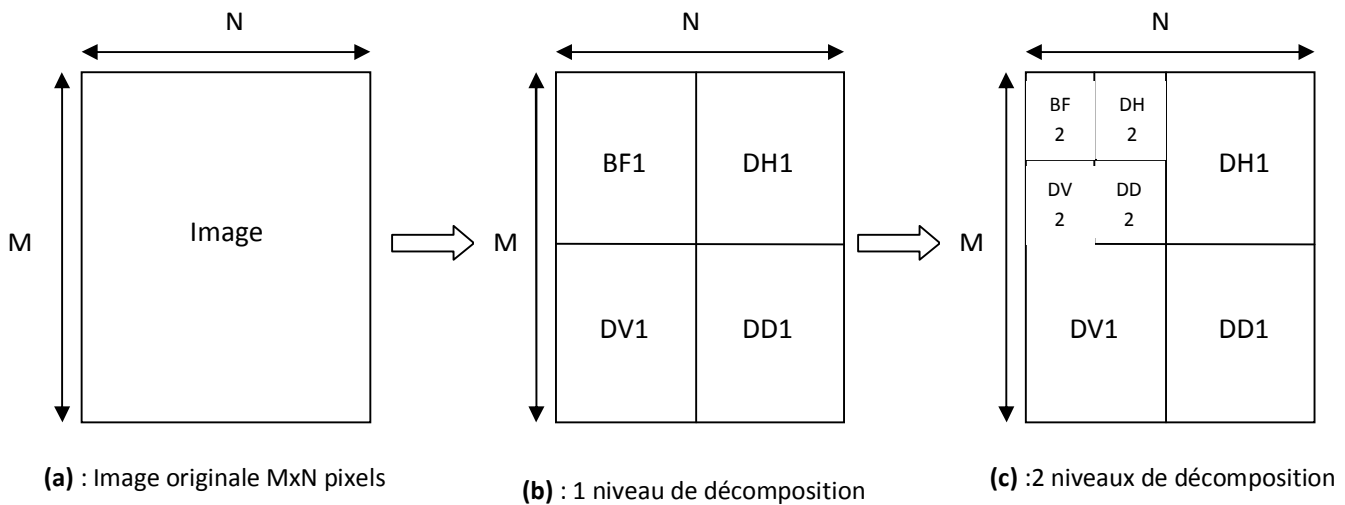


Figure (II-2) : Analyse multirésolution à deux niveaux de décomposition d'une image I

Nous obtenons ainsi une représentation de l'image au niveau de résolution 1. En répétant cette opération sur la sous-image BF, on obtient une représentation du signal à un deuxième niveau de résolution. Le nombre de résolution utilisé est généralement compris entre 3 et 5 dans les applications de compression. La figure (II-2) représente le résultat de l'analyse multirésolution d'une image sur deux niveaux de décomposition.

Dans le cadre de l'analyse multirésolution, la transformée en ondelettes d'un signal à une dimension $f(t)$ fournit une décomposition du signal à différents niveaux de résolution et peut être implantée en utilisant un couple de filtres discrets à travers un schéma classique d'analyse/synthèse.

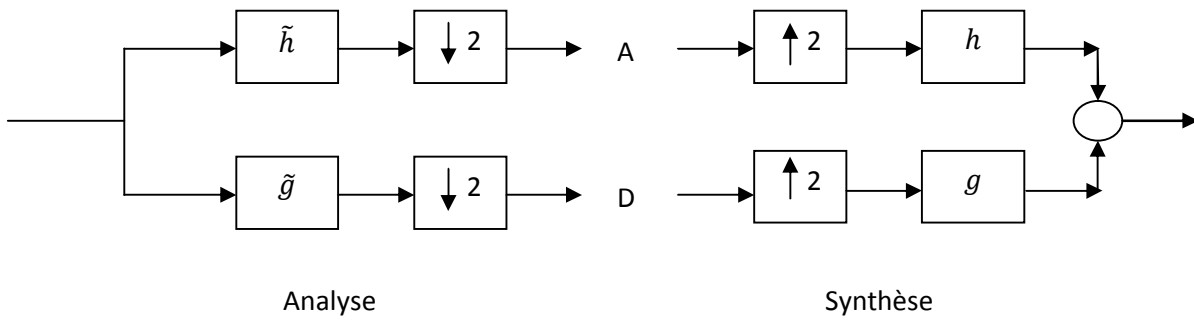


Figure (II-3) : Transformée en ondelettes à une décomposition : Analyse et synthèse

Dans l'étape d'analyse, le signal discret $f(t)$ est décomposé en 2 signaux, un signal d'approximation A en utilisant un filtre passe-bas \tilde{h} et un signal de détails D en se servant d'un filtre passe-haut \tilde{g} . Cette décomposition est suivie par une décimation d'un facteur 2. Cela peut être représenté avec les équations suivantes en utilisant l'algorithme pyramidal proposé par Mallat :

$$A(t) = \sum_k \tilde{h}(2t - k)f(k) \quad (2.34)$$

$$D(t) = \sum_k \tilde{g}(2t - k)f(k) \quad (2.35)$$

Le nombre total de coefficients de $A(t)$ et $D(t)$ est égal au nombre de coefficients dans $f(t)$. Dans l'étape de synthèse, $A(t)$ et $D(t)$ sont sur-échantillonnés et filtrés avec h et g . La somme des sorties du filtre produit le signal reconstruit $\hat{f}(t)$. Si les filtres sélectionnés sont tels que :

$$h(z)\tilde{h}(z^{-1}) + g(z)\tilde{g}(z^{-1}) = 2z^{-1} \quad (2.36)$$

$$h(z)\tilde{h}(-z^{-1}) + g(z)\tilde{g}(-z^{-1}) = 0 \quad (2.37)$$

alors le banc de filtres est parfaitement reconstruit avec un délai l . La figure (II-3) illustre cette implantation classique par banc de filtres de la transformée en ondelettes.

La décomposition en ondelettes peut se poursuivre vers les résolutions les plus grossières en appliquant pour chaque niveau les filtres \tilde{h} et \tilde{g} à l'image d'approximation de la décomposition précédente. Le filtre \tilde{g} a pour objectif de conserver les composantes spectrales non retenus par \tilde{h} . Les deux filtres utilisés pour la décomposition sont fixes à toutes les échelles. Il faut donc, d'une échelle à la suivante, contracter le support des signaux

analysés. Dans le cas d'un signal discret $f_n(k)$, cela se traduit par une décimation (sous échantillonnage) avec un pas de deux.

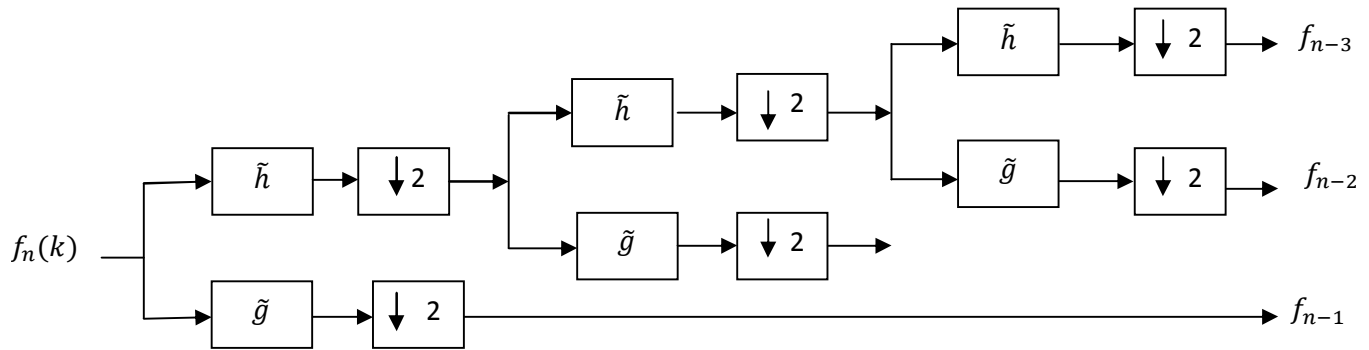


Figure (II-4) : Décomposition par banc de filtres sur trois niveaux

La transformation inverse s'effectue à l'aide d'un banc de filtres (h, g) dual du précédent en utilisant un sur échantillonnage d'un pas de deux.

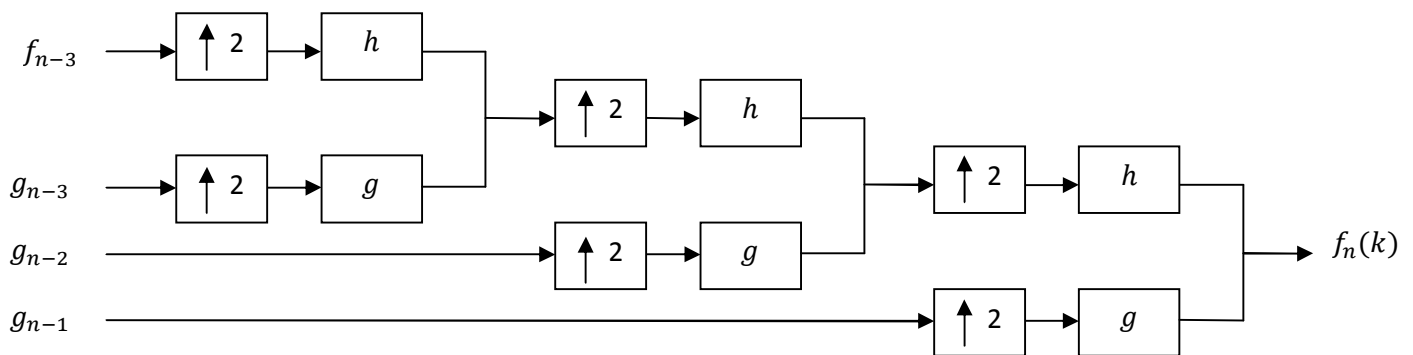


Figure (II-5) : Reconstruction par banc de filtres sur trois niveaux

Notons bien, que nous avons vu précédemment que la fonction d'échelle et l'ondelette mère vérifient les propriétés de dilatation (les équations (2.23) et (2.24)). Ces relations régissent le passage d'une résolution quelconque à la résolution immédiatement inférieure. En posant dans l'équation (2.23) le changement de variable $u = 2t$, nous obtiendrons :

$$\frac{1}{2} \varphi\left(\frac{u}{2}\right) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \tilde{h}_k \varphi(u - k) \tag{2.38}$$

Nous constatons sur cette équation que son membre de droite est le produit de convolution de φ par la réponse impulsionnelle du filtre \tilde{h} ; tandis que le membre de gauche reflète le changement d'échelle de la résolution la plus fine vers la résolution la plus grossière.

L'équation (2.24) peut être matérialisée de la même manière par l'action sur ψ d'un filtre discret \tilde{g} .

II.4. Le codeur SPIHT:

SPIHT (Set Partitioning In Hierarchical Trees) est un algorithme de compression proposé pour la compression des coefficients de la transformée en ondelettes. Il a été introduit par Amir Said et William A. Pearlman en 1996. Son prédécesseur s'appelle EZW (Embedded Zerotree Wavelets). Ces deux méthodes inter bandes sont basées sur le principe de codage d'arbre de zéro.

II.4.1. Principe d'arbre de zéro :

Les arbres de zéros sur les coefficients d'ondelettes ont été développés pour utiliser la relation qui existe entre la position des singularités dans les différentes sous-bandes. Après la transformée en ondelettes, on observe que la localisation des coefficients significatifs est similaire entre les différentes sous-bandes même si leurs amplitudes sont décorréliées. La propriété à l'origine des arbres de zéros est que si un coefficient n'est pas significatif dans une sous-bande alors le coefficient à la même position dans une sous-bande de plus haute fréquence sera lui aussi probablement non significatif.

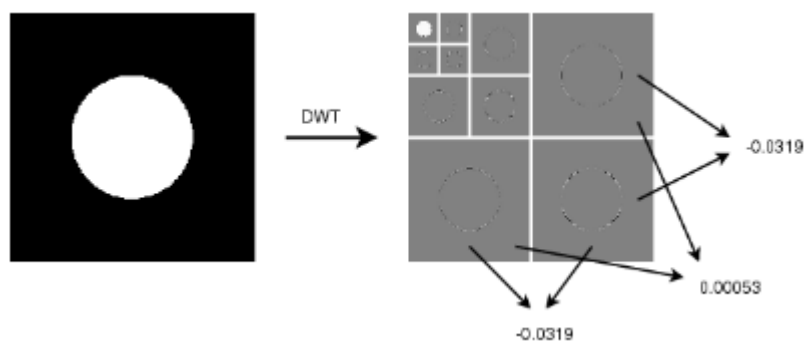


Figure (II-6) : Illustration du principe des arbres de zéros

La figure (II -6) nous montre que même si les sous-bandes sont décorréliées, les endroits où les singularités apparaissent sont les mêmes dans les différentes sous-bandes.

Cette idée a été exploitée avec succès par Shapiro avec EZW (Embedded Zerotree of Wavelet coefficients). Une amélioration remarquable a été apportée quelques années plus tard par Said et Pearlman avec SPIHT (Set Partitioning In Hierarchical Trees).

II.4.2. EZW :

Le principe consiste à exploiter les autosimilarités spatiales dans la décomposition sous-bandes hiérarchique. Pour cela on va utiliser l'énergie dont on dispose pour localiser les coefficients nuls ; en fonction d'un seuil ou d'une quantification donnée on détermine quelles sont les valeurs significatives et lesquelles ne le sont pas. Si on se fixe un seuil $S > 0$, un coefficient a_i est dit significatif relativement à S si $\|a_i\| > S$. On en déduit une carte de significativité constituée, pour chaque pixel de l'espace transformé, de l'indication binaire déterminant s'il est ou non significatif. Pour coder cette carte efficacement, on se dote d'un arbre de dépendance entre les coefficients des différentes sous-bandes. A chaque élément du domaine transformé on associe 4 pixels fils dans la sous-bande correspondante comme indiqué sur la figure (II-7) (sauf pour les premiers coefficients qui n'ont que 3 fils et pour les feuilles terminales correspondant aux plus hautes fréquences).

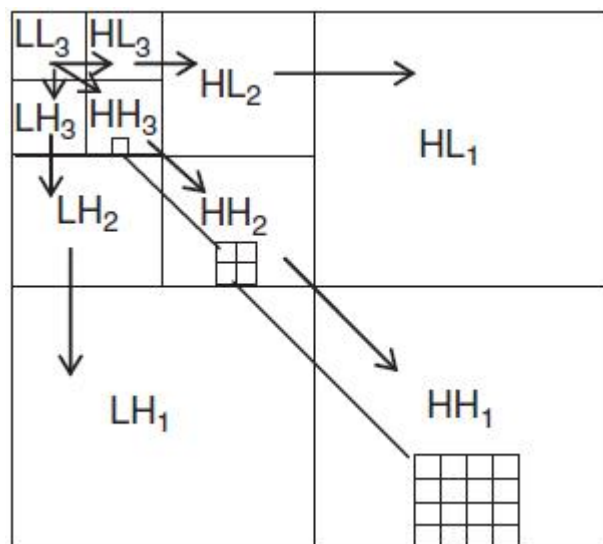


Figure (II-7) : Relations de dépendance entre les sous-bandes

Le but est de transmettre des successions de cartes de significativité, en faisant évoluer les seuils. La première passe consiste à distinguer deux types de coefficients non-significatifs : ceux dont toute la descendance est non-significative que l'on désigne par zerotree et ceux dont la descendance contient des coefficients significatifs, que l'on appellera zéros isolés. Ceci

permet de regrouper des ensembles de coefficients non significatifs, les descendances des zerotree et de n'envoyer pour cet ensemble de coefficients qu'un seul symbole. On transmet les coefficients significatifs avec au moins une information sur le signe du coefficient et éventuellement une information sur la valeur elle-même. Le faible nombre de symboles utilisés permet ainsi au codage arithmétique d'être rapidement efficace grâce à un faible temps d'apprentissage des probabilités.

Dans le cas d'un algorithme échelonnable, on effectue successivement des passes de zerotree et de raffinements de précision sur les coefficients déjà codés. Une fois qu'un coefficient est détecté comme significatif pour un seuil donné il est ensuite mis à zéro pour les passes suivantes de manière à ne pas inhiber de nouveaux zerotrees dans le cas où l'ensemble de sa descendance reste toujours non significative.

Pour ce qui est des informations de raffinement, elles sont transmises par ordre décroissant d'amplitude des coefficients : les coefficients sont réordonnés en fonction de l'information dont on disposera au décodage.

Par ailleurs, on a une hiérarchisation des différents détails à un même niveau de résolution en utilisant un parcours des coefficients selon un zigzag privilégiant d'abord les détails HL puis les détails LH et enfin les détails "obliques" (HH) comme l'illustre la figure (II-8) :

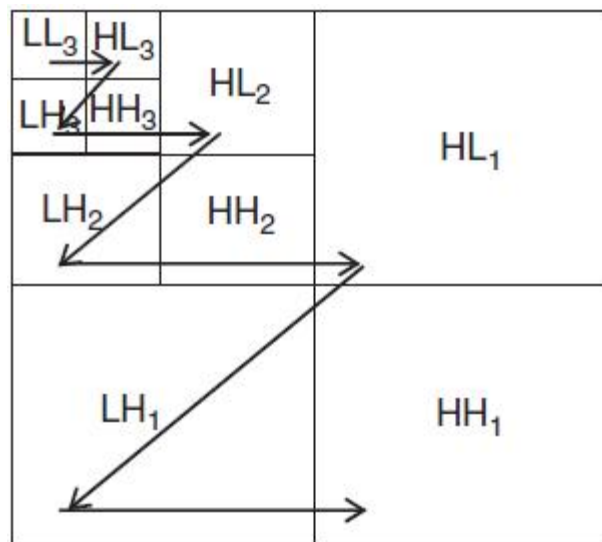


Figure (II-8) : L'ordre de balayage des sous-bandes pour l'encodage

Une telle approche permet d'obtenir une échelonnabilité à granularité fine dans la transmission des coefficients tout en conservant une bonne efficacité pour les taux de compression.

L'avantage d'une telle méthode tient dans sa capacité à descendre dès les niveaux de résolution très bas sur des détails de résolution fine qui sont détectés comme étant plus informatifs que certaines composantes de tendance de niveaux de résolution plus grossière.

II.4.3. Principe de SPIHT :

Cet algorithme repose sur la même idée que celle de Shapiro (EZW) pour caractériser les dépendances entre les coefficients d'ondelettes. Cependant, il est à la fois plus complexe et plus efficace pour coder les cartes de signification.

Les principes de base de SPIHT est un rangement partiel par amplitude des coefficients d'ondelettes et un partitionnement dans des arbres hiérarchiques. Sa première implantation est basée sur des arbres à orientation spatio-temporelle équilibrée. Par conséquent, le même nombre de décompositions récursives d'ondelettes est requis pour les deux directions spatiales (x et y). Si cela n'est pas respecté, plusieurs nœuds de l'arbre ne sont pas rattachés ou sont liés avec la même localisation spatiale et par conséquent les dépendances entre les nœuds de l'arbre sont détruites et ainsi la performance de compression. On peut également mentionner que des solutions à ce problème ont été proposées en utilisant des arbres à orientation spatio-temporelle non équilibrée. Cela permet d'appliquer facilement un nombre différent de décompositions entre les dimensions spatiales et temporelles, qui est une fonctionnalité souhaitable quand on code un ensemble de coupes qui est limité en taille.

La différence essentielle entre EZW et SPIHT est la façon dont les coefficients des arbres sont construits, triés et découpés. Ainsi la structure même des arbres de zéros est différente. Dans EZW, un arbre de zéros est défini par un coefficient racine et ses descendants ont tous la valeur zéro à l'intérieur d'un plan de bits. SPIHT utilise lui deux types d'arbres de zéros. Le premier (type A) consiste en une simple racine ayant tous ses descendants à 0 pour un plan de bits donné.

Cela diffère un peu des arbres de zéros de EZW du fait que la racine elle-même n'a pas besoin d'être non significative. En fait, bien que l'arbre de zéros soit spécifié par les coordonnées de la racine, la racine n'est pas incluse dans l'arbre. Le second type d'arbre (type B) est similaire mais exclut les huit enfants de la racine. Les arbres de type B contiennent uniquement les petits-enfants, arrières petits-enfants ... de la racine. De plus, dans SPIHT, les arbres sont définis de tel façon que chaque nœud ne possède aucun descendant (les feuilles) ou bien 8 descendants qui forment un groupe adjacent de 2×2 . Les coefficients de la sous-bande basse fréquence correspondant aux racines de l'arbre sont également groupés en coefficients 2×2

adjacents. Cependant, la relation parent enfant pour un coefficient du nœud racine est altérée par rapport à EZW. Dans chaque groupe de 2×2 de la sous bande basse fréquence un des coefficients n'a pas de descendants. Ainsi, tous les coefficients $\omega(i, j)$ qui possèdent des coordonnées (i, j) n'ont pas de descendant.

Pour un coefficient (i, j) donné on définit les sous-ensembles :

- $D(i, j)$: Ensemble des coordonnées de tous les descendants du nœud (i, j) .
- $O(i, j)$: Ensemble des coordonnées de tous les enfants du nœud (i, j) . Il s'exprime de la même façon que celui de EZW.
- $L(i, j)$: le reste de sa descendance (petits-enfants et leur éventuelle descendance)
 $L(i, j) = D(i, j) - O(i, j)$ (type B d'arbre de zéros).

Pour un coefficient donné on regarde si $D(i, j)$ contient au moins un coefficient significatif. Dans ce cas, on le décompose en $O(i, j)$ et $L(i, j)$. On teste ensuite la significativité de chacun de ses fils (les éléments de $O(i, j)$). On teste la significativité de $L(i, j)$ si il est significatif on le divise en sous-ensembles $D(i', j')$ où (i', j') sont les éléments de $O(i, j)$. On itère ensuite le processus.

On a donc effectué une partition des sous-bandes en sous-ensembles regroupant des coefficients non significatifs selon un procédé différent de l'algorithme EZW. Une telle méthode permet en fait de tirer partie des corrélations entre sous-bandes aussi bien entre deux niveaux consécutifs de résolution (relations père-fils) qu'entre sous-bandes voisines (relations de cousins) qui présentent également des concentrations d'énergie en des zones similaires. On isole ainsi des zones de coefficients non significatifs plus vastes que dans l'algorithme EZW; c'est ce qui permet de dépasser les performances de cet algorithme.

II.4.4. Algorithme de codage :

Pour réaliser pratiquement son codage imbriqué, SPIHT stocke l'information de signification dans 3 listes ordonnées :

- ∅ la Liste des Coefficients Significatifs (LCS),
- ∅ la Liste des Coefficients Non significatifs (LCN),
- ∅ la Liste des Ensembles Non significatifs (LEN).

Dans chaque liste, l'entrée est représentée par un doublet de coordonnées (i, j) , qui représentent dans LCS et LCN des coefficients individuels et dans LEN soit l'ensemble $D(i, j)$ soit $L(i, j)$.

Pendant la passe de signification, les coefficients dans LCN, qui étaient non significatifs dans la passe précédente sont testés. Ceux qui deviennent significatifs sont mis dans LCS. Similairement, les ensembles de LEN sont évalués dans leur ordre d'entrée, et quand un ensemble est trouvé significatif il est supprimé de cette liste puis est partitionné. Les nouveaux ensembles avec plus d'un élément sont ajoutés à la fin de LEN avec le type (A ou B), alors que les simples coefficients sont ajoutés à la fin de LCS ou LCN suivant leur signification. La liste LCS contient les coordonnées des coefficients qui seront visités dans la prochaine passe de raffinement.

Nous rappelons l'algorithme de base de SPIHT. Pour cela, nous définissons l'opérateur de signification σ_{T_n} qui évalue la signification d'un sous-ensemble E pour un seuil donné T :

$$\sigma_{T_n}(E) = \begin{cases} 1 & \text{si } \exists \omega \in E: |\omega| \geq T_n \\ 0 & \text{si } \forall \omega \in E: |\omega| < T_n \end{cases} \quad (2.39)$$

A. Initialisation :

- ∅ Sortie $n = \lfloor \log_2(\omega_{max}) \rfloor \Leftrightarrow T_n = 2^{\lfloor \log_2(\omega_{max}) \rfloor}$,
- ∅ LCS = ∅ (vide),
- ∅ LCN = $\{(i, j)\}$ cet ensemble représente les nœuds de la basse fréquence,
- ∅ LEN contient les mêmes coefficients que LCN excepté ceux qui n'ont pas de descendants.

B. Passe de signification :

B.1 Pour chaque $(i, j) \in \text{LCN}$ faire :

B.1.1 Sortie $\sigma_{T_n}(i, j)$

B.1.2 Si $\sigma_{T_n}(i, j) = 1$ alors mettre (i, j) dans LCS et coder le signe de $\omega(i, j)$

B.2 Pour chaque $(i, j) \in \text{LEN}$ faire :

B.2.1 Si l'entrée est de type A

- a - Sortie $\sigma_{T_n}(D(i, j))$
- b - Si $\sigma_{T_n}(D(i, j)) = 1$ alors
 - Pour chaque $(l, m) \in O(i, j)$ faire :
 - Sortie $\sigma_{T_n}(l, m)$
 - Si $\sigma_{T_n}(l, m) = 1$ alors mettre (l, m) dans LCS et coder le signe de $\omega(l, m)$
 - Si $\sigma_{T_n}(l, m) = 0$ alors mettre (l, m) à la fin de LCN
 - Si $L(i, j) \neq \emptyset$ alors mettre (l, m) à la fin de LEN comme une entrée de type B

B.2.2 Si l'entrée est de type B

- a - Sortie $\sigma_{T_n}(L(i, j))$
- b - Si $\sigma_{T_n}(L(i, j)) = 1$ alors
 - Mettre (l, m) à la fin de LEN comme une entrée de type A
 - Supprimer (i, j) de LEN

C. Passe de raffinement :

Pour chaque coefficient $(i, j) \in LCS$ à l'exception de ceux incluse dans la même passe de signification (c.à.d. pour le même n). Sortie le nième bit significatif de $|\omega(i, j)|$.

II.5. Conclusion:

Nous avons consacré dans ce chapitre une bonne partie à la théorie des ondelettes et son rôle dans le domaine de la compression d'images. Ensuite nous avons porté notre intérêt sur le codeur SPIHT qui est une méthode inter bande basée sur le principe de codage d'arbre de zéro. Dans l'ensemble des informations que nous avons réussi à rassembler ici, il paraît maintenant reconnu qu'une compression performante d'images numériques passe par une transformée en ondelettes, suivie d'un codeur approprié, en l'occurrence, le codeur SPIHT. Cette structure permet en effet d'exploiter de manière efficace à la fois les corrélations existant au sein d'une coupe d'une image, mais également entre les coupes.

Chapitre III

Méthode adoptée pour la compression multimodale

III.1. Introduction :

La tendance actuelle est à l'utilisation croissante d'images médicales digitalisées dont la plupart sont intrinsèquement volumiques. En outre, la quantité importante de ces images volumiques que génère chaque jour les différentes modalités numériques en imagerie médicale se chiffre à plusieurs Téra octets de données en une année. Par conséquent, la compression est une technique indispensable pour réduire le volume de ces images afin de les stocker ou les transmettre.

Cependant, notre travail ne se limite pas seulement à la compression des images mais également à la compression multimodale des images. Ce chapitre a pour but de présenter la méthode adoptée pour ce type de compression qui consiste à compresser des images médicales combinées au préalable avec une ou plusieurs données.

Notre travail consiste donc, en premier lieu, à insérer des données qui contiennent des informations propres à un patient dans une image médicale. Cette opération d'insertion peut se faire dans le domaine spatial et dans le domaine fréquentiel. Par la suite, l'image fusionnée avec les données sera compressée et codée. En fin, après le décodage, on effectue une extraction des données sur l'image compressée et on évalue la qualité de l'image reconstruite et des données récupérées.

III.2. Principe de la méthode appliquée :

La figure (III-1) décrit le schéma général de la méthode que nous avons adoptée pour la compression multimodale des images médicales. Comme nous l'avons cité précédemment, cette méthode peut s'appliquer dans le domaine spatial et dans le domaine fréquentiel.

Dans le domaine spatial, les données sont directement injectées dans l'image de façon à ce que chaque pixel sur deux soit occupé par les données insérées. L'image résultante est ensuite compressée et codée directement avec un codeur SPIHT pour générer une séquence binaire contenant l'information à sauvegarder ou à transmettre.

Dans le domaine fréquentiel, l'image est décomposée en approximations et en détails par transformation en ondelettes discrète. Les données sont alors insérées dans les zones où l'énergie est moins importante, c'est-à-dire, dans les zones où l'information que contient l'image porteuse est moins importante. L'image résultante est ensuite compressée et codée directement avec un codeur SPIHT pour générer une séquence binaire contenant l'information à sauvegarder ou à transmettre.

Dans les deux cas, une décompression est réalisée en procédant par transformations inverses et les séquences binaires sont décodées afin d'extraire les données et restituer l'image.

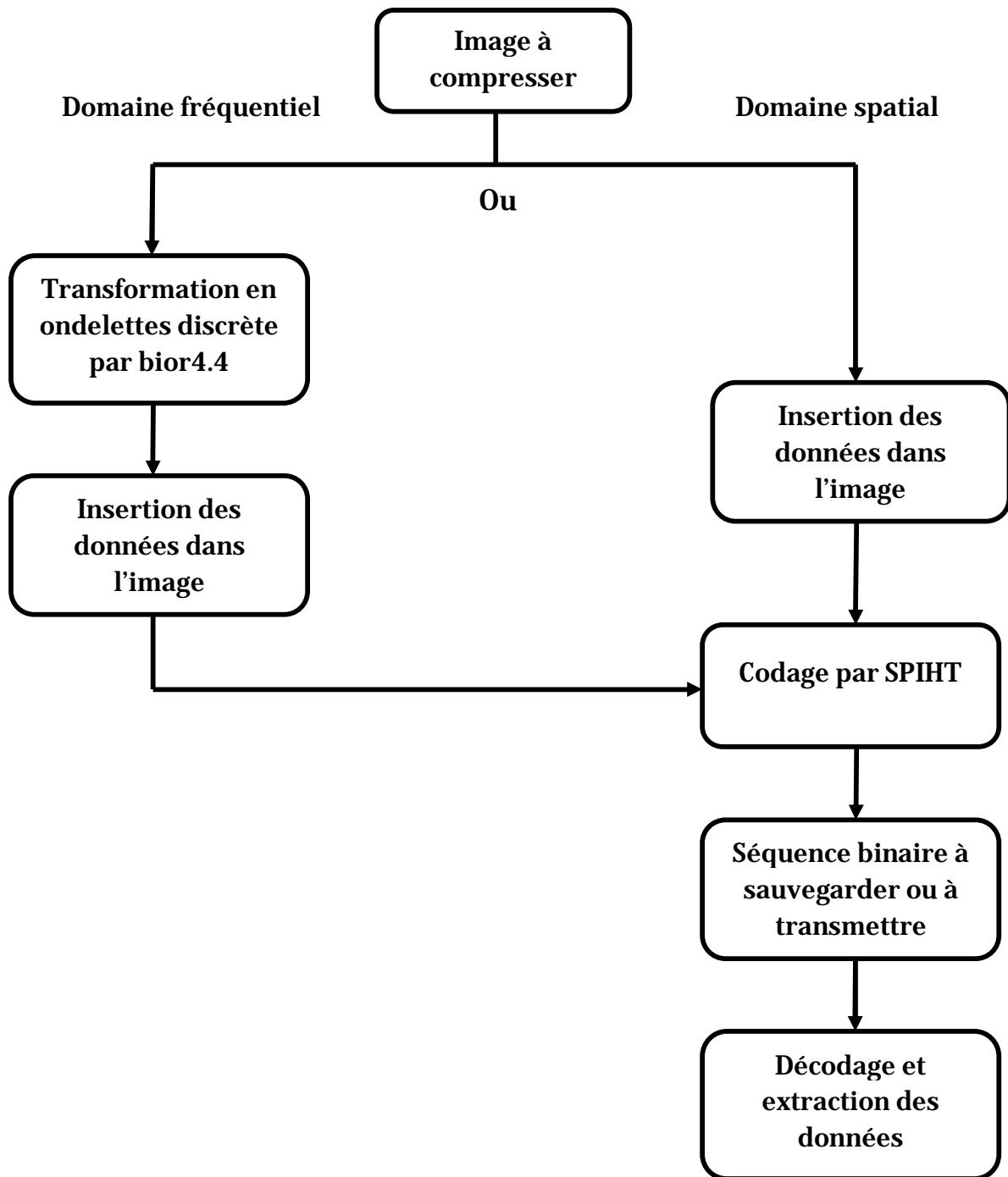


Figure (III-1) : Schéma de la procédure pour la compression multimodale

III.3. Méthode appliquée dans le domaine spatial :

Dans le domaine spatial, la norme qu'on va utiliser pour la compression est le SPIHT. Le schéma ci-dessous illustre les étapes de cette méthode :

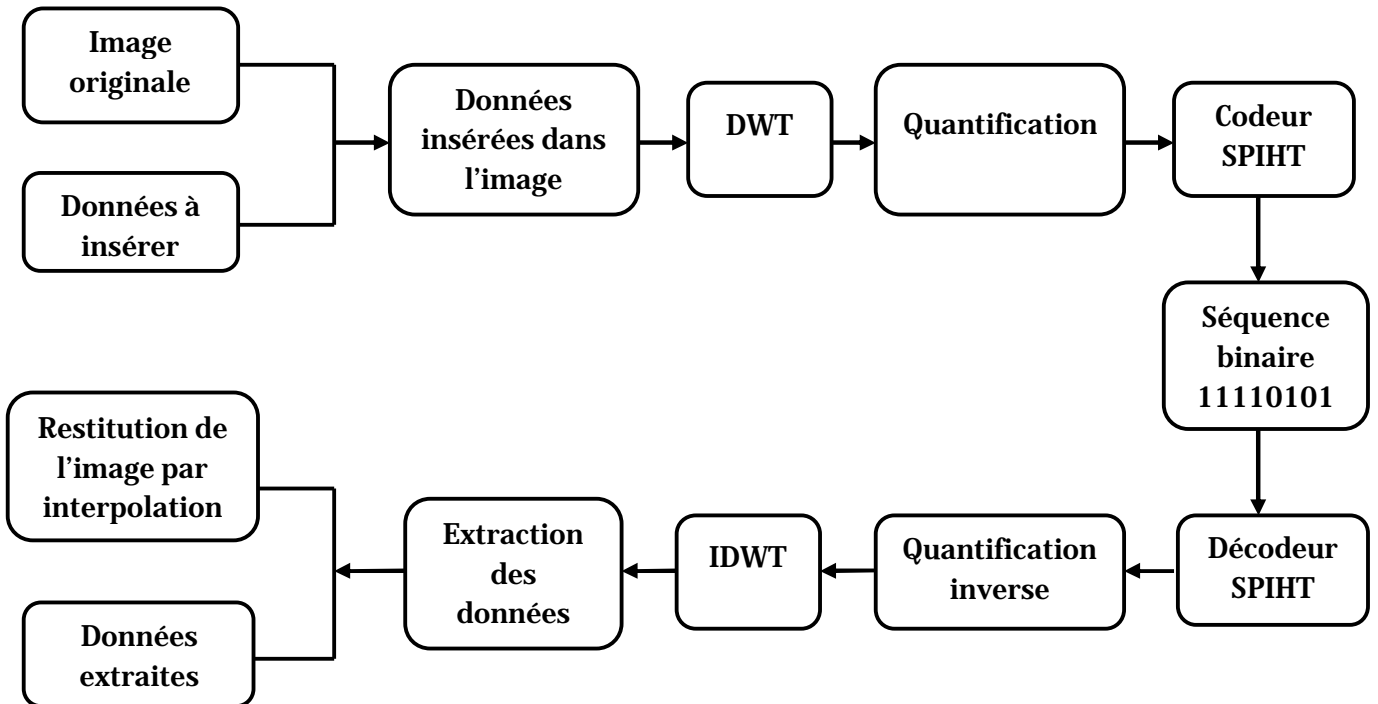


Figure (III-2) : Schéma de compression multimodale dans le domaine spatial

Dans ce qui suit on va expliquer les différentes étapes du schéma de compression.

III.3.1. Insertion des données dans l'image :

Les données à insérer dans l'image peuvent être de différentes natures. Dans le domaine médical par exemple, il peut s'agir d'un signal ECG ou d'une image...etc. La méthode utilisée pour l'insertion consiste à remplacer un certain nombre de pixels de l'image porteuse par chaque point qui constitue les données à insérer. Cependant, les pixels perdus doivent être récupérés après l'extraction afin de reconstituer l'image initiale. Pour ce faire, une procédure d'insertion doit être établie et qui consiste à incrémenter par deux la position de chaque pixel après l'avoir remplacé. Le but d'une telle manœuvre est de récupérer les pixels perdus après l'extraction en appliquant une interpolation sur l'image (Cette étape sera expliquée en détails). La figure (III-3) illustre la méthode d'insertion utilisée :

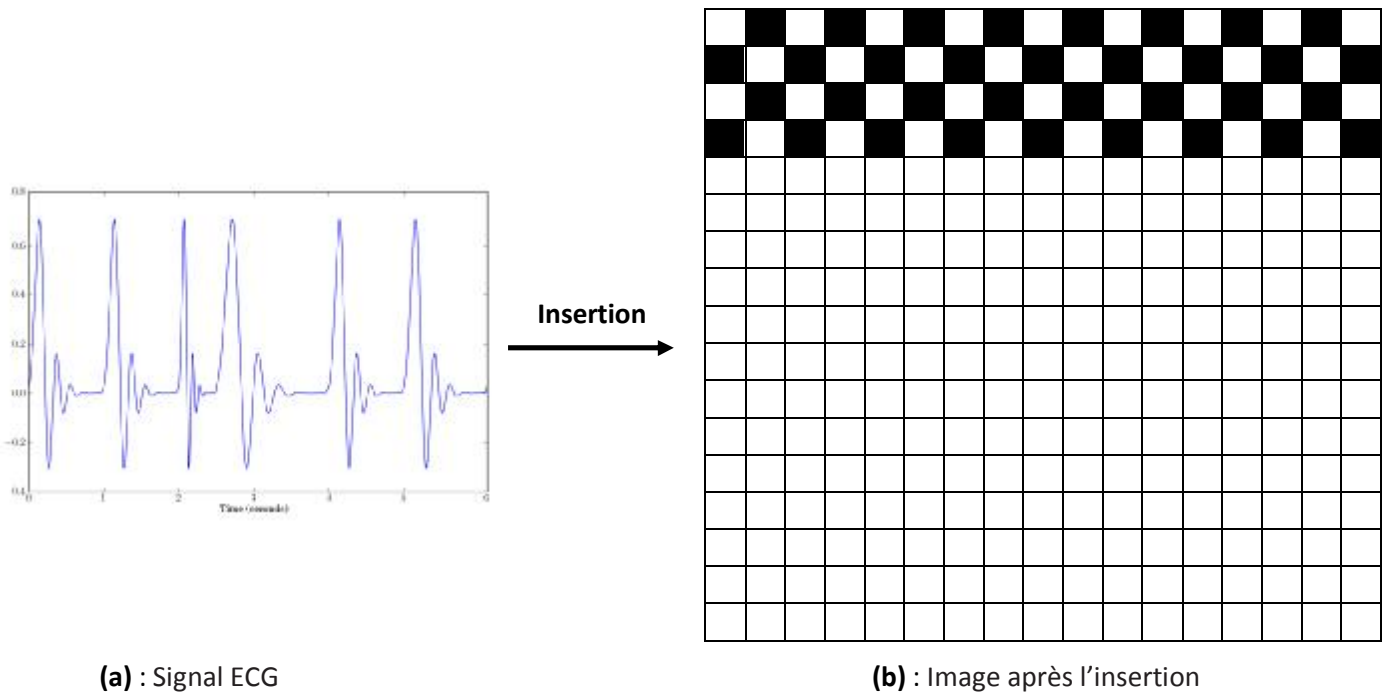


Figure (III-3) : Insertion d'un signal dans une image – Domaine spatial

La figure ci-dessus nous montre un signal ECG inséré dans une image en remplaçant chaque pixel sur deux de l'image. Les cases noires de l'image représentent les pixels remplacés par les points du signal et les cases blanches sont les pixels non remplacés.

On peut aussi établir une autre stratégie légèrement différente qui consiste à remplacer les pixels de l'image en suivant une forme spirale. La figure (III-4) illustre cette méthode :

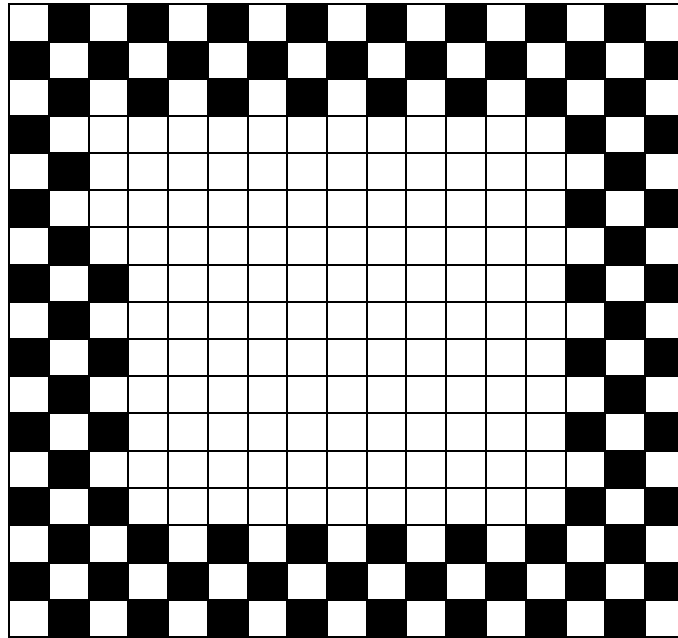


Figure (III-4) : Insertion sous forme de spirale

Cette méthode peut s'avérer efficace lorsque le contenu le plus important de l'image se trouve au milieu de celle-ci, ce qui est souvent le cas en imagerie médicale.

III.3.2. Transformée en ondelettes discrète (DWT) :

Après avoir combiné les données avec l'image, une première étape de la compression est appliquée sur l'image fusionnée qui est la transformée en ondelettes discrète. Elle consiste à réaliser une décomposition de l'image en quatre sous bandes (approximation et détails). La décomposition est répétée sur la sous bande lissée (approximation) jusqu'à atteindre le niveau choisi. Les sous bandes générées sont à différentes plages de fréquences. Les coefficients de la sous bande lissée sont de valeurs très importantes, représentant ainsi les basses fréquences, par contre, les coefficients des sous bandes de détails de toutes les directions et à différentes résolutions représentent les hautes fréquences. La figure suivante nous montre un exemple de décomposition d'une image à trois niveaux :



(a) : Image originale

(b) : Image décomposée

Figure (III-5) : Exemple de décomposition en DWT de l'image LENA

III.3.3. Quantification :

Dans un schéma de compression, l'étape de quantification est celle qui dégrade de manière irréversible l'image. Elle est cependant, d'une importance capitale dans la réduction du débit binaire. La méthode de quantification utilisée par le SPIHT est la quantification scalaire uniforme. Cette étape de quantification consiste à arrondir les coefficients issus de la décomposition en ondelettes discrètes aux coefficients entiers les plus proches. Pour les coefficients complexes, les parties imaginaires et réelles sont arrondies indépendamment.

III.3.4. Codage par SPIHT :

Le codage par SPIHT est la dernière étape de la compression de l'image fusionnée. Le but de cette étape est de générer une séquence binaire à sauvegarder ou à transmettre. L'algorithme de codage par SPIHT est le même que celui décrit dans le chapitre II.

Une fois que la procédure de compression terminée, on procède par transformation inverse des différentes étapes de la compression afin de décompresser l'image (Décodage SPIHT, quantification inverse et transformée en ondelettes inverse). Après la décompression, on procède à l'étape de l'extraction des données.

III.3.5. Extraction des données :

Pour extraire les données de l'image, en l'occurrence un signal ECG, on réalise l'action inverse de l'insertion. C'est à dire, on extrait les positions des pixels occupés par les points du signal en suivant le même ordre que celui utilisé lors de l'insertion. La figure suivante nous montre le schéma inverse de la figure (III-3) :

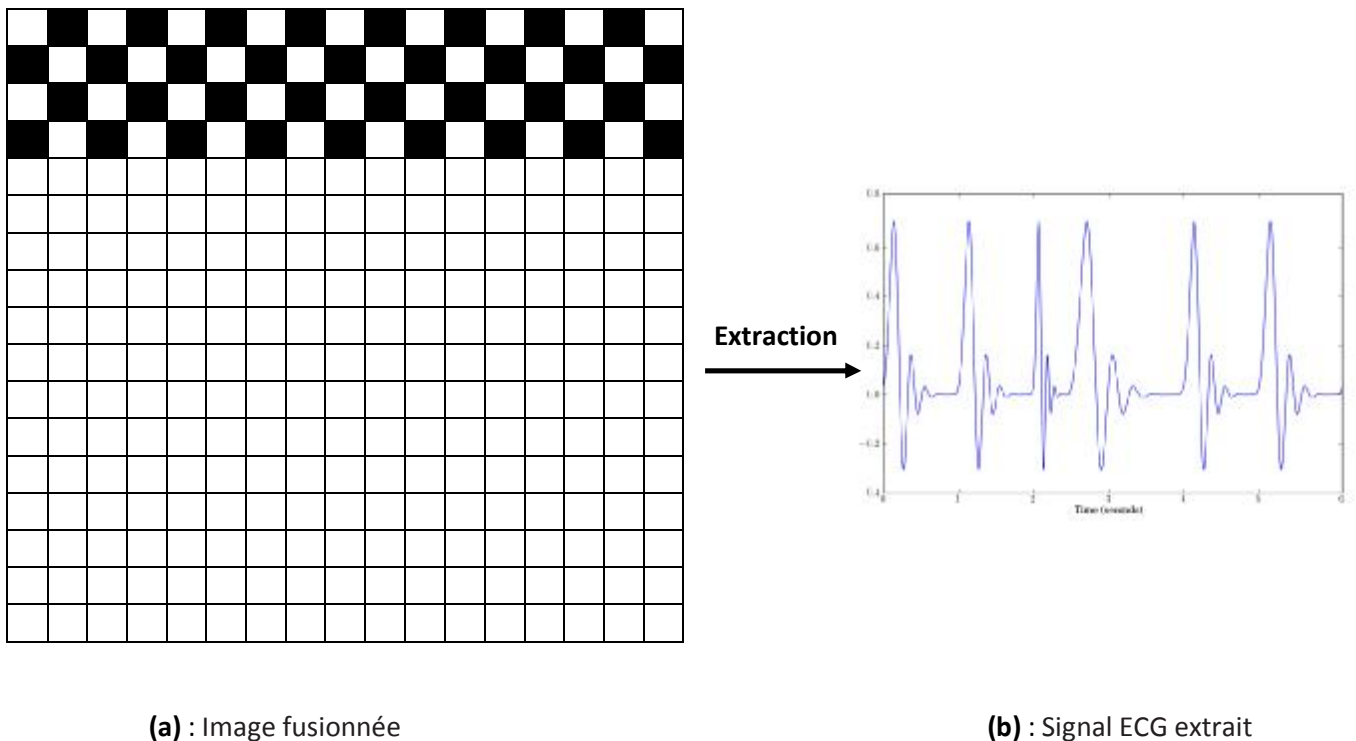


Figure (III-6) : Extraction du signal ECG de l'image

La dernière étape consiste à restituer les pixels perdus de l'image.

III.3.6. Restitution de l'image par interpolation :

Après l'extraction du signal, les pixels de l'image qui ont été perdus doivent être récupérés afin de restituer l'image originale. Pour ce faire, on utilisera une méthode d'interpolation qui consiste à calculer la moyenne entre les deux pixels voisins (qui n'ont pas été remplacés lors de l'insertion) de chaque pixel perdu.

Soit X la valeur de niveau de gris du pixel de coordonnées (i, j) qu'on souhaite récupérer.

Où : i est le nombre de lignes, et j est le nombre de colonnes.

Les nouvelles valeurs des pixels qu'on veut restituer se calculent par la relation suivante :

$$X(i, j) = \frac{X(i, j - 1) + X(i, j + 1)}{2} \quad (3.1)$$

Il est facile de remarquer à partir de cette équation que l'incrément et la décrémentation se fait en suivant les colonnes. Cependant, on peut aussi incrémenter et décrémentation selon les lignes. Par exemple, dans la figure précédente (image fusionnée), les pixels perdus des lignes impaires seront restitués en suivant les colonnes, et ceux des lignes paires seront restitués en suivant les lignes.

III.4. Méthode appliquée dans le domaine fréquentiel :

Comme dans le domaine spatial, on utilisera la norme SPIHT pour la compression dans le domaine fréquentiel. Le schéma ci-dessous illustre les étapes de cette méthode :

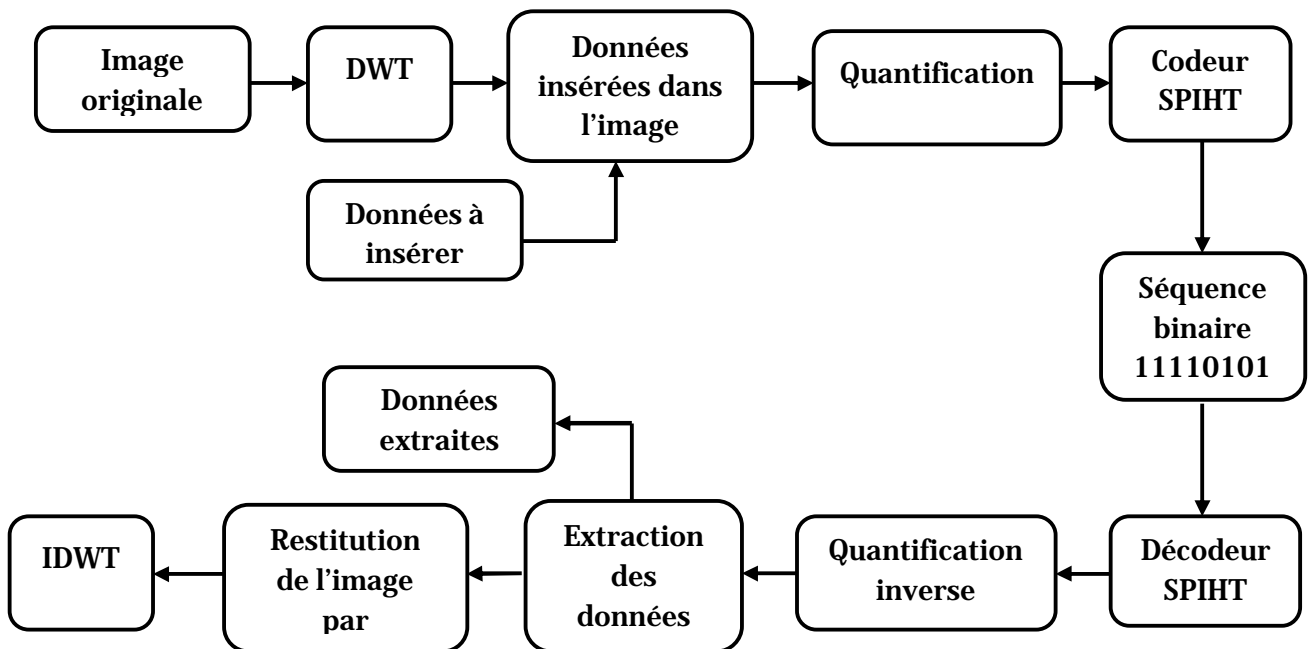


Figure (III-7) : Schéma de compression multimodale dans le domaine fréquentiel

Comme on peut le constater, les étapes à suivre dans le domaine fréquentiel sont presque les mêmes que celles dans le domaine spatial. D'après le schéma de la figure (III-7), les différences majeures de cette méthode par rapport à la méthode précédente, est que l'insertion se fait après avoir décomposé l'image par transformation en ondelettes. En effet, le

signal ne sera pas inséré directement dans l'image, mais dans les sous bandes (détails) de l'image.

La deuxième différence réside dans l'étape de l'extraction. Dans le domaine spatial, l'extraction est effectuée après avoir appliqué la transformation en ondelettes inverse, par contre, dans le domaine fréquentiel on effectue l'extraction et la restitution par interpolation avant de reconstituer l'image par la transformation en ondelettes inverse.

Par conséquent, pour éviter la répétition, on décrira uniquement dans ce qui va suivre les étapes d'insertion et d'extraction.

III.4.1. Insertion des données dans l'image :

Avant d'insérer le signal, on décompose l'image par transformation en ondelettes discrète. Le signal est alors inséré dans les sous bandes où l'énergie est la plus faible, c'est-à-dire, où l'information est la moins importante. La procédure d'insertion est la même que celle utilisée dans le domaine spatial, c'est-à-dire, en incrémentant la position de chaque coefficient après l'avoir remplacé. La figure (III-8) illustre la méthode d'insertion utilisée :

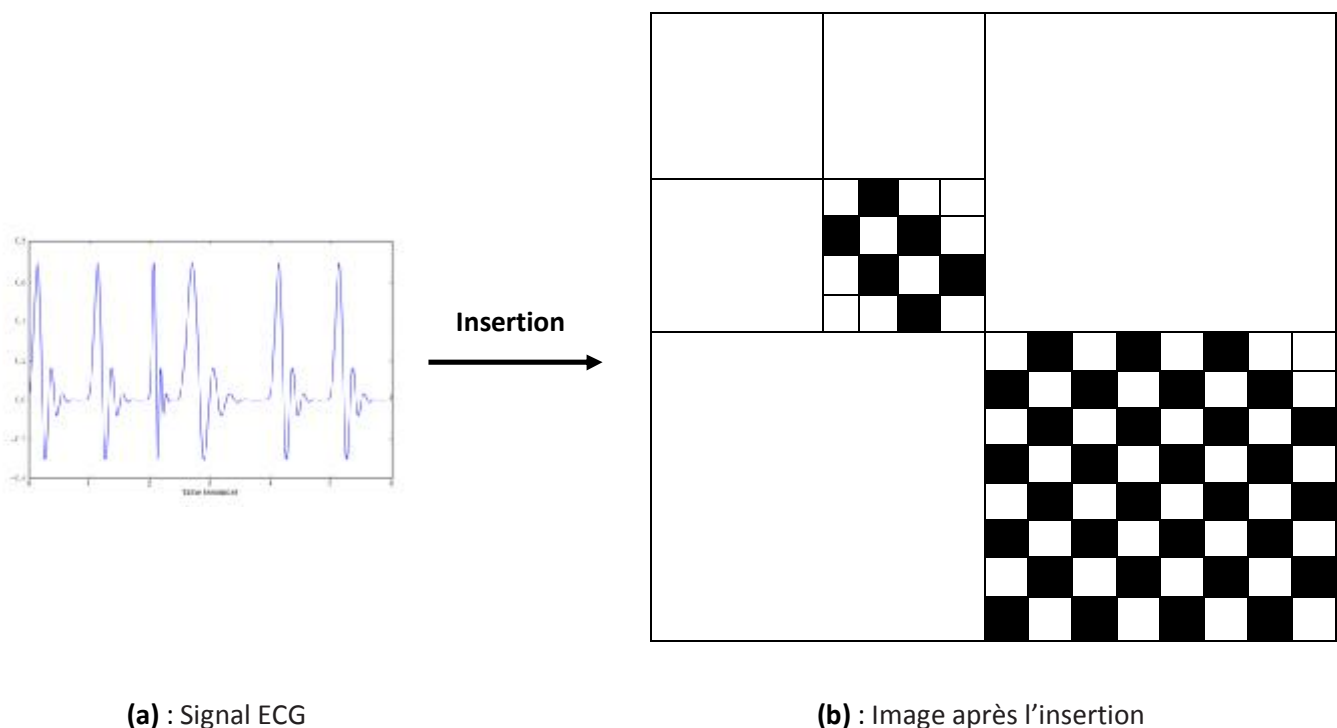


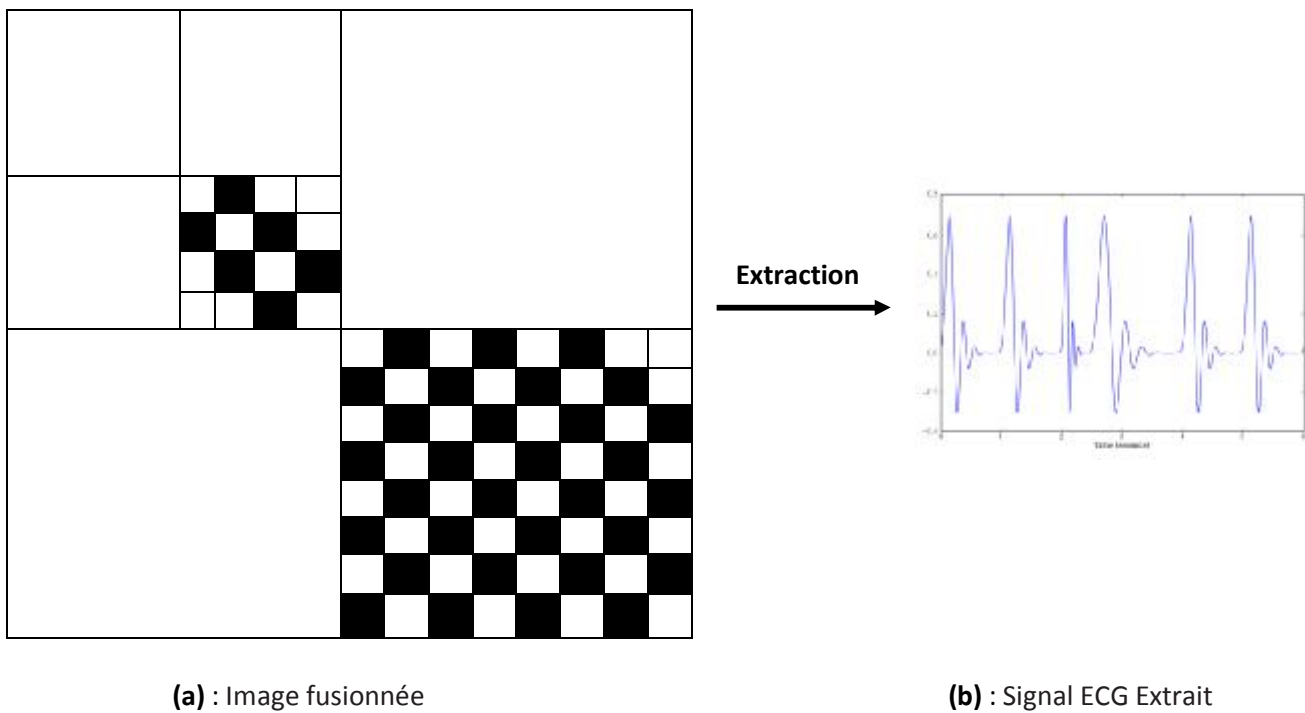
Figure (III-8) : Insertion d'un signal dans une image – Domaine fréquentiel

Dans la figure ci-dessus, le signal est inséré dans les détails diagonaux de niveaux de décompositions un et deux.

Après l'insertion, l'image résultante est quantifiée et codée par le codeur SPIHT afin de générer une séquence binaire à sauvegarder ou à transmettre. Ensuite, l'image doit être décodée afin d'extraire le signal.

III.4.2. Extraction des données :

Comme dans le domaine spatial, on extrait les positions des pixels qui ont été occupés par le signal en suivant le même ordre utilisé lors de l'insertion. En d'autres termes, on effectue l'opération inverse de l'insertion.



(a) : Image fusionnée

(b) : Signal ECG Extrait

Figure (III-9) : Extraction du signal de l'image – Domaine fréquentiel

Après l'extraction, on applique l'interpolation afin de restituer les pixels perdus. La méthode est la même que celle décrite dans la section (III.3.6). Enfin, la dernière étape consiste à reconstituer l'image par transformation en ondelettes inverse.

III.5. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons décrit la méthode et le schéma de compression multimodale dans les domaines spatial et fréquentiel. L'application de cette méthode aux différents types d'images tests et médicales ainsi que les résultats obtenus seront expliqués dans le chapitre suivant.

Chapitre IV

Tests et résultats

IV.1. Introduction :

Pour évaluer les performances des différentes méthodes de compression, il est nécessaire d'utiliser une base de données dite de référence pour les tester. Par conséquent, un certain nombre d'images références sera défini pour évaluer les performances des méthodes de compression multimodale décrites dans le chapitre précédent. Par ailleurs, nous avons décrit brièvement un certain nombre d'outils permettant d'évaluer les performances des méthodes. Le rapport signal sur bruit est l'outil le plus utilisé pour témoigner de la qualité des images dans le domaine de la compression. Dans ce chapitre, nous présenterons les résultats obtenus après l'application de nos schémas de compression multimodale par SPIHT dans les domaines spatial et fréquentiel. L'information à insérer dans l'image est un signal électrocardiogramme (ECG). Ainsi, les grandeurs qui seront utilisées pour évaluer nos résultats sont les rapports signal sur bruit SNR et PSNR respectivement pour le signal et les images en fonction du taux de compression en bit par pixel (bpp).

IV.2. Présentation des données :

Dans le but d'évaluer les performances de la méthode que nous avons adoptée pour la compression multimodale, nous avons utilisé les images suivantes :

- Ø Une image test très utilisée en traitement d'images. Il s'agit de l'image Lena.
- Ø Des images médicales cardiaques.

En outre, nous avons choisi un signal électrocardiogramme (ECG) comme information à insérer dans les images médicales.

IV.2.1. Image test :

L'algorithme de compression que nous avons utilisé est l'algorithme SPIHT. Afin de montrer l'efficacité de cet algorithme, nous l'avons appliqué sur l'image test Lena. Cette image est de résolution 512x512 et de taille 257 Ko codée sur 8 bits. C'est une image représentant un portrait composée de plusieurs textures.



Figure (IV-1) : Image Lena

IV.2.2. Images médicales :

La première image médicale utilisée est une image radiographique cardiaque de résolution 512x512 et de taille 257 Ko codée sur 8 bits (Source: <http://radiographics.rsna.org>). C'est une image prise en Janvier 2007 d'une femme âgée de 47 ans qui souffre d'une maladie appelée « Fièvre fluviale du Japon » et qui a pour conséquence l'augmentation du volume du cœur (Figure (IV-2)). La deuxième image médicale utilisée est une image scanner cardiaque de résolution 512x512 et de taille 257 Ko codée sur 8 bits (Source : <http://www.flickr.com>). C'est une image prise en Mars 2009 d'un patient en bonne santé montrant le cœur et les poumons (Figure (IV-3)).

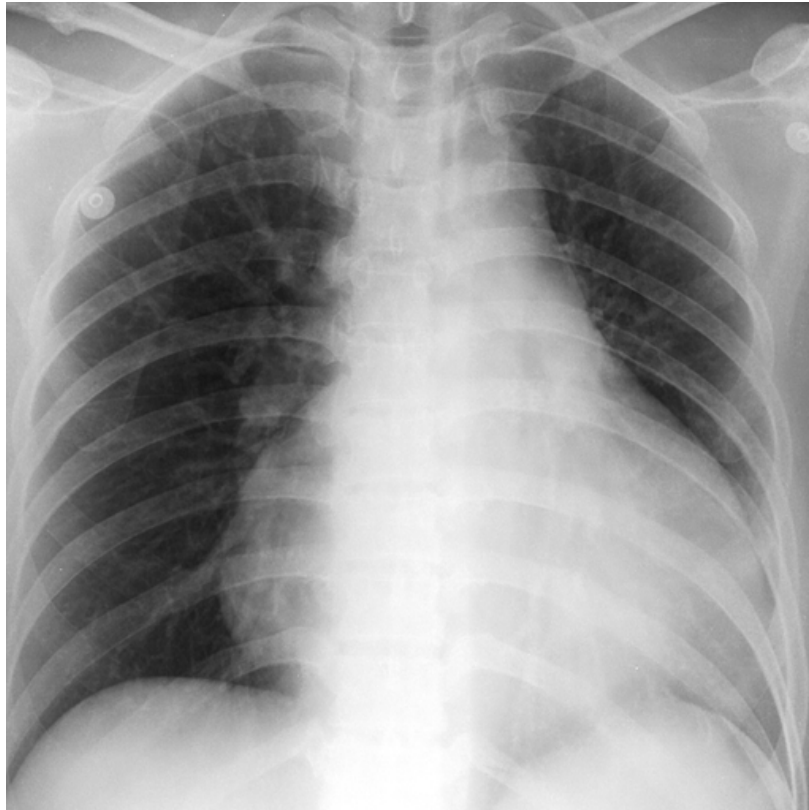


Figure (IV-2) : Image radiographique



Figure (IV-3) : Image scanner

IV.2.3. Signal ECG :

Le signal ECG qu'on on a choisi d'utiliser est un signal généré par le logiciel matlab et contient 3000 points.

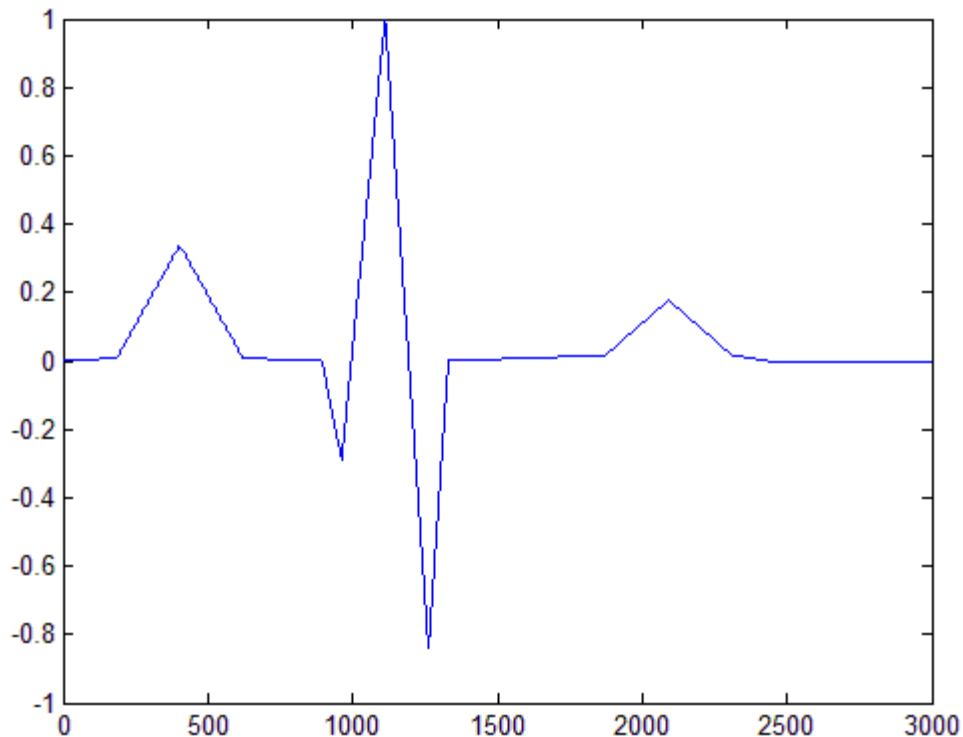


Figure (IV-4) : Signal ECG

IV.3. Applications et interprétations :

Les algorithmes de compression que nous avons vu dans le chapitre précédent ont été mis en œuvre en utilisant le langage de programmation MATLAB R2009a (version 7.8.0), sous l'environnement Window7 installé sur un micro-ordinateur possédant un micro-processeur Core 2 Duo de fréquence 2.20 GHz et une RAM de 3 Go.

IV.3.1. Application à l'image test :

Pour évaluer les performances de l'algorithme SPIHT, il a été appliqué à l'image Lena à différents niveaux de décomposition pour différentes ondelettes. Le but est de fixer le niveau de décomposition et l'ondelette qui seront utilisés pour la compression multimodale. Les variations du PSNR en fonction du taux de compression compris entre 0,1 et 1 bits / pixel

ainsi que les temps de compression pour les niveaux de décomposition $l = 3, 5, 7$ et 9 et les ondelettes haar, db4 et bior4.4 sont présentées par les trois tableaux suivants :

Taux en bpp	Temps de compression (seconde)				PSNR (dB)			
	$l = 3$	$l = 5$	$l = 7$	$l = 9$	$l = 3$	$l = 5$	$l = 7$	$l = 9$
0,1	2,27	2,10	3,00	4,17	10,92	26,04	26,86	26,92
0,2	4,24	4,05	4,44	4,91	16,36	28,85	29,28	29,31
0,3	6,49	7,46	9,22	8,08	20,85	30,64	31,13	31,14
0,4	7,13	12,72	13,48	11,21	23,87	32,13	32,35	32,37
0,5	10,19	19,66	18,66	21,76	26,00	33,28	33,54	33,54
0,6	14,15	26,71	25,97	25,17	28,07	34,24	34,51	34,52
0,7	17,10	28,54	29,05	31,08	29,28	35,21	35,43	35,44
0,8	22,90	42,38	46,13	44,25	30,93	35,99	36,15	36,15
0,9	25,07	57,03	60,38	62,95	32,18	36,65	36,85	36,86
1	36,64	87,81	85,74	88,86	32,96	37,33	37,47	37,48

Tableau 1 : Résultats des PSNR et des temps de compression en fonction du taux de compression (bpp) pour l'ondelette haar

Taux en bpp	Temps de compression (seconde)				PSNR (dB)			
	$l = 3$	$l = 5$	$l = 7$	$l = 9$	$l = 3$	$l = 5$	$l = 7$	$l = 9$
0,1	2,73	3,33	3,46	3,42	11,69	27,75	28,72	28,77
0,2	4,93	4,80	4,73	7,26	16,86	31,05	31,65	31,67
0,3	5,38	7,77	7,63	12,63	21,42	33,31	33,61	33,62
0,4	6,47	14,02	13,77	18,16	24,75	34,63	34,92	34,94
0,5	8,77	15,93	19,61	19,18	27,26	35,89	36,14	36,15
0,6	10,27	23,60	23,42	32,79	29,47	36,79	36,98	36,99
0,7	13,17	30,16	33,79	41,57	31,20	37,51	37,68	37,69
0,8	15,91	45,91	48,52	49,75	32,91	38,14	38,25	38,26
0,9	22,26	56,17	52,76	62,78	34,14	38,81	38,99	39,00
1	26,34	73,72	73,58	85,29	35,45	39,43	39,56	39,57

Tableau 2 : Résultats des PSNR et des temps de compression en fonction du taux de compression (bpp) pour l'ondelette db4

Taux en bpp	Temps de compression (seconde)				PSNR (dB)			
	l = 3	l = 5	l = 7	l = 9	l = 3	l = 5	l = 7	l = 9
0,1	2,35	2,99	4,66	3,42	11,40	28,02	29,28	29,33
0,2	4,44	6,57	7,10	7,26	16,62	31,55	32,19	32,23
0,3	4,41	11,15	9,76	12,63	21,12	33,64	34,00	34,02
0,4	6,33	16,00	16,07	18,16	24,61	35,07	35,44	35,46
0,5	7,20	21,80	18,26	19,18	27,28	36,33	36,56	36,57
0,6	10,19	29,87	28,70	32,79	29,56	37,13	37,33	37,34
0,7	12,13	42,47	37,69	41,57	31,32	37,86	38,01	38,02
0,8	14,37	47,52	51,32	49,75	33,20	38,44	38,64	38,65
0,9	21,05	54,08	67,22	62,78	34,35	39,14	39,28	39,29
1	28,84	70,39	81,54	85,29	35,76	39,69	39,80	39,80

Tableau 3 : Résultats des PSNR et des temps de compression en fonction du taux de compression (bpp) pour l'ondelette bior4.4

Les courbes correspondantes aux tableaux précédents sont données ci-après :

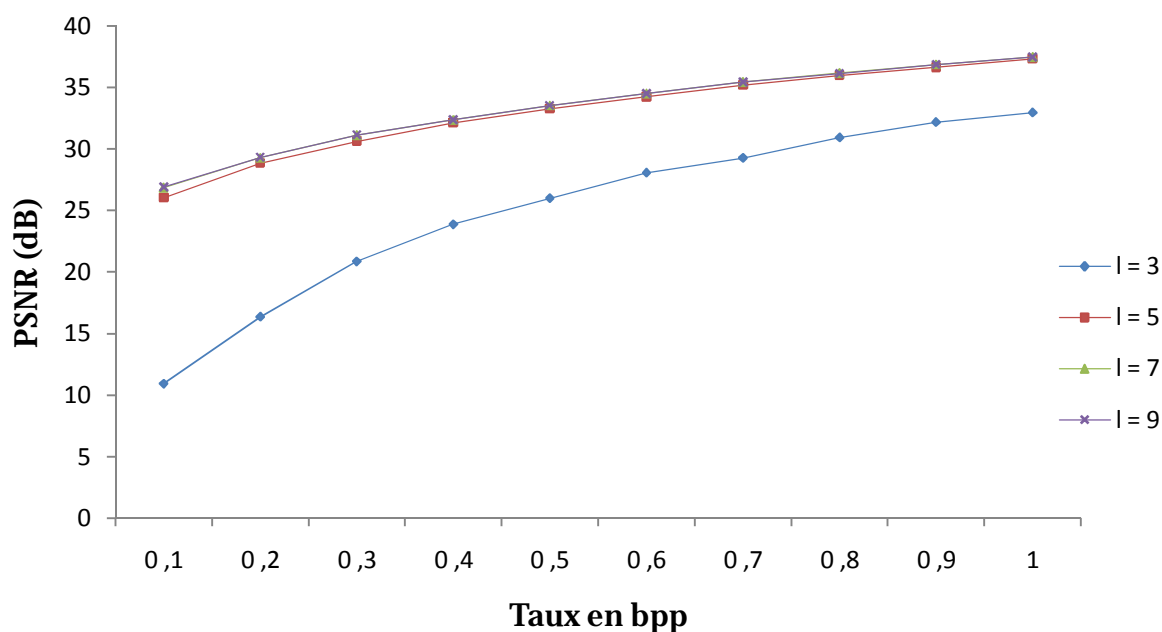


Figure (IV-5) : Evolution du PSNR à différents niveaux de décomposition en fonction du taux de compression pour l'ondelette haar

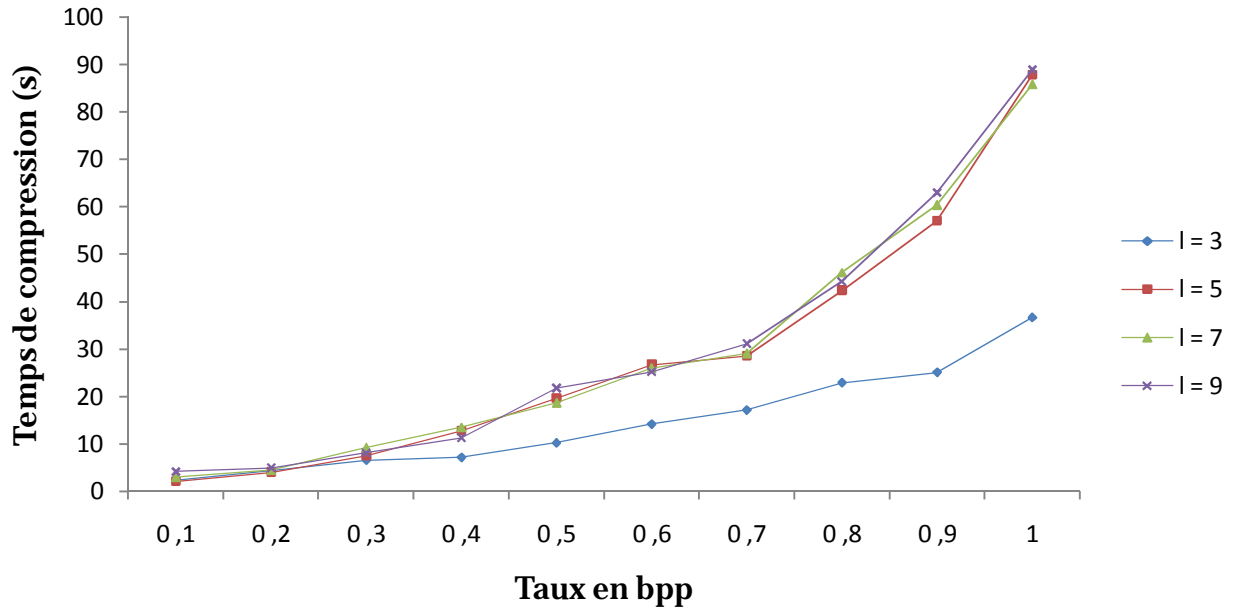


Figure (IV-6) : Temps de compression à différents niveaux de décomposition en fonction du taux de compression pour l'ondelette haar

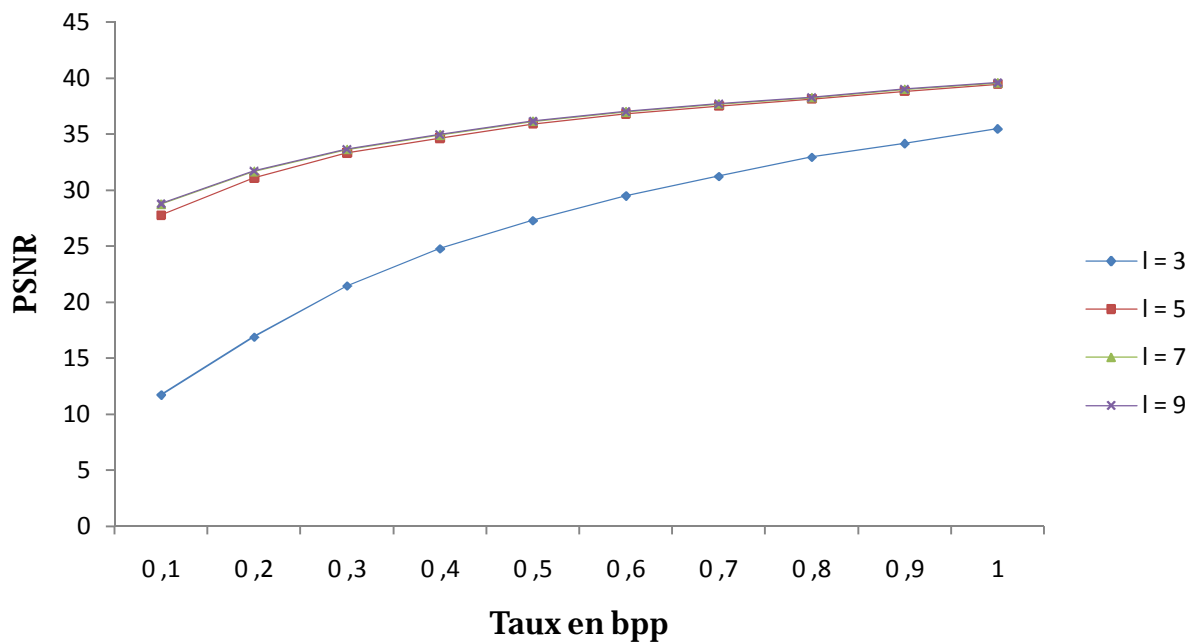


Figure (IV-7) : Evolution du PSNR à différents niveaux de décomposition en fonction du taux de compression pour l'ondelette db4

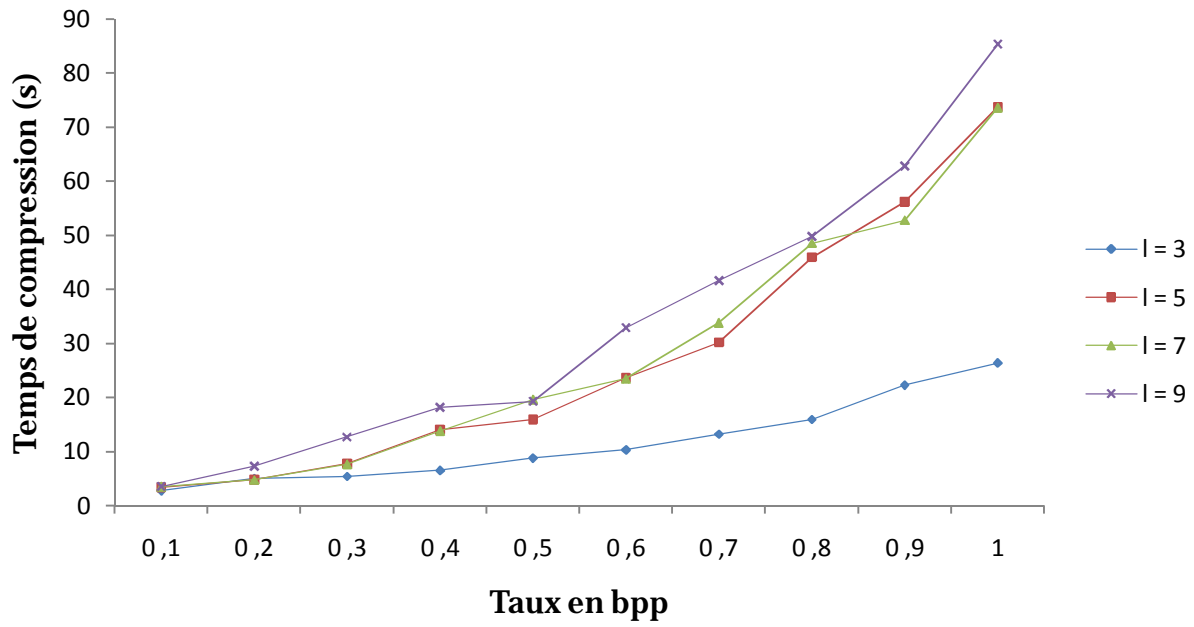


Figure (IV-8) : Temps de compression à différents niveaux de décomposition en fonction du taux de compression pour l'ondelette db4

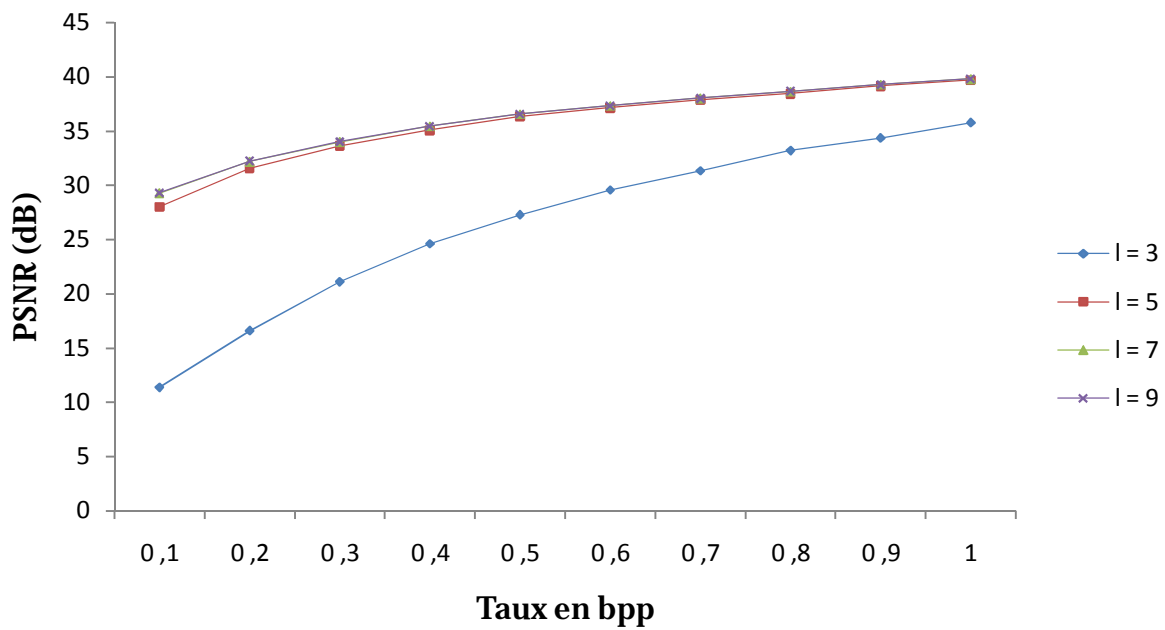


Figure (IV-9) : Evolution du PSNR à différents niveaux de décomposition en fonction du taux de compression pour l'ondelette bior4.4

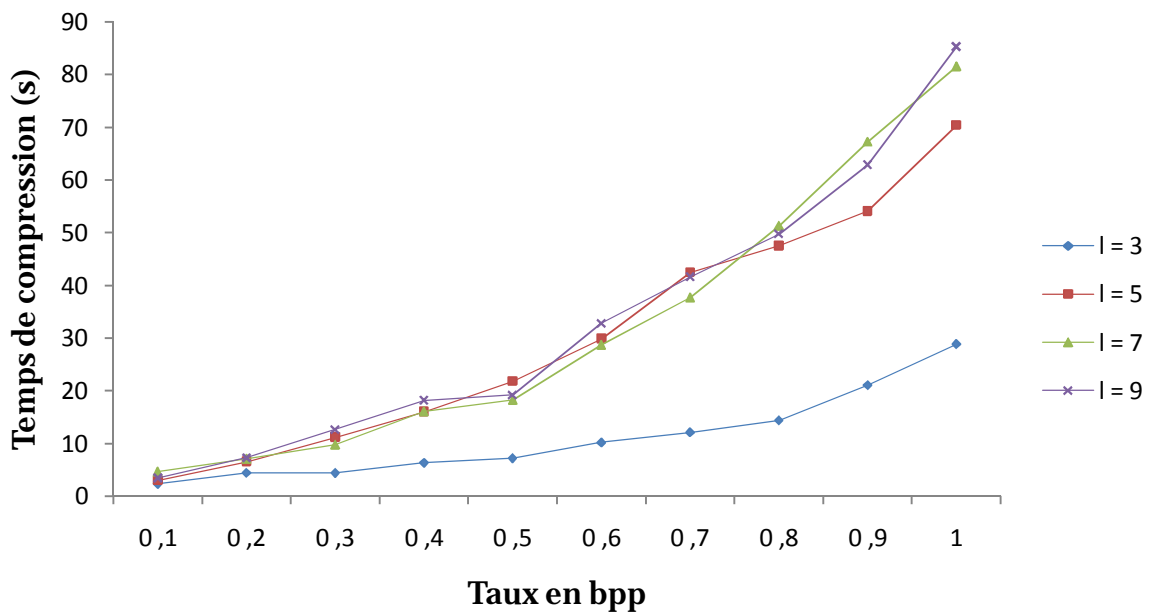


Figure (IV-10) : Temps de compression à différents niveaux de décomposition en fonction du taux de compression pour l'ondelette bior4.4

A partir de ces résultats, on peut constater que le PSNR augmente avec le niveau de décomposition pour les différentes ondelettes utilisées sur l'image test. Donc, on peut dire que les performances du codeur SPIHT sont maximales pour de grandes résolutions. Cependant, le temps de compression augmente lorsque le niveau de décomposition est élevé, car le nombre de pixels à évaluer par le codeur SPIHT s'élève aussi. De plus, le choix de l'ondelette utilisée influe sur les performances de la compression. D'après les résultats obtenus, on conclue que la qualité de l'image compressée est meilleure lorsqu'on utilise l'ondelette bior4.4 car elle s'adapte mieux aux différentes textures de l'image test, ce qui permet au codeur SPIHT de coder efficacement les différents coefficients d'ondelettes issus de la transformation.

Les PSNR des différents niveaux de décompositions et des différentes ondelettes illustrés par les courbes ci-dessus évoluent en fonction du débit binaire en bits par pixel. Ainsi, il nous est facile de constater de ces courbes que les PSNR obtenus sont meilleurs lorsque les débits binaires sont élevés.

La perception de l'œil humain et l'analyse que fait le cerveau d'un signal intercepté sont les meilleurs critères pour l'estimation des résultats et l'évaluation de la qualité des images. Les figures (IV-11), (IV-12) et (IV-13) présentent les images reconstruites aux différents niveaux de décompositions pour chaque ondelette utilisée avec un débit de 0.7 bpp.



(a): $l = 3$ / ondelette haar
PSNR = 29,28 dB



(b): $l = 5$ / ondelette haar
PSNR = 35,21 dB



(c): $l = 7$ / ondelette haar
PSNR = 35,43 dB



(d): $l = 9$ / ondelette haar
PSNR = 35,44 dB

Figure (IV-11) : Images reconstruites avec SPIHT associé à l'ondelette haar pour un débit binaire de 0,7 bits / pixel



(a): $l = 3$ / ondelette db4
PSNR = 31,20 dB



(b): $l = 5$ / ondelette db4
PSNR = 37,51 dB



(c): $l = 7$ / ondelette db4
PSNR = 37,68 dB



(d): $l = 9$ / ondelette db4
PSNR = 37,69 dB

Figure (IV-12) : Images reconstruites avec SPIHT associé à l'ondelette db4 pour un débit binaire de 0,7 bits / pixel



(a): $l = 3$ / ondelette bior4.4
PSNR = 31,32 dB



(b): $l = 5$ / ondelette bior4.4
PSNR = 37,87 dB



(c): $l = 7$ / ondelette bior4.4
PSNR = 38,01 dB



(d): $l = 9$ / ondelette bior4.4
PSNR = 38,02 dB

Figure (IV-13) : Images reconstruites avec SPIHT associé à l'ondelette bior4.4 pour un débit binaire de 0,7 bits / pixel

Ces différents résultats montrent que le meilleur PSNR, qui vaut 38,02 dB, est obtenu en utilisant l'ondelette bior4.4 avec le niveau de décomposition maximum, c'est-à-dire le niveau 9.

IV.3.2. Applications aux images médicales :

Après avoir fixé l'ondelette et le niveau de décomposition, nous avons appliqué nos schémas de compression multimodale, décrits dans le chapitre précédent, avec le codeur SPIHT sur nos images médicales. La première opération consiste à insérer le signal ECG dans les images, l'image combinée avec le signal est ensuite compressée avec SPIHT. Après la décompression, on a évalué les variations du PSNR de l'image restituée et les variations du SNR du signal récupéré.

IV.3.2.1. Application dans le domaine spatial :

Pour l'image radiographique on a choisi d'insérer le signal ECG sous forme d'une spirale comme le montre la figure suivante :

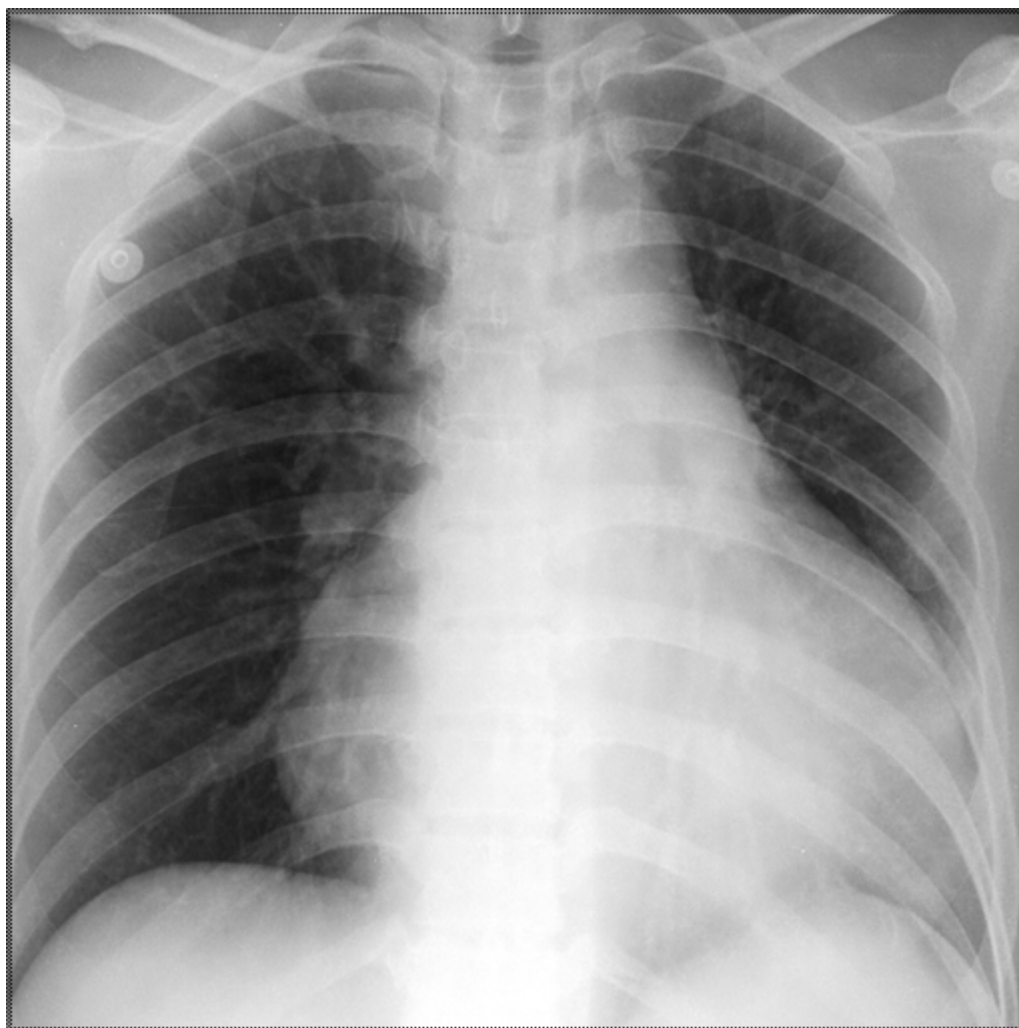


Figure (IV-14) : Signal ECG inséré dans l'image radiographique

De la figure (IV-14), on peut voir que le signal apparait sous forme de points noirs sur les bordures de l'image. Cette méthode d'insertion nous permet d'éviter d'éventuelles dégradations des zones du milieu qui sont souvent importantes pour les analyses médicales.

Par contre, pour l'image scanner la méthode d'insertion utilisée est différente. En effet, on remarque que cette image contient des zones noires qui ne sont pas importantes pour les analyses médicales. Par conséquent, on peut profiter de cet avantage pour insérer le signal dans ces zones. La figure (IV-15) montre l'image scanner combinée avec le signal ECG :



Figure (IV-15) : Signal ECG inséré dans l'image scanner

Dans cette image, le signal apparait sous forme de points blancs.

Par la suite, ces deux images combinées avec le signal ECG ont été compressées par SPIHT, puis, le signal a été extrait, et les images restituées par la méthode d'interpolation. Les différents résultats des PSNR de chaque image et des SNR de chaque signal obtenus en variant le taux de bits par pixel (bpp) sont regroupés dans le tableau suivant :

Taux en bpp	PSNR (dB)		SNR (dB)	
	Image radiographique	Image scanner	Signal extrait de l'image radiographique	Signal extrait de l'image scanner
0,1	25,90	32,84	4,80	3,83
0,2	27,43	36,49	11,73	11,12
0,3	28,00	39,24	16,18	18,56
0,4	28,26	41,15	21,55	22,29
0,5	28,36	43,08	21,58	25,07
0,6	28,44	44,41	26,27	27,88
0,7	28,49	45,68	27,15	27,94
0,8	28,52	46,70	27,17	31,30
0,9	28,54	47,68	27,17	32,93
1	28,56	48,51	27,17	33,06

Tableau 4 : Résultats obtenus des PSNR et des SNR respectivement pour les images et les signaux restitués

Les valeurs du tableau 4 sont présentées par les courbes des figures (IV-16) et (IV-17) :

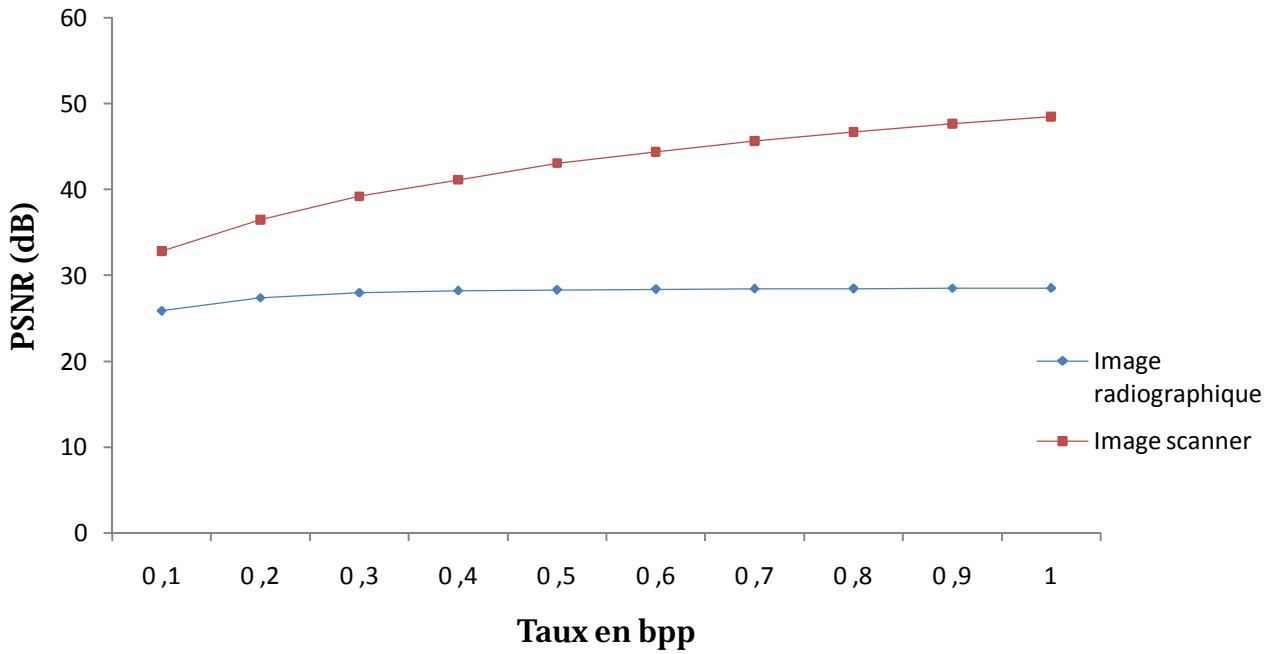


Figure (IV-16) : Evolution du PSNR en fonction du taux en bpp de l'image radiographique et de l'image scanner

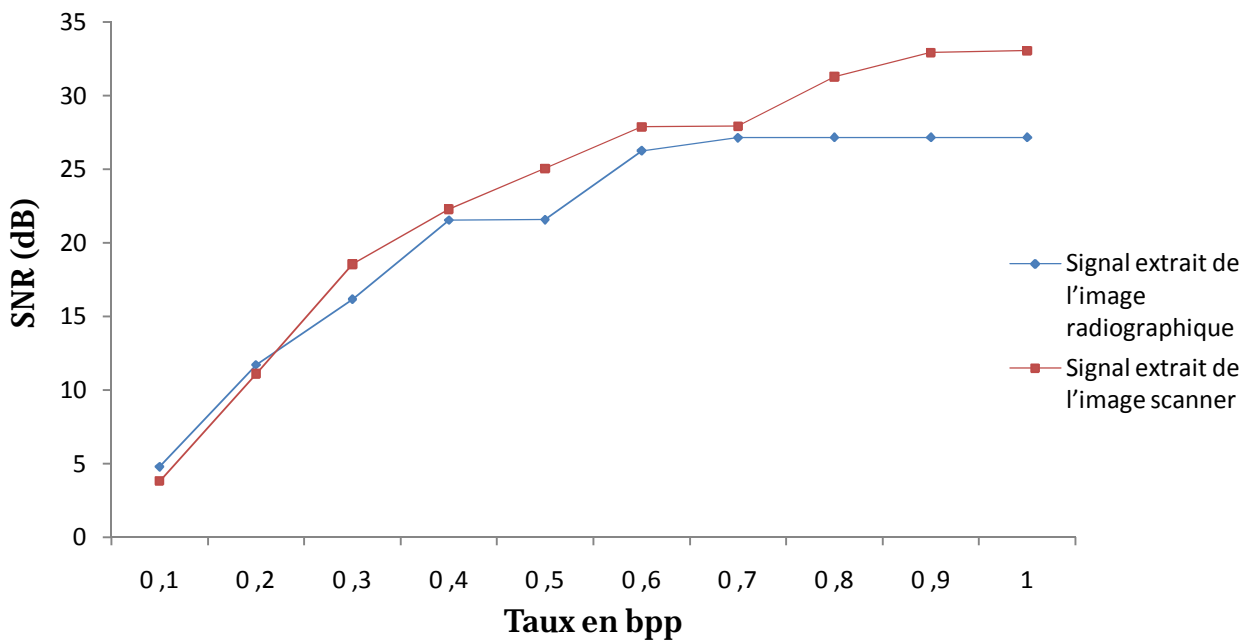


Figure (IV-17) : Evolution du SNR en fonction du taux en bpp des signaux ECG extraits des images radiographique et scanner

La courbe de la figure (IV-16) donne les valeurs du rapport signal sur bruit (PSNR) en fonction du débit binaire en bpp obtenues pour les images radiographique et scanner. Ces valeurs montrent que les PSNR des deux images augmentent avec le débit binaire. Toutefois, on constate que les valeurs du PSNR de l'image scanner sont nettement supérieures à celles de l'image radiographique. Ceci s'explique par le fait que les valeurs des pixels perdues de l'image scanner après l'insertion du signal ECG, sont restituées de façon quasiment parfaite par la méthode d'interpolation car le signal a été inséré dans des régions homogènes de l'image. Par contre, l'interpolation effectuée sur les pixels perdus de l'image radiographique n'est pas idéale, par conséquent, on a seulement obtenu des valeurs approximatives pour les pixels restitués, ce qui signifie que la qualité de l'image restituée est relativement dégradée.

D'un autre côté, la courbe de la figure (IV-17) donne les valeurs du rapport signal sur bruit (SNR) en fonction du débit binaire en bpp obtenues pour le signal ECG extrait de l'image radiographique et celui extrait de l'image scanner. De cette courbe, on remarque que les SNR des deux signaux restitués augmentent avec le débit binaire. Cependant, on remarque aussi que les valeurs du SNR du signal extrait de l'image scanner sont meilleures de celles du signal extrait de l'image radiographique.

Les images reconstruites et les signaux restitués correspondant à chaque image sont présentées par les figures ci-après pour des débits de compression de 0,5 bits / pixel et de 1 bits / pixel.



Figure (IV-18) : Reconstruction de l'image radiographique avec un débit binaire de 0,5 bits / pixel (PSNR = 28,36 dB)

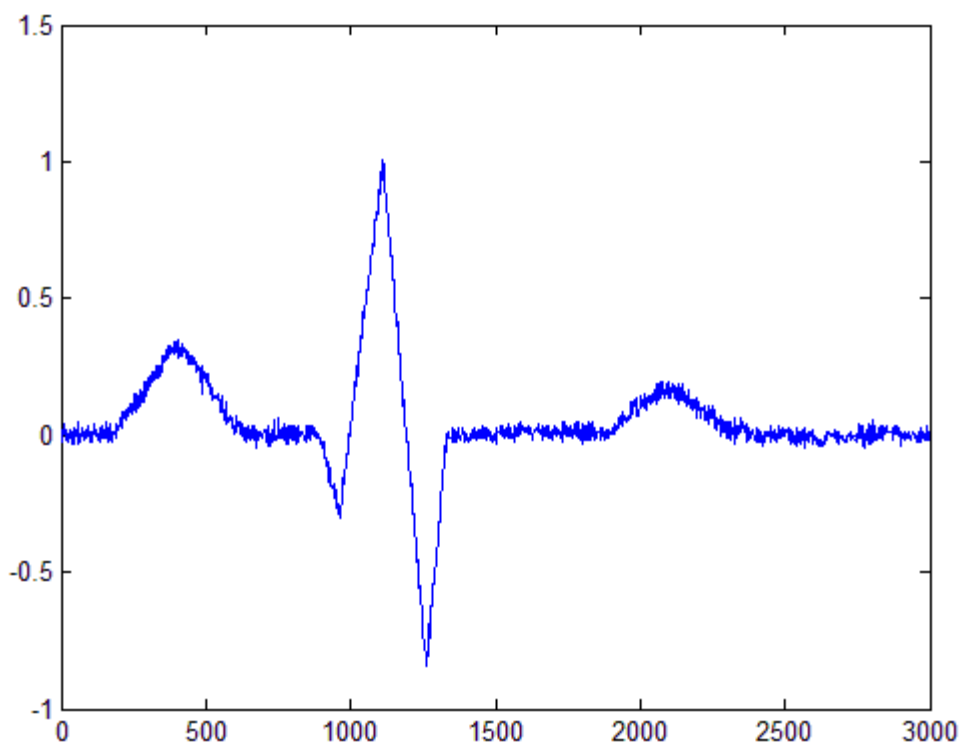


Figure (IV-19) : Extraction du signal ECG de l'image radiographique avec un débit binaire de 0,5 bits / pixel (SNR = 21,58 dB)



Figure (IV-20) : Reconstruction de l'image radiographique avec un débit binaire de 1 bits / pixel (PSNR = 28,56 dB)

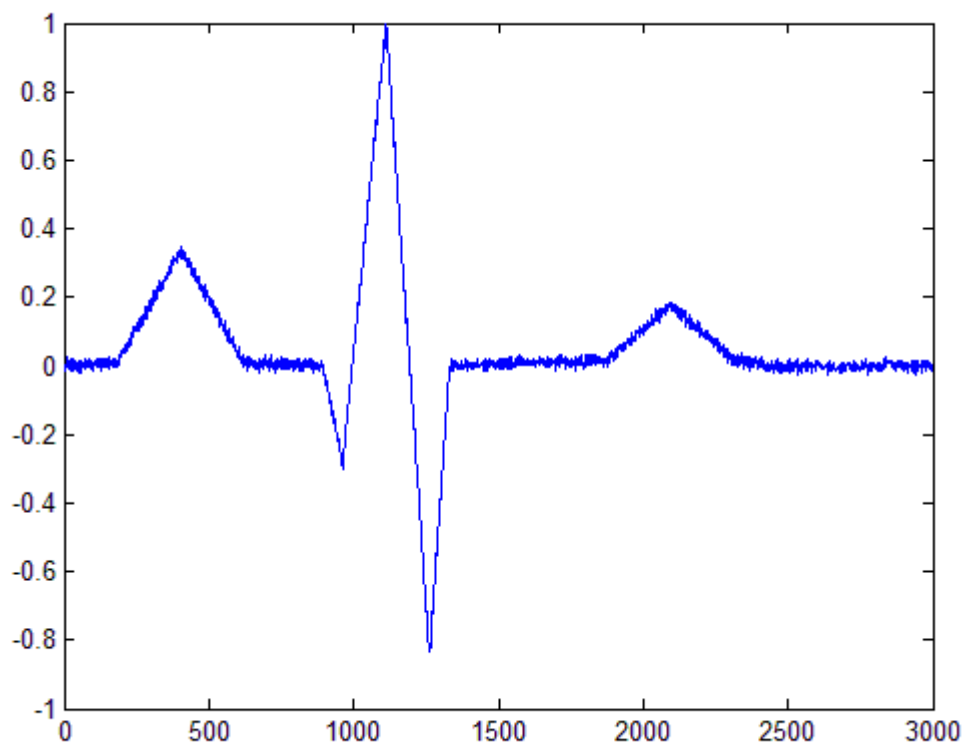


Figure (IV-21) : Extraction du signal ECG de l'image radiographique avec un débit binaire de 1 bits / pixel (SNR = 27,17 dB)



Figure (IV-22) : Reconstruction de l'image scanner avec un débit binaire de 0,5 bits / pixel (PSNR = 43,08 dB)

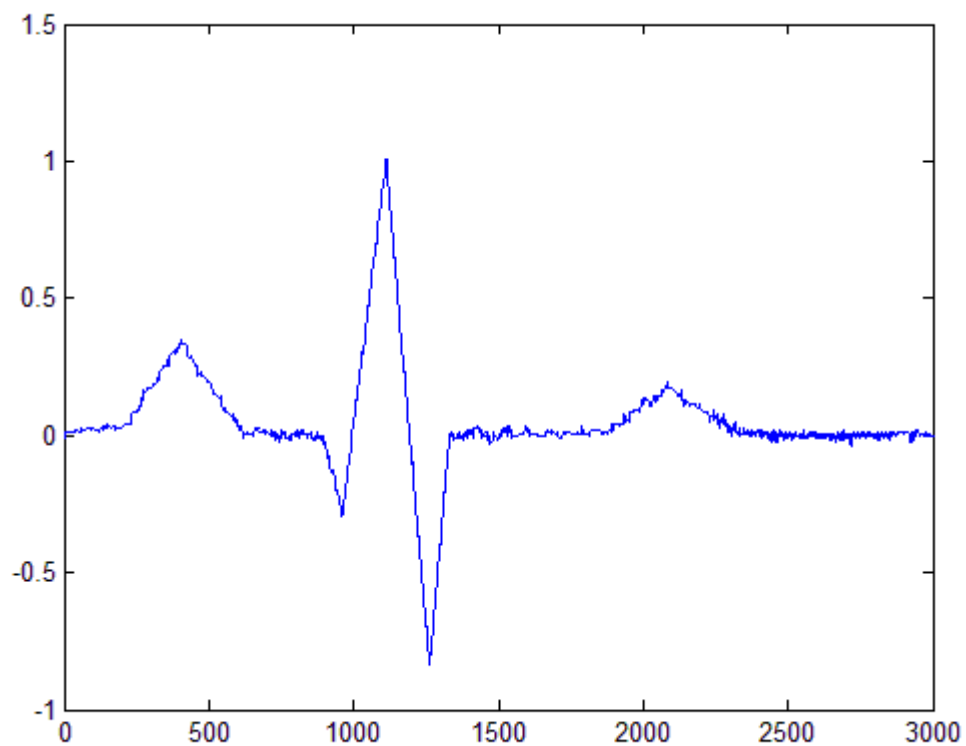


Figure (IV-23) : Extraction du signal ECG de l'image scanner avec un débit binaire de 0,5 bits / pixel (SNR = 25,07dB)



Figure (IV-24) : Reconstruction de l'image scanner avec un débit binaire de 1 bits / pixel (PSNR = 48,51 dB)

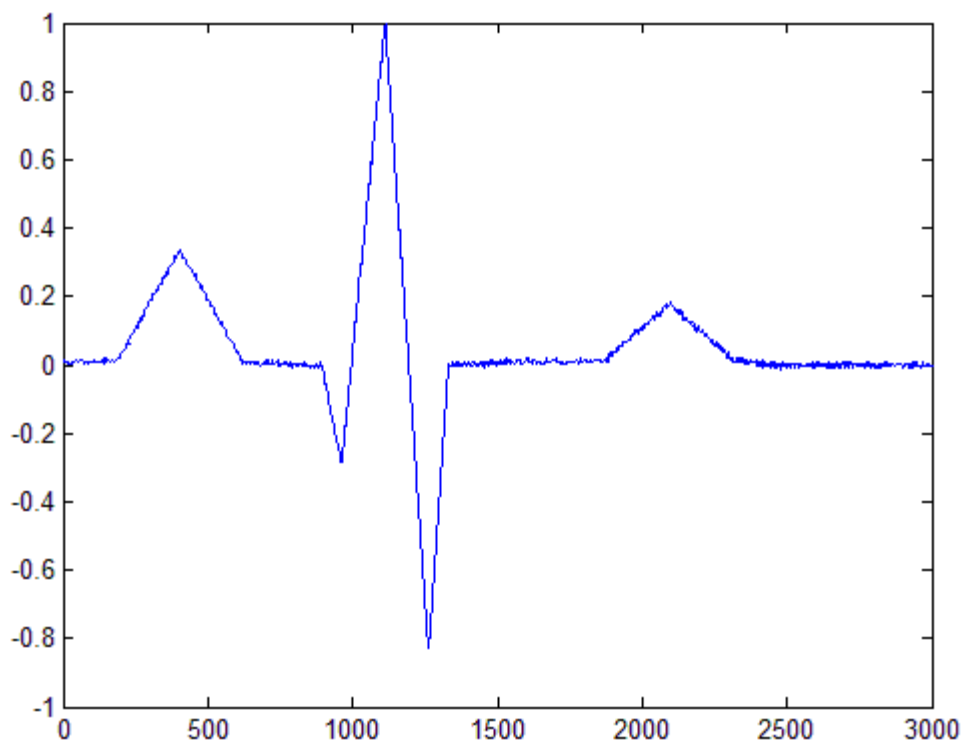


Figure (IV-25) : Extraction du signal ECG de l'image scanner avec un débit binaire de 1 bits / pixel (SNR = 33,06 dB)

Les images indiquées par les figures (IV-18) et (IV-20) présentent les images radiographiques reconstruites respectivement pour un débit de 0,5 bits / pixel et de 1 bits / pixel. On voit sur ces deux images que des dégradations apparaissent au niveau des bordures, cela signifie que les pixels perdus dans ces régions ne sont pas restitués de façon exacte. Par ailleurs, on constate aussi des dégradations au niveau des signaux restitués qui sont présentés par les figures (IV-19) et (IV-21). Cependant, le signal restitué avec un taux de bits de 0,5 bits / pixel est beaucoup plus endommagé par rapport à celui restitué avec un taux de bit de 1 bits / pixel. En d'autres termes, les coefficients des deux signaux sont relativement modifiés lors de la compression, mais ces modifications des coefficients sont minimisées lorsque les débits binaires sont élevés.

Concernant les images scanner présentées par les figures (IV-22) et (IV-24) respectivement pour les débits binaires 0,5 bits / pixel et 1 bits / pixel, on voit qu'elles sont convenablement reconstruites du fait que les pixels perdus lors de l'insertion du signal sont parfaitement restitués. De l'autre côté, le signal restitué pour un taux de bits de 0,5 bits / pixel est considérablement dégradé ; par contre, la qualité du signal restitué pour un taux de bits de 1 bits / pixel est beaucoup plus acceptable même si on constate quelques distorsions.

IV.3.2.2. Application dans le domaine fréquentiel :

L'insertion du signal dans le domaine fréquentiel se fait après la décomposition des images par transformation en ondelettes discrète. Après avoir calculé l'énergie des différentes sous-bandes, on a inséré le signal ECG dans les sous-bandes d'énergie la plus faible. En l'occurrence, on a inséré notre signal dans les détails diagonaux de niveaux 1, 2 et 3 comme le montre la figure ci-après pour l'image radiographique (la procédure d'insertion est la même pour l'image scanner).



Figure (IV-26) : Insertion du signal ECG dans les détails diagonaux de niveaux 1, 2 et 3 de l'image radiographique

L'image est ensuite codée par SPIHT, puis décodée afin d'extraire le signal. Par la suite, on a appliqué l'interpolation pour restituer les points perdus au niveau des détails diagonaux. En fin, l'image est restituée par transformation en ondelettes discrète inverse. Le tableau 5 regroupe les différents résultats des PSNR de chaque image et des SNR de chaque signal obtenus en variant le taux de bits par pixel (bpp) :

Taux en bpp	PSNR (dB)		SNR (dB)	
	Image radiographique	Image scanner	Signal extrait de l'image radiographique	Signal extrait de l'image scanner
0,1	34,66	32,96	11,96	8,85
0,2	37,21	37,00	18,37	16,43
0,3	38,69	39,68	23,14	22,76
0,4	39,78	41,82	24,19	23,30
0,5	40,57	43,41	27,96	27,96
0,6	41,19	44,67	28,33	28,41
0,7	41,71	45,83	28,76	28,76
0,8	42,21	46,74	28,76	31,79
0,9	42,64	47,58	28,76	32,77
1	43,05	48,23	31,06	33,68

Tableau 5 : Résultats obtenus des PSNR et des SNR respectivement pour les images et les signaux restitués

Les diagrammes correspondants aux valeurs regroupées dans le tableau 5 sont présentés comme suit :

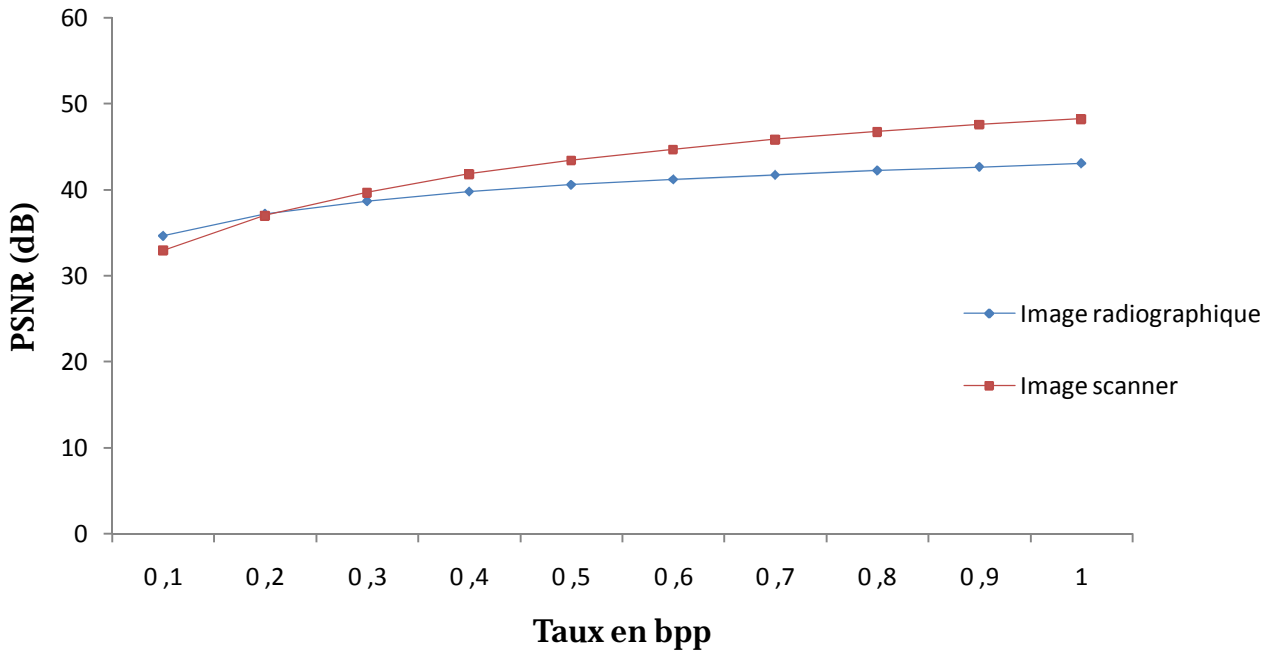


Figure (IV-27) : Evolution du PSNR en fonction du taux en bpp de l'image radiographique et de l'image scanner

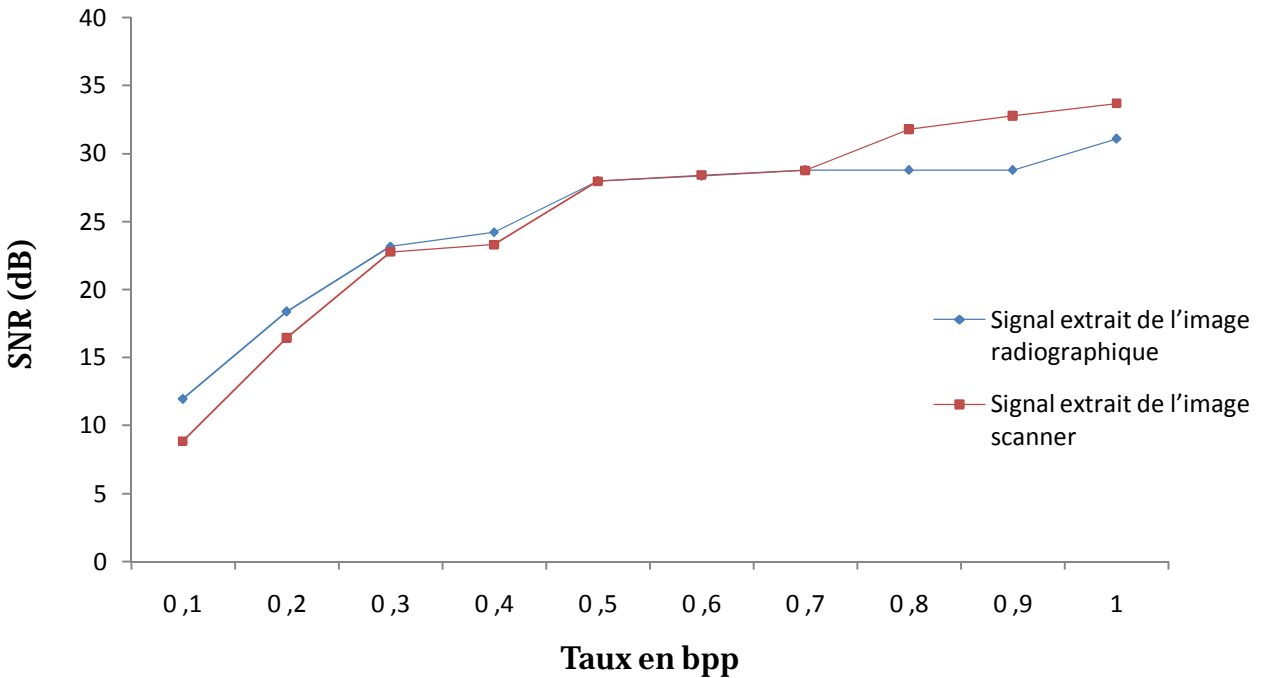


Figure (IV-28) : Evolution du SNR en fonction du taux en bpp des signaux ECG extraits des images radiographique et scanner

La courbe de la figure (IV-27) donne les valeurs du rapport signal sur bruit (PSNR) en fonction du débit binaire en bpp obtenues pour les images radiographique et scanner. Ces valeurs montrent que les PSNR des deux images augmentent avec le débit binaire. Cependant, les valeurs du PSNR de l'image scanner sont légèrement plus grandes que celles de l'image radiographique.

Les valeurs du rapport signal sur bruit (SNR) des signaux ECG extraits des images radiographique et scanner en fonction du débit binaire en bpp sont données par la figure (IV-28). On peut bien constater que pour des débits faibles, les valeurs du SNR des deux signaux sont très faibles. Cependant, pour des débits plus élevés, les SNR sont de valeurs plus grandes ; donc, la qualité des signaux restitués est meilleure quand le taux de bits est élevé car les coefficients du signal sont beaucoup moins altérés ce qui cause moins de distorsions.

Les images reconstruites et les signaux restitués correspondant à chaque image sont présentées par les figures ci-après pour des débits de compression de 0,5 bits / pixel et de 1 bits / pixel.



Figure (IV-29) : Reconstruction de l'image radiographique avec un débit binaire de 0,5 bits / pixel (PSNR = 40,57 dB)

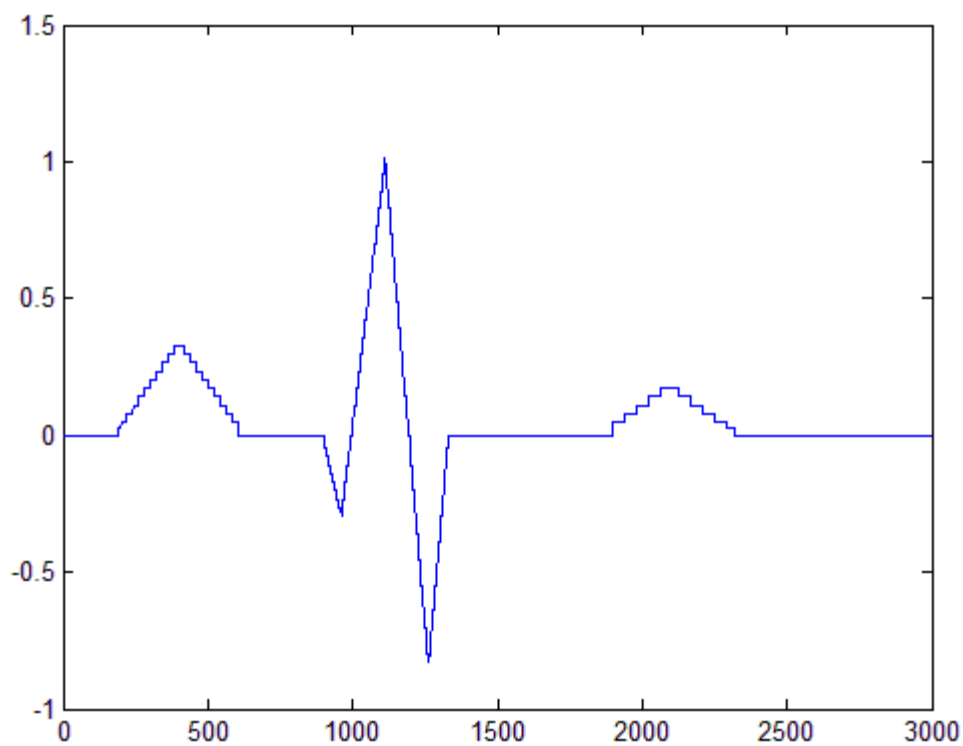


Figure (IV-30) : Extraction du signal ECG de l'image radiographique avec un débit binaire de 0,5 bits / pixel (SNR = 27,96 dB)



Figure (IV-31) : Reconstruction de l'image radiographique avec un débit binaire de 1 bits / pixel (PSNR = 43,05 dB)

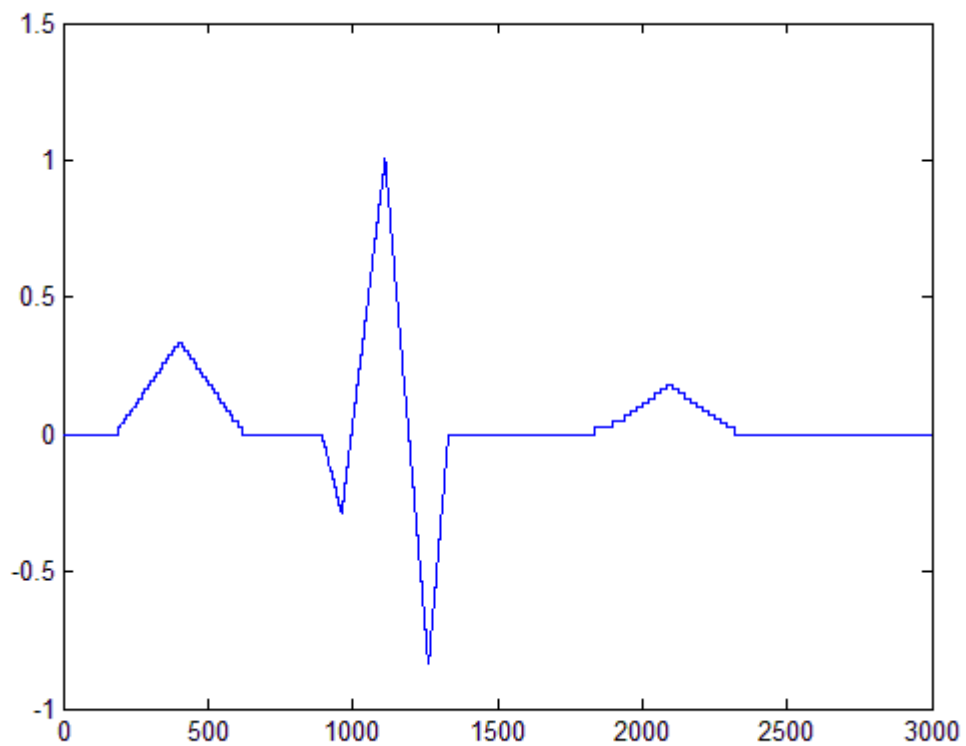


Figure (IV-32) : Extraction du signal ECG de l'image radiographique avec un débit binaire de 1 bits / pixel (SNR = 31,06 dB)



Figure (IV-33) : Reconstruction de l'image scanner avec un débit binaire de 0,5 bits / pixel (PSNR = 43,41 dB)

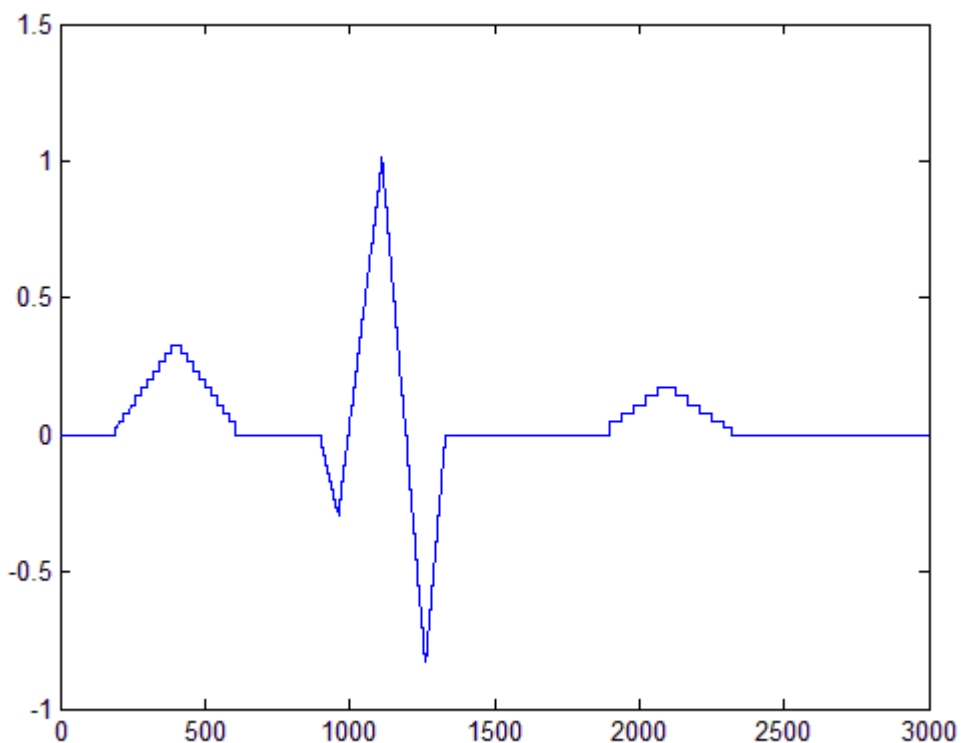


Figure (IV-34) : Extraction du signal ECG de l'image scanner avec un débit binaire de 0,5 bits / pixel (SNR = 27,96 dB)



Figure (IV-35) : Reconstruction de l'image scanner avec un débit binaire de 1 bits / pixel (PSNR = 48,23 dB)

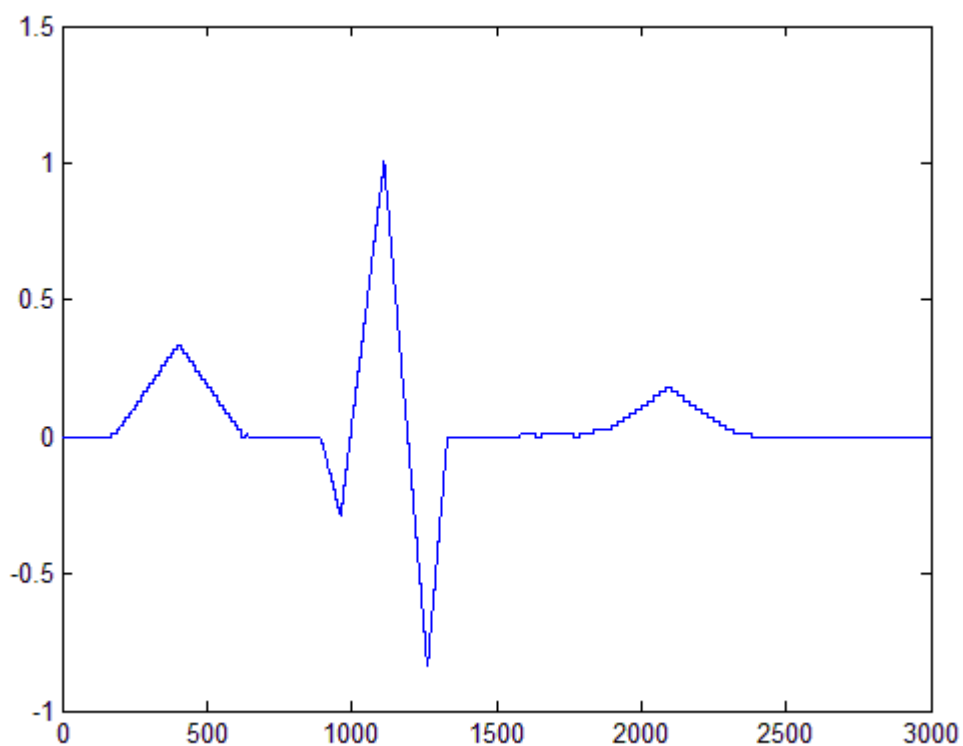


Figure (IV-36) : Extraction du signal ECG de l'image scanner avec un débit binaire de 1 bits / pixel (SNR = 33,68 dB)

Les figures précédentes montrent que les images sont reconstruites sans dégradations, ce qui signifie que les pixels perdus des sous-bandes (les détails diagonaux) sont parfaitement reconstruits après l'interpolation. Néanmoins, on peut constater que la qualité des images reconstruites avec un taux de bits de 1 bits / pixel est meilleure que celle des images reconstruites avec un taux de bits de 0,5 bits / pixel.

Par ailleurs, les figures indiquant les signaux restitués montrent que la qualité de ces derniers est considérablement dégradée avec un taux de bits de 0,5 bits / pixel du fait que les coefficients de ces signaux sont vigoureusement altérés, ce qui a causé des distorsions importantes. Par contre, pour un débit de 1 bits / pixel, on voit que la qualité des signaux restitués est bien meilleure même si on constate des dégradations minimales.

IV.4. Conclusion :

Ce chapitre a été consacré à l'évaluation des performances de la méthode de compression implémentée en analysant les différents résultats obtenus. Nous avons vu que l'algorithme de compression appliqué sur l'image test Lena avec l'ondelette bior4.4 est capable de compresser avec de forts taux de compression et une qualité remarquable de l'image reconstruite. Cependant, l'application de cet algorithme sur les images médicales dans le cadre de la compression multimodale donne des résultats variés.

En effet, on a pu constater que la qualité des images reconstruites dans le domaine fréquentiel est meilleure que celle des images reconstruites dans le domaine spatial du fait que la méthode d'interpolation qu'on a appliquée pour restituer les pixels perdus est plus efficace dans le domaine fréquentiel. De l'autre côté, les signaux restitués pour un débit de 0,5 bits / pixel, que ça soit dans le domaine spatial ou fréquentiel, sont considérablement altérés ; par contre, pour un débit de 1 bits / pixel, on a bien vu que la qualité des signaux restitués dans le domaine fréquentiel, même si on peut constater quelques détériorations, est bien supérieure à celle des signaux restitués dans le domaine spatial.

Conclusion Générale

Conclusion Générale

L'imagerie médicale permet une investigation de plus en plus fine des organes humains. La contrepartie réside dans une masse considérable de données générée par les différentes modalités existantes. De plus, l'association de données supplémentaires aux images médicales peut augmenter potentiellement leurs volumes. La compression dite « compression multimodale », est une solution inéluctable pour réduire le volume de ces images afin de remplir les fonctionnalités d'archivage et de transmission rapide.

L'objet de ce mémoire était la recherche et l'évaluation d'une technique de compression optimale pour la compression d'images assemblées avec des données additionnelles. En l'occurrence, nous avons exposé des méthodes d'insertion d'un signal électrocardiogramme dans des images médicales. L'enjeu a consisté à explorer ces différentes méthodes qui visent à obtenir les meilleurs résultats des images reconstruites et surtout du signal restitué.

Dans le domaine spatial, nous avons élaboré une technique d'insertion sous forme d'une spirale dans l'image radiographique qui permet d'éviter de détériorer les zones milieu de l'image. Néanmoins, la méthode d'interpolation appliquée visant à restituer les pixels perdus après la décompression s'est avérée inefficace puisqu'on a seulement réussi à obtenir des valeurs approximatives des niveaux de gris des pixels initiales. L'application de l'interpolation après l'insertion du signal dans une région homogène de l'image scanner a montré, cependant, que les valeurs des pixels perdus sont restaurées de façon quasiment exacte. Dans le domaine fréquentiel, le signal a été inséré dans les sous-bandes des images médicales après avoir décomposé celles-ci par transformation en ondelettes discrète. Les résultats obtenus pour les PSNR des images reconstruites ont montré que la qualité de ces dernières est meilleure que la qualité des images reconstruites dans le domaine spatial.

Par ailleurs, nous avons présenté les résultats des SNR obtenus pour les signaux restitués des deux images médicales dans le domaine spatial et dans le domaine fréquentiel. Ces résultats montrent que les valeurs des SNR les plus optimales sont obtenues dans le domaine fréquentiel pour un débit binaire de 1 bits / pixel, ces valeurs sont de 31,06 dB pour le signal extrait de l'image radiographique et de 33,68 dB pour le signal extrait de l'image scanner.

Par conséquent, on peut dire que la compression multimodale est plus robuste pour les applications dans le domaine fréquentiel aussi bien pour les images que pour le signal.

Toutefois, l'aspect visuel nous a montré que même les signaux restitués possédant la qualité la plus optimale représentent quelques altérations qu'on peut pas qualifier de négligeables puisqu'elles peuvent provoquer des erreurs de diagnostique. Si on souhaite aller plus loin, on peut envisager des améliorations afin de mieux adapter les algorithmes de compression sur les signaux ECG.

Bibliographie

- [1] M. Barlaud, C. Labit, *"Compression et codage des images et des vidéos"*, Traité IC2, série traitement du signal et de l'image, Hermès sciences publications, 2002.
- [2] G. Dougherty, *"Digital Image Processing for Medical Applications"*, Cambridge University Press, New York, 2009.
- [3] R.C. Gonzalez, R.E. Woods, *"Digital Image Processing"*, Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, EUA, 3ème édition, Janvier 2008.
- [4] J.C. Goswami, A.K. Chan, *"Fundamental of Wavelets, Theory, Algorithms and Applications"*, John Wiley & Sons, New York, USA, 1999.
- [5] Denecker K, Van Overloop J, Lemahieu I, *"An experimental comparison of several lossless image coders for medical images"*, Proc. 1997 IEEE Data Compression Conference.
- [6] L. Guillemot, *"Une approche vectorielle pour exploiter le contenu de l'image en compression et tatouage"*, Thèse de l'Université Henri Poincaré - Nancy, France, décembre 2004.
- [7] C. Parisot et M. Antonini, *"Compression d'images satellites haute résolution par quantification vectorielle algébrique et allocation de débits optimale"*, I3S Laboratory internal report n° 9819, Université de Nice Sophia Antipolis, France, octobre 1998.
- [8] A. Said et W. Pearlman, *"An Image Multiresolution Representaion for Lossless and Lossy Compression"*, IEEE Trans. on Image Processing, vol. 5, pp. 1303-1310, Septembre. 1996.
- [9] R.A. Muyschondt, *"Wavelet Transform In Image Compression"*, Thèse de Master en Science et Génie Electrique, Université du Texas, USA, Décembre 1995.
- [10] A. Cziho, *"Quantification vectorielle et compression d'image. Application à l'imagerie médicale"*, Thèse de doctorat de l'université de Rennes 1, France, Mai 1999.
- [11] J. Sajous, A. Megibow, H. Rusinek, C. Ladneret al, *"A wavelet-based 3D lossy JPEG 2000 algorithm allows 50-fold compression of CT image data preserving detection and measured volume of small hepatic metastases"*. Radiology, vol. 539, 2004.

- [12] P. et A. Munteanu, J. Cornelis, **"Wavelet Coding of volumetric Medical Data"**, Proc. 3rd IEEE Benelux Signal Processing Symposium, Louvain, Belgique, Mars 2002.
- [13] P. Schelkens, A. Munteanu, J. Barbarien, M. Galca, X. Giro-Nieto et J. Cornelis, **"Wavelet Coding of volumetric Medical Datasets"**, IEEE Transactions on Medical Imaging, vol 22, Mars 2003.
- [14] J. Shapiro, **"Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients"**, IEEE Transactions Signal Processing, vol. 41, pp. 3445-3462, Dec. 1993.
- [15] D. Taubman, W.M. Marcellin **"JPEG2000 image compression fundamentals, standards and practice"**, Kluwer Academic Publishers, 2002.
- [16] David Taubman, Erik Ordentlich, Marcelo Weinberger et Gadiel Seroussi, **"Embedded block coding in JPEG 2000"**, Signal Processing : Image Communication 17 (1) pp. 49-72, 2002.
- [17] T. Voinson, L. Guillemot et J.M. Moureaux, **"Image compression using Lattice Vector Quantization with code book shape adapted thresholding"**, IEEE 2002 International Conference on Image Processing, Rochester, New York, USA, Septembre 2002.
- [18] T. Voinson, **"Quantification Vectorielle Algébrique avec Zone Morte : application à la compression d'images à bas débit et au tatouage d'images"**, Thèse de l'Université Henri Poincaré – Nancy , France, février 2003.
- [19] K. Tarihant, A. Messai, F. Achour, **"Compression d'Images Médicales par L'algorithme SPIHT"**, Mémoire d'Ingénieur d'Etat en Electronique de l'Université de Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, Algérie, 2010.
- [20] B. Jähn, **"Digital Image Processing"**, Springer, Berlin, 5^{ème} édition, 2002.
- [21] J. Wang and H. K. Huang, **"Medical image compression by using three-dimensional wavelet transformation"**, IEEE Transactions on Medical Imaging, vol.15, 547-554, Août 1996.
- [22] X.Wu, **"Lossless compression of continuous-tone images via context selection, quantization and modeling"**, IEEE Transactions on Image Processing, vol. 6, pp. 656-664, 1997.
- [23] Y. Gaudeau, **"Contributions en Compression d'Images Médicales 3D et d'Images Naturelles 2D"**, Thèse de doctorat de l'université de Henri Poincaré, Nancy 1, France, Décembre 2006.

- [24] A. Martin, *"Représentations Parcimonieuses Adaptées à la Compression d'Images"*, Thèse de doctorat de l'université de Rennes 1, France, 2010.
- [25] D. Barba, *"Codage, compression, quantification d'images couleur. Aspects liés à la quantification psychovisuelle"*, Ecole d'été, 1999.
- [26] F. Davoine, M. Antonini, J-M. Chassery, M. Barlaud, *"Fractal Image Compression Based on Delaunay Triangulation and Vector Quantization"*, IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 5, pp. 338-346, Février 1996.
- [27] Y.Q. Shi, H. Sun, *"Image and Video Compression for Multimedia Engineering. Fundamental, Algorithms and Standards"*, CRC Press, Boca Raton, 2008.
- [28] G.Cazuguel, A.Czihó, B.Solaiman, C.Roux, *"Medical Image Compression and Feature Extraction using Vector Quantization, Self-Organizing Maps and Quadtree Decomposition"*, Information Technology Applications in Biomedicine (ITAB'98), Washington DC, USA, Mai 1998.
- [29] G.Cazuguel, A.Czihó, B.Solaiman, C.roux, M.Robaszkievicz, *"Improving spatial vector quantization for image compression by use of a quadtree scheme. Application to echoendoscopic image compression"*, 19th Annual International Conference of the IEEE EMBS, pp. 894-897, Chicago, USA, Novembre 1997.
- [30] J.M.M. Rodriguez, *"Transfert Sécurisé d'Images par Combinaison de Techniques de Compression, Cryptage et Marquage"*, Thèse de doctorat de l'université Montpellier 2, France, Octobre 2006.
- [31] A.Czihó, B.Solaiman, I.Loványi, G.Cazuguel, C.Roux, *"An optimization of finite state vector quantization for image compression"*, to appear in Signal Processing: Image Communications.
- [32] A.Czihó, B.Solaiman, I.Loványi, G.Cazuguel, C.Roux, *"Signal Compression using finite state vector quantization with optimized state codebook size"*, 13th Internat. Conf. on Digital Signal Processing (DSP97), pp. 793-796, Santorini, Greece, 1997.
- [33] L. Lahdir, *"Compression d'Images par SPIHT Appliqué dans le Domaine des ondelettes entières: Application aux images MSG"*, Thèse de Magister de l'université de Moumoud Mammeri de Tizi-Ouzou, Algérie, Juin 2010.

- [34] A.Czihó, B.Solaiman, G.Cazuguel, C.Roux, I.Loványi, "*Compression des images échocardiographiques par quantification vectorielle structurale*", 9ème Forum des Jeunes Chercheurs en Génie Biologique et Médicale, Brest, Mai 1998.
- [35] P. Suetens, "*Fundamentals of Medical Imaging*", Cambridge University Press, New York, USA, 2ème édition, 2009.
- [36] A.Czihó, G.Cazuguel, B.Solaiman, C.Roux, "*Medical image compression using region-of-interest vector quantization*", 20th Annual Internat. Conf. of the IEEE EMBS, Hong Kong, October 1998.
- [37] F.Davoine, M.Antonini, J-M.Chassery, M.Barlaud, "*Fractal Image Compression Based on Delaunay Triangulation and Vector Quantization*", IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 5, pp. 338-346, Février 1996.
- [38] A.Gersho, R.M.Gray, "*Vector quantization and signal compression*", Klower Academic Publisher, Boston, 1992.
- [39] P.G.Howard, J.S.Vitter, "*Arithmetic Coding for Data Compression*", Proc. of the IEEE, Vol. 82, pp. 857-865, Juin 1994.
- [40] C-H.Hsieh, J-C Tsai, "*Lossless Compression of VQ Index with Search-Order Coding*", IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 5, pp. 1579-1582, Novembre 1996.
- [41] F.Idris, S.Panchanathan, "Storage and Retrieval of Compressed Images", IEEE Trans. On Consumer Electronics, Vol. 41, pp. 937-941, 1995.

Annexe

Les ondelettes dans l'analyse des images

Les ondelettes sont utilisées afin de décomposer une fonction réelle (signal) en une combinaison linéaire de fonctions élémentaires (ondelettes). Il existe plusieurs familles d'ondelettes : ondelettes de Daubechies, ondelettes de Shannon, ondelettes de Maar, etc. Dans cette annexe, nous présenterons les plus utilisées de toutes les familles d'ondelettes en termes de compression d'images, à savoir, les ondelettes de Haar, les ondelettes de Daubechies et les ondelettes biorthogonales.

1. L'ondelette de Haar :

Formalisation. Soit V^0 l'espace vectoriel des fonctions constantes sur l'intervalle $[0,1]$, V^1 l'espace vectoriel des fonctions constantes sur les intervalles $[0,1/2[$ et $[1/2,1]$, V^2 l'espace vectoriel des fonctions constantes sur les intervalles $[0,1/4[$, $[1/4, 1/2[$, $[1/2,3/4[$, $[3/4,1]$ et ainsi de suite.

L'espace V^i est l'espace de fonctions en escalier, constantes sur les intervalles de la subdivision uniforme de $[0, 1[$ en 2^i parties et $V^0 \subset V^1 \subset V^2 \subset \dots \subset V^i \subset \dots$, les fonctions constantes sur l'intervalle $[0,1]$ étant des fonctions constantes sur les intervalles $[0,1/2[$ et $[1/2,1]$, et ainsi de suite. A l'inverse, les fonctions constantes sur les intervalles $[0,1/2[$ et $[1/2,1]$, ne le sont pas forcément sur l'intervalle $[0,1]$.

Il existe une décomposition en sommes directs de V^{i+1} , l'espace de dimension 2^{i+1} , en l'espace de dimension 2^i , V^i , et un espace Ω^i , possédant une base orthogonale à V^i i.e. $V^{i+1} = V^i \otimes \Omega^i$.

La base de l'espace ϕ^i est par définition la famille d'ondelettes de sous division i .

Toutes les familles d'ondelettes sont définies par une ondelette père et une ondelette mère ψ . Dans le cas des ondelettes de Haar, l'ondelette père est définie par $\phi : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$

$$\phi(t) = \begin{cases} 1 & \text{si } 0 \leq t < 1; \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

L'ondelette mère est définie par :

$$\psi(t) = \begin{cases} 1 & \text{si } 0 \leq t < \frac{1}{2}; \\ -1 & \text{si } \frac{1}{2} \leq t < 1; \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Ces fonctions ont été introduites par Alfred Haar au début du XXe siècle. Le terme « ondelette » n'est toutefois apparu qu'au début des années 80.

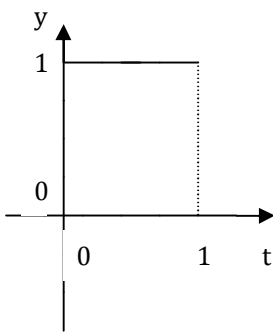


Figure (1-1) : L'ondelette ϕ

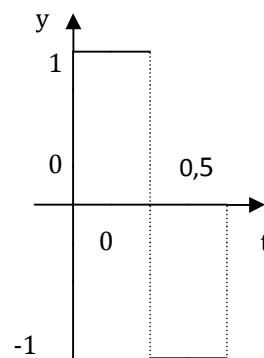


Figure (1-2) : L'ondelette ψ

Remarque : Il existe une relation (mathématique) entre les ondelettes père et mère :

$$\psi(t) = \phi(2t) - \phi(2t - 1).$$

Ce genre de relation est une caractéristique importante de la théorie des ondelettes.

La terminologie utilisée ici (famille, père, mère) laisse sous-entendre la possibilité d'avoir toute une descendance d'ondelettes. En effet, la première génération d'ondelettes filles est définie par :

$$\psi_{1,0}(t) = \psi(2t) = \begin{cases} 1 & \text{si } 0 \leq t < \frac{1}{4}; \\ -1 & \text{si } \frac{1}{4} \leq t < \frac{1}{2}; \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

$$\psi_{1,1}(t) = \psi(2t-1) = \begin{cases} 1 & \text{si } \frac{1}{2} \leq t < \frac{3}{4}; \\ -1 & \text{si } \frac{3}{4} \leq t < 1; \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Voici une représentation graphique de ces ondelettes :

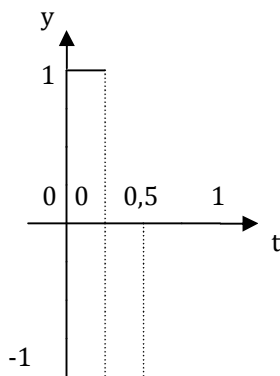


Figure (1-3) : L'ondelette $\psi_{1,0}$

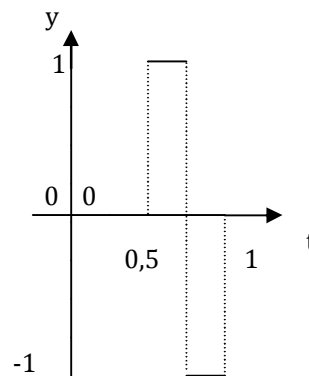


Figure (1-4) : L'ondelette $\psi_{1,1}$

Remarque : Les ondelettes filles sont définies à partir de l'ondelette mère. Il existe aussi des ondelettes fils définies à partir de l'ondelette père.

Le choix du terme ondelettes vient du fait que les fonctions ainsi définies ressemblent à de petites ondes, comme on peut le constater sur les figures de la page précédente. Le terme anglais est *wavelets* qui signifie petites vagues.

Ø Les ondelettes de dimension 2 :

Le passage à l'espace de dimension 2 peut être pensé d'une manière très simple:

Si on a une image avec $N \times N$, avec N une puissance de 2 (en complétant éventuellement avec 0), on revient à la définition des ondelettes en dimension 1 et on procède en 2 étapes :

A. On transforme en ondelettes chaque ligne de l'image, 2 par 2 : on obtient une approximation de l'image et des détails.

B. On prend l'approximation de l'image et on transforme de nouveau en ondelettes, en procédant cette fois sur les colonnes. Finalement on obtient une image d'approximations et 3 images de détails.

Formalisation. Pour définir la base non-standard des Ondelettes de Haar de dimension 2 on utilise les fonctions d'échelle en dimension 1 $\phi(t)$ et $\psi(t)$ définies précédemment et on forme une fonction d'échelle avec leur produit cartésien. En adoptant les notations suivantes:

$$\phi\psi(x,y) = \phi(x) \psi(y)$$

$$\psi\psi(x,y) = \psi(x) \psi(y)$$

$$\phi\phi(x,y) = \phi(x) \phi(y)$$

$$\psi\phi(x,y) = \psi(x) \phi(y)$$

On obtient la famille d'ondelettes de sous division i pour l'espace bidimensionnel :

$$\phi\phi_{00^0}(x,y) = \phi\phi(x,y)$$

$$\phi\psi_{kl^i}(x,y) = 2^i \phi\psi(2^i x - k, 2^i y - l)$$

$$\psi\phi_{kl^i}(x,y) = 2^i \psi\phi(2^i x - k, 2^i y - l)$$

$$\psi\psi_{kl^i}(x,y) = 2^i \psi\psi(2^i x - k, 2^i y - l)$$

avec $k=0\dots m^i-1$ et $l=0\dots n^i-1$,

où m^i est la dimension de l'espace V^i et n^i est la dimension de Ω^i , le supplément orthogonal de V^i dans l'espace V^{i+1} , lequel a, par conséquence, la dimension $m^{i+1} = m^i + n^i$.

L'ondelette de Haar est simple à étudier et à mettre en œuvre. Malheureusement les résultats de la transformée de Haar sont peu satisfaisants. Le filtrage suivant les axes x et y est assez brutal, cela a pour conséquence un maillage grossier de la texture sans les détails secondaires (à la même échelle). Il n'y a pas d'invariance par translation de l'image. La longueur du filtre est trop petite comparé aux faibles translations possibles de l'image. Par conséquent, lors d'un décalage d'un pixel, le résultat devient totalement différent.

2. L'ondelette de Daubechies :

Nommées d'après leur créatrice Ingrid Daubechies, les Ondelettes de Daubechies sont une famille d'ondelettes orthogonales définissant une transformée en ondelettes discrète, caractérisées par un nombre maximal de moments dissipant pour un support donné. Pour chaque type d'ondelette de cette classe, il existe une fonction d'échelle (appelée aussi ondelette père) qui génère une analyse multirésolution orthogonale.

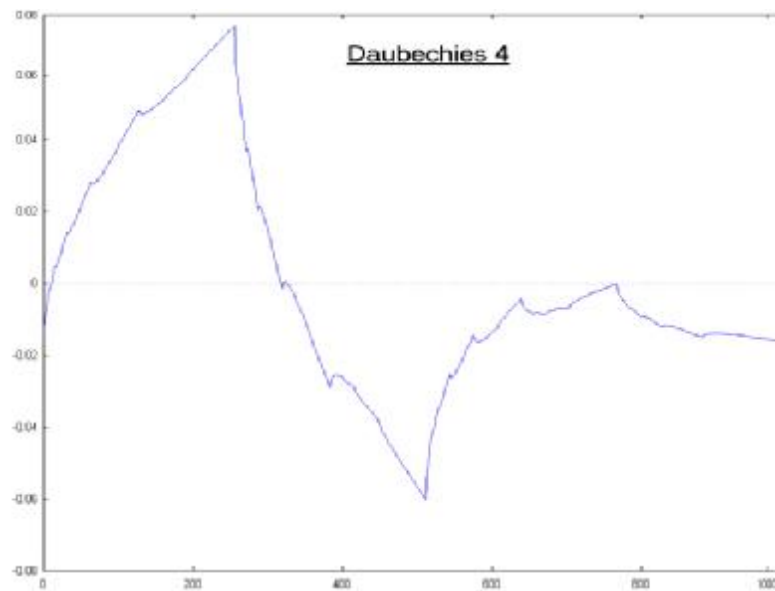


Figure (2-1) : Ondelette de Daubechies 4

L'algorithme de transformée d'ondelette de Daubechies est composé d'une fonction d'ondelette et d'échelle. Les coefficients de la fonction d'échelle sont notés "h" et les coefficients de la fonction d'ondelette sont notés "g". L'application de la fonction d'échelle à un signal "y" donne un coefficient de type "e" et l'application de la fonction d'ondelette à ce même signal "y" donne un coefficient de type "o".

La transformée est appliquée comme une multiplication matricielle du type (pour daub4):

$$\begin{array}{cccc|cccc|c|c|c|c}
h_0 & h_1 & h_2 & h_3 & 0 & 0 & 0 & 0 & y_1 & e_1 & & e_1 \\
g_0 & g_1 & g_2 & g_3 & 0 & 0 & 0 & 0 & y_2 & o_1 & & e_2 \\
0 & 0 & h_0 & h_1 & h_2 & h_3 & 0 & 0 & y_3 & e_2 & & e_3 \\
0 & 0 & g_0 & g_1 & g_2 & g_3 & 0 & 0 & y_4 & o_2 & \text{on permute} & e_4 \\
0 & 0 & 0 & 0 & h_0 & h_1 & h_2 & h_3 & y_5 & e_3 & \text{pour avoir} & o_1 \\
0 & 0 & 0 & 0 & g_0 & g_1 & g_2 & g_3 & y_6 & o_3 & & o_2 \\
h_2 & h_3 & 0 & 0 & 0 & 0 & h_0 & h_1 & y_7 & e_4 & & o_3 \\
g_2 & g_3 & 0 & 0 & 0 & 0 & g_0 & g_1 & y_8 & o_4 & & o_4
\end{array}$$

En réappliquant le traitement sur les 4 premières valeurs après permutation:

$$\begin{array}{cccc|c|c|c|c}
h_0 & h_1 & h_2 & h_3 & e_1 & e_1' & & e_1' \\
g_0 & g_1 & g_2 & g_3 & e_2 & o_1' & \text{on permute pour avoir} & e_2' \\
h_2 & h_3 & h_0 & h_1 & e_3 & e_2' & & o_1' \\
g_2 & g_3 & g_0 & g_1 & e_4 & o_2' & & o_2'
\end{array}$$

On obtient ainsi la multirésolution. Dans ce cas, le traitement s'arrête à ce stade, car il faut 4 valeurs pour le calcul.

Les coefficients de la transformée de Daubechies sont calculés (entre autre) pour que la matrice transposée soit la matrice inverse:

$$\begin{array}{cccc|cccc|cccc}
h_0 & h_1 & h_2 & h_3 & h_0 & g_0 & h_2 & g_2 & 1 & 0 & 0 & 0 \\
g_0 & g_1 & g_2 & g_3 & h_1 & g_1 & h_3 & g_3 & 0 & 1 & 0 & 0 \\
h_2 & h_3 & h_0 & h_1 & h_2 & g_2 & h_0 & g_0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\
g_2 & g_3 & g_0 & g_1 & h_3 & g_3 & h_1 & g_1 & 0 & 0 & 0 & 1
\end{array}$$

Donc, à chaque niveau, la matrice de la transformée inverse est la matrice transposée de la transformée:

$$\bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V_j = \{0\} \text{ et } \bigcap_{j \in \mathbb{Z}} \tilde{V}_j = \{0\}$$

$$\bigcup_{j \in \mathbb{Z}} V_j = L^2(\mathbb{R}^n) \text{ et } \bigcup_{j \in \mathbb{Z}} \tilde{V}_j = L^2(\mathbb{R}^n)$$

$$V_j \subset V_{j+1} \text{ et } \tilde{V}_j \subset \tilde{V}_{j+1}$$

Et de deux fonctions $\phi(x)$ et $\tilde{\phi}(x)$ de norme 1 dans $L^2(\mathbb{R})$ engendrant des bases non orthogonales de V_j et \tilde{V}_j respectivement, tel que la base $(\phi_{jk}, \tilde{\phi}_{jk})$ soit biorthogonale :

$$\langle \phi_{jk}, \tilde{\phi}_{jl} \rangle = \delta_{kl}$$

On peut définir alors deux suites de carrés sommables h_k et \tilde{h}_k telles que :

$$\phi(x) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} h(k) \phi(2x - k)$$

$$\tilde{\phi}(x) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \tilde{h}(k) \phi(2x - k)$$

On introduit deux fonctions ondelettes ψ et $\tilde{\psi}$ définies par :

$$\psi(x) = \sum_k g_k \phi(2x - k), g_k = (-1)^{k-1} \tilde{h}(1 - k)$$

$$\tilde{\psi}(x) = \sum_k \tilde{g}_k \tilde{\phi}(2x - k), \tilde{g}_k = (-1)^{k-1} h(1 - k)$$

Le système $\psi_{jk}, \tilde{\psi}_{jk}$ est appelé base biorthogonale de $L^2(\mathbb{R})$.

Les ondelettes biorthogonales permettent d'avoir des ordres de régularité plus grands que ceux des ondelettes orthogonales pour des longueurs de filtres équivalentes. Elles permettent aussi d'avoir un grand nombre de moments nuls pour un support réduit. Ces qualités sont très appréciées dans diverses applications et notamment en compression d'images. Les ondelettes biorthogonales comptent plusieurs familles (pseudo-coiflets, filtres récursifs...), mais la plus usuelle est la famille des ondelettes splines.

Voici un exemple d'un système biorthogonale comprenant une fonction d'échelle B-spline cubique. En levant la contrainte d'orthogonalité, on arrive à faire coexister symétrie et support compact.

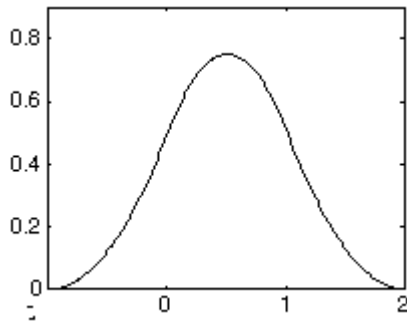


Figure (3-1) : Fonction d'échelle biorthogonale B-spline

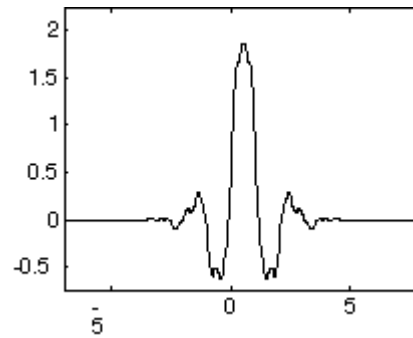


Figure (3-2) : Fonction d'échelle duale

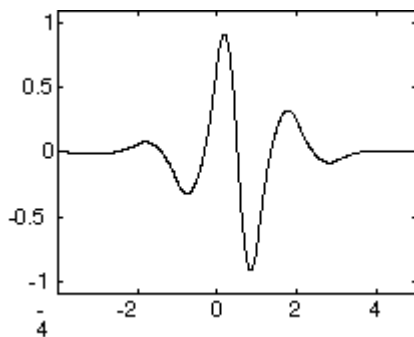


Figure (3-3) : Ondelette spline biorthogonale

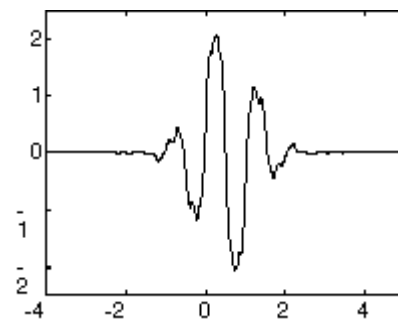


Figure (3-4) : Ondelette duale