

THÈSE

En vue de l'obtention du Diplôme de Doctorat en Sciences

Présenté et Soutenu par: EL HANNACHI Sid Ahmed

Intitulé

***Compression des images médicales fixes en vue d'une interprétation:
Application au télédiagnostic***

Faculté: *Mathématiques et Informatique*

Département: *Informatique*

Spécialité: *Informatique*

Option: *Imagerie Médicale*

Devant le Jury Composé de :

Nom&Prénom	Grade	Qualité	Domiciliation
<i>BENYETTOU Abdelkader</i>	<i>Professeur</i>	<i>Président</i>	<i>USTO-MB</i>
<i>BENAMRANE Nacéra</i>	<i>Professeur</i>	<i>Rapporteur</i>	<i>USTO-MB</i>
<i>FIZAZI Hadria</i>	<i>Professeur</i>		<i>USTO-MB</i>
<i>RAHMOUN Abdelatif</i>	<i>Professeur</i>	<i>Examineurs</i>	<i>Univ .Sidi Bel Abess</i>
<i>BELALEM Ghalem</i>	<i>Professeur</i>		<i>Univ-Oran1</i>
<i>NOURINE Rachid</i>	<i>MCA</i>		<i>Univ-Oran1</i>

Remerciement

Mes premiers remerciements sont adressés à ma directrice de thèse, Professeur Nacéra BENAMRANE, qui a su me conseiller, diriger mon travail, réorganiser les astuces quand je ne savais plus par quel côté du problème l'aborder et m'orienter vers les sources de données les plus pertinentes tout au long de ces années de recherche. Merci pour sa patience et surtout ses encouragements.

Je suis très honoré à remercier Dr BENYETTOU Abdelkader, professeur à l'USTO-MB d'avoir accepté de présider le jury de ma thèse.

Mes vifs remerciements aux membres du jury pour m'avoir honoré d'accepter d'examiner mon travail : Dr Hadria FIZAZI, professeur à l'USTO-MB, Dr Abdelatif RAHMOUN, Professeur à l'université de Sidi bel abess, Dr Ghalem BELALEM, professeur à l'université d'Oran1 et Dr Rachid NOURINE, maitre de conférences à l'université d'Oran1

J'exprime mes sincères remerciements au Professeur Abdelmalik TALEB-AHMED de m'avoir accueilli au sein du laboratoire LAMIH à l'université de Valenciennes.

Merci également à mes amis FEKIR Abdelkader et BOUDAIB Ahmed pour leur bonne compagnie et le partage des connaissances durant les stages passés ensemble.

Merci à ma famille de m'avoir soutenu et encouragé, je ne saurais jamais remercier assez.

ملخص

في الوقت الحاضر، ضغط الصور يلعب دورا رئيسيا في المستشفيات، من أجل التغلب على متطلبات التخزين و الإرسال السريع لكمية كبيرة من الصور الطبية عبر الشبكة.

توفر نظم الضغط الحالية نسبة ضغط عالية مع فقدان جودة الصورة، لكن عند ضغط الصور الطبية، لا يمكن للأطباء أن يتسامحوا مع نقص في الجزء من الصورة الحامل للضرر أو الورم والمسمى منطقة الاهتمام

(ROI) Region Of Interest

وفي هذا السياق، نقدم في هذه الأطروحة، مساهمات ضغط جديدة من أجل توفير أفضل حل يوفق بين جودة الصورة ونسبة الضغط ويضمن سلامة البيانات في المنطقة ROI. لذلك نقترح أساليب مختلطة و تقنيات مبنية على مبدأ ROI.

تعتمد التقنيات المختلطة على أساس ميزات تحويلات و تقنيات قوية: المويجات عن طريق المخطط Lifting، تكميم جبري (Quantification algébrique)، SPIHT، SPECK. متيحة بذلك نوعية جيدة للصور وبمعدلات ترميز ثنائي منخفضة

كذلك تهدف التقنيات المبنية على مبدأ ROI للحفاظ على الجزء المهم في التشخيص الطبي. مساهماتنا في هذه الرسالة تعتمد على تحويلات عكسية من نوع DCT، DWT و على تقنيات متداخلة عكسية ولاعكسية.

الكلمات المفاتيح: ضغط، الصور الطبية، ROI, DCT, DWT, EZW, SPIHT

Résumé

De nos jours, la compression d'image joue un rôle clé dans les hôpitaux, afin de surmonter le problème d'exigence de stockage et transmission rapide sur un réseau, de la grande quantité d'images médicales.

Les systèmes de compression actuels fournissent un taux de compression élevé avec une perte de qualité de l'image. Cependant, lors de la compression d'une image médicale; les médecins ne peuvent pas tolérer une carence en la région de l'image qui entoure la lésion ou la tumeur, appelée Région d'Intérêt (ROI).

Dans ce contexte, nous proposons dans cette thèse des techniques de compression, dans le but de fournir un meilleur compromis entre la qualité d'image et le taux de compression et assurer l'intégrité des données dans la région ROI. Par conséquent nous proposons des méthodes hybrides et méthodes basées ROI.

Les méthodes hybrides s'appuient sur les avantages des transformées et des techniques robustes : Ondelettes par schéma lifting, Quantification algébrique, SPIHT, SPECK, offrant ainsi de bonnes qualités d'images à des débits binaires bas.

Les méthodes basée ROI ont pour objectif de conserver la partie importante au diagnostic. Des transformées réversibles de type DCT, DWT ainsi que des codeurs imbriqués en modes: avec et sans perte, étaient à la base de nos contributions.

Mots clés: Compression, images médicales, ROI, DCT, DWT, EZW, SPIHT

Abstract

Nowadays, image compression plays a key role in hospitals, to overcome the problem of storage requirement and rapid transmission over a network, of the large amount of medical images.

Current compression schemes provide a high compression rate with a loss of image quality. However, when compressing a medical image; doctors cannot tolerate deficiency in portion of the image that contains the lesion or tumor, called Region Of Interest ROI.

In this context, we propose in this thesis compression techniques to provide a better compromise between image quality and compression ratio and ensure data integrity in the ROI region. Therefore we propose hybrid methods and ROI based methods.

Hybrid methods based on the advantages of transformations and robust techniques: wavelets by lifting scheme, lattice vector quantization, SPIHT, SPECK, offering thus good image qualities at low bit-rates.

The proposed ROI based methods aim to retain the important part used in diagnosis. Reversible transforms of type DCT and DWT, reversible and irreversible embedded encoders, were the basis of our contributions.

Keywords: Compression, medical images, ROI, DCT, DWT, EZW, SPIHT

Liste des Figures

<i>Figure I.1. Les grands thèmes dans un système informatique médical</i>	5
<i>Figure I.2. Exemple de télédiagnostic</i>	6
<i>Figure I.3. Les différents types d'images médicales</i>	8
<i>Figure I.4. Les étapes de compression et décompression</i>	9
<i>Figure I.6. L'arbre binaire de l'algorithme de Huffman</i>	13
<i>Figure I.7. Compression RLE</i>	15
<i>Figure I.8. Principe de la quantification vectorielle</i>	17
<i>Figure I.9. Illustration de la comparaison entre les blocs source R_i et blocs domaine D_i</i>	18
<i>Figure I.10. (a) Dépendance entre sous-bandes (b) Hiérarchie des coefficients</i>	19
<i>Figure I.11. Chaîne de codage de l'algorithme JPEG</i>	21
<i>Figure I.12. Diagramme de la chaîne de codage de l'algorithme JPEG2000</i>	21
<i>Figure I.13. Plans de bits formés à partir des coefficients des ondelettes quantifiés</i>	22
<i>Figure II.1. La DCT d'une fenêtre 8×8</i>	25
<i>Figure II.2. Décomposition multi-résolution d'une image par ondelettes</i>	27
<i>Figure II.3. Reconstruction d'une image par ondelette inverse</i>	27
<i>Figure II.4. Les dépendances parents-enfants des sous-bandes dans EZW</i>	29
<i>Figure II.5. Parcours des coefficients en zigzag dans EZW</i>	29
<i>Figure II.6. Encodage d'un coefficient par une carte de signifiante</i>	30
<i>Figure II.7. Relations parents-enfants dans la méthode SPIHT</i>	32
<i>Figure II.8. Images de tests utilisées dans [27]</i>	36

Liste des Figures

Figure III.1. Image originale et image reconstruite avec taux de compression dans PROI 1:1, SROI 10 :1, Arrière plan 25 :1	47
Figure III.2. ROI et l'arrière plan au même niveau	48
Figure III.3. Méthode d'échelle générale	48
Figure III.4. Méthode MAXSHIFT	48
Figure III.5. Reconstruction des différentes coupes d'images IRM	50
Figure III.6. Le codeur EZW partiel ROI-IWT	51
Figure III.7. Codage avec perte sur l'arrière plan et sans perte sur ROI	52
Figure III.8. Les 8 images par plan de bits (a) images du cœur (b) images du cerveau	54
Figure III.9. Schéma de la compression proposé dans [64]	55
Figure III.10. Schéma de compression proposé dans [68]	56
Figure III.11. Compression basé ROI sur des images CT	57
Figure III.12. Compression d'une image rétinienne par « sparse predictor coding »	58
Figure III.13. Organigramme de compression présenté dans [70]	60
Figure III.14. Résultats de compression par l'algorithme basé sur l'extraction automatique de ROI [70]	60
Figure III.15. Résultats de compression obtenus dans [71]	62
Figure III.16. Schéma de compression d'image médicale basé sur ROI [72]	63
Figure III.17. (a) Image originale (b) Partie non-ROI (c) Partie ROI [72]	64
Figure III.18. Compression basée ROI (a) Codage de Huffman quantifié à 1 bit (b) Codage RLC quantifié à 1 bit (c) Codage arithmétique quantifié à 1 bit (d) Codage de Huffman quantifié de 2 bits (e) Codage RLC quantifié de 2 bits (f) Codage arithmétique quantifié de 2 bits [72]	64
Figure III.19. L'organigramme de la compression et la décompression de la méthode proposée dans [73]	65
Figure II.20. Les images de test utilisées dans [73]	66
Figure III.21. Résultats de la segmentation de l'image (d) de la Figure III.20 [73]	66

Liste des Figures

<i>Figure IV.1. Etapes de l'approche proposée, basée sur IWT-DCT et LVQ</i>	70
<i>Figure IV.2. Structure d'un schéma Lifting</i>	71
<i>Figure IV.3. Directions de corrélation pour les sous-bandes de détails</i>	74
<i>Figure I.V.4. Images médicales originales</i>	76
<i>Figure IV.5. Résultats de compression à 0.40 bpp</i>	77
<i>(a) Image originale, (b) Image reconstruite, (c) Image différence</i>	
<i>Figure IV.6. Evaluations comparatives en termes de SSIM pour: SPIHT, JPEG2000 et notre approche</i>	80
<i>Figure IV.7. Ensemble d'images DICOM: Images IRM du cerveau (a) T2 flairaxial, (b) T2W axial, (c) T2_corflair axial.</i>	81
<i>Figure IV.8. Le codeur hybride proposé basé sur SPECK et SPIHT</i>	82
<i>Figure IV.9. Quantification des sous-bandes à deux niveaux d'échelles</i>	83
<i>Figure IV.10. Partitionnement d'une image X en deux ensembles S et I</i>	84
<i>Figure IV.11. Partitionnement de l'ensemble S</i>	85
<i>Figure IV.12. Partitionnement de l'ensemble I</i>	85
<i>Figure IV.13. Résultats de compression obtenu par l'approche proposée:</i>	88
<i>(a) Images originales, (b) Images reconstruites, (c) Images de différence</i>	
<i>Figure IV.14. Approche ROI proposée basée sur SPIHT et Huffman</i>	89
<i>Figure IV.15. Exemple de décomposition en ondelettes à 3 niveaux</i>	92
<i>Figure IV.16. Images IRM du cerveau</i>	93
<i>Figure IV.17. Régions d'intérêt extraites</i>	93
<i>Figure IV.18. Images reconstruites et images de différence</i>	95
<i>Figure IV.19. Schéma proposé basé Région d'Intérêt</i>	96
<i>Figure IV.20. Transformée LDCT-II à 8 points et ses composantes de rotations</i>	97
<i>Figure IV.21. Transformation d'un bloc DCT de 8x8 en de sous-bandes à 3 échelles</i>	98
<i>Figure IV.22. A gauche: bloc de DCT 4x4, A droite: coefficients DCT réorganisés en sous-bandes</i>	98
<i>Figure IV.23. Images originales</i>	101
<i>Figure IV.24. Résultats de compression pour l'image IRM du cerveau à un débit binaire = 0,5: (A) Image originale (b) Sélection de ROI (c) Approche proposée: Codage avec perte du fond de l'image et codage sans perte de ROI (PSNR = 33,60), d) Différence d'image entre (a) et (c), (e)</i>	103

Liste des Figures

<i>SPIHT (PSNR = 29,30), (f) Image de différence entre (a) et (e)</i>	
Figure IV.25. Résultats de compression pour l'image radiographique du thorax à un débit binaire = 1,0 (a) Image originale (b) Sélection de ROI (c) Approche proposée basée ROI: encodage avec perte du fond et encodage sans perte de ROI (PSNR = 36.97), (d) Image de différence entre (a) et (c), (e) Encodage par SPIHT (PSNR = 30,81), (f) Image de différence entre (a) et (e)	104
Figure IV.26. Résultats de compression pour l'image de scanner du pancréas à un débit binaire = 0,5 (a) Image originale (b) Sélection de ROI (c) Approche proposée basée ROI: encodage avec perte du fond et encodage sans perte de ROI (PSNR = 29,70), (d) Image de différence entre (a) et (c), (e) Encodage par SPIHT (PSNR = 34,21), (f) Image de différence entre (a) et (e)	105
Figure IV.27. Evaluation comparative de la valeur PSNR pour l'image IRM du cerveau	108
Figure IV.28. Evaluation comparative de la valeur de CoC pour l'image IRM du cerveau	109
Figure IV.29. Evaluation comparative de la valeur PSNR pour l'image radiographique du thorax	109
Figure IV.30. Evaluation comparative de la valeur de CoC pour l'image radiographique du thorax	110
Figure IV.31. Evaluation comparative de la valeur de PSNR pour l'image de scanner du Pancréas	110
Figure IV.32. Evaluation comparative de la valeur de CoC pour l'image de scanner du Pancréas	111
Figure IV.33. Image échographique de taille 512×512	111

Liste des Tables

<i>Table II.1. Résultats de codage pour EZW et SPIHT utilisant différents types d'ondelettes[26].</i>	35
<i>Table II.2. Résultats comparatifs présentés dans [27]</i>	37
<i>Table III.1. Synthèse sur les méthodes de codage basées ROI</i>	68
<i>Table IV.1. Mesures PSNR pour JPEG, JPEG2000 et la méthode proposée pour l'image (1)</i>	78
<i>Table IV.2. Mesures PSNR pour JPEG, JPEG2000 et la méthode proposée pour l'image (2)</i>	78
<i>Table IV.3. Mesures PSNR pour JPEG, JPEG2000 et la méthode proposée pour l'image (3)</i>	78
<i>Table IV.4. Mesures PSNR pour JPEG, JPEG2000 et la méthode proposée pour l'image (4)</i>	78
<i>Table IV.5. Valeurs de PSNR calculées pour les trois images DICOM</i>	81
<i>Table IV.6. Comparaison des performances en valeurs de PSNR et taux de compression</i>	87
<i>Table IV.7 Compression simple sans région d'intérêt</i>	94
<i>Table IV.8 Compression basée région d'intérêt</i>	94
<i>Table IV.9 Comparaison des résultats de codage pour l'image IRM du cerveau</i>	106
<i>Table IV.10 Comparaison des résultats de codage pour l'image radiographique du thorax</i>	106
<i>Table IV.11 Comparaison des résultats de codage pour l'image de scanner du pancréas</i>	107
<i>Table IV.12 Evaluation du codage sans perte sur la partie ROI</i>	112
<i>Table IV.13. Comparaison en termes de PSNR entre différentes méthodes basées ROI appliquées sur l'image échographique</i>	112

Liste des Abréviations

AC	:	Alternative Component
BEZW	:	Binary Embedded Zerotree Wavelet
BG	:	Background
BPP	:	Bit Par Pixel
CALIC	:	Context-based Adaptive Lossless Image Codec
CDF	:	Cohen-Daubechies-Fauraue
CEI	:	Commission Electronic International
CoC	:	Correlation COefficient
DC	:	Direct Component
DCT	:	Discrete Cosine Transform
DFT	:	Discrete Fourier Transform
DICOM	:	Digital Imaging and Communications in Medicine
DPCM	:	Differential Pulse Code Modulation
DSB	:	Diagnostically Significant Bitplanes
DWT	:	Discrete Wavelet Transform
EBCOT	:	Embedded Block Coding with Optimized Truncation
EQM	:	Erreur Quadratique Moyenne
EZW	:	Embedded Zerotree Wavelet
HH	:	High High
HL	:	High Low
IDCT	:	Integer Discrete Cosine Transform
IFS	:	Iterated Function System
IR	:	Integer Rotation
IRM	:	Imagerie par Résonance Magnétique
ISO	:	International Standards Organisation
IWT	:	Integer Wavelet Transform
IZ	:	Isolated Zero
JPEG	:	Joint Photographic Experts Group
JPEGLS	:	Joint Photographic Experts Group for Lossless Compression
KLT	:	Karhunen–Loève Transform
LBG	:	Linde-Buzo-Gray
LDCT	:	Lossless Discrete Cosine Transform
LH	:	Low High
LL	:	Low Low

Liste des Abréviations

LIP	:	List of Insignificant Pixels
LIS	:	List of Insignificant Sets
LSB	:	Least Significant Bit-planes
LSP	:	List of Significant Pixels
LVQ	:	Lattice Vector Quantization
LZW	:	Lempel-Ziv-Welch
LEZW	:	Lossless Embedded Zerotree Wavelet
MEZW	:	Modified Embedded Zerotree Wavelet
MSB	:	Most Significant Bit-planes
MSE	:	Mean Square Error
NMEZW	:	New Modified Embedded Zerotree Wavelet
PROI	:	Primary Region Of Interest
PSNR	:	Peak Signal to Noise Ratio
RDCT	:	Reversible Discrete Cosine Transform
RLC	:	Run Length Coding
RLE	:	Run Length Encoding
ROI	:	Region Of Interest
RVB	:	Rouge Vert Bleu
SAQ	:	Successive Approximation Quantization
SP1HT	:	Set Partitioning in Hierarchical Trees
SROI	:	Secondary Region Of Interest
STW	:	Spatial orientation Tree Wavelet
SSIM	:	Structural SIMilarity
SVD	:	Singular Value Decomposition
TEMP	:	Tomographie d'Emission Mono Photonique
TEP	:	Tomographie à Emission de Positions
TC	:	Taux de Compression
QS	:	Quantification Scalaire
QV	:	Quantification Vectorielle
ZTR	:	Zero Tree Root

Sommaire

Introduction générale	1
Chapitre 1 L'informatique médicale et la compression	
I.1 Introduction	4
I.2 L'imagerie médicale	4
I.2.1 Techniques d'imagerie médicale	6
I.3 Compression des images médicales	8
I.3.1 Les étapes de compression	9
I.3.2 Mesures de performances en compression	10
I.3.2.1 Erreur quadratique moyenne (<i>EQM</i>) et Rapport signal sur bruit (<i>PSNR</i>)	10
I.3.2.2 Le taux de Compression (TC)	10
I.3.2.3 SSIM	11
I.3.2.4 CoC (Correlation COefficient)	12
I.4 Revue des méthodes générales de compression	12
I.4.1 Méthodes sans perte	12
I.4.1.1 Codage de Huffman	13
I.4.1.2 Codage arithmétique	14
I.4.1.3 Codage LZW (Lempel-Ziv-Welch)	14
I.4.1.4 Codage RLE	15
I.4.1.5 Codage par prédiction linéaire	15
I.4.2 Méthodes avec perte	16
I.4.2.1 Quantification	16
I.4.2.2 Compression Fractale	17
I.4.2.3 Codage par ondelettes	19
I.4.3 Les normes de compression	20
I.4.3.1 La norme JPEG	20
I.4.3.2 La norme JPEG2000	21
I.5 Conclusion	23

III.2.6 Codage par région d'intérêt des images médicales utilisant des plans de bits significatifs	53
III.2.7 Codage généralisé des Régions d'intérêt appliqué au SPIHT	54
III.2.8 Codage basé région des images de cancer du foie	55
III.2.9 Compression sans perte des régions d'intérêt pour les images rétinienne	57
III.2.10 Algorithme de compression basé sur l'extraction automatique de ROI	59
III.2.11 Compression d'image DICOM basée sur région d'intérêt ROI pour la télémédecine	61
III.2.12 Implémentation d'une compression d'image médicale basée sur la région d'intérêt pour la télémédecine	62
III.2.13 Une technique de compression sans perte améliorée d'image médicale avec région d'intérêt	65
III.3 Conclusion	68

Chapitre 4: Compression des images médicales fixes par approches hybrides et codeurs imbriqués

IV.1 Introduction	69
IV.2 Approches hybrides	69
IV.2.2 Approche basée sur DCT- DWT et quantification vectorielle algébrique(LVQ)	70
IV.2.2.1 Décomposition en sous bandes par schéma Lifting	71
IV.2.2.2 Codage de la sous-bande lissée	72
IV.2.2.3 Codage des sous-bandes de détails	73
IV.2.2.3.1 Quantification vectorielle algébrique	72
IV.2.2.4 Résultat expérimentaux	75
IV.2.3 Approche basée sur SPECK-SPIHT	82
IV.2.3.1 Transformation en ondelettes	83
IV.2.3.2 Quantification	83

IV.2.3.2.1 Principe du codeur SPECK	84
IV.2.3.3 Résultat de compression	87
IV.3 Approches basées ROI	89
IV.3.1 Compression adaptative par SPIHT et Huffman	89
IV.3.1.1 Extraction semi-automatique de la partie ROI	90
IV.3.1.2 Compression de la partie ROI	91
IV.3.1.3 Compression de la partie Non ROI	91
IV.3.1.4 Résultats expérimentaux	93
IV.3.2 Approche basée sur les codeurs imbriqués	95
IV.3.2.1 Codage de la partie ROI	97
IV.3.2.1.1 Réarrangement des coefficients DCT	97
IV.3.2.1.2 Algorithme sans perte proposé LEZW	99
IV.3.2.2 Codage la partie non ROI	101
IV.3.2.3 Résultats et discussions	101
IV.4 Conclusion	113
Conclusion générale	114
Bibliographie	116

Introduction générale

Aujourd'hui, nous vivons dans une société de l'information numérique. L'échange d'information est un moyen de partage des connaissances qui est vital pour le progrès de l'humanité. Cela nécessite une grande largeur de bande de transmission et un important espace de stockage. En particulier, pour stocker ou transmettre des images sur un canal à bande limitée, il est souhaitable de réduire le débit binaire des données visuelles en utilisant toute technique de compression appropriée.

La compression est le processus de réduction du débit binaire des données. Il existe deux méthodes de compression d'image: sans perte et avec perte. La compression sans perte réduit la redondance et permet une reproduction fidèle de l'image originale à partir des données compressées. Normalement, la compression sans perte atteint un rapport de compression relativement faible d'environ 3:1.

La compression avec perte est basée non seulement sur la réduction de la redondance, mais également sur le filtrage de détails moins critiques comme le contenu haute fréquence d'une image. Il en résulte des rapports de compression beaucoup plus élevés, typiquement 20:1 ou plus, mais avec une réduction évidente de la qualité d'image.

Particulièrement, l'utilisation des images dans les hôpitaux et cliniques est toujours en augmentation et leurs utilisations imposent souvent des contraintes en temps réel (visioconférences, le stockage d'examen médicaux, la télémédecine...). Cela explique l'importance toute particulière de la compression des images médicales.

Citons par exemple l'examen à distance de l'image échographique, dans l'étape de localisation de la sonde une qualité moindre de l'image est acceptable, une étape de compression avec perte peut être envisagée (une image grossière est suffisante). Cependant, pour un diagnostic, la qualité de l'image transmise doit être maximale où une compression avec perte n'est pas envisageable.

L'objectif principal de cette thèse est la proposition d'une compression efficace aux images médicales fixes. De manière générale, on cherche à prouver l'efficacité de nos algorithmes proposés dans le cadre de codeurs hybrides, ou des codeurs basé région d'intérêt de manière à

conserver la partie nécessaire au diagnostic médical appelé Région d'intérêt (ROI: Region Of Interest).

A cet effet, nous avons posé une question centrale: en quoi la compression d'image se présente comme une opportunité ou une menace dans un diagnostic médical. Cette question représente le point crucial de notre recherche et de celle-ci se dégagent plusieurs lignes directrices à savoir :

- Quelles sont les méthodes robustes permettant une extraction précise et rapide d'une région d'intérêt dans une image médicale ?
- Quel algorithme de compression parmi les algorithmes proposés dans la littérature, qui sont flexibles à plusieurs modes de compression ?
- Mesures conduisant à la réduction des impacts négatifs sur des traitements ultérieurs sur des images décompressées ?

Après avoir effectué un état de l'art initial, nous avons constaté qu'il existe un grand nombre de techniques permettant de compresser les images fixes. Leurs avantages et leurs inconvénients sont différents, et faire un choix est une tâche délicate notamment dans le domaine médical.

En premier temps, différents aspects de la transformée en ondelette DWT (Discret Wavelet Transform) et la transformée en cosinus discrète DCT (Discrete Cosine Transform) à savoir l'ondelette entière IWT (Integer Wavelet Transform) et la transformée en cosinus entière IDCT (Integer DCT), ont été étudiées.

En deuxième temps, nous nous sommes intéressé après par les codeurs par arbres de zéros: EZW et SPIHT. Grâce à une analyse approfondie de ces deux codeurs imbriqués, on s'est mené à repérer leurs avantages à savoir:

- L'utilisation des propriétés de l'analyse multi-résolution en ondelettes (Multiresolution wavelet analysis).
- Garde un flux emboîté (Embedded) car le codage peut être arrêté à tout moment pour avoir la qualité désirée.
- Il se base sur la structure de l'arbre de zéro (Zero tree) pour faire diminuer considérablement la taille des données.

Ces recueils ont constitué le support initial de cette étude. Ainsi, nos premières approches portent sur des codeurs hybrides, s'appuyant sur certains algorithmes de compression, utilisant différentes techniques de transformations et de quantifications efficaces.

L'enjeu de ces approches hybrides proposées est de rechercher le meilleur compromis entre la qualité de l'image reconstruite et le taux de compression atteint.

Un bilan récent sur les techniques adéquates à la compression basée région d'intérêt (ROI) nous a aidé à mieux optimiser le choix des techniques prometteuses dans un codage basé ROI. Ainsi, les autres approches que nous proposons portent sur des algorithmes de compression basés ROI permettant d'éviter toute dégradation flagrante dans une image médicale notamment au niveau de la partie ROI. Ceci a nécessité d'établir une analyse approfondie des enjeux possibles pour faire en premier lieu une extraction de la région dite d'intérêt et par la suite choisir une bonne méthode de compression conduisant à un gain sur plusieurs facteurs qui doivent être pris en considération lors d'une opération de compression tels que: taux de compression, taux de perte d'information et durée de compression. Une méthode de construction multi-résolutions à partir des coefficients de la transformée DCT en exploitant judicieusement l'hétérogénéité de la répartition des coefficients par l'utilisation d'un algorithme EZW modifié en mode sans perte, a été développée. Les autres méthodes sont basées sur la technique de SPIHT et des codeurs entropiques.

L'organisation de ce manuscrit est la suivante:

- Le chapitre I présente des notions sur différents modes d'acquisition en imagerie médicale, ainsi que des notions nécessaires à la compréhension de la compression et ses méthodes générales.
- Le chapitre II étale les différents outils utilisés en compression à savoir : DWT, DCT, les codeurs imbriqués EZW et SPIHT. Des travaux récents portant sur ces outils sont également arborés.
- Le Chapitre III pilote le bilan de l'état de l'art des méthodes récentes de compression adaptatives (basées région d'intérêt ROI) des images. Ainsi, nous montrerons que ce type de compression est très approprié au codage de l'information médicale.
- Le Chapitre IV est dédié à nos approches proposées et aux résultats expérimentaux obtenus.
- Nous terminerons ce manuscrit par une conclusion qui rassemble les différentes conclusions et les perspectives que l'on peut tirer de ce travail.

Chapitre I

L'informatique médicale et
la compression

I.1 Introduction

De nos jours, les hôpitaux et les centres médicaux se sont orientés vers l'informatisation et la centralisation et produisent une énorme quantité d'images médicales qui sont utilisées dans les traitements chirurgicaux et de diagnostic. Les images médicales sont issues de différentes modalités telles que: l'échographie, scanner et l'imagerie par résonance magnétique

Ainsi, en raison de ce grand volume d'images, la compression de ces images est essentielle. En effet, la compression est un processus visant à réduire la taille physique de l'information, ce qui entraîne une utilisation minimale de l'espace et une réduction du temps de transmission sur un réseau.

Ce chapitre présente d'abord un panel des différentes modalités et techniques d'acquisition des images médicales. Après, suite à une brève définition de la notion de compression, une liste non exhaustive des méthodes de compression ainsi que quelques critères permettant leur évaluation sont étalés.

I.2 L'imagerie médicale

La télémédecine est l'intégration de la technologie de télécommunication avec les avancées de la technologie de l'information. Elle vise à améliorer la prestation des soins de santé. Cette technologie soutient le transfert des rapports pathologiques et d'imagerie des patients à travers les réseaux de télémédecine, afin de fournir la consultation par des spécialistes situés dans des endroits géographiquement différents.

Dans la médecine moderne, l'imagerie médicale a subi d'importantes avancées. Aujourd'hui, cette capacité d'obtenir des informations sur le corps humain a de nombreuses applications cliniques utiles.

L'imagerie médicale rassemble l'ensemble des techniques utilisées pour le diagnostic ainsi que pour le traitement de nombreuses pathologies. Elle a permis à la médecine d'obtenir un accès immédiat et fiable à des informations invisibles lors du diagnostic clinique (fonctionnement des tissus et organes, etc.).

L'imagerie médicale est désormais indispensable au diagnostic d'un grand nombre de pathologies. Elle est utilisée dans un but préventif (pour dépister par exemple de nombreux cancers) mais aussi thérapeutique (imagerie interventionnelle). Elle offre aussi un suivi très précis de l'évolution d'une maladie [1].

La Figure I.1 présente les grands thèmes dans un système informatique médical comprenant : l'acquisition de l'image, la représentation du contenu de l'image, la gestion/stockage d'images, le traitement d'image, l'interprétation des images.

L'acquisition d'image est le processus de génération d'images et leur numérisation est nécessaire si elles ne sont pas intrinsèquement numériques. La représentation du contenu de l'image rend l'information dans les images accessibles aux machines pour la gestion et le traitement.

La gestion des images comprend des procédés pour le stockage, la transmission, l'affichage, la récupération et l'organisation des images. Le traitement d'image comprend des méthodes pour améliorer, segmenter, fusionner, visualiser ou analyser les images. L'interprétation de l'image est le processus par lequel l'expert analysant l'image rend une impression de la signification médicale, potentiellement aidé par des méthodes automatiques.

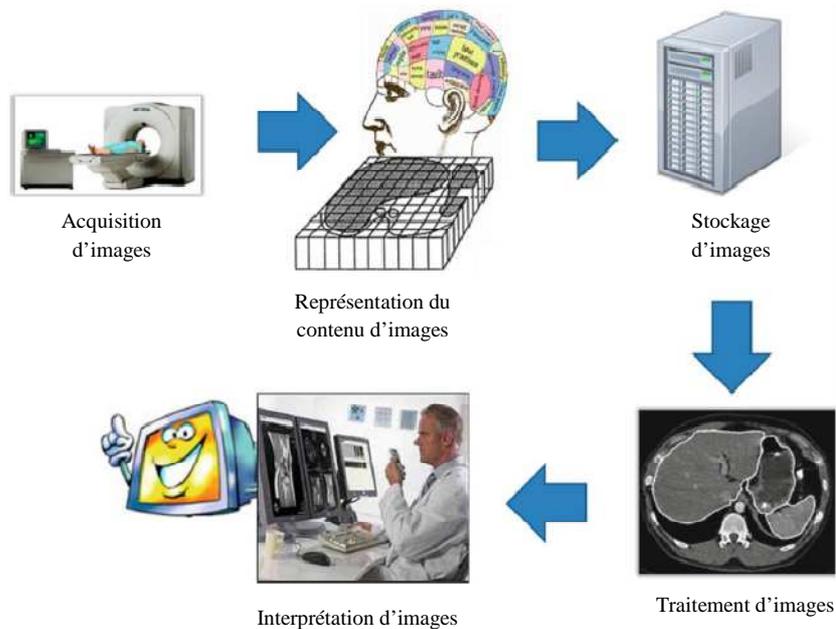


Figure I.1. Les grands thèmes dans un système informatique médical [2]

La propriété principale de ce système est qu'il intègre plusieurs fonctionnalités principales. La gestion de la base d'images est directement liée à un module informatisé et utilisé par l'expert pour analyser les nouvelles images acquises. Ces sous-systèmes sont en interactions, ce qui leur permet de communiquer et échanger des informations.

Le télédiagnostic peut être défini comme la partie de la médecine qui utilise la transmission par télécommunication d'informations médicales (images, enregistrement, etc.), en vue d'obtenir à distance un diagnostic, un avis spécialisé ou une décision thérapeutique.

Le télédiagnostic et l'aide au diagnostic est principalement fondée sur le transfert de données de l'examen clinique et/ou des données d'examens complémentaires d'imagerie. Toutes ces données peuvent être transmises en temps réel ou en différé. La figure suivante montre un exemple:



Figure I.2. Exemple de télédiagnostic [1]

I.2.1 Techniques d'imagerie médicale

Il existe différents mécanismes d'acquisition en imagerie médicale, permettant d'acquérir des informations anatomiques ou fonctionnelles, selon le procédé matériel utilisé.

Les systèmes d'imagerie médicale sont basés sur l'interaction physique entre une source d'énergie et le corps humain. En effet, toutes les modalités sont basées sur des rayonnements électromagnétiques, la principale différence entre elles, est la source d'énergie utilisée pour produire les images. Nous décrivons dans ce qui suit les méthodes les plus usuelles illustrées par la Figure I.3. Le lecteur peut se référer à [4] pour des définitions détaillées des modalités d'acquisition.

- **La radiographie**

La radiographie est la première technologie d'imagerie médicale utilisée pour visualiser les structures internes du corps et reste la modalité la plus couramment utilisée aujourd'hui. Le procédé consiste à émettre un faisceau de rayon X qui traverse le corps étudié et qui parvient à imprimer une matrice de détecteurs. En effet, les procédés d'acquisition radiographiques

mesurent la quantité du coefficient d'absorption des rayons X par les tissus traversés. Cette information est de nature purement anatomique et permet d'obtenir une ou plusieurs projections bidimensionnelles du corps humain [4].

- **La tomodensitométrie ou scanner**

Le scanner est une technique radiologique permettant d'obtenir une image représentant une coupe de l'organisme. C'est la technique la plus commune dans la plupart des examens, vu la qualité des images obtenue grâce au perfectionnement électronique des détecteurs qui sont beaucoup plus sensibles que le film radiologique. Ce type d'imagerie est particulièrement efficace dans l'examen du corps pour les lésions et est souvent utilisé pour diagnostiquer les troubles musculaires et osseux, le cancer et les maladies cardiaques.

- **L'échographie**

En temps réel, l'examen d'échographie permet d'obtenir des images de l'intérieur du corps humain pour une éventuelle étude d'anomalies (thyroïde, foie, pancréas, reins) et cela en utilisant des ondes sonores à hautes fréquences.

Les sons réfléchis par les organes sont analysés par ordinateur de façon à produire une image sur un écran ou une photographie.

- **L'IRM (imagerie par résonance magnétique)**

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est une technique permettant de créer des images avec une grande précision du corps humain [4]. Elle est utilisée pour diagnostiquer une variété de maladies, comme les accidents vasculaires cérébraux, les tumeurs, les lésions de la moelle épinière, la sclérose en plaques et les problèmes de l'oreille intraveineuse.

La technique utilise un aimant très puissant pour aligner les noyaux des atomes à l'intérieur du corps et un champ magnétique variable qui fait résonner les atomes. Ce phénomène est appelé résonance magnétique nucléaire. Les noyaux produisent leurs propres champs magnétiques qu'un scanner détecte et utilise pour créer une image.

- **La tomographie à émission de positons (TEP)**

La médecine nucléaire fonctionne d'une manière quelque peu différente de la plupart des autres modalités d'imagerie qui impliquent l'utilisation de rayonnements ionisants. Plutôt que de diriger un rayon X à travers un patient, une matière radioactive connue sous le nom de radio-traceur est placée à l'intérieur du corps. Selon le type d'examen, le radio-traceur est soit avalé, injecté dans une veine, soit inhalé comme gaz, puis s'accumule dans l'organe ou dans la zone du corps examiné

Parmi les techniques de ce type d'imagerie nous avons la tomographie d'émission mono photonique (TEMP) et la tomographie par émission de positons (TEP). Elles peuvent identifier des problèmes médicaux à un stade antérieur et fournissent souvent des informations inaccessibles en utilisant d'autres techniques d'imagerie, spécifiquement sur la fonction métabolique de l'organisme.

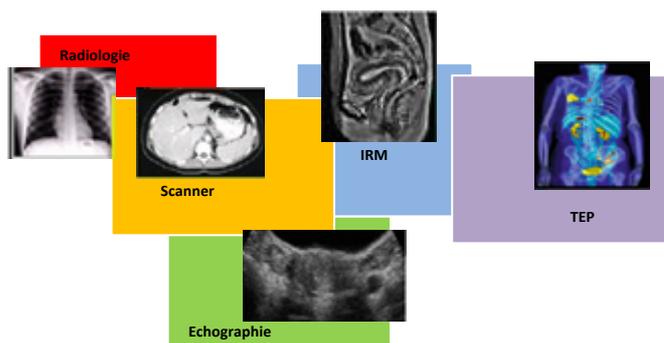


Figure I.3. Les différents types d'images médicales [2]

I.3 Compression des images médicales

L'imagerie médicale, largement utilisé de nos jours, est l'une des meilleures techniques pour examiner l'état de santé d'une personne. Comme cité précédemment, il existe une variété d'images médicales telles que: les images radiographique, les images échographique et les images IRM, etc.

La plupart de ces images médicales occupent un grand espace en raison de leur grande taille et nécessitent donc une large bande passante pour la transmission. Cela devient aussi un problème majeur pour les centres médicaux n'ayant pas suffisamment de dispositions de stockage.

Il est donc nécessaire d'utiliser des images compressées afin d'améliorer la capacité de stockage et de réduire le temps de transmission à travers les réseaux, ce qui extrêmement utiles à la pratique de la médecine [3].

Toutefois, les techniques de compression doivent être utilisées de telle sorte que l'image ne perd pas ses caractéristiques visuelles et en même temps peut être utilisée efficacement pour des applications de télédiagnostic.

I.3.1 Les étapes de compression

Dans le contexte de l'image numérique, les algorithmes de compression adoptent deux stratégies différentes. D'une part, l'exploitation de la redondance spatiale et temporelle dans le cas des séquences d'images, dues à la corrélation existante entre un pixel et ses voisins. D'autre part, certaines informations contenues dans l'image se révèlent imperceptibles par l'œil humain et peuvent par conséquent être éliminées, c'est ce qu'on appelle la redondance psycho-visuels.

Un schéma de compression intègre non seulement une phase de réduction de la redondance, mais aussi un processus d'extraction de l'information pertinente. La Figure I.4 illustre le principe général d'un système de compression.

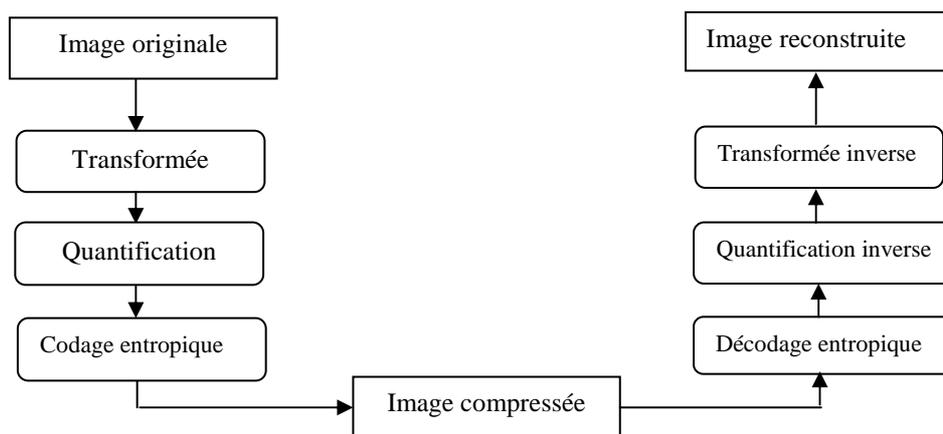


Figure I.4. Les étapes de compression et décompression

- **La transformée (Décorrélation):**

C'est une opération qui consiste à transformer les pixels initiaux en un ensemble de coefficients moins corrélés. Elle permet de réduire la dépendance statistique entre les pixels voisins d'où la réduction du volume des images. C'est une opération réversible.

- **La quantification:**

La quantification représente une étape clé de la compression. C'est une opération dont le but est de réduire le nombre de bits nécessaire pour la représentation des coefficients d'une image, elle peut être scalaire ou vectorielle.

- **Le codage entropique:**

Une fois les coefficients quantifiés, ils sont codés. Un codeur doit satisfaire à priori les conditions suivantes :

-Unicité : deux coefficients différents ne doivent pas être codés de la même façon.

-Déchiffabilité : deux mots de codes successifs doivent être distingués sans ambiguïté.

I.3.2 Mesures de performances en compression [5]

I.3.2.1 Erreur quadratique moyenne (EQM) et Rapport signal sur bruit (PSNR)

Dans un système de compression d'images, l'image compressée est toujours comparée à l'originale pour déterminer son rapport de ressemblance. A côté du critère qualitatif et subjectif (un observateur humain qui déclare deux images identiques), on trouve le critère quantitatif le plus utilisé l'Erreur Quadratique Moyenne "EQM" (Mean Square Error "MSE") ou son équivalent le Rapport signal crête sur bruit PSNR (Peak Signal to Noise Ratio).

L'EQM est définie par:

$$EQM = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (i(x, y) - \hat{i}(x, y))^2 \quad (I.1)$$

avec: M×N: taille de l'image, i: image originale, \hat{i} : image reconstruite.

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255 \times 255}{EQM} \quad (I.2)$$

I.3.2.2 Le taux de Compression (TC)

C'est un outil qui sert à mesurer l'efficacité d'une méthode de compression, en composant sous la forme d'un rapport, la mémoire occupée par l'image comme collection de pixels par la mémoire nécessaire pour stocker l'image sous sa forme compressée [5]:

$$TC = \frac{\text{Taille de l'image compressée}}{\text{Taille de l'image originale}} \quad (\text{I.3})$$

Le taux de compression peut être aussi calculé en exprimant le pourcentage de la quantité compressée de l'image:

$$TC = \left(1 - \frac{\text{taille de l'image compressée}}{\text{taille de l'image originale}}\right) \times 100 \quad (\text{I.4})$$

I.3.2.3 SSIM (Structural SIMilarity)

L'idée du critère SSIM est de mesurer la similitude structurelle entre les deux images numériques, plutôt qu'une différence pixel à pixel comme le fait par exemple le PSNR. La similarité compare la luminance, le contraste et structure entre chaque couple de vecteurs selon l'équation I.5.

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (\text{I.5})$$

Avec:

- x, y : deux vecteurs
- μ_x : la moyenne de x
- μ_y : la moyenne de y
- σ_x : la variance de x
- σ_y : la variance de y
- σ_{xy} : la covariance de x et y
- $c_1 = (k_1L)^2$, $c_2 = (k_2L)^2$: deux variables destinées à stabiliser la division quand le dénominateur est très faible
- L : la dynamique des valeurs des pixels, soit 255 pour des images codées sur 8 bits
- $k_1 = 0,01$ et $k_2 = 0,03$

I.3.2.4 CoC (Correlation COefficient)

Le coefficient de corrélation est une mesure qui détermine le degré des variations entre deux variables associées. L'équation I.6 montre comment calculer ce coefficient entre deux images. La valeur proche de 1 indique que l'image reconstruite est de bonne qualité.

$$CoC = \frac{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} i(x, y) \times \hat{i}(x, y)}{\sqrt{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} i(x, y)^2} \sqrt{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \hat{i}(x, y)^2}} \quad (I.6)$$

i : image originale, \hat{i} : image reconstruite.

Le lecteur pourra consulter la référence [5] pour une étude détaillée sur les critères d'évaluation dans le domaine de la compression des images.

I.4 Revue des méthodes générales de compression

Les techniques de compression se divisent en deux catégories principales: compression sans perte et compression avec perte.

La compression sans perte est une opération totalement réversible, l'image reconstruite correspond intégralement à l'image originale. Les méthodes de cette nature procèdent uniquement à la réduction de la redondance, fournissant de ce fait des performances de compression limitées.

La compression avec perte est considérée comme une opération irréversible, l'image reconstruite étant dégradée par rapport à l'image originale.

I.4.1 Méthodes sans perte

La compression sans perte, aussi appelée codage entropique ou codage réversible, signifie que lorsque des données sont compressées et ensuite décompressées, l'information originale contenue dans les données a été préservée. Les techniques de compression réversibles ont l'avantage de compresser les données sans distorsion. En contrepartie, les taux de compression obtenus ne sont pas importants car limités par l'entropie de la source beaucoup trop élevée.

I.4.1.1 Codage de Huffman

Le codeur de Huffman inventé en 1952, utilise un code de longueur variable pour chacun des éléments de l'information. Cela consiste à analyser l'information pour déterminer la probabilité d'éléments dans l'information, ainsi, les éléments les plus probables sont codés avec moins de bits et les éléments les moins probables sont codés avec un plus grand nombre de bits [6].

Les étapes de l'algorithme sont comme suit:

- 1) Calculer la fréquence d'apparition de chaque symbole.
- 2) Regrouper les deux symboles de plus faible poids pour former un nœud, dont le poids est égal à la somme des poids des deux symboles qui le composent.
- 3) Affecter la valeur 0 au caractère le plus petit et 1 au caractère le plus grand des deux.
- 4) Répéter les deux étapes précédentes en considérant chaque nœud formé comme un caractère, jusqu'à avoir qu'un seul nœud, la racine.

Le code pour chaque symbole initial est alors obtenu en partant de la racine de l'arbre jusqu'aux feuilles.

Le principe est illustré par la Figure I.6. Les résultats montrent que nous avons au total 21 symboles qui sont représentés en octets équivalant à 168 bits. Après la construction de l'arbre de Huffman nous pouvons constater un taux de compression de $\bar{b} = \frac{45}{168}$ de 26, 79%.

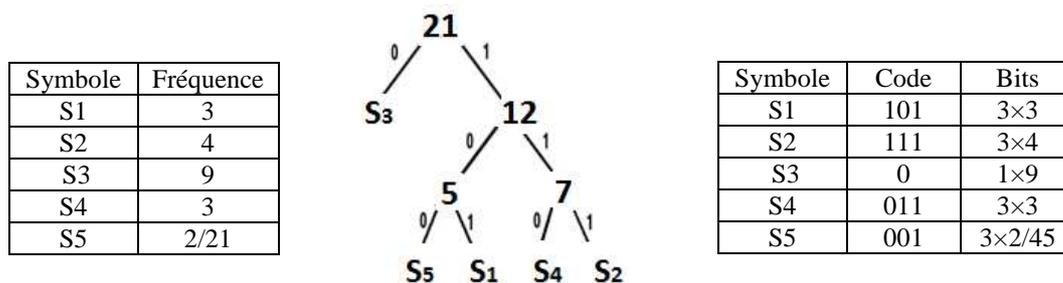


Figure I.6. L'arbre binaire de l'algorithme de Huffman [6]

I.4.1.2 Codage arithmétique

Ce codeur permet de construire un seul mot de code à partir d'une longue séquence arbitraire de symboles. L'algorithme consiste à attribuer un mot de code à chaque ensemble de données. Ces mots de code correspondent à des sous-intervalles semi-ouverts de l'intervalle unité semi-ouvert $[0,1[$. Les codes les plus courts concordent aux sous-intervalles les plus larges c'est à dire aux ensembles de données les plus probables. [7].

L'algorithme de codage arithmétique est composé les étapes suivantes:

- 1) Diviser l'intervalle unité semi-ouvert $[0,1[$ en N sous-intervalles correspondant aux N symboles possibles. La taille de chaque sous-intervalle est relative à la probabilité évaluée que le symbole correspondant soit le suivant dans la suite à coder.
- 2) Sélectionner le sous-intervalle, correspondant au premier symbole de la série à coder et le diviser en N sous-intervalles corrélativement aux probabilités des symboles.
- 3) Refaire l'étape 2 jusqu'au dernier symbole dans la suite à coder.
- 4) Arborer les limites inférieure et supérieure du sous-intervalle correspondant au dernier symbole de la suite par leurs valeurs en fraction binaire et choisir le nombre binaire qui distingue le dernier sous-intervalle.

I.4.1.3 Codage LZW (Lempel-Ziv-Welch)

Cet algorithme réduit la taille des chaînes de caractères. Il est rapide en compression et décompression et ne nécessite pas d'opération à virgule flottante. De par le fait qu'il encode au niveau bit et non au niveau de l'octet, il ne se soucie pas du processeur, et de la manière dont il code les informations.

LZW utilise la substitution des motifs en se basant sur un dictionnaire construit au fil de la compression. Le flot d'information à compresser est découpé en chaînes d'octets. Chaque chaîne est comparée au dictionnaire. Si elle n'est pas présente, elle est stockée. Elle est ensuite écrite dans le flot de sortie compressée [8]. L'exemple suivant permet de mieux comprendre:

	Séquence
	1573157 2557255 1573157 0 070007 2557255 08990899 1573157 08990899
	1573157 est remplacé par code1
	2557255 est remplacé par code2
	070007 est remplacé par code3
	08990899 est remplacé par code4
	Codage
	Code1-code2-code1-0-code3-code2-code4-code1-code4

I.4.1.4 Codage RLE (Run Length Encoding)

Le codage de longueur RLE est l'une des méthodes de compression de données les plus simples. Son principe est d'exploiter les valeurs répétées dans une chaîne de caractères. L'algorithme compte la quantité de répétition consécutive d'un symbole et utilise cette valeur pour représenter la répétition comme illustré par la Figure I.7. Ce principe simple fonctionne mieux sur certains types de données dans lesquels les valeurs répétées sont significatives [9].

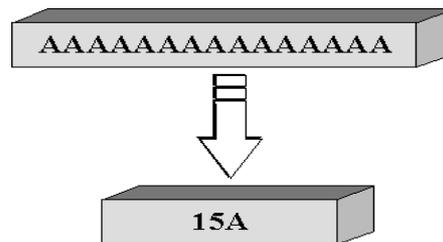


Figure I.7. Compression RLE

I.4.1.5 Codage par prédiction linéaire

Les transformations linéaires ont pour effet de réduire les redondances entre composantes voisines. La prédiction est une autre manière de réduire ces redondances en prédisant les pixels à partir de leurs voisins.

Lorsque la prédiction est effectuée pixel par pixel, on parle de prédiction scalaire. Lorsqu'on effectue la prédiction sur des blocs complets de pixels, il s'agit de prédiction vectorielle. L'une des techniques de prédiction la plus simple est la DPCM (Differential Pulse Code Modulation). Cette technique effectue une prédiction à base d'une combinaison linéaire des valeurs des pixels voisins [10].

➤ Prédiction

Considérons une matrice de pixels :

(1)	(2)	(8)
(9)	.	A	B	C	.	.	.
.	.	D	X				

Nous codons de haut en bas et de gauche à droite. Nous avons donc les valeurs réelles de A, B, C et D. Plusieurs choix s'offrent alors à nous pour réaliser la prédiction de la valeur de X, en prenant en compte un nombre plus ou moins grand de pixels environnants et en leur donnant plus ou moins de poids selon leur proximité.

Le principe général est donc de réaliser une moyenne pondérée, par exemple :

$$\begin{cases} (A + B + C + D) / 4 \\ (2B + 2D + A + C) / 6 \\ (B + D) / 2 \end{cases} \quad (\text{I.7})$$

I.4.2 Méthodes avec perte

Les méthodes avec perte ou irréversibles sont des méthodes qui tirent parti d'une corrélation existante dans l'image. L'information perdue est due à l'élimination de cette redondance, ceci rend possible une compression plus importante. En effet, le codage avec perte se base sur les limites de l'œil humain pour éliminer l'information non perceptible par l'œil [11].

I.4.2.1 Quantification

La quantification fait partie de plusieurs méthodes de compression d'image. L'objectif est de réduire la taille des coefficients de façon que cette réduction n'apporte pas de dégradations visuelles à l'image.

- **Quantification Scalaire (QS)**

La quantification scalaire qui associe à une variable continue une variable discrète pouvant prendre un nombre plus faible et fini de valeurs.

Le principe de la quantification scalaire est donc un rapprochement de chaque valeur du signal aléatoire $x(t)$ par une valeur qui appartient à un ensemble fini de mots de code: $\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$. A toute amplitude x , dans l'intervalle $[x_{i-1}, x_i]$ nous associons un y_i quantifiée valeur située dans cet intervalle [12].

- **Quantification Vectorielle (QV)**

La QV est une généralisation de quantification scalaire pour laquelle l'idée de base est de coder ou de remplacer par une clé des valeurs d'un espace vectoriel multidimensionnel vers des valeurs d'un sous espace discret de plus petite dimension. La réduction nécessite moins

d'espace de stockage et les données sont donc compressées. La réduction vers un sous-espace est habituellement réalisée par une projection, ou en utilisant un dictionnaire [13].

La quantification vectorielle dans sens le plus général est l'approximation d'un signal d'amplitude continue par un signal d'amplitude discrète. Elle peut être vue comme une application Q associant à chaque vecteur d'entrée x de dimension K un vecteur $y=Q(x)$ de même dimension appartenant à un ensemble fini Y appelé dictionnaire de taille finie N tel que: $Y=(y_j, j=1...N)$. Comme montré dans la Figure I.8, la QV se décompose en deux applications : codeur, décodeur.

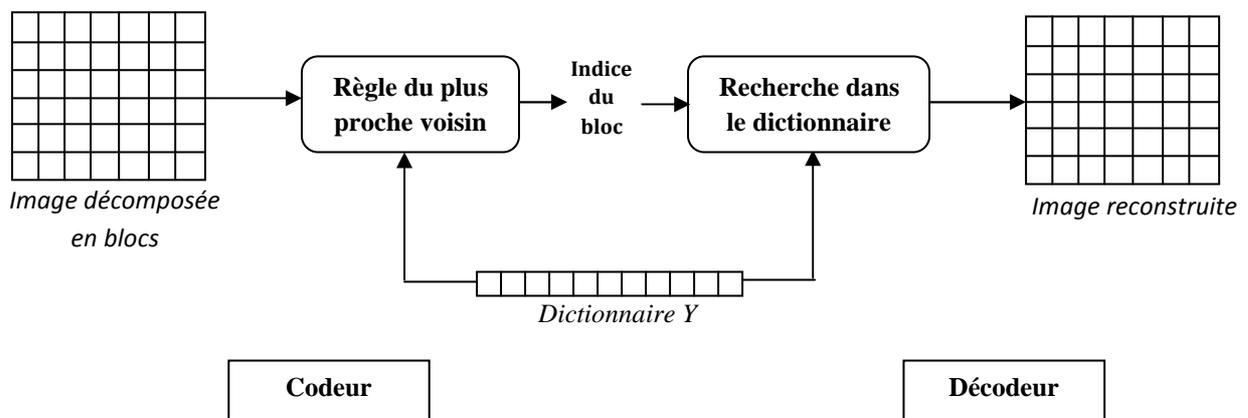


Figure I.8. Principe de la quantification vectorielle[12]

Le rôle du codeur consiste à rechercher, pour tout vecteur X_i du signal en entrée, dans le dictionnaire Y , le code vecteur Y_j le plus proche du vecteur source X . C'est uniquement l'adresse du code vecteur Y_j ainsi sélectionnée qui sera transmise ou stockée.

Le décodeur dispose d'une rubrique du dictionnaire et consulte celui-ci pour fournir le code vecteur d'indice correspondant à l'adresse reçue.

I.4.2.2 Compression Fractale

Cette technique consiste principalement à coder l'image comme une suite de transformations massiques et spatiales basées sur ce qu'on appelle les systèmes de fonctions itérées IFS (Iterated Function System), utilisant l'autosimilarité qui existe entre les blocs de l'image.

Comme le montre la Figure I.9, l'image est partitionnée en blocs R_i appelés blocs destination de taille $B \times B$. Ces derniers sont ensuite comparés à un autre bloc D_i de l'image nommé bloc source, de taille double $2B \times 2B$ [14][15].

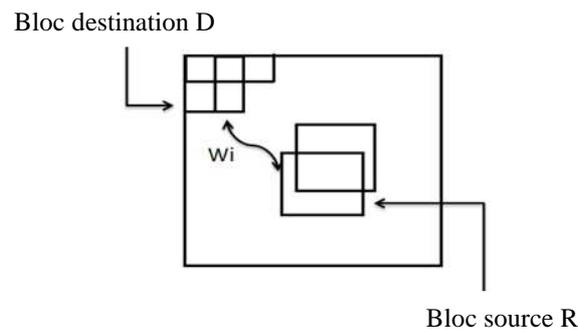


Figure I.9. Illustration de la comparaison entre les blocs source R_i et blocs domaine D_i [15]

Selon l'équation I.8, à partir d'un bloc source D_i il est donc possible d'approximer un bloc R_i , par une transformation de collage massique, où $s \in \mathbb{R}$ et $o \in \mathbb{N}$ sont appelés respectivement facteur d'échelle et facteur de décalage.

$$D_i = a.R_j + o \quad (\text{I.8})$$

Plusieurs modes de partitionnement sont possibles afin de mieux adapter les blocs aux détails de l'image à coder, nous citons entre autres les partitionnements suivants:

- Partitionnement quadtree,
- Partitionnement rectangulaire,
- Partitionnement HV (Horizontal Vertical),
- Partitionnement à base de polygones,
- Partitionnement triangulaire.

I.4.2.3 Codage par ondelettes

Une diversité de méthodes de compression proposées dans ces dernières années sont à la base d'ondelettes, ce qui prouve l'importance de cette transformée dans la compression où l'image est convertie en un ensemble de coefficients ayant une structure hiérarchique en arbre (multirésolution) [16][17].

En particulier les méthodes EZW (Embedded Zerotree Wavelet) et SPIHT (Set Partitioning In Hierarchical Trees), exploitent la dépendance des coefficients inter sous-bandes et sont spécifiquement adaptées aux propriétés multi-échelles. Nous rappelons brièvement ci-dessous les principes de ces algorithmes [18][19][20].

- *Codeur EZW [18]*

C'est un algorithme simple de compression d'image remarquablement efficace, ayant la propriété que les bits du train de bits sont générés par ordre d'importance, produisant un code entièrement intégré. Cet algorithme effectue donc une succession d'approximations par quantifications imbriquées afin de permettre un codage progressif. L'information est ordonnée par précision, amplitude, échelle et localisation spatiale, et est embarquée dans un Arbre de Zéro (Zerotree) spécifiant la carte de signifiante des coefficients. Cet arbre représente l'arbre hiérarchique entre un coefficient d'ondelette et les coefficients correspondant à la même zone de l'image dans la sous-bande de même orientation fréquentielle du niveau de résolution supérieur comme le montre la Figure I.10. Un nœud de l'arbre permet d'indiquer si tous les coefficients qui appartiennent au sous arbre sont inférieurs au seuil de quantification, et le cas échéant évite de les coder.

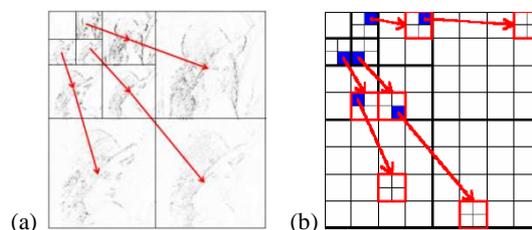


Figure I.10. (a) Dépendance entre sous-bandes (b) Hiérarchie des coefficients[18]

- **Codeur SPIHT [19]**

Similairement au codeur EZW, l'algorithme de codage SPIHT (Set Partitioning In Hierarchical Tree), proposé par Said et Pearlman [19], applique une quantification par approximations successives dans le but d'améliorer la précision de la représentation des coefficients d'ondelettes par codage imbriqué.

Dans cette technique, une partition des coefficients des sous-bandes en sous-ensembles est effectuée, afin de déterminer les coefficients significatifs, mais selon un procédé différent de la méthode EZW. En effet, la technique SPIHT utilise trois listes: une liste des ensembles insignifiants (LIS: List of Insignificant Sets), une liste des coefficients insignifiants (LIP: List of Insignificant Pixels) et une liste des coefficients significatifs (LSP: List of Significant Pixels).

L'algorithme SPIHT se compose de deux passes principales: passe de tri et passe de raffinement, pour coder une image. Les ensembles LIS et LIP sont codés dans le passage de tri tandis que la liste LSP est encodée dans le passage de raffinement.

Notons que le codeur SPIHT est encore très utilisé comme référence pour l'évaluation d'autres méthodes et comme base à d'autres algorithmes

I.4.3 Les normes de compression

I.4.3.1 La norme JPEG [21][22]

La norme JPEG (Joint Photographic Experts Group) a été conçue par le groupe ISO (International Standards Organisation) et le groupe CEI (Commission Electronic International).

Comme illustrée par la Figure I.12, la chaîne de compression de cette norme est décomposée en trois étapes fondamentales: transformée en DCT (Discrete Cosine Transform), quantification et codage.

En effet, la DCT est la clé du processus de compression, permettant de transformer un signal discret bidimensionnel d'amplitude en une information bidimensionnelle de fréquence.

L'étape de quantification consiste à diminuer la précision des fréquences élevées, en divisant chaque élément DCT par l'élément correspondant dans la table de quantification et en l'arrondissant à l'entier le plus proche. Ainsi beaucoup d'éléments deviendront nuls ou très faibles et occuperont donc moins de place. Enfin, un codage entropique des coefficients quantifiés est appliqué, composé des codeurs: DPCM, Huffman et RLE.

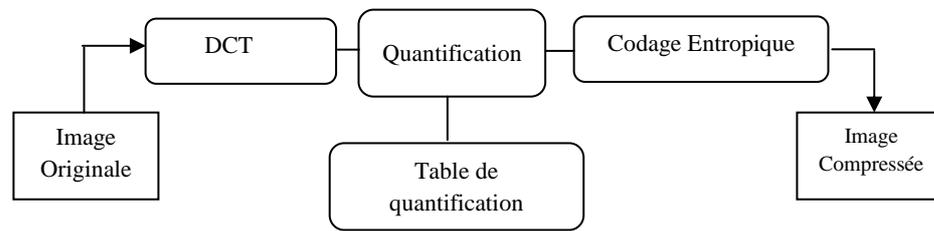


Figure I.11. Chaîne de codage de l'algorithme JPEG

I.4.3.2 La norme JPEG2000 [23][24]

Le codage d'une image par la méthode JPEG2000 s'effectue en quatre étapes principales: les trois étapes classiques en compression d'image (Transformation, Quantification, Codage) plus une étape de prétraitement de l'image (Transformée de couleur) qui a pour but de rendre l'opération de codage plus efficace. Ces différentes étapes sont illustrées par la Figure I.10.

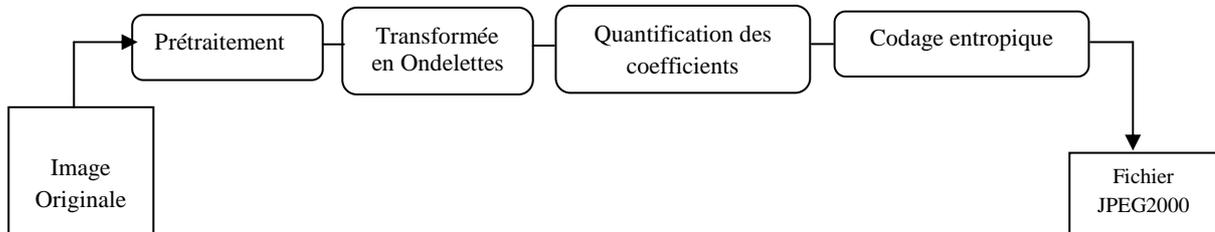


Figure I.12. Diagramme de la chaîne de codage de l'algorithme JPEG2000

- **Transformée couleurs**

JPEG2000 permet de traiter des images multi-composantes. A partir des trois composantes RVB (Rouge Vert Bleu), on effectue un changement de cet espace vers un espace luminance-chrominance pour satisfaire deux critères: une décorrélation des composantes afin d'obtenir une compression efficace.

- **Transformée en ondelette discrète**

C'est ici que JPEG2000 est radicalement différent de JPEG. Alors que le JPEG utilisait une transformée en cosinus discrète, JPEG2000 utilise les Ondelettes. A la différence de la DCT, la DWT ne fournit pas une méthode de décomposition unique. Rappelons que la transformation en ondelettes discrète (DWT) bidimensionnelle repose sur la notion d'analyse multirésolution d'une image. La norme JPEG2000 exploite cette flexibilité en donnant le choix entre des ondelettes.

- **Quantification**

Lors d'un codage avec perte, la précision sur les coefficients d'ondelette obtenus à l'étape précédente est réduite par ce qu'on appelle une quantification scalaire uniforme. En effet, on ne conserve qu'un ordre de grandeur plus ou moins précis des coefficients (précisions que la norme permet d'affecter un pas de quantification différent à chaque sous-bande).

- **Codage entropique**

Le codage entropique du JPEG2000 est de type arithmétique adaptatif avec contexte, EBCOT (Embedded Block Coding with Optimized Truncation). Le codage d'un bloc consiste à parcourir les coefficients du code-block par plan de bits, du bit de poids le plus fort (MSB: Most Significant Bit-planes) au bit de poids le plus faible (LSB: Least Significant Bit-planes) comme le montre la Figure I.13. Par conséquent, le flux binaire formé, avec la hiérarchie inhérente, peut être enregistré ou transféré à un débit binaire donné sans détruire l'intégrité du contenu de l'image.

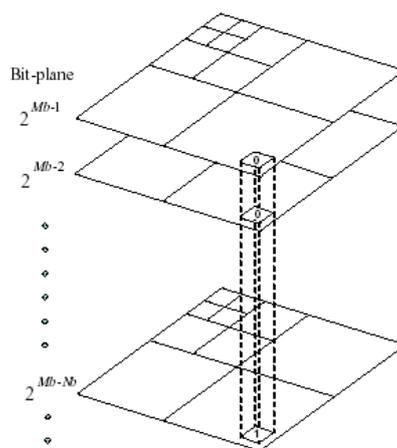


Figure I.13. Plans de bits formés à partir des coefficients des ondelettes quantifiés

I.5 Conclusion

Les technologies actuelles d'acquisition d'images médicales sont à l'origine de l'augmentation importante des volumes de données à gérer, stocker et à transférer, d'où le besoin pour une compression de ces données, de plus en plus efficace.

Dans ce chapitre, nous avons fait un tour d'horizons d'une manière très succincte sur les méthodes de compression les plus utilisées et les plus sollicitées à l'heure actuelle.

Nous avons noté clairement qu'il s'agit souvent de deux familles de méthodes de compression à savoir les techniques de compression sans pertes et avec pertes. La première famille est dite réversible dans le sens où les données reconstruites sont tout à fait identiques aux données originales. Tandis que la deuxième famille de méthodes, admet une certaine perte d'information, jugée non significative, au détriment d'un taux de compression élevé.

Les algorithmes de compression classiques ne permettant plus d'atteindre des performances suffisantes en matière de réduction des volumes d'information, de nouveaux algorithmes notamment basés sur la décomposition en ondelettes ont vu le jour. Ils offrent des solutions bien adaptées à la gestion des gros volumes pour une perte acceptable de la qualité de l'image. Actuellement, la compression des images médicales est effectuée sans perte ou presque sans perte d'information en vue d'assurer l'intégrité des données et éviter des erreurs de diagnostic dues à la dégradation de la qualité de l'image après décompression.

Chapitre II

Compression par DCT,
EZW et SPIHT

II.1 Introduction

Dans le domaine de compression, il est nécessaire de développer un système qui produit un haut degré de compression tout en préservant une qualité meilleure de l'image.

Il existe diverses techniques de transformation utilisées pour la compression des données. Les plus connues et couramment utilisées sont la transformée en cosinus discrète (DCT: Discrete Cosine Transform) et la transformée en ondelettes discrètes (DWT: Discrete Wavelet Transform). La transformée en DCT possède une propriété de compactage à haute énergie et nécessite moins de ressources informatiques. D'autre part, DWT est une transformation multi-résolutions et améliore considérablement la qualité d'image à un taux de compression important.

Parmi les codeurs basés sur la notion de multi-résolutions, nous avons le codeur EZW (Embedded Zerotree Wavelet) qui a été prouvé être l'un des meilleurs schémas pour comprimer des données d'image décomposées en ondelettes. Les symboles sont générés systématiquement en définissant un motif de balayage et des symboles prédéterminés transformant une image en un flux de bits avec une précision cumulative. Nous avons aussi la technique SPIHT (Set Partitioning In Hierarchical Trees) qui est un algorithme de compression d'image dont l'idée est de coder des groupes de coefficients d'ondelettes sous forme d'arbre à zéro.

II.2 La transformée en DCT (Discrete Cosine Transform)

La transformée en DCT est le noyau de la méthode de compression JPEG. Deux variantes sont utilisées par la norme JPEG: la DCT (généralement appelée simplement la DCT) est utilisée pour compresser les images et la DCT inverse (IDCT) est utilisée pour décompresser l'image [17].

La DCT est en réalité la moitié réelle de la transformée de Fourier discrète (DFT: Discrete Fourier Transform). La DFT s'applique sur le plan complexe (parfois appelé le plan gaussien) et présente à la fois une composante réelle de numéro (le terme cosinus) et une composante imaginaire de numéro (un terme sinus).

La DCT transforme l'ensemble des valeurs d'entrée en un ensemble de coefficients de fonctions cosinus avec des fréquences croissantes. En d'autres termes, la DCT prend dans un ensemble de valeurs qui portent l'information et renvoie un ensemble de valeurs portant la même information, mais dans un domaine différent.

Comme le montre la Figure II.1, on peut présenter la DCT comme une matrice de 8×8 éléments. L'élément (0,0) est appelé composante DC (Direct Component) ou coefficient continu. Il représente la valeur moyenne des éléments avant transformation et est le plus grand coefficient de la matrice. Les autres éléments sont les composantes AC (Alternative Component) qui représentent l'amplitude des fréquences spatiales (horizontales et verticales), et plus on s'éloigne de la composante DC plus cela concerne des fréquences élevées.

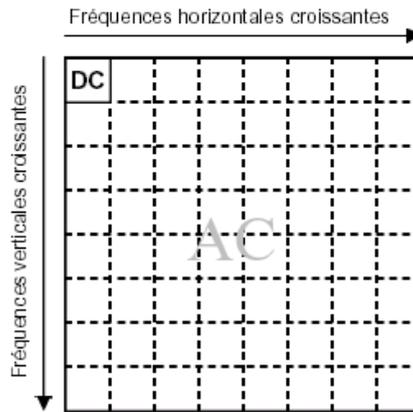


Figure II.1. La DCT d'une fenêtre 8×8 [17]

La transformation inverse de la DCT permet de restituer les données de départ (en l'absence d'erreurs d'arrondis). Les formules de la DCT bidimensionnelle et de son inverse sont les suivantes:

▪ **DCT:**

$$F(u,v) = \alpha(u)\alpha(v) \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) \cos\left[\frac{(2x+1)u\pi}{2N}\right] \cos\left[\frac{(2y+1)v\pi}{2N}\right] \text{ pour } x, y=0,1,\dots,N-1 \quad (\text{II.1})$$

▪ **DCT inverse:**

$$f(x, y) = \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} \alpha(u)\alpha(v) F(u,v) \cos\left[\frac{(2x+1)u\pi}{2N}\right] \cos\left[\frac{(2y+1)v\pi}{2N}\right] \text{ pour } x, y=0,1,\dots,N-1 \quad (\text{II.2})$$

$$\text{Avec } \alpha(u) = \begin{cases} \left(\frac{1}{N}\right)^{1/2} \\ \left(\frac{2}{N}\right)^{1/2} \end{cases}$$

$f(x, y)$: représente une valeur de l'image initiale pour x et y donnés.

$F(u, v)$: représente les coefficients de la DCT.

N : représente la taille d'un bloc.

II.3 La transformée en ondelettes DWT (Discrete Wavelet Transform) [20]

La transformée en ondelette (DWT) est une transformation orthogonale comme la DCT, sauf que l'on utilise des fonctions appelées ondelettes. L'idée sous-jacente est une analyse suivant la résolution ou l'échelle des données. En effet, la transformée en ondelettes décompose le signal (image) en différentes sous-bandes dont chacune possède sa propre fonction d'orientation spatiale qui peut être utilisée efficacement pour le codage d'image.

La DWT décrit le processus de décomposition multi-résolution en termes d'expression de l'image dans une base de fonctions ondelettes. Les fonctions d'ondelettes sont bien localisées spatialement que fréquemment.

En analyse par ondelettes 1D, on distingue deux fonctions: l'ondelette mère ϕ et la fonction d'échelle ψ .

Les versions dilatées selon m et translatées selon n de la fonction d'échelle, se révèlent à un filtre passe bas selon l'équation II.3. Celles de l'ondelette mère consistent à un filtre passe haut.

$$\Psi_{mn}(x) = \frac{1}{\sqrt{m}}\psi\left(\frac{x-n}{m}\right) \quad (\text{II.3})$$

Avec: m, n des réelles.

En analyse 2D, on peut définir une fonction d'échelle séparable:

$$\psi(x_1, x_2) = \psi(x_1)\psi(x_2) \quad (\text{II.4})$$

Ainsi que trois ondelettes directionnelles:

$$\begin{cases} \phi^H(x_1, x_2) = \psi(x_1)\phi(x_2) \\ \phi^V(x_1, x_2) = \phi(x_1)\psi(x_2) \\ \phi^D(x_1, x_2) = \phi(x_1)\phi(x_2) \end{cases} \quad (II.5)$$

Où : ϕ^H, ϕ^V, ϕ^D sont respectivement des ondelettes horizontale, verticale et diagonale. L'application de ces fonctions permet de décomposer l'image en quatre sous-bandes telle que les coefficients d'ondelettes correspondent aux pixels des différentes sous-images.

Généralement, la décomposition est appliquée itérativement de façon à engendrer une décomposition pyramidale dyadique (Figure II.2). La Figure II.3 montre l'étape de la reconstruction qui correspond à l'étape de décomposition de la Figure II.2.

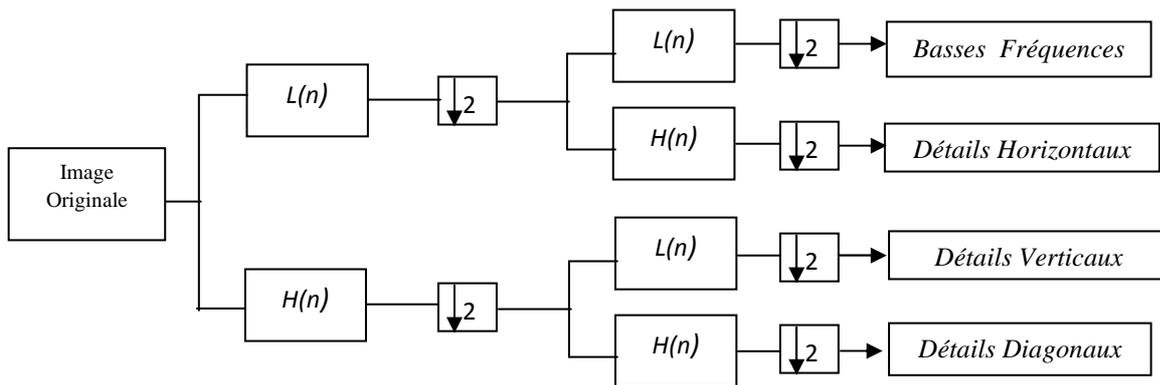


Figure II.2. Décomposition multi-résolution d'une image par ondelettes[20]

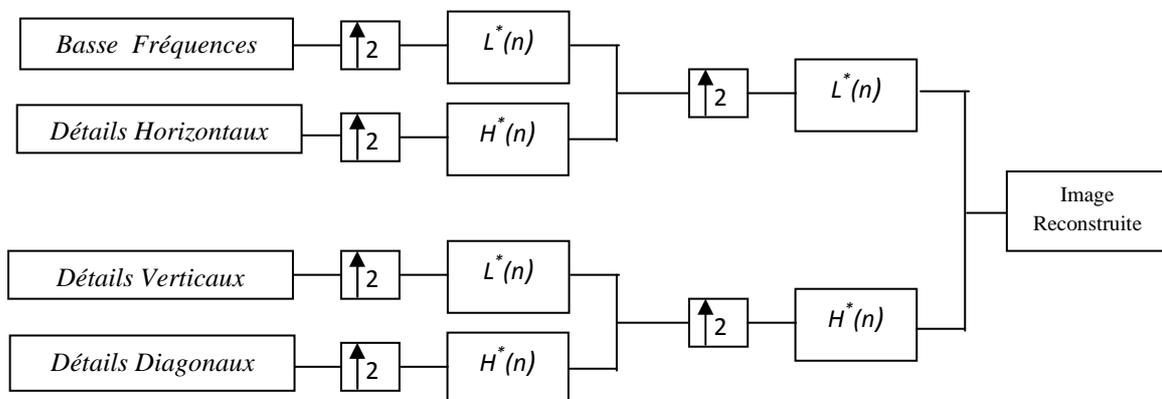


Figure II.3. Reconstruction d'une image par ondelette inverse[20]

III.4 Codeur EZW

II.4.1 Introduction

La transformée en ondelette permet, comme décrit précédemment, de représenter les images sous forme de coefficients ordonnés en bandes de fréquences. Pour la compression d'images, la transformée représente le premier point de la chaîne de compression, afin de décorrélérer l'information. Cette décorrélation est suivie par une quantification et un codage entropique.

La méthode de codage progressif connue sous le nom de: Embedded Zerotree Wavelet coding (EZW), proposée par Shapiro, est une méthode simple et très efficace de compression d'image par ondelettes. Elle a démontré sa puissance dans les deux formes de compression (avec et sans perte d'informations) depuis son élaboration en 1993 [18]. Plusieurs variantes de ce type de codage ont été proposées par différents chercheurs dans le domaine. On peut citer par exemple le SPIHT (Set Partitioning in Hierarchical Tree) réalisé par A. Said et W. Pearlman [19] qui est la variante la plus populaire du EZW.

II.4.2 Principe du EZW [18]

La méthode EZW exploite les propriétés multi-résolution de la transformée en ondelettes se basant sur un algorithme moins complexe avec de très bonnes performances.

L'algorithme EZW utilise d'abord la transformée en ondelettes DWT pour la décomposition d'une image où à chaque niveau i , la sous-bande de fréquence spatiale la plus basse est divisée en 4 sous-bandes supplémentaires pour le prochain niveau supérieur $i+1$, c'est-à-dire LL_{i+1} , LH_{i+1} , HL_{i+1} et HH_{i+1} .

L'algorithme utilise l'idée de la carte de signifiante comme une indication pour savoir si un coefficient particulier signifiant ou non signifiant, par rapport à un niveau de quantification donné. Cela signifie que si un coefficient d'ondelettes à une échelle grossière ou au niveau le plus élevé est insignifiant (quantifié à zéro) par rapport à un seuil donné T , alors tous les coefficients d'ondelettes de même orientation au même emplacement spatial, à des échelles inférieures suivantes sont vraisemblablement nulles par rapport à T . Le coefficient à échelle grossière est appelé parent tandis que les coefficients à l'échelle suivante et les échelles dans la même orientation spatiale sont appelés enfants (voir Figure II.4).

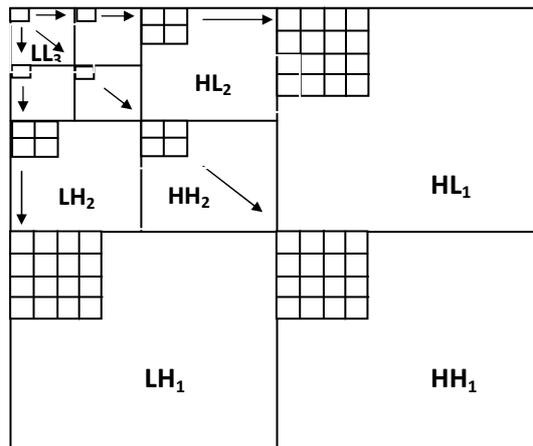


Figure II.4. Les dépendances parents-enfants des sous-bandes dans EZW[18]

Pour construire ce qu'on appelle l'arbre à zéro, l'algorithme EZW analyse les coefficients d'ondelettes, sous-bande par sous-bande en zigzag (voir Figure II.5). Les coefficients parents sont scannés avant tous leurs enfants en analysant d'abord tous les parents voisins. Chaque coefficient est comparé au seuil de courant T . Un coefficient est significatif si son amplitude est supérieure à T . Un tel coefficient est ensuite codé en utilisant l'un des symboles négatifs significatifs (NEG) ou positifs significatifs (POS). Le symbole ZTR (Zero Tree Root) est utilisé pour désigner qu'un coefficient inférieur à T , avec tous ses enfants dans la structure de données de l'arbre de zéro également en dessous de T . Le symbole IZ (Isolated Zero) signifie qu'un coefficient inférieur à T , avec un des ses enfants n'est pas inférieur à T . La Figure II.6 résume le principe du codage.

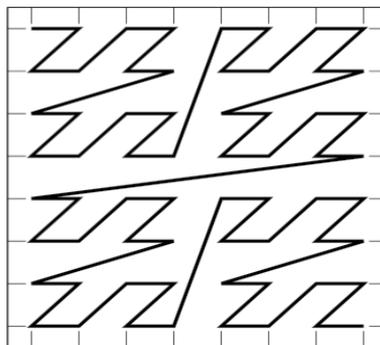


Figure II.5. Parcours des coefficients en zigzag dans EZW[18]

Pour des coefficients significatifs, le EZW code en outre les valeurs de coefficients en utilisant un schéma de quantification d'approximation successive (SAQ: Successive Approximation Quantization). Le codage est effectué par plan de bits et le principe d'approximations successives conduit à un flux binaire intégré (Embedded). Ce principe de Embedded permet à l'encodeur d'arrêter le codage des données d'image à n'importe quel taux cible souhaité. De même, le décodeur peut arrêter le décodage en tout point, ce qui entraîne une qualité d'image produite au flux de bits tronqué des données d'image. Enfin, les coefficients dans le flux de bits sont codés sans perte en utilisant le codage arithmétique adaptatif.

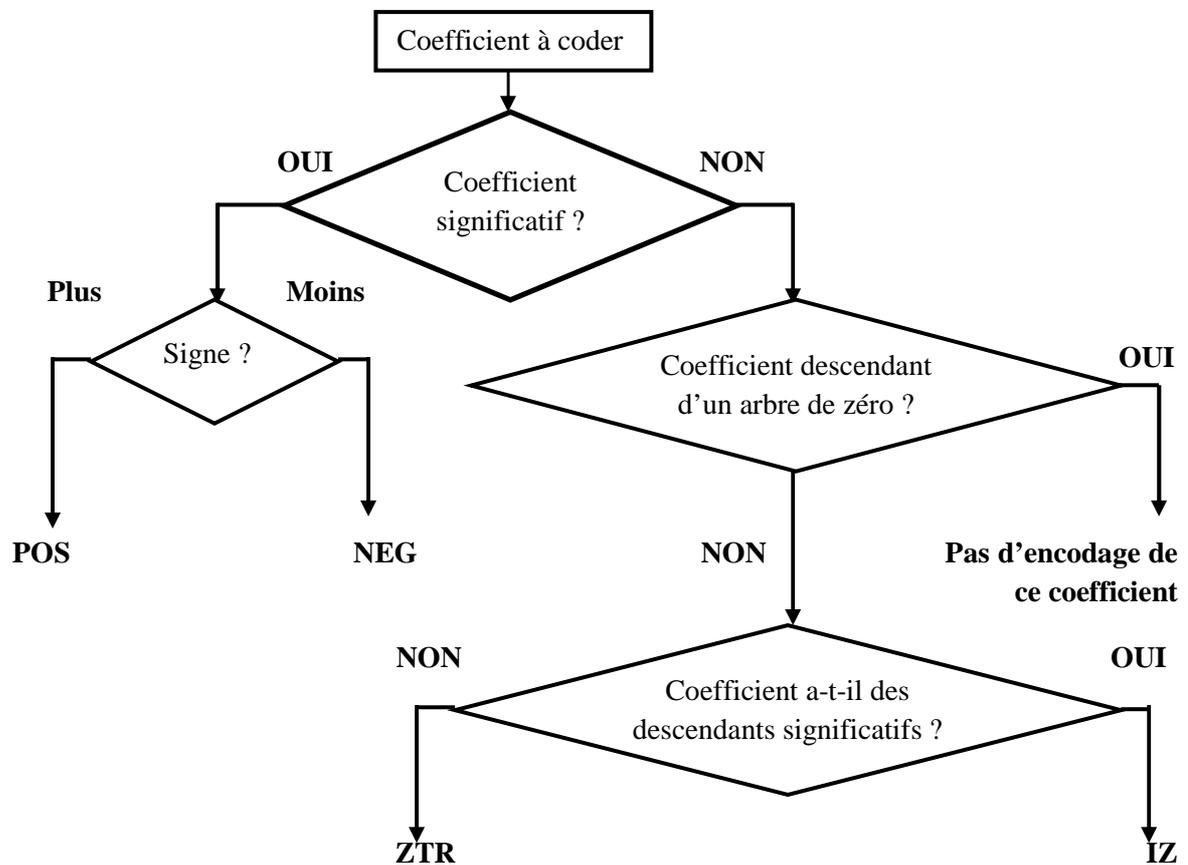


Figure II.6. Encodage d'un coefficient par une carte de signifiante [18]

III.4.2.1 Algorithme EZW [43]

Dans l'algorithme EZW, chaque analyse comporte deux passages:

- **Passage dominant:**

Cette étape consiste à déterminer le coefficient (pixel) au-dessus d'un certain seuil, qui n'a pas encore été jugé significatif dans le même ordre relatif que l'analyse initiale. Dans ce passage dominant on divise les valeurs des pixels dans les quatre catégories suivantes: POS, NEG, IZ, ZTR. Seulement les coefficients significatifs sont ajoutés à une liste de subordonnés pour la quantification et ces coefficients sont alors mis à zéro pour le prochain passage dominant.

- **Passage subordonné (raffinement):**

Après chaque passage dominant, un passage subordonné est alors effectué sur la liste des subordonnés, qui contient toutes les valeurs de pixels précédemment jugées significatives. Le passage subordonné effectue une quantification de la valeur des pixels qui permet la compression.

L'algorithme EZW, encode les coefficients d'ondelettes C_{ij} après des balayages répétés selon l'ordre montré par Figure II.5, comme suit:

- 1) Initialisation du seuil: $T_0 = 2^{\lceil \log_2(\text{MAX}(C_{ij})) \rceil}$
- 2) Les coefficients d'ondelettes $|C_{ij}|$ sont balayés et comparés au seuil courant T_i
Selon le résultat de comparaison, attribuer un des 4 symboles suivants: POS, NEG, ZTR, IZ (Voir la Figure II.6).
- 3) Raffinement de chaque coefficient significatif et application d'une quantification scalaire uniforme selon le seuil courant T_i
- 4) Décrémenter le seuil $T_{i+1} = T_i/2$
- 5) Aller à l'étape 2

II.5 Codeur SPIHT

L'algorithme de codage SPIHT (Set Partitioning In Hierarchical Trees) est parmi les algorithmes les plus connus et les plus utilisés dans le domaine de la compression [19]. C'est une amélioration de l'algorithme EZW, il a été proposé initialement par Saïd et Pearlman en 1996 pour le codage des coefficients d'ondelettes. Il a été ensuite utilisé pour la compression d'autres types de données telles que les signaux électrocardiogrammes (ECG), et les signaux vidéos.

La méthode SPIHT utilise les similarités entre les coefficients d'ondelettes des différentes échelles. L'organisation en arbre hiérarchique des coefficients est utilisée pour effectuer un tri partiel des coefficients, de manière à coder en priorité ceux de forte énergie. En effet, l'algorithme suppose la décroissance d'énergie des coefficients pour les plus hautes résolutions/fréquences dans l'arbre hiérarchique. Ainsi des coefficients non significatifs dans les basses fréquences ont de fortes chances d'avoir des enfants non significatifs dans les hautes fréquences et ceux possédant une énergie importante ont généralement des enfants possédant moins d'énergie. Ces hypothèses sont utilisées par SPIHT afin de réduire le débit binaire du tri. La Figure II.7 illustre l'arbre utilisé dans le cadre de l'algorithme SPIHT.

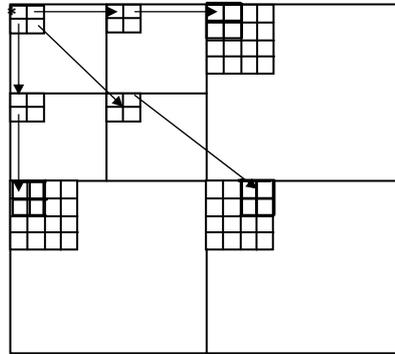


Figure II.7. Relations parents-enfants dans la méthode SPIHT [19]

II.5.1 Principe générale

Les principes de base de SPIHT sont les suivants:

- Organisation partielle par amplitude des coefficients d'ondelettes selon une quantification par approximations successives.
- Partitionnement en des arbres hiérarchiques à chaque seuil appliqué. Les arbres sont triés sur la base de leur signification en deux catégories d'arbres (Type A et Type B) et un ordonnancement par raffinement des coefficients significatifs.

Les différents ensembles utilisés par cet algorithme sont les suivants:

- $O(i, j)$: ensemble des coordonnées de tous les enfants du nœud (i, j)
- $D(i, j)$ Ensemble des coordonnées de tous les descendants du nœud (i, j) (type A d'arbres de zéros).

- $L(i, j) = D(i, j) - O(i, j)$ (type B d'arbre de zéros) (petits-enfants et leur éventuelle descendance)

Les règles de partitions sont les suivantes :

- a) La partition initiale est formée des ensembles $\{(i, j)\}$ et $D(i, j)$, pour tous $(i, j) \in LL_n$ qui ont un descendant. Dans chaque groupe de coefficients 2×2 dans la dernière sous bande LL_n , un des coefficients n'a pas de descendances.
- b) Si $D(i, j)$ est significatif alors il est découpé en $L(i, j)$ plus 4 ensembles $D(l, m)$ d'un seul élément avec $(l, m) \in O(i, j)$.
- c) Si $L(i, j)$ est significatif alors il est partitionné en 4 sous-ensembles $D(l, m)$ avec $(l, m) \in O(i, j)$

II.5.2 Algorithme de codage

L'algorithme de codage de SPIHT est basé sur la structure de données suivante:

- La liste des coefficients significatifs (LSP)
- La liste des coefficients non significatifs (LIP)
- La liste des ensembles non significatifs (LIS)

Initialement, la liste LSP est définie comme une liste vide. Tous les coefficients dans la sous-bande de plus basse fréquence sont placés dans LIP. Les nœuds racine avec les descendants sont mis dans LIS.

Comme pour l'algorithme EZW, deux passes de codage qui sont le passage de tri et le passage de raffinement sont alors effectuées dans le codeur SPIHT. Au cours du passage de tri, un test de signification est effectué sur les coefficients selon l'ordre dans lequel ils sont stockés dans LIP. Les éléments de LIP qui se révèlent significatifs par rapport au seuil sont transférés vers le LSP. Un test de signifiante est ensuite effectué sur les ensembles dans le LIS. Ici, si un ensemble dans LIS se révèle significatif, l'ensemble est supprimé de la liste et est divisé en quatre éléments simples et un nouveau sous-ensemble. Ce nouveau sous-ensemble, est ajouté à LIS et les quatre éléments sont ensuite testés et déplacés vers LSP ou LIP, selon qu'ils sont significatifs ou insignifiants par rapport au seuil.

Dans le passage de raffinement, un autre bit de précision est ajouté à la grandeur des coefficients dans LSP. Enfin, le seuil est divisé par deux et le codage SPIHT est répété.

- **Algorithme SPIHT:**

Début

Initialisation : $T_0 = 2^{\lceil \log_2(\text{MAX}(|C_{ij}|)) \rceil}$

1) **Passage de tri**

Pour chaque ensemble (i,j) dans LIP **Faire**

Envoyer $S_n(i,j)$

Si $S_n(i,j) = 1$

 Déplacer C_{ij} dans LSP

 Envoyer le signe de C_{ij}

Fin Si

Fin Pour

Pour chaque entrée de LIS **Faire**

Si l'entrée est de type A

 Envoyer $S_n(D(i,j))$

Si $S_n(D(i,j)) = 1$

Pour chaque $(k,l) \in O(i,j)$ **Faire**

 Envoyer $S_n(k,l)$

Si $S_n(k,l) = 1$, ajouter (k,l) dans LSP et envoyer le signe de C_{kl}

Si $S_n(k,l) = 0$, ajouter (k,l) à la fin de LIP

Fin Pour

Fin Si

Sinon (Type B)

 Envoyer $S_n(L(i,j))$

Si $S_n(L(i,j)) = 1$

 Ajouter les $(k,l) \in O(i,j)$ à la fin de LIS en type A.

 Supprimer (i,j) de LIS.

Fin Si

Fin Si

Fin Pour

$$S_n(E) = \begin{cases} 1 & \text{si } \text{Max } |c_{i,j}| \geq 2^n \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

2) **Passage de raffinement**

Pour chaque (i,j) de LSP, sauf ceux ajoutés dans le dernier passage de tri **Faire**

 Envoyer le $n^{\text{ème}}$ bit significatif des coefficients C_{ij}

Fin Pour

3) **Décrémentation de n par 1, Aller à l'étape 2.**

Fin.

II.6 Revue de littérature

Plusieurs travaux existant dans la littérature se sont basés sur les transformées DCT et DWT. En plus, des études comparatives et des approches hybrides ont prouvé l'utilité des codeurs imbriqués: EZW et SPIHT.

II.6.1 Performances des codeurs imbriqués EZW et SPIHT

Les auteurs de l'article [25] ont présenté différents types d'algorithmes de compression d'image basés sur les ondelettes: EZW, SPIHT et EBCOT. Les avantages et les inconvénients de chaque méthode ont été étudiés.

Chaque algorithme peut être bien adapté à différentes images basées sur les besoins de l'utilisateur. D'après les auteurs, la comparaison des performances de ces algorithmes de compression est difficile à moins que des jeux de données et des mesures de performance identiques ne soient utilisés.

taille du fichier original	Ondelettes	Méthode de compression	MSE	PSNR	BPP	CR	Taille du fichier en sortie
48kb	Haar	EZW	1.069	47.84	21.5808	89.92	20.9
	Db		1.069	47.84	21.5807	89.92	20.9
	Sym		1.169	47.45	21.1860	88.28	21.0
	Coif		1.150	47.52	21.1946	88.31	21.0
	Bior		1.069	47.84	21.5813	89.92	20.9
	Rbio		1.069	47.84	21.5813	89.92	20.9
	Dmey		1.170	47.45	21.1189	88.00	21.0
	Haar	SPIHT	19.060	35.33	10.1888	42.45	19.7
	Db		19.060	35.33	10.1887	42.45	19.7
	Sym		19.370	35.26	9.8649	41.10	19.9
	Coif		19.700	35.19	9.8542	41.06	19.9
	Bior		19.060	35.33	10.1892	42.46	19.7
	Rbio		19.060	35.33	10.1892	42.46	19.7
	Dmey		19.300	35.28	9.7058	40.44	19.9
34.7 kb	Haar	EZW	7.693	39.27	8.4811	35.34	13.1
	Db		7.693	39.27	8.4811	35.34	13.1
	Sym		6.320	40.12	6.6194	27.58	13.3
	Coif		6.242	40.18	6.5197	27.17	13.2
	bior		7.693	39.27	8.4817	35.34	13.1
	Rbio		7.693	39.27	8.4817	35.34	13.1
	Dmey		5.477	40.75	5.4788	22.83	12.2
	Haar	SPIHT	13.960	36.68	5.5291	23.04	12.4
	Db		13.960	36.68	5.5291	23.04	12.4
	Sym		11.250	37.62	4.2567	17.74	12.9
	Coif		12.580	37.13	4.1749	17.40	12.7
	Bior		13.960	36.68	5.5295	23.04	12.4
	Rbio		13.960	36.68	5.5295	23.04	12.4
	dmey		9.637	38.29	3.4783	14.49	12.8

Table II.1. Résultats de codage pour EZW et SPIHT utilisant différents types d'ondelette[26].

Dans l'étude menée dans [26], les auteurs ont examiné la performance des codeurs imbriqués de compression à base d'ondelettes EZW et SPIHT. Ces méthodes combinent le seuillage par étapes et la quantification progressive, en mettant l'accent sur un moyen plus efficace d'encoder les coefficients d'image afin d'obtenir un meilleur rapport de compression. Dans leurs expérimentations, une multitude de types d'ondelettes a été utilisée. D'après un tableau comparatif (voir la Table II.1) en termes de PSNR et taux de compression, présenté dans ce papier, les meilleures performances obtenues par les deux méthodes EZW et SPIHT étaient avec les ondelettes de Haar et Daubechies sachant que l'algorithme SPIHT surpasse le EZW.

Dans leur article [27], les auteurs ont analysé trois techniques de compression à base d'ondelettes qui sont: EZW, SPIHT et STW (Spatial orientation Tree Wavelet). Ces techniques ont été appliquées sur certaines images médicales. L'évaluation de la performance a été faite sur la base de paramètres objectifs tels que : le PSNR et MSE (erreur quadratique moyenne) en plus de certains autres paramètres prenant en considération le volume de gain en compression tels que: le CR (taux de compression) et le BPP (bit par pixels).

L'algorithme STW est basé sur le mode de transition d'état. D'un seuil à l'autre, les emplacements des valeurs transformées subissent des transitions d'état. Les transitions d'état modales permettent au STW de réduire le nombre de bits nécessaires au codage. La différence entre STW et EZW est que STW utilise une approche différente pour coder les informations d'arbre zéro et l'organisation de sortie de codage.

Dans cette étude comparative [27], réalisée sur plus de 300 images médicales IRM de taille 512×512, cinq images de test ont été présentées. D'après les résultats présentés dans la Table II.2, les techniques EZW et SPIHT sont très compétitives à la technique SWT en termes valeurs de PSNR mais la technique SPIHT surpasse les autres techniques en termes de débit binaire.

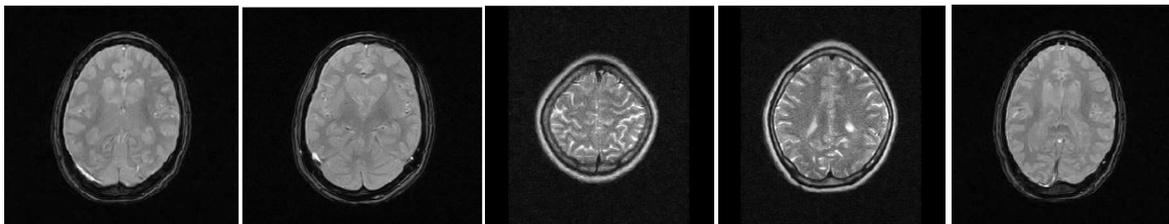


Figure II.8. Images de tests utilisées dans [27]

Séquence d'image	Taux de Compression			PSNR			BPP		
	SPIHT	STW	EZW	SPIHT	STW	EZW	SPIHT	STW	EZW
1	7.29	10.98	11.15	39.58	41.24	40.37	0.584	0.879	0.892
2	7.21	10.85	10.09	39.06	41.13	39.74	0.872	0.868	0.577
3	4.76	7.18	7.17	40.79	42.30	41.42	0.38	0.575	0.574
4	4.66	7.03	7.13	41.07	42.32	41.74	0.37	0.563	0.571
5	4.72	7.07	7.09	40.93	42.29	41.57	0.388	0.566	0.567
Moyenne	5.728	8.622	8.526	40.286	41.856	40.968	0.5188	0.6962	0.6362

Table II.2. Résultats comparatifs présentés dans [27]

D.Ravichandran et ses collaborateurs [28], ont présenté un travail dont l'objectif était d'étudier, d'évaluer et analyser l'efficacité des techniques de compression à base d'ondelettes. L'étude concernait quatre méthodes: EZW, SPIHT, STW (Spatial-orientation Tree Wavelet) et WDR (Wavelet Difference Reduction).

L'algorithme WDR est un codeur de compression d'image basé sur des ondelettes qui a été conçu et développé par James S. Walker [29]. Dans cet algorithme WDR, au lieu d'utiliser un arbre de zéro, chaque coefficient dans une pyramide d'ondelettes décomposée, reçoit un indice de position linéaire. La sortie du codage WDR peut être compressée arithmétiquement.

L'algorithme WDR se compose principalement de quatre étapes. Une transformée en ondelettes est d'abord appliquée à l'image. Une première étape d'initialisation: un balayage en zigzag à travers les sous-bandes des niveaux supérieur et inférieur est effectué et un seuil initial T_0 est choisi. Une deuxième étape consiste à mettre à jour le seuil: Soit $T_k = T_{k-1} / 2$. L'étape suivante est le passage de signification où les valeurs sont considérées comme significatives si elles sont supérieures ou égales à la valeur de seuil. Le procédé de réduction de différence consiste essentiellement en un codage binaire du nombre d'étapes à parcourir de l'indice de la dernière valeur significative à l'indice de la valeur significative courante. La sortie du passage de signification comprend les signes de valeurs significatives ainsi que les séquences de bits, générées par la réduction de différence, qui décrit les emplacements précis des valeurs significatives. Après, la passe de raffinage génère les bits raffinés via la procédure de quantification de plan de bits standard comme le procédé de raffinement dans la méthode

SPHIT. Chaque valeur raffinée est une meilleure approximation d'une valeur de transformation exacte [30].

Une analyse comparative entre ces algorithmes est réalisée sur la base des paramètres de performance tels que le PSNR), MSE, CR et débit binaire (BPP). Les tests ont été effectués sur des images médicales de différentes modalités incluant : Radiologie, IRM, Echographie et Tomodensitométrie.

Le filtre biorthogonal (bior4.4) a été utilisé pour décorréler les coefficients de l'image à compresser avec une décomposition en ondelettes à trois niveaux, ensuite des simulations à l'aide des codeurs SPIHT, EZW, STW et WDR ont été implémentés. Les résultats obtenus ont montrés l'efficacité des codeurs qui admettent d'aboutir des valeurs de PSNR importantes allant jusqu'à 46,118 dB pour le EZW et STW et de taux de compression très satisfaisants.

II.6.2. Techniques de compression hybrides basées sur DWT et DCT

Dans [31], Aree ali Mohammed a proposé un algorithme pour compresser l'image médicale. Cette méthode est basée sur la combinaison des deux transformées: DWT et DCT. Cette hybridation avait pour but d'atteindre de meilleurs taux de compression. Dans cette méthode, tout d'abord l'image en mode RVB est chargée puis convertie en mode Luminance-Chrominance YCbCr. Puis, la transformée en ondelettes DWT est ensuite appliquée pour obtenir la bande d'approximation 8x8. Dans l'étape suivante, la transformée en cosinus discrète directe est appliquée à l'image suivie d'une quantification. Afin d'obtenir uniquement des valeurs positives des coefficients, une modulation par impulsions discrètes (DPCM) et un codage à décalage de variable ont été appliqués. La procédure inverse est appliquée pour décompresser l'image. Les résultats obtenus dans cet article ont révélé que cette méthode est capable de préserver la qualité de l'image si le facteur de quantification est inférieur à 0,5.

Parveen Banu [32], a présenté une nouvelle méthode de compression d'image qui est une combinaison de trois algorithmes. Dans cette méthode, l'image couleur originale est tout d'abord convertie en composantes de luminance-chrominance YCbCr. Une décomposition de niveau de la composante de luminance est alors réalisée à l'aide de la transformée en ondelettes de Daubechies. D'autre part, la transformée d'ondelettes par schéma lifting est appliquée aux composantes de chrominance. Le codeur de Huffman est utilisé pour coder les sous-bandes de l'image approximée et les détails pour obtenir l'image compressée. L'image d'approximation étant moins corrélé, nécessite plus de bits binaires contrairement aux composantes de détails qui sont moins corrélées. Le rapport de compression (CR), le bit par

pixel (BPP) et le PSNR sont utilisés pour comparer la performance de l'image proposée. Cette méthode permet d'obtenir un taux de compression plus élevé pour les images en couleur de différentes tailles.

Bheshaj Kumar [33], a proposé un algorithme de compression d'image en combinant la technique JPEG avec des techniques de réduction de symboles à l'aide du codage de Huffman pour obtenir un taux de compression plus élevé. Cet algorithme consiste à convertir l'image couleur en niveaux de gris. Dans l'étape suivante, l'image est divisée en un bloc de 8x8 sous-blocs. La transformée de cosinus discrète (DCT) est alors appliquée à chaque sous-bloc. Les coefficients obtenus sont quantifiés et les coefficients moins significatifs sont mis à zéro tel que l'ordre en zig-zag a été appliqué pour obtenir les coefficients par ordre croissant de fréquences. Enfin, le codeur entropique est appliqué. Les résultats ont prouvé que les taux de compression obtenus dans ce schéma surpassent ceux du schéma JPEG original.

Dans [34], les chercheurs ont présenté un algorithme basé sur la combinaison de la transformation DCT et DWT. Dans leur schéma, l'image couleur est aussi convertie en un modèle YCbCr (luminance-chrominance). Après avoir divisé l'image en blocs de 32x32, chaque sous-image subit alors une transformation en ondelettes 2D pour obtenir la sous-bande d'approximation. Ces coefficients DWT sont transformés par la DCT à 8 points. La quantification est appliquée en mettant les composantes de hautes fréquences à zéro. Afin d'obtenir une dégradation minimale, une amélioration par le filtre Laplacien est effectuée avec le codage arithmétique. Les résultats de la simulation montrent que ce schéma a obtenu un taux de compression plus élevé sans affecter la qualité de l'image. Les effets de blocs et les faux contours peuvent également être minimisés dans ce schéma.

Dans [35], un nouvel algorithme pour atteindre un taux de compression plus élevé en utilisant un seuil différent pour les sous-bandes LL et HH. La transformée de cosinus discrète a été appliquée aux deux composantes LH et HL pour maintenir la qualité de l'image. Dans cette méthode, les transformées DWT et DCT filtres par le schéma Lifting avec un codage d'entropie ont été utilisés pour obtenir une meilleure qualité et un taux de compression élevé pour être utilisé dans l'imagerie médicale.

Dans le travail présenté dans [36], les auteurs comparent la performance de compactage énergétique des deux transformées DCT et DWT, ils observent que les deux transformations fournissent une performance de compactage d'énergie comparable. Dans le cas de compression des images médicales où il est fondamental de ne pas détériorer la qualité de l'image, les auteurs proposent d'hybrider les trois techniques: DWT, DCT et Huffman. L'image médicale est décomposée en sous-bandes en un niveau d'échelles, par transformées

en ondelettes DWT. La transformée en DCT est ensuite appliquée sur la sous-bande lissée LL suivie du codeur entropique de Huffman. Les autres sous-bandes de détails subissent un codage entropique par la méthode de Huffman. Un ensemble d'expériences a été réalisé sur différentes images médicales DICOM et il a été observé que la méthode proposée donne une meilleure qualité d'image et des taux CR élevés.

La méthode proposée dans [37] pour la compression des images, exploite la robustesse des deux techniques dans le domaine de transformation: DCT et DWT, pour obtenir plus de performances. L'idée de base est de réaliser une transformée DWT à 1 niveau de l'image de suivie d'une autre transformée DWT mais appliqué seulement sur les sous-bandes HH dans le but de minimiser les distorsions. Enfin une transformée en DCT est appliquée sur les coefficients de ces sous-bandes HH. Les résultats obtenus de cet algorithme montrent des valeurs supérieures en termes de PSNR.

II.6.3. Techniques de compression hybrides utilisant EZW et SPIHT

Dans [38], une approche hybride basée sur l'algorithme de codage EZW et la méthode sans perte de Huffman, a été proposée. L'objectif de cette hybridation est d'assurer une amélioration en termes de taux de compression. Donc, après avoir effectué une transformée en ondelettes DWT par schéma Lifting. Dans le codage de Huffman, aucune chaîne binaire est préfixe de toute autre chaîne ainsi chaque code est décodable de manière unique.

Le travail présenté dans [39], traite de la sécurité de l'image avec la compression. Un algorithme se basant sur la technique de compression EZW a été proposé pour fournir la sécurité avec la compression d'image. Le processus commence donc par une compression de l'image à l'aide de la technique EZW. La séquence de sortie de EZW est convertie en données 2D et sur cette ligne de données 2D, l'algorithme de brouillage de colonne a été appliqué.

Dans son article [40], Zhang Wei propose une technique pour la compression d'image qui utilise le codage d'image à base d'ondelettes en combinaison avec le codeur de Huffman pour une compression ultérieure afin de réduire le nombre de bits utilisés en codage. Les résultats expérimentaux obtenus montrent que, par rapport à l'algorithme EZW, l'algorithme hybride proposé peut améliorer l'efficacité de codage d'image.

Kančelkis [41], a proposé une nouvelle approche pour l'analyse en quadtree dans le spectre d'ondelettes d'une image numérique. Le schéma développé peut être appliqué à toute procédure itérative de codage d'images basée sur un arbre de zéros, c'est-à-dire à l'algorithme EZW et l'algorithme SPIHT. Le point clé de la proposition est qu'à chaque itération, le schéma génère des valeurs d'information binaires pour l'ensemble des racines quadtree et

rassemble des données sur la signification des descendants respectifs. Des performances extrêmement élevées de l'approche proposée sont démontrées à l'aide de l'algorithme EZW appliqué à des coefficients d'ondelettes entières Le Gall.

L'approche présentée dans [42] (NMEZW: New Modified Embedded Zerotree Wavelet), consiste à exploiter les principales règles de classification utilisées dans EZW et l'algorithme EZW modifié (MEZW: Modified Embedded Zerotree Wavelet) présenté dans [43]. La nouvelle modification distribue l'entropie entre huit symboles au lieu de quatre dans EZW et six dans MEZW. En outre, les symboles générés sont regroupés en plan binaire avant le codage entropique, ce qui est un passage supplémentaire mis en œuvre dans MEZW. Les résultats de codage d'image NMEZW sont comparés à ceux obtenus par les algorithmes EZW, MEZW, SPIHT.

Dans [44], les chercheurs se sont focalisés sur l'utilisation de l'algorithme de compression d'image basé sur les ondelettes EZW. Ils ont obtenu un flux de bits avec l'amélioration de l'exactitude de l'algorithme EZW en raison de l'établissement sur le codage progressif pour comprimer une image. Tous les résultats numériques obtenus sur des images fixes et complexes ont prouvé que la méthode est rapide, robuste et efficace pour la mettre en œuvre avec une compression significative.

Un schéma de compression pour les images hyperspectral, basé sur un algorithme d'ondelettes d'arbre de zéro binaires (BEZW: Binary Embedded Zerotree Wavelet), a été proposé dans [45]. Ce schéma est lié à une nouvelle définition de la structure arborescente. Dans ce schéma, on adapte la transformée de Karhunen-Loève (KLT: Karhunen-Loève Transform) et la transformée d'ondelettes discrètes (DWT) pour obtenir une transformation hybride réversible entière en trois dimensions et décorrélérer des données spectrales et spatiales. L'algorithme 3D-BEZW compresse les images hyperspectrales en implémentant le codage par plan de bits progressif où les trains de bits sont ordonnés en fonction de leur importance, de sorte que la fidélité de reconstruction soit soumise à l'ensemble des plans binaires récupérés. Les résultats obtenus ont montré que les performances de compression 3D-BEZW sont comparables tout en utilisant les meilleurs algorithmes prédictifs avec un des coûts de calcul minimaux.

L'article [46] se concentre sur le développement d'un algorithme de compression efficace pour compresser une image avec perte en utilisant un codeur imbriqué EZW amélioré. Cet algorithme a la propriété que les bits dans le flux de bits sont générés séquentiellement, fournissant un code intégré complet fournissant des résultats de compression compétitifs avec presque tous les algorithmes de compression connus. En utilisant la compression avec perte,

les méthodes de décomposition en ondelettes à niveaux multiples ont été implémentés afin de sélectionner les transformées les plus efficaces et d'améliorer encore les performances de compression.

Pour la compression de signaux ECG, l'article [47] présente un algorithme basé sur la décomposition en valeur singulière (SVD: Singular Value Decomposition) et la méthode EZW. Dans une étape initiale de prétraitement pour une décorrélation, l'approche proposée utilise une matrice de rang inférieur sur une matrice de données ECG bidimensionnelle 2D en utilisant la SVD. Ensuite, la méthode EZW est effectuée pour une compression finale. L'algorithme proposé a été testé sur l'enregistrement d'arythmie, les évaluations des résultats ont montré que cet algorithme atteint des taux de compression jusqu'à 24,25:1, avec une bonne qualité des signaux reconstruits. Il a été ainsi déduit que l'approche est très efficace et flexible dans la compression de différents types de signaux ECG avec une distorsion de signal inférieure basée sur différentes évaluations de fidélité.

Dans l'approche présentée dans [48], l'algorithme standard EZW a été modifié de trois manières. Tout d'abord, la sous-bande HH contenant des informations moins importantes comparée aux autres sous-bandes, a été ignorée et toutes ses valeurs ont été mises à zéro. Successivement, les sous-bandes HH, HL et LH sont ignorées. En raison de la propriété de la décomposition en ondelettes et en ignorant certaines de ses sous-bandes, le nombre total de symboles produits a été réduit d'une marge significative. Par conséquent, si toutes ces trois sous-bandes sont ignorées, alors la longueur de la séquence de codage sera moins élevée, donnant un taux de compression élevé au détriment d'une baisse de la qualité. En troisième lieu, deux symboles ajoutés sont utilisés pour les coefficients positifs et négatifs. Ces trois schémas ont été utilisés sur des données décomposées en ondelettes 'bior4.4' se basant sur le schéma lifting. Les résultats de la simulation montrent que les algorithmes proposés présentent de résultats satisfaisants par rapport à la plupart des travaux qui existent dans la littérature.

L'article [49] présente une étude bibliographique sur diverses améliorations apporté à l'algorithme SPIHT. Ils ont constaté que l'algorithme SPIHT est une technique vraiment efficace et largement utilisée car elle offre de nombreux avantages, c'est un codeur très simple et entièrement intégré avec une transmission d'image progressive. Ainsi, diverses améliorations au SPIHT ont été proposées dans les années précédentes en termes de vitesse, redondance, qualité, besoin de mémoire et taux de compression.

Dans [50], un algorithme nommé DCSPIHT combine trois techniques différentes: DCT, DWT et SPIHT pour obtenir une meilleure compression et ce en tirant profit des avantages des trois

méthodes. La transformée DCT est une technique plus efficace pour la composante basse fréquence et le SPIHT permet de fournir de meilleur résultat pour la composante haute fréquence. Dans cette approche, l'image originale a été soumise à une transformée DCT, puis la matrice obtenue est décomposée en utilisant une transformée en ondelettes biorthogonale, enfin les coefficients obtenus sont compressés en utilisant le codage SPIHT. Les résultats expérimentaux ont montré que l'approche permet d'obtenir des résultats comparables au codeur original SPIHT.

Une méthode SPIHT modifiée proposée dans [51], permet l'utilisation à la fois des relations intra et inter-sous-bandes en se basant sur un arbre d'orientation spatiale qui est défini dans une pyramide construite avec un fractionnement récursif à quatre sous-bandes. Chaque nœud de l'arbre correspond à un pixel et est identifié par la coordonnée de pixel. Ses descendants directs (progéniture) correspondent aux pixels d'une même orientation spatiale dans le niveau inférieur suivant de la pyramide. L'arbre est défini de telle sorte que chaque nœud n'a pas de descendants (les feuilles) ou possède quatre descendants, qui forment toujours un groupe de 2×2 pixels adjacents. Une amélioration en qualité pour les images reconstruites a été aboutie.

Dans [52], il a été proposé un algorithme SPIHT modifié nommé MSPIHT, pour la compression d'image médicale. L'approche présentée distribue l'entropie différemment de l'algorithme conventionnel SPIHT et optimise également le codage. En effet, la différence entre l'algorithme MSPIHT et l'algorithme SPIHT réside dans le processus de test d'insignifiance utilisé pour l'ensemble de tous les descendants d'un nœud et la procédure de codage utilisée pour les symboles des bits sortants. Comparé aux algorithmes SPIHT et JPEG2000, ils ont obtenu des résultats significatifs en termes de PSNR et de taux de compression, sans affecter le durée de codage,

Afin d'analyser les performances du SPIHT, les deux types d'ondelettes : CDF9/7 et Bior4.4 ont été utilisées, dans [53]. Les performances ont été évaluées en termes PSNR et taux de compression. Une étude plus approfondie du SPIHT à l'aide de l'ondelette CDF9/7 et du codeur Huffman sur des images en niveaux de gris, a montré que le SPIHT utilisant l'ondelette CDF9/7 avec un codeur entropique par la technique de Huffman, donne une meilleure qualité d'image et un meilleur rapport de compression.

Le travail présenté dans [54], s'est intéressé à une étude comparative entre deux méthodes de compression d'images avec perte : SPIHT et SPIHT modifié, en utilisant des images médicales d'échographies. La méthode de codage SPIHT modifiée utilise une liste pour stocker les coordonnées des coefficients d'ondelettes contrairement au SPIHT qui se base sur de trois listes. L'arbre de construction spatiale définissant la relation spatiale sur la pyramide

hiérarchique est caractérisé par une récursivité à quatre sous-bandes. Une comparaison entre les méthodes: SPIHT et SPIHT modifié démontre que cette méthode produit des taux de PSNR prometteurs à des débits binaires faibles et un temps de codage/décodage réduit.

Dans [55], pour compresser les images médicales, une hybridation utilisant le SPIHT a été présentée. L'image a été divisée en deux régions Région d'intérêt (ROI) et Non région d'intérêt (NON-ROI). La partie ROI est compressée en utilisant les deux techniques sans perte: Huffman et le codage arithmétique, tandis que la partie NON-ROI est comprimée en utilisant SPIHT avec perte. Les performances ont été évaluées en termes de taux de compression et de temps d'exécution pour les deux codeurs: Huffman et arithmétique. Les taux de compression pour les schémas de compression par Huffman et le codeur arithmétique sont comparables. En termes de temps d'exécution, ils ont constaté que le codage arithmétique surpasse le codage Huffman pour les parties ROI de petites tailles.

II.7 Conclusion

Dans ce chapitre, une étude bibliographique a été menée sur la transformée en cosinus discrète (DCT), la transformée d'ondelettes discrètes (DWT) et les techniques dites imbriquées: EZW et SPIHT, notamment pour la compression d'images médicales.

Dans le domaine médical, les techniques actuelles de compression évoluent vers des méthodes de plus en plus variées et intègrent des solutions diverses issues de différentes disciplines. Des systèmes de codage adaptatif incluant des techniques basées région d'intérêt, sont de plus en plus courants. Le prochain chapitre fera l'objet d'une étude détaillée sur les méthodes basées ROI. Nous étalerons un état de l'art lié à la compression adaptative basée ROI, permettant l'utilisation de la région d'intérêt, cela en abordant quelques travaux liés à ce type de compression.

Chapitre III

Techniques
adaptatives pour la
compression des
images médicales:
État de l'art

III.1 Introduction

Les techniques d'imagerie médicale sont de plus en plus sophistiquées, rapides et précises. Plus l'imagerie est précise, plus les données acquises sont volumineuses et complexes, il est donc indispensable de disposer d'outils performants pour la transmission et le stockage de ces images.

Dans une clinique, les appareils d'imagerie continuent de générer plus de données par patient, souvent 1000 images ou 500 Mo de volume de données. Ceux-ci nécessitent un stockage à long terme et une transmission efficace. Les systèmes de compression actuels ont des taux de compression élevés si la perte de qualité est abordable. Cependant, les médecins ne tolèrent jamais d'avoir des pertes d'informations au niveau des régions relatives aux diagnostics, appelées région d'intérêt ROI (Region Of Interest). Ainsi, une approche qui permet un taux de compression élevé avec une bonne qualité dans le ROI est nécessaire.

Plusieurs techniques de compression adaptative c'est-à-dire basées région d'intérêt ROI (Region Of Interest) existent, répondant chacune à certains critères: difficulté de mise en œuvre, efficacité de codage, vitesse d'exécution, degré de conservation,... selon l'utilisation de l'image. La plupart des codeurs actuels se basent sur un codage sans perte ou presque sans perte (Les données restituées sont presque identiques aux données originales).

Nous étalerons dans ce qui suit les méthodes récentes présentes dans littérature pour la compression des images basées région d'intérêt ROI.

III.2 Compression d'image basée région d'intérêt

Chaque région dans une image peut avoir plus ou moins d'importance dans le processus de diagnostic. Par exemple, une partie de cerveau peut être séparée en deux zones distinctes: la zone du cerveau qui est utile pour établir un diagnostic médical et de l'arrière-plan de l'image, qui ne fournit aucune information utile. Afin d'améliorer les taux de compression globaux de l'image, les méthodes de codage basées régions d'intérêt (codage ROI) permettent d'ajuster la précision de codage pour adapter les informations de diagnostic présent dans l'image (les données de la partie ROI sont compressées par un codage réversible tandis que les autres données restantes sont codées en utilisant des techniques irréversibles). Les régions d'intérêt sont définies soit manuellement ou bien après une segmentation automatique ou semi-automatique.

III.2.1 Compression des images médicales numériques multi-régions d'intérêt [56]

Ce travail présente une méthode de compression d'images médicales basée sur plusieurs régions d'intérêts, en particulier des images vasculaires, où une haute résolution spatiale et la sensibilité au contraste est nécessaire dans des domaines tels que la sténose. L'image vasculaire est divisée en: première région d'intérêt (PROI), les régions d'intérêts secondaires (SROI) et l'arrière-plan.

La PROI peut être par exemple une sténose du vaisseau et elle est identifiée manuellement par le radiologue. La SROI est divisée en d'autres parties ou régions dont le niveau est plus important, est représenté par les vaisseaux. Les autres niveaux sont les tissus et la région arrière-plan est considérée comme le dernier niveau.

Le PROI est une principale région d'une image qui peut être annotée manuellement par le radiologue, ou automatiquement par système de détection assisté par ordinateur (CAD).

La SROI est détectée automatiquement par un algorithme de croissance de régions 3D.

La méthode de compression adaptative proposée dans ce travail, compresse ces multiples ROIs avec perte, sans perte ou avec une grande précision (presque sans perte), selon le degré d'intérêt de chaque région.

La PROI contient des informations importantes, donc cette région devrait être maintenue sans aucune perte d'information. La mesure de la sténose joue un rôle important pour le diagnostic ainsi la sténose représente un bon candidat pour la partie PROI. Par conséquent, une technique sans perte est appliquée sur cette partie.

Le SROI est divisé en plusieurs sous régions. La première sous région est l'arbre artériel, les autres sous régions peuvent représenter les os et d'autres tissus dans le corps.

Cet algorithme a été appliqué sur les images des artères périphériques et les résultats ont été comparés avec le standard JPEG2000. La taille des images compressées a été réduite jusqu'à 67 %.

Dans la partie SROI, il existe certaines informations cliniques dans cette région considéré comme, donc une compression avec perte avec un faible taux de compression est adoptée pour cette région. Toute zone, située en dehors du corps humain, représente l'arrière plan. Elle ne contient pas les données pertinentes, elle est donc compressée avec un taux de compression très élevés.

La Figure III.1 présente une image originale avec sa version décompressée montrant les différentes zones d'intérêt. Dans cette figure, la partie PROI est compressée sans perte, tandis

qu'une méthode avec perte est appliquée pour compresser les parties: SROI et l'arrière plan. Les taux de compression pour: PROI, SROI et l'arrière plan sont respectivement: 1:1, 10:1 et 25:1, avec des valeurs de PSNR égaux à 44,064 db et 39,064 db pour SROI et l'arrière plan.

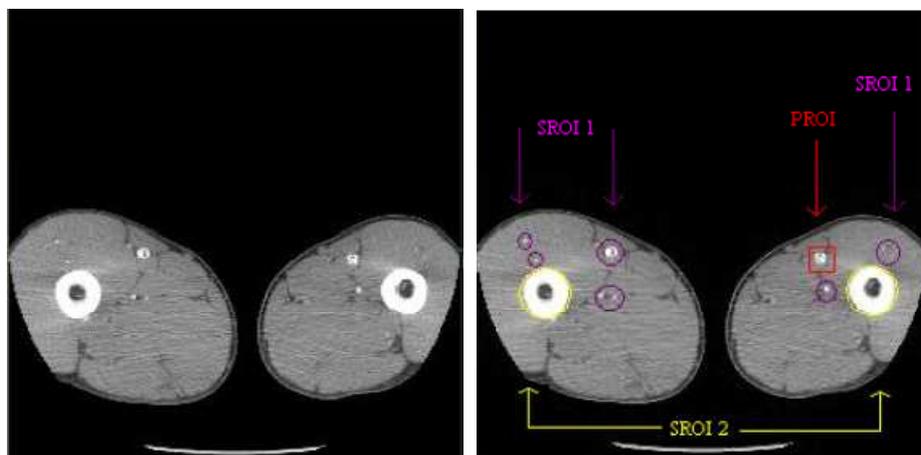


Figure III.1. Image originale et image reconstruite avec taux de compression dans PROI 1:1, SROI 10 :1, Arrière plan 25 :1[56]

III.2.2 Application de la méthode MAXSHIFT à l'image IRM dans la télémédecine [57]

Dans ce travail [57], les auteurs ont opté pour l'implémentation de l'approche MAXSHIFT. Le développement était basé sur les points suivants :

- Les médecins préfèrent utiliser une décision subjective pour déterminer la région qui est considérée comme importante pour eux et de délimiter la région d'intérêt par un clic de souris.
- Les pixels qui représentent les données nécessaires au diagnostic sont importants pour les praticiens.
- Le besoin de compression pour une transmission rapide.

La méthode MAXSHIFT, comparée à la méthode d'échelle générale (voir les figures: III.2, III.3 et III.4), supporte l'utilisation d'un masque et sans sa reproduction au décodeur. Ainsi, il est possible pour l'encodeur d'inclure une sous-bande entière, par exemple dans le masque de ROI et donc envoyer une version à basse résolution de l'arrière-plan à une étape précoce de transmission progressive. Cela se fait par la mise à l'échelle de tous les coefficients quantifiés

de l'ensemble de la sous-bande. En d'autres termes, l'utilisateur peut décider dans quelle sous-bande il commencera à décoder la partie ROI et par conséquent, il n'est pas nécessaire d'attendre le décodage complet de la partie ROI avant de recevoir toute information de l'arrière-plan.

Background	ROI	Background
MSB	8	MSB
	7	
	6	
	5	
	4	
	3	
	2	
	1	

Figure III.2. ROI et l'arrière plan au même niveau [57]

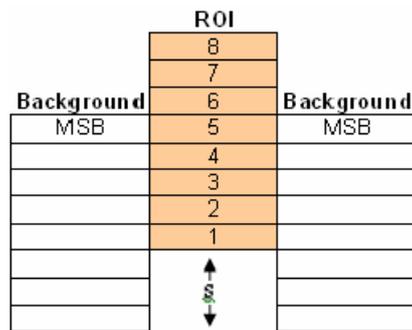


Figure III.3. Méthode d'échelle générale [57]

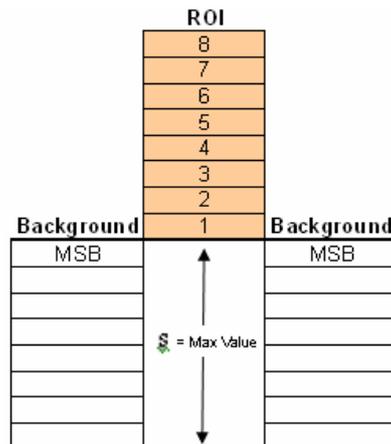


Figure III.4. Méthode MAXSHIFT [57]

Les résultats obtenus dans cette approche, évalués subjectivement et objectivement, ont montré que le standard JPEG2000, basé sur la transformée en ondelette DWT avec le codage de ROI par la méthode MAXSHIFT, est une méthode robuste pour la conservation des données diagnostic dans l'image ainsi que la transmission progressive.

Un gain de près de 21 dB est atteint avec un temps minimal de transmission. Cependant, le degré de compression dépend de la structure anatomique et de la complexité des informations de diagnostic dans l'image en tenant compte d'un niveau de taux de compression avant d'archiver les images cliniques, sinon les informations essentielles seront perdues.

III.2.3 Méthode de détection automatique et de codage en région d'intérêt pour la transmission des images IRM [58]

Dans cette approche [58], un schéma de codage d'image IRM basé région d'intérêt (ROI) est proposé. Ce système utilise la méthode de codage d'image ROI: MAXSHIFT, supportée dans le standard de codage d'image JPEG2000. Une méthode de détection automatique de ROI est également présentée. Les résultats des expériences montrent que la méthode proposée offre de bonnes performances.

Il existe deux types de méthodes de codage ROI dans le standard JPEG2000. Dans le type I, la norme prend en charge la méthode MAXSHIFT. Pour le type II, la norme JPEG2000 est étendue pour la spécification des facteurs d'échelle arbitraire de ROI. Cette méthode est désignée comme méthode basée d'échelle générique [59].

La valeur d'échelle de la méthode basée sur la mise à l'échelle générique est arbitrairement choisie par le codeur. Comme toute valeur mise à l'échelle est supportée, cette méthode permet un contrôle précis sur l'importance relative entre ROI et BG (Background).

En phase de codage, la méthode basée sur la mise à l'échelle générique permet un codage partiel de la BG avant le codage de l'ensemble du ROI. Toutefois, cette méthode doit transmettre la forme des informations de ROI à un coût supplémentaire de codage.

Dans le codage d'image basée ROI, le masque de ROI est utilisé pour représenter la forme des informations de ROI. Ce masque doit être une matrice binaire qui a la même taille que l'image originale et utilise de différentes valeurs pour étiqueter les deux régions: ROI et BG. Les bits représentant la valeur d'échelle attribuée au ROI et le masque ROI doivent être ajoutés au flux binaire avant de coder l'image.

La méthode MAXSHIFT peut être considérée comme un cas particulier de la méthode basée échelle générique lorsqu'il existe une restriction sur la valeur d'échelle.

Pour réaliser la méthode MAXSHIFT, la valeur d'échelle s doit satisfaire $s \geq \max(Mb)$ où Mb est le nombre maximum de grandeur du plan de bit.

Les avantages de la méthode MAXSHIFT par rapport à la méthode basée d'échelle générique est que le codage arbitraire de la forme de ROI est désormais possible sans qu'il soit nécessaire de coder les informations de forme de ROI au niveau du codeur et sans avoir besoin de calculer le masque ROI au niveau du décodeur. Au décodeur, chaque coefficient supérieur ou égal à s doit appartenir à la partie ROI et donc, tous les coefficients plus petits que s doivent appartenir à l'arrière plan BG (Background). La seule chose que le décodeur doit faire, c'est la baisse d'échelle des coefficients de réception ROI. Par conséquent, en utilisant la méthode MAXSHIFT, forme arbitraire de codage ROI peuvent être supporté dans JPEG2000.

La limite principale de la méthode MAXSHIFT est qu'il n'y a pas de contrôle flexible de l'importance relative entre ROI et BG en ajustant les valeurs d'échelle. Cela signifie que le bit de flux ROI est placé devant le bit de flux BG, aucune information sur les coefficients de BG ne peut être reçue par le décodeur jusqu'à ce que les coefficients ROI soient entièrement décodés.

D'après les auteurs dans [58], pour une image IRM, il n'existe pas d'information utile en dehors du ROI. La Figure III.5 montre les images en utilisant le codage ROI pour différentes coupes de l'image IRM. Au niveau de la coupe1, la partie ROI occupe moins de 10% de l'image entière. Par conséquent, seulement 10% de la zone d'image peut être transmise. Le décodeur reconstruit en premier la partie ROI lors du décodage du plan de bits. Il permettra d'améliorer le taux, en particulier pour la partie ROI de petite taille.

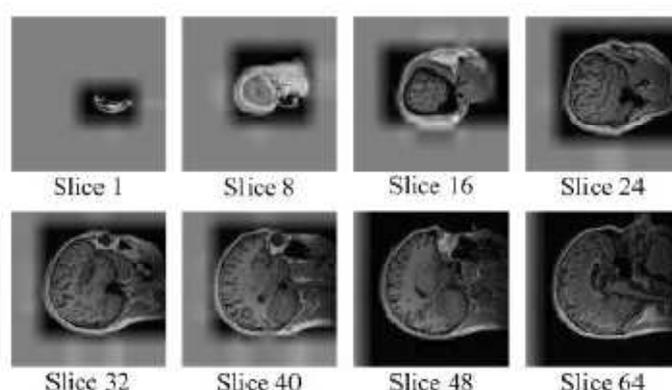


Figure III.5. Reconstruction des différentes coupes d'images IRM [58]

Pour le codage d'image avec perte au niveau du BG, la distorsion était caractérisée par le rapport signal bruit PSNR. La qualité de reconstruction peut être améliorée de manière significative lorsque le taux augmente. A 2,0 bit/pixel, le PSNR des zones ROI est infini. Cela signifie que la partie ROI est reconstruite complètement.

III.2.4 Compression d'image médicale basée EZW-ROI [60]

Dans cette approche, les auteurs présentent une technique de compression se basant sur un algorithme partielle EZW. Ce dernier, est un algorithme progressif de compression d'image EZW, qui est une extension d'algorithme de Shapiro EZW.

Dans leur technique de compression proposée, les auteurs incluent la transformée en ondelette entière et le codage en région d'intérêt par EZW partiel afin d'engendrer plus de performance par rapport aux algorithmes EZW et SPIHT.

Le schéma de principe du codeur de l'algorithme EZW partielle ROI-IWT proposé est donné par la Figure III.6. Une fois la région d'intérêt est sélectionnée de manière efficace, la région d'intérêt est transformée en utilisant un filtre sans perte de la transformée en ondelettes entière (IWT) et la région sans importance est transformée avec un filtre avec perte 5/3 de Daubechies. Puis les images transformées sont codées à l'aide d'algorithme EZW partiel, introduit par Abu Hajar et Ravi Shankar [61]. La procédure de décodage est exactement l'inverse des étapes de codage.

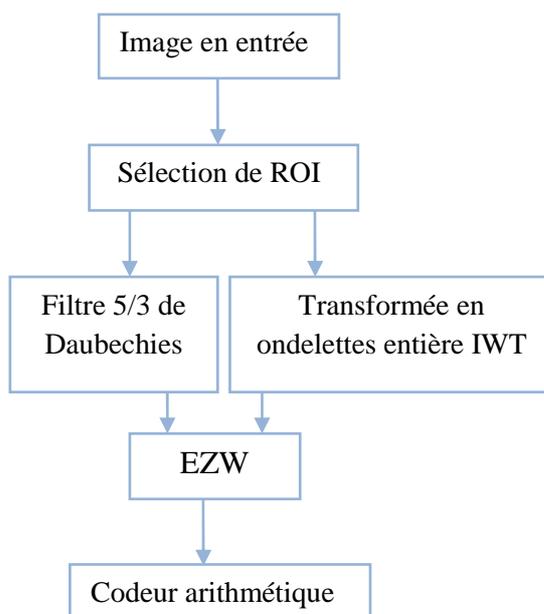


Figure III.6. Le codeur EZW partiel ROI-IWT [60]

Les résultats expérimentaux obtenus sur des images codées sur 8 bits de taille 512×512, ont montré que l'algorithme proposé surpasse le EZW dans les deux modes de compressions avec et sans perte pour toutes les images de test.

Pour évaluer le codeur de manière efficace, la même région ROI est utilisée pour toutes les images. La région ROI a une forme circulaire, son centre est situé au milieu de l'image et occupe environ 12% de l'image totale. La Figure III.7 montre les résultats de compression avec et sans perte. La région ROI est codée en utilisant le filtre de la transformée en ondelette entière et l'arrière plan est codé en utilisant le filtre avec perte 5/3 de Daubechies.

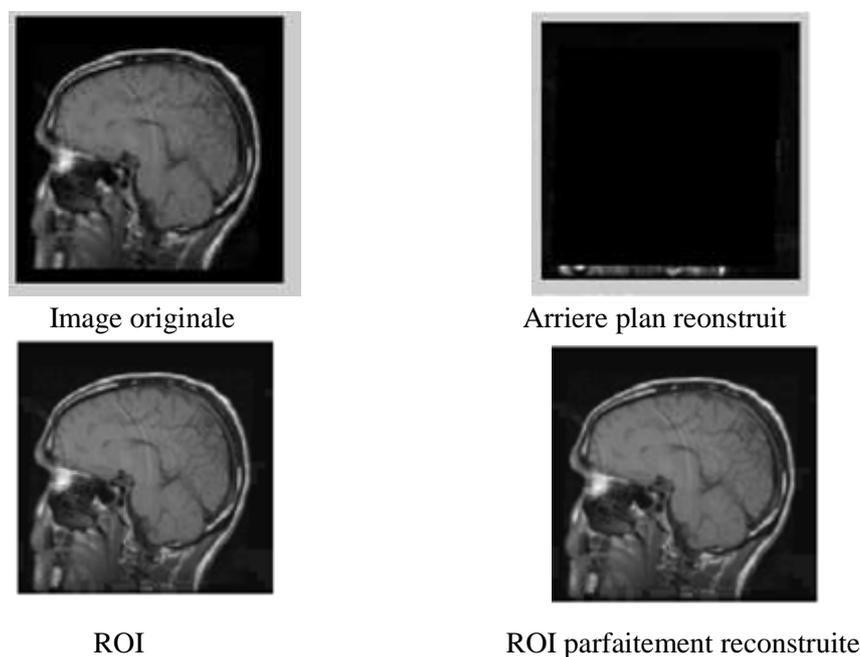


Figure III.7. Codage avec perte sur l'arrière plan et sans perte sur ROI [60]

III.2.5 Energie efficace d'ondelette pour la compression des images médicales utilisant la méthode ROI-EZW modifiée [62]

Dans ce travail, une version améliorée et efficace du schéma de codage par région d'intérêt est donnée, en modifiant la méthode de codage ROI-EZW décrite dans [60]. Cette nouvelle méthode réduit la priorité des coefficients de l'arrière plan par rapport à la partie ROI sans compromettre la complexité de l'algorithme.

Les auteurs incluent la transformation en ondelette entière pour transformer les pixels de la partie ROI et une méthode d'exploitation d'énergie efficace pour transformer les parties non-

ROI. En effet, lors de la transformation en ondelettes, chaque image d'entrée subit une décomposition en quatre sous-bandes (LL, LH, HL et HH). Les auteurs proposent une méthode d'élimination de la sous-bande HH. Pour mettre en œuvre la méthode d'élimination de la sous-bande HH, après la transformation de la ligne, les coefficients passe-haut ne sont utilisés que dans le filtre passe-bas et pas dans le filtre passe-haut dans la colonne suivante. Cela évite la génération de la sous-bande diagonale (HH).

L'image en entrée n'est traitée que par le filtre passe-bas pendant les étapes de transformation de ligne et de colonne. Les niveaux supérieurs de décomposition de l'image peuvent être réalisés de la même manière, en éliminant les sous-bandes passe-haut uniquement. Le processus d'élimination peut être arrêté aux niveaux inférieurs de la transformation. Un certain nombre d'informations utiles sont perdues lorsqu'une élimination s'accomplit après plusieurs niveaux de décomposition. Pour conserver la qualité de l'image, le niveau d'élimination est effectué uniquement dans les niveaux inférieurs ce qui permet aussi d'obtenir une compression élevée. Le flux binaire du codeur partiel EZW est codé par un codeur arithmétique afin de réduire la redondance et améliorer l'efficacité de compression.

III.2.6 Codage par région d'intérêt des images médicales utilisant des plans de bits significatifs [63]

Identifier et extraire la région d'intérêt (ROI) de façon pertinente, avec la spécificité des informations de diagnostic du patient, est une étape essentielle pour un diagnostic précis. Les médecins préfèrent les solutions du traitement d'image qui ont la possibilité d'intégrer l'évaluation subjective et interactive de l'information radiologique.

Une méthode de codage basée ROI par combinaison prioritaire des plans de bits significatifs de diagnostic (DSBs: Diagnostically Significant Bitplanes), a été présentée dans [63]. Dans cette approche, la donnée ROI importante pour le diagnostic, n'est pas nécessairement contenue dans les MSBs (Most Significant Bit), mais peut être dans l'un des plans de bits dans n'importe quel ordre. Ceci peut être observé dans la Figure III.8, l'assistant clinique peut décider de la priorité de ces plans de bits et ceci est appelé plans de bits significatifs de diagnostic (DSBs). Les autres méthodes utilisent l'échelle pour déplacer les plans de bits correspondant au ROI par contre le schéma proposé dans [63] suggère une improvisation sur ces derniers (Voir Figure III.8). Les DSB sont identifiés et codés par ordre de priorité.

Sur la Figure III.8(a), la région du cœur est la région d'intérêt. Nous remarquons que la priorité de diagnostic des plans de bits est $\{7,2,3,8,1,6,5,4\}$ c'est-à-dire que le 7^{ème} plan a une meilleure information ROI que le 8^{ème} plan de bits, etc. Concernant la Figure III.8(b)

représentant une image IRM du cerveau, les plans binaires (7,6,8) peuvent avoir des informations plus pertinentes dans la région du cerveau, tandis que dans la région oculaire, les plans (4,5,2) ont des informations plus précises.

Les bits significatifs DSBs peuvent être organisés en priorité avant de coder le ROI en utilisant l'une des méthodes existantes et le décodage du ROI s'effectue dans l'ordre des DSBs.

Cette approche présente les avantages suivants:

- Les DSBs peuvent être décodés en premier et l'observateur clinique peut choisir l'arrêt du décodage à n'importe quel niveau.
- Elle offre plus de souplesse que l'utilisateur peut choisir de décoder tous les plans de bits si nécessaire pour des données complètes.

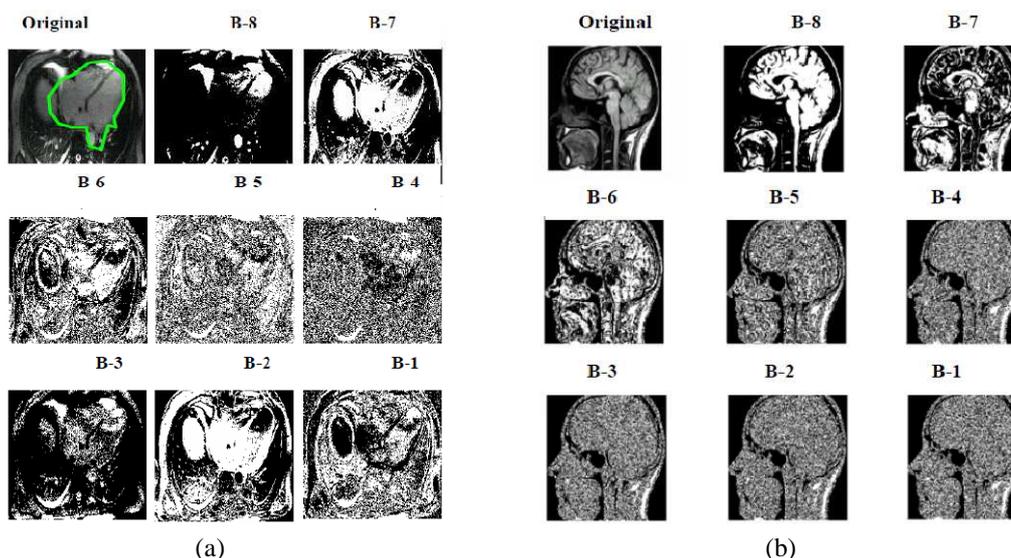


Figure III.8. Les 8 images par plan de bits (a) images du cœur (b) images du cerveau [63]

III.2.7 Codage généralisé des Régions d'intérêt appliqué au SPIHT [64]

L'organigramme de cette approche est présenté par la Figure III.9. Elle utilise une méthode fiable pour déterminer la partie ROI dans l'image transformée par ondelettes, même avec de multiples régions. La zone ROI est définie par un masque appliqué sur la région de la sous-bande lissée LL dans le but de réduire la quantité de bits nécessaires pour le masque. La compression est basée sur l'algorithme SPIHT vu ses propriétés: faible complexité, codage progressif, bonnes performances en termes de PSNR.

Le traitement de la région ROI dans le codage SPIHT n'est pas aussi pratique par rapport à la norme JPEG2000. Dans ce travail [64], un schéma de codage ROI généralisé est implémenté en utilisant un masque pour la forme de partie ROI, défini dans [65]. Deux paramètres sont utilisés pour définir la méthode de mise à l'échelle du plan de bits ROI et BG. Ces paramètres sont les masques vectoriels de mise à l'échelle: vsROI et vsBG. Il existe aussi d'autres modes de définition du masque ROI [66][67]. Ainsi, l'algorithme est modifié pour atteindre de meilleurs résultats en définissant le masque de la région ROI sur la sous bande LL.

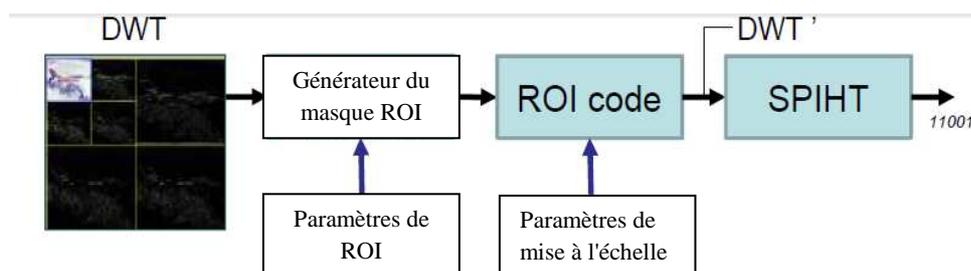


Figure III.9. Schéma de la compression proposé dans [64]

La transformée en ondelette utilisée était une transformée biorthogonale (bior4.4) et la partie entière des coefficients a été utilisée. Testé sur des images de taille 512×512, l'algorithme proposé peut être utilisé avec des niveaux de décomposition en ondelettes, supérieurs ou égaux à trois. Cependant, d'après les expériences effectuées, pour une meilleure performance, il faut plus de 4 niveaux de décomposition et le niveau recommandé est de 6 niveaux.

La génération du masque ROI présente une taille adéquate, car la région LL est de petite taille et admet plusieurs ROI. Cependant, une région LL de taille moins importante réduit les données du masque et rend la segmentation de ROI plus difficile et imprécise.

III.2.8 Codage basé région des images de cancer du foie [68]

Dans ce travail présenté dans [68], après avoir séparé l'image en deux régions: ROI et arrière plan, les auteurs ont adopté une compression sans perte pour les parties ROI en utilisant la technique de compression de Huffman et le reste de l'image ou l'arrière plan (Background BG) est compressé avec perte par les techniques: SPIHT, EZW et DCT-RLE. L'image est

reconstruite par la fusion des ROI et l'arrière plan. La Figure III.10 illustre le schéma de l'approche proposée.

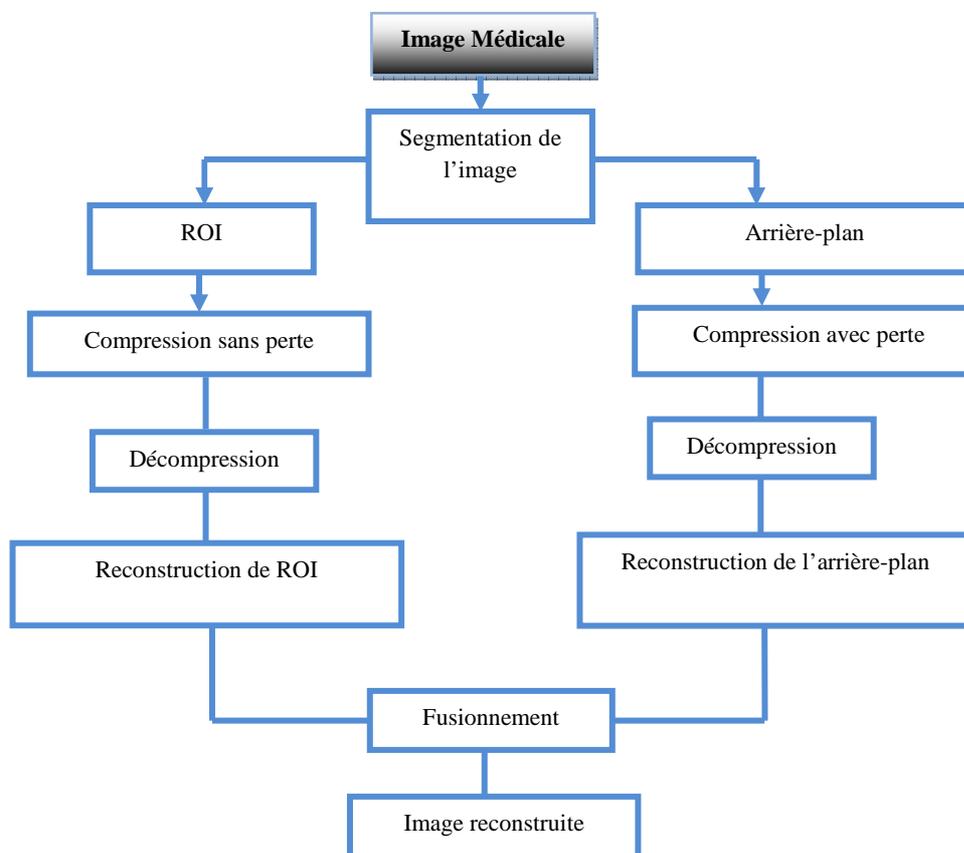


Figure III.10. Schéma de compression proposé dans [68]

Le codeur de Huffman consiste à remplacer chaque symbole de donnée non compressée par un code. Les codes des symboles sont de longueurs variables, le symbole qui se répète plus fréquemment est remplacé par des codes de longueurs inférieures et les pixels (symbole) les moins fréquents sont encodés par des codes plus longs. Ce qui permet une réduction globale de l'espace requis. La méthode de compression réversible permet d'assurer la préservation des données de la partie ROI, qui sont relatives au diagnostic.

Le codage SPIHT est par la suite appliqué sur l'arrière plan. Cet algorithme fonctionne généralement sur l'image entière et génère une qualité excellente de l'image reconstruite en plus de meilleures performances en taux de compression vu les plusieurs propriétés de l'algorithme de codage.

Une autre méthode de compression avec perte a été choisie pour le codage de l'arrière plan qui est la méthode EZW par la mise en œuvre de filtres symétrique (QMF: Quadrature Mirror Filter) de la transformée en ondelettes. Une troisième méthode avec perte composée de la transformée DCT et un codage entropique a été appliquée sur l'arrière plan.

Les résultats obtenus sont illustrés dans la Figure III.11. La supériorité globale de cette méthode est de 20% par rapport à la mise en œuvre de ces techniques par rapport des codages sur des images complètes c'est-à-dire sans région d'intérêt. En plus, la distorsion très minimale au niveau de l'arrière plan peut être utile dans les cas où cette partie peut fournir des informations supplémentaires aux données ROI.

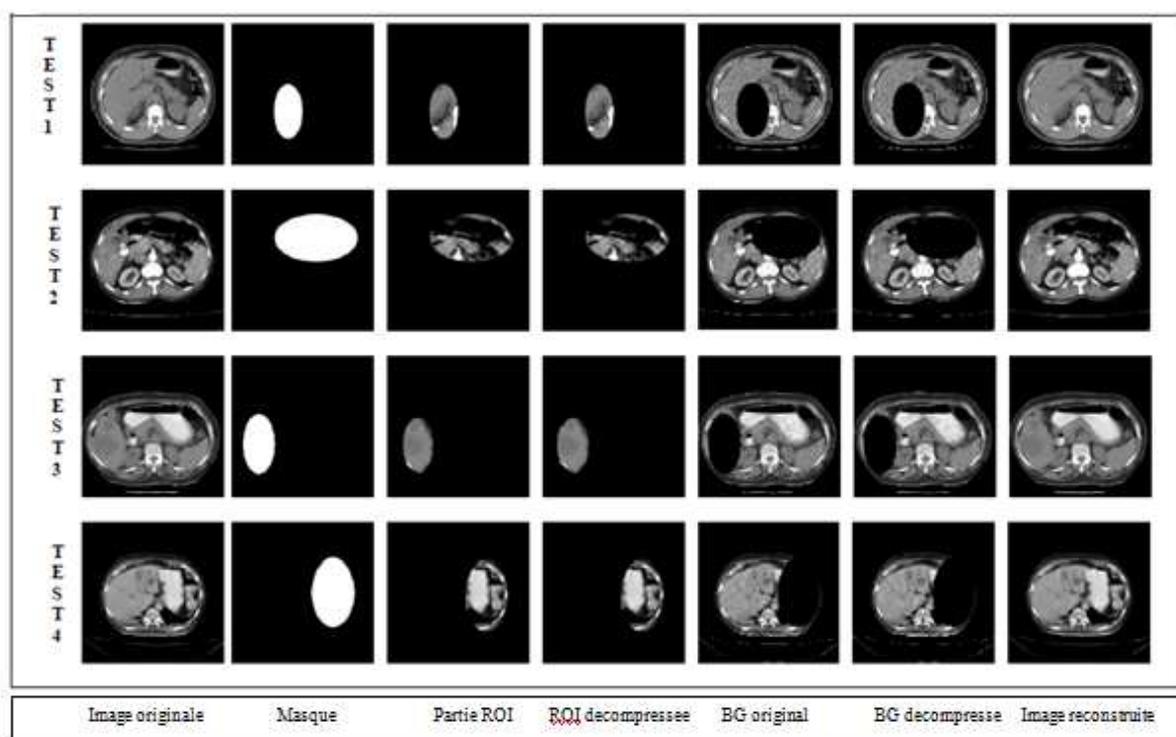


Figure III.11. Compression basé ROI sur des images CT [68]

III.2.9 Compression sans perte des régions d'intérêt pour les images rétiniennes [69]

Cette approche est une méthode de compression sans perte pour des images rétiniennes, qui consiste à coder séparément la région d'intérêt « vaisseaux », et le reste de l'image « fond de l'œil ». Cette technique se révèle être plus performante que la norme JPEG2000 et d'autres codeurs.

L'image segmentée définit trois régions:

- Le masque circulaire entourant l'image rétinienne.
- La région des vaisseaux (éventuellement en plusieurs régions connectées).
- La région non-vaisseaux restante (fond de l'œil, ou fond d'image).

Le codage du fond de l'image se base sur deux étapes:

- 1^{ère} étape: coder l'image segmentée par un codage semi-adaptatif, dans lequel chaque segment représente une région connectée ayant une profondeur constante, en codant les contours et les frontières des régions de l'image segmentée.
- 2^{ème} étape: Il s'agit de prédire les valeurs de profondeur des régions en fonction des valeurs de profondeur des régions voisines, en utilisant les méthodes de prédiction «sparse predictor methods»

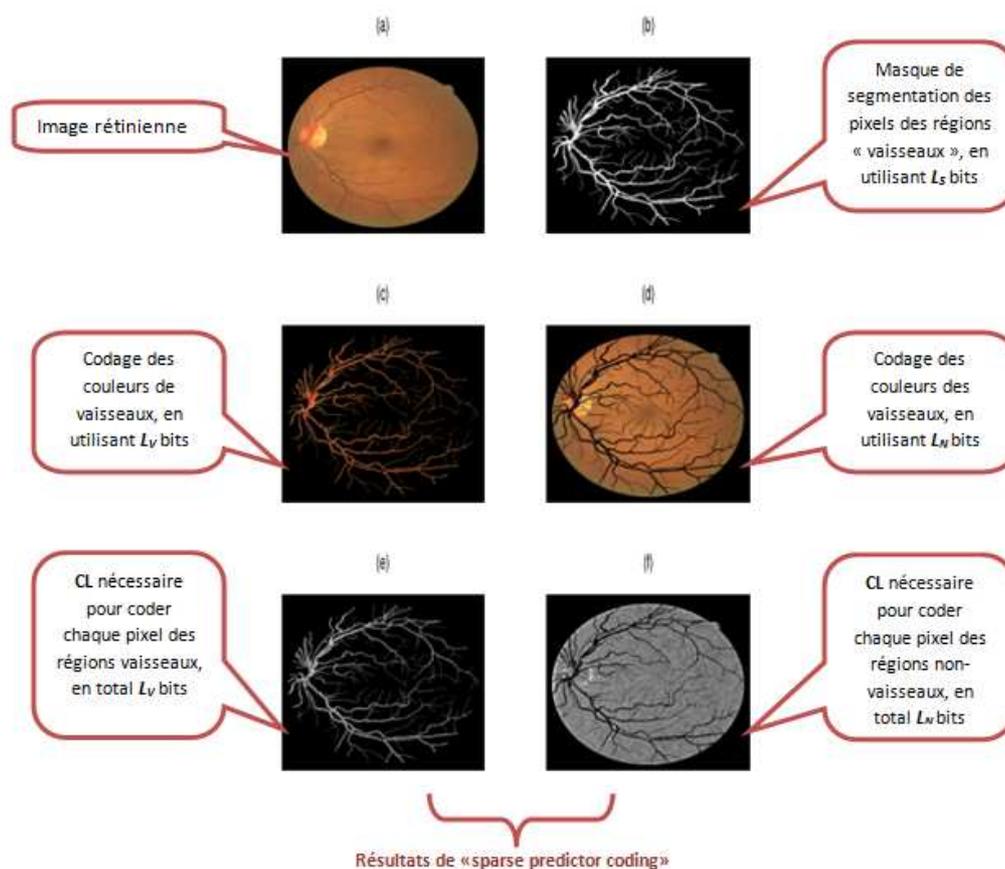


Figure III.12. Compression d'une image rétinienne par « sparse predictor coding » [69]

Les mêmes procédés sont utilisés pour coder les régions des vaisseaux. La compression se divise en trois étapes :

- 1^{ère} étape : codage de l'image segmentée, en utilisant un code de taille de L_S bits.
- 2^{ème} étape : codage des régions non-vaisseaux, en utilisant un code de taille de L_N bits.
- 3^{ème} étape : codage des régions vaisseaux, en utilisant un code de taille de L_V bits.

La Figure III.12 montre les résultats de compression obtenus. La technique du Sparse coding est un moyen efficace pour coder indépendamment les régions vaisseaux et les régions non-vaisseaux des images rétinienne, ce qui est important pour les applications de télémédecine. En plus l'utilisation de la longueur de code RLE avec la méthode prédictive permet d'accroître les performances de cette technique.

III.2.10 Un algorithme de compression basé sur l'extraction automatique de ROI [70]

Dans cette approche, les auteurs présentent un algorithme de compression basé sur l'extraction automatique de ROI, utilisant la technique de détection de contour de Canny et la technique EBCOT basée sur la transformée en ondelette pour la compression. Le but est d'assurer l'intégrité de la qualité du ROI reconstruite. La Figure II.13 suivante résume les étapes de l'approche:

1. Détection des contours par la technique de Canny.
2. Appliquer la transformée en ondelette et faire une extraction automatique des régions d'intérêts selon le masque de ROI.
3. Calculer le pourcentage x du nombre de coefficients d'ondelette dans le codage de ROI

$$x = \frac{n_{ROI}}{n \times n}$$

n_{ROI} : le nombre de coefficients d'ondelette du ROI dans le code bloc, n : taille du bloc

4. Déterminer le type de code bloc accordé à la méthode de pondération :

$$w_{bloc} = \begin{cases} ROI & x \geq w \\ BG & x < w \end{cases}$$

5. Calculer la mesure de distorsion avec la formule suivante:

$$D = w_b \sum_{u,v \in B_i} (\hat{a}(u,v) - a(u,v))^2$$

6. Terminer le reste du processus de codage avec l'algorithme EBCOT.

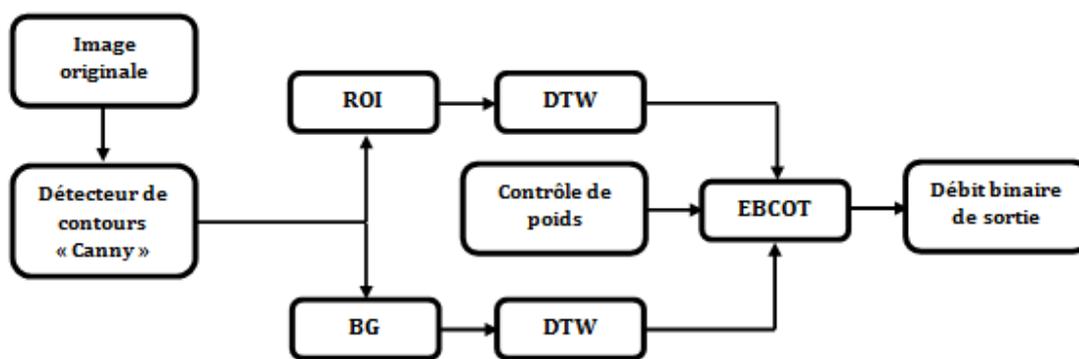


Figure III.13. Organigramme de compression présenté dans [70]



Figure III.14. Résultats de compression par l'algorithme basé sur l'extraction automatique de ROI [70]

Comme montré par la Figure III.14 ci-dessus, cet algorithme effectue une compression sans perte de ROI, et un BG avec un effet flou, cette combinaison reflète une image reconstruite qui se conforme avec les caractéristiques de la vision humaine.

III.2.11 Compression d'image DICOM basée ROI pour la télémédecine [71]

Cette méthode est basée sur l'extraction de la région d'intérêt afin de permettre une reconstruction sans des parties importantes dans l'image médicale ainsi l'image compressée pourra être transmise sur le réseau de télémédecine.

La partie ROI est sélectionnée par des radiologues experts et les valeurs des pixels dans l'arrière plan sont réinitialisées à zéro. La partie ROI est compressée par une des techniques de compression sans perte telles que: Huffman, codage arithmétique, RLE, LZW, ZIP, etc... Pour la partie non-ROI, une transformée en ondelettes est appliquée suivie de l'algorithme SPIHT pour un codage irréversible.

La transformation en ondelettes entière (IWT : Integer Wavelet Transform) est utilisée afin d'avoir un traitement sans perte, les avantages de cette technique sont :

- La rapidité du calcul par rapport à la DWT, aucun besoin de mémoire temporaire.
- La transformée IWT génère des nombres entiers à faible complexité contrairement à la DWT qui génère des nombres flottants et complètement irréversible.

Concernant l'algorithme de codage, en combinant la transformée IWT avec le SPIHT, ils ont présentés un nouveau algorithme de codage composé des étapes suivantes:

Étape 1: Lire l'image à partir de la base de données et obtenir les dimensions.

Étape 2: Appliquer un seuil pour éliminer l'arrière plan.

Étape 3: Sélectionner les parties ROI en les séparant le l'arrière plan (non-ROI).

Étape 4: Enregistrer les niveaux de compression de l'utilisateur.

Étape 5: Appliquer une compression avec une distorsion selon le niveau choisi par l'utilisateur pour les non- ROIs et une compression sans perte pour ROI.

Étape 6: Effectuer une décompression pour reconstruire l'image.

Étape 7: Comparer la qualité de l'image originale avec celle de l'image reconstruite.

Les résultats expérimentaux obtenus sont montrés pas la Figure III.15. La technique proposée ne nécessite pas de bits supplémentaires comme pour le codage MAXSHIFT. Par conséquent la complexité algorithmique est inférieure avec une complexité de calcul $O(N^3)$. Ces systèmes

moins complexes sont recommandés pour la télémédecine. En outre, la compression basée sur le principe de ROI fournit de meilleurs résultats par rapport aux méthodes sans perte.

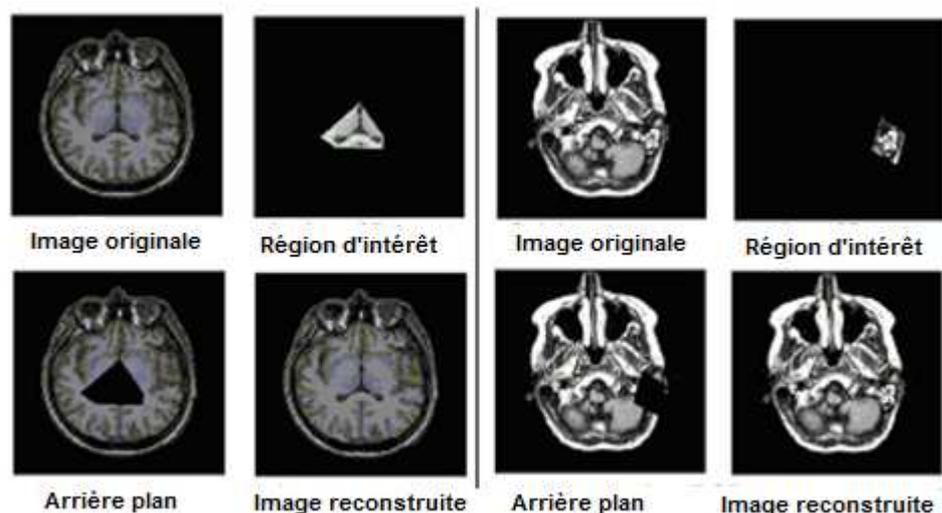


Figure III.15. Résultats de compression obtenus dans [71]

III.2.12 Implémentation d'une compression d'image médicale basée sur la région d'intérêt pour la télémédecine [72]

Ce travail présente un algorithme basé région d'intérêt ROI, il est comparé à des méthodes de compression classiques afin de prouver ses performances.

Dans cette méthode l'image médicale est divisée en deux parties: partie ROI et partie non-ROI en se basant sur la technique de segmentation division et fusion. Après génération du masque de la partie ROI, cette dernière est compressée sans perte, sans aucune dégradation de qualité d'image, par des codeurs réversibles tels que:

- Codage RLC (Run Length Coding)
- Codage du Huffman
- Codage arithmétique

La partie non-ROI a été irréversiblement compressée par quantification vectorielle. Les étapes de l'approche sont résumées par la Figure III.16. La qualité de l'image décompressée est évaluée par MSE et PSNR pour évaluer l'efficacité de l'algorithme.

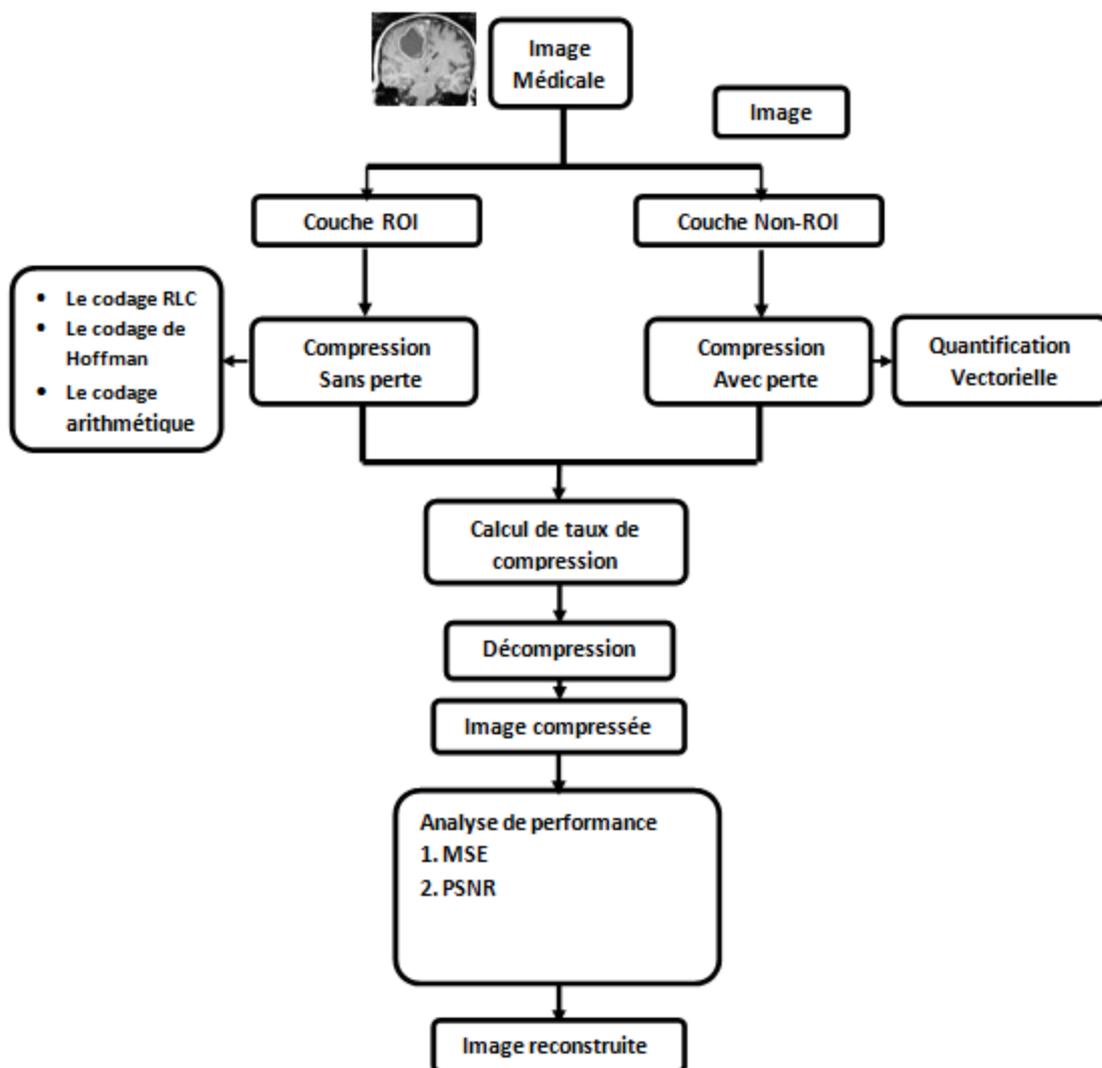


Figure III.16. Schéma de compression d'image médicale basé sur ROI [72]

Le RLC ne permet qu'une faible compression à l'image médicale originale, cependant appliqué sur une image quantifiée, il produit une compression considérable. Le même processus est répété pour les autres algorithmes. Une perte non tolérable de la qualité de l'image a été remarquée lors d'une compression non basée ROI et les valeurs de l'image sont quantifiées à 2 chiffres.

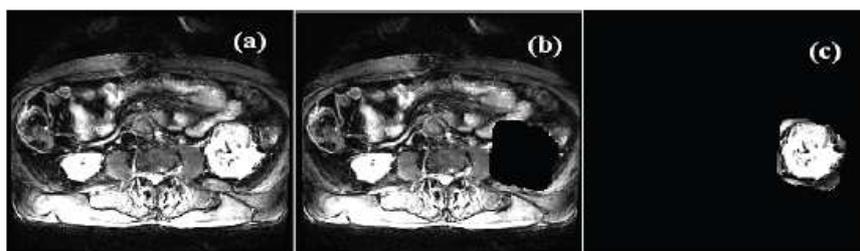


Figure III.17. (a) Image originale (b) Partie non-ROI (c) Partie ROI [72]

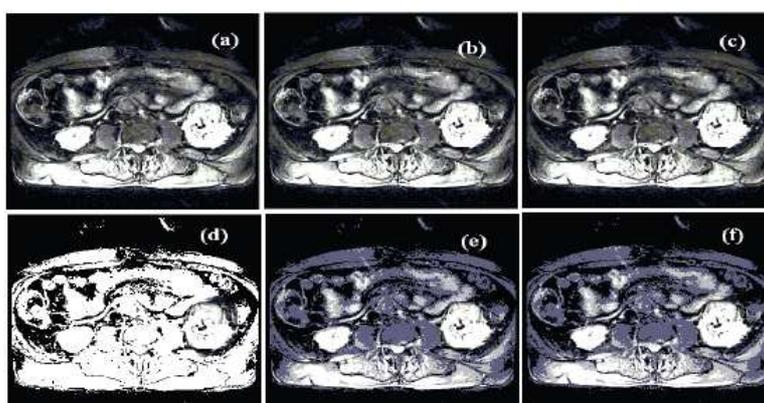


Figure III.18. Compression basée ROI (a) Codage de Huffman quantifié à 1 bit (b) Codage RLC quantifié à 1 bit (c) Codage arithmétique quantifié à 1 bit (d) Codage de Huffman quantifié de 2 bits (e) Codage RLC quantifié de 2 bits (f) Codage arithmétique quantifié de 2 bits [72]

Les résultats expérimentaux sont illustrés dans les figures: II.17 et II.18. Un taux de compression d'environ 4.2 avec une valeur de PSNR égale à 20,76 db, sont obtenus. Le PSNR augmente quand la partie ROI est de taille plus petite. Cet algorithme offre une meilleure compression par rapport à la compression basée sur blocs, sans aucune dégradation de la qualité de diagnostic.

III.2.13 Une technique améliorée de compression sans perte d'image médicale avec région d'intérêt [73]

Comme présenté dans la Figure II.19, cette approche est basée sur la technique de région d'intérêt. Les contours actifs pour la segmentation et l'algorithme de compression sans perte JPEG-LS, ont été utilisés.

Le processus de compression consiste tout d'abord à diviser l'image en deux parties par la méthode de segmentation des contours actifs. Ensuite, la région de ROI est compressée sans perte en appliquant l'algorithme JPEG-LS à cette région, tandis que la région non-ROI est rendue floue avec un noyau de flou connu pour réduire la fréquence élevée, et puis cette zone est codée avec l'algorithme de compression avec perte basé sur les ondelettes. Afin d'améliorer le taux de compression, une compression du masque de ROI par l'algorithme JPEG-LS, a été appliquée.

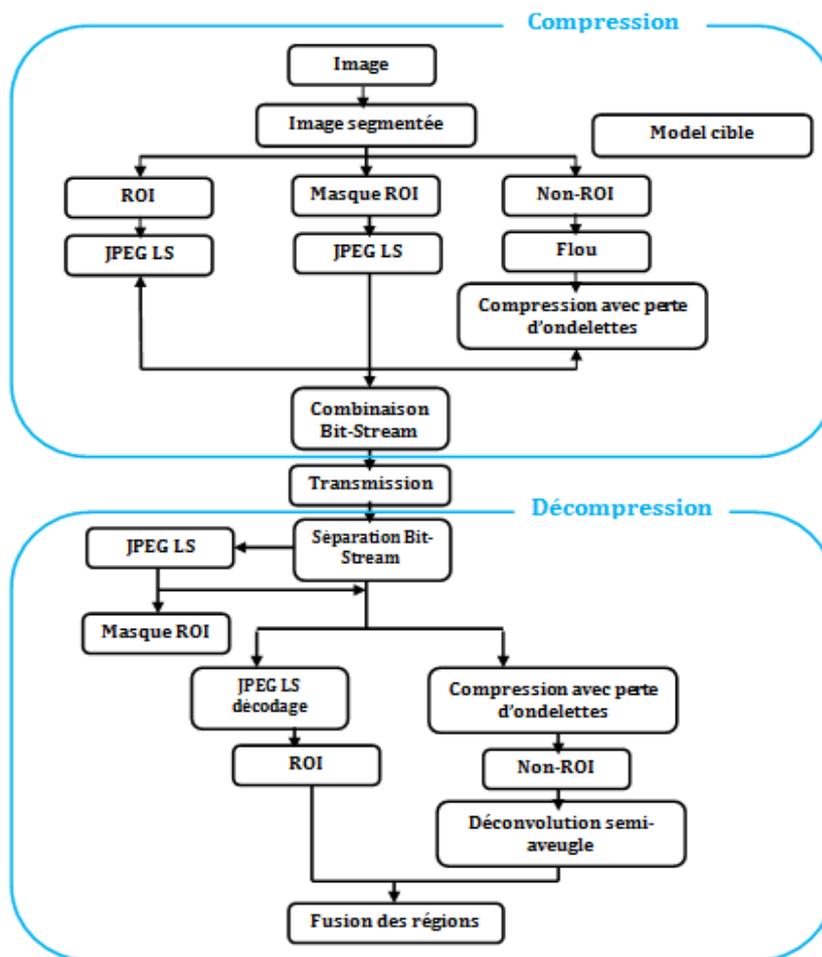


Figure III.19. L'organigramme de la compression et la décompression de la méthode proposée dans [73]

La phase de décompression consiste à séparer et décoder le flux de bits du code de masque ROI par l'algorithme de décompression JPEG-LS et décompresser le code du non-ROI par la méthode inverse de compression par ondelettes (voir la Figure III.19).

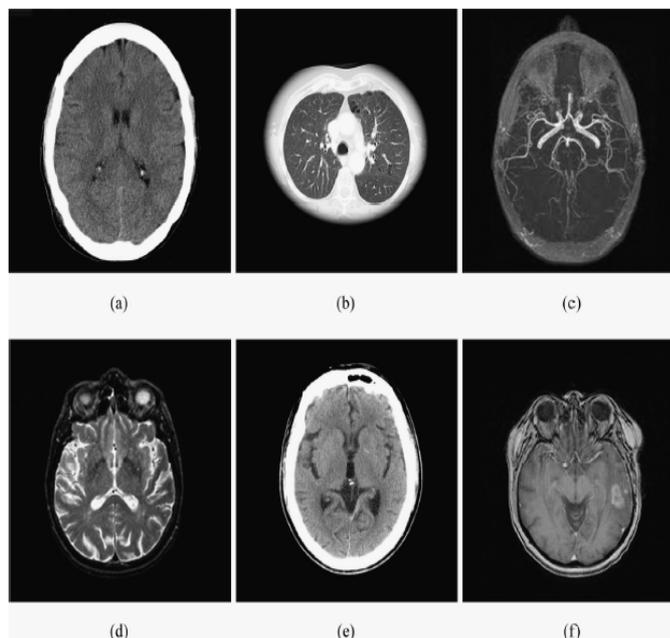


Figure II.20. Les images de test utilisées dans [73]

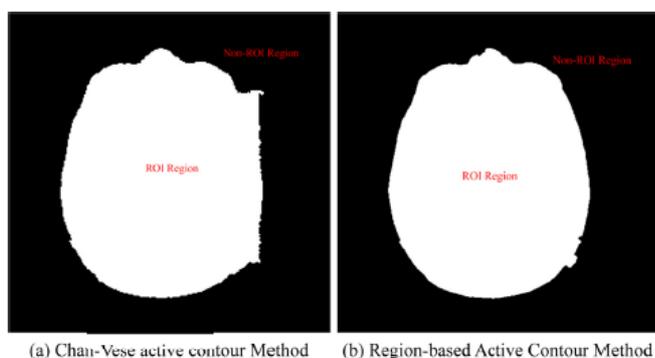


Figure III.21. Résultats de la segmentation de l'image (d) de la Figure III.21 [73]

La Figure III.21 montre les résultats d'extraction de la partie ROI de l'image (d) présentée dans la Figure III.20. Afin d'évaluer les performances de compression de la méthode proposée, les auteurs l'ont comparé avec les algorithmes de codage d'image sans perte CALIC, JPEG-LS et JPEG2000. D'après les résultats de comparaison l'algorithme de compression proposé permet une bonne reconstruction des détails avec un taux de compression élevé.

La Table III.1 ci-dessous, représente un tableau récapitulatif des différentes méthodes étalées dans ce chapitre.

Approches	Extraction de ROI	Techniques utilisées	Résultats&Remarques
Firoozbakht et al, 2010 [56]	<ul style="list-style-type: none"> Extraction automatique par croissance de région Supporte multiples régions d'intérêt. 	<ul style="list-style-type: none"> JPEG2000 	<ul style="list-style-type: none"> Gain de compression jusqu'à 67 %. Haute performance en terme de conservation des parties ROI selon le degrés d'intérêt. Appliquée seulement sur des images vasculaires
Akhtar et al, 2007 [57]	<ul style="list-style-type: none"> Extraction manuelle sur des images IRM 	<ul style="list-style-type: none"> MAXSHIFT 	<ul style="list-style-type: none"> Utilisation d'un masque pour ROI Transmission progressive Gain de près de 21 dB Temps minimal de transmission
Zhenguang et al, 2009 [58]	<ul style="list-style-type: none"> Extraction automatique Appliquée sur des coupes IRM du cerveau 	<ul style="list-style-type: none"> MAXSHIFT 	<ul style="list-style-type: none"> Compression sans perte à 2 bpp sur ROI Transmission progressive
Vijendra et Alamelu, 2009[60]	<ul style="list-style-type: none"> Extraction manuelle Application sur des images CT et IRM 	<ul style="list-style-type: none"> DWT& IWT EZW partiel [61] Codage arithmétique 	<ul style="list-style-type: none"> Codage irréversible sur ROI Surpasse EZW et SPIHT
Vijendra et al, 2010 [62]	<ul style="list-style-type: none"> Sélection manuelle Forme arbitraire de ROI 	<ul style="list-style-type: none"> IWT sur ROI Décomposition en ondelettes sur BG par élimination de la sous-bande HH EZW partiel [61] 	<ul style="list-style-type: none"> Taux de compression élevés Surpasse EZW et SPIHT
Sharath et al, 2005[63]	<ul style="list-style-type: none"> Extraction manuelle ou automatique 	<ul style="list-style-type: none"> Codage par plan de bits Traitement par ordre de priorité 	<ul style="list-style-type: none"> Souplesse en termes de codage et décodage Faible taux de compression
Roger et al, 2012 [64]	<ul style="list-style-type: none"> Extraction automatique 	<ul style="list-style-type: none"> SPIHT Codage par mise à l'échelle Définition du masque sur la sous-bande LL 	<ul style="list-style-type: none"> Fort taux de compression Segmentation difficile notamment sut la sous-bande LL de petite taille.
Narendra et Suni, 2013[68]	<ul style="list-style-type: none"> Extraction manuelle sous forme d'ellipse 	<ul style="list-style-type: none"> SPIHT, EZW DCT RLE, Huffman 	<ul style="list-style-type: none"> Amélioration des performances de 20% par rapport à un codage ordinaire Application sur des images CT du foie

Approches	Extraction de ROI	Techniques utilisées	Résultats&Remarques
Jenni et al, 2014 [69]	<ul style="list-style-type: none"> Utilisation de masque circulaire Multiple régions d'intérêt 	<ul style="list-style-type: none"> Méthodes prédictives RLE Codage semi-adaptatif du BG 	<ul style="list-style-type: none"> Application sur des images rétinienne Facile à implémenter Taux de compression moyens
Peilong et al, 2014 [70]	<ul style="list-style-type: none"> Extraction automatique 	<ul style="list-style-type: none"> Méthode de Canny DWT EBCOT 	<ul style="list-style-type: none"> Qualité de reconstruction du BG dépend du taux de compression (effet de flou) ROI parfaitement reconstruite
Vinyak et Ashok, 2012[71]	<ul style="list-style-type: none"> Sélection manuelle par le radiologue 	<ul style="list-style-type: none"> RLE, Huffman, LZW IWT SPIHT 	<ul style="list-style-type: none"> Application aux images DICOM ROI parfaitement reconstruite System non complexe
Eben et Anitha, 2014 [72]	<ul style="list-style-type: none"> Séparation manuelle entre ROI et BG 	<ul style="list-style-type: none"> Codage RLC Huffman Codage arithmétique Quantification vectorielle 	<ul style="list-style-type: none"> Taux de compression d'environ 4.2 PSNR à 20,76 Résultats dépendant de la taille de la partie ROI
Zhiyong et al, 2015 [73]	<ul style="list-style-type: none"> Extraction automatique 	<ul style="list-style-type: none"> Contours actifs JPEG-LS DWT 	<ul style="list-style-type: none"> Taux de compression élevés Surpasse les techniques CALIC et JPEG-LS

Table III.1. Synthèse sur les méthodes de codage basées ROI

III.3 Conclusion

Avec le progrès des techniques d'imagerie médicale numérique, de nombreux scientifiques se sont investis dans la compression d'image. La principale préoccupation est de préserver l'information pertinente avec des taux de compression les plus élevés possibles.

Dans le domaine médical, les praticiens considèrent les régions d'intérêt comme parties essentielles dans les diagnostics. Les techniques de compression adaptatives permettent de séparer le traitement du fond qui est considéré comme non essentiel contrairement à la partie ROI. Ainsi le fond peut être compressé avec largement de pertes tandis que la zone ROI est compressée sans perte ou avec de minimes dégradations.

Les approches basées ROI, citées dans ce chapitre, sont diverses, chacune propose une manière de séparer la partie ROI du fond et la façon de coder ces parties. Récemment, la compression sans perte est devenue un enjeu majeur pour les scientifiques.

Chapitre IV

Compression des
images médicales
fixes par approches
hybrides et codeurs
imbriqués

IV.1 Introduction

Les techniques de compression ont fait l'objet de nombreuses recherches pour tenter d'optimiser différents aspects notamment la dégradation engendrée sur les données compressées et le taux de compression atteint. Dans ce chapitre seront présentées nos approches visant à répondre à la double problématique imposée initialement.

Dans le domaine médical, les images utilisées pour le processus de diagnostic jouent un rôle important. Par conséquent, la compression qui modifie des informations importantes contenues dans l'image, peut fausser un traitement de diagnostic.

Récemment, il a été remarqué que les images, compressées avec perte et avec haute fidélité, n'affectent pas la précision diagnostique. Dans ce contexte, nous proposons dans un premier temps, des approches hybrides pour la compression des images médicales, en s'appuyant sur des techniques de compression robustes. L'objectif est d'obtenir des résultats de compression plus élevés en appliquant des codeurs différents pour améliorer l'efficacité de la phase de transformation avec une réduction de la complexité de la quantification.

Dans un second temps, et afin d'être prudent dans l'utilisation des techniques de compression. Nous proposons des approches de codage basées sur la notion de région d'intérêt (ROI). De telles méthodes sont réellement prometteuses et peuvent être encore améliorées en réadaptant le procédé à de nouveaux modèles de codage. Nous avons implémenté des systèmes qui permettent de compresser des images médicales fixes, où l'utilisateur ne s'intéresse qu'à une partie de l'information transmise à travers l'image. Il serait intéressant alors d'appliquer un traitement non uniforme sur les différentes régions de l'image de façon à conserver les données dans les régions qualifiées d'intérêt par l'utilisateur et de dégrader d'une manière contrôlée les régions qualifiées d'arrière plan.

IV.2 Approches hybrides

Dans un algorithme de compression avec perte, comment quantifier, représenter et coder efficacement l'image est l'un des principaux problèmes. Nous présentons des approches pour une compression presque sans perte des images médicales. Dans ces approches non adaptatives, nous proposons de nouveaux schémas de compression basés sur des techniques de codage hybrides.

IV.2.2 Approche basée sur DCT-DWT et quantification vectorielle algébrique [74][106]

Le schéma de compression proposé est présenté dans la Figure IV.1. L'image d'entrée est d'abord décomposée en utilisant une transformée en ondelette entière IWT (Integer Wavelet Transform). Pour ce faire, nous utilisons la transformée en ondelettes entières par schéma lifting (transformation sans perte). Nous obtenons une sous-bande basse fréquence (sous-bande lissée) reflétant les caractéristiques moyennes de l'image et des sous-bandes hautes fréquences représentant les détails. Une transformée en DCT est ensuite utilisée pour améliorer les performances de compression en termes de taux de compression. En effet, les coefficients de basse fréquence sont soumis à une compression basée sur transformée en DCT. Les coefficients DCT obtenus sont quantifiés par une quantification vectorielle scalaire uniforme.

L'idée derrière les transformations hybrides est d'exploiter les caractéristiques des deux transformations: IWT et DCT, également de compacter le maximum de données sans altérer les informations importantes.

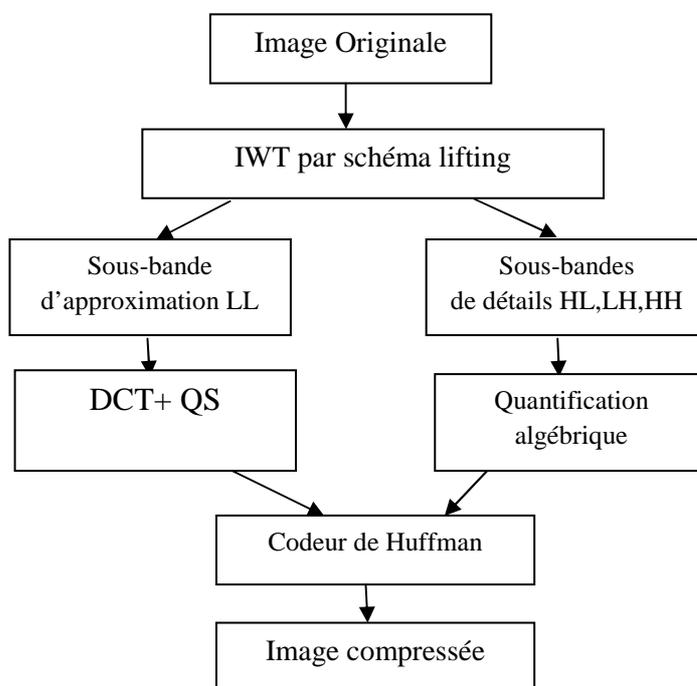


Figure IV.1. Etapes de l'approche proposée, basée sur IWT-DCT et LVQ

De plus, pour obtenir des résultats de compression élevés, on a choisi de quantifier les coefficients de haute fréquence (détails horizontaux, verticaux et diagonaux), qui ont généralement une moyenne nulle et une petite variance, par quantification vectorielle algébrique LVQ (Lattice Vector Quantization), Les systèmes de compression basés sur une quantification algébrique offrent une efficacité de codage. En effet, ce type de quantifieur a été très utilisé dans la compression vu ses faibles exigences de calculs et ses hautes performances liées aux avantages dans la génération du code-book et la recherche dans ce code-book [75][76]. Enfin, un codage entropique basé sur le codeur de Huffman est appliqué aux coefficients quantifiés.

IV.2.2.1 Décomposition en sous bandes par schéma Lifting

La décomposition en ondelettes (allant jusqu'à trois niveaux) est réalisée par un schéma appelé Lifting qui permet la reconstruction parfaite de l'image lors de la décompression.

Le schéma lifting est une mise en œuvre efficace d'opérations de filtrage en transformée en ondelettes en réduisant le coût de calcul. En effet, elle permet d'effectuer la transformée en ondelettes en utilisant seulement une taille de mémoire légèrement supérieure à la taille de données. Il peut être modifié facilement en une transformation réversible qui utilise un plan entiers-à-entiers en ajoutant des opérations d'arrondissement [77][78][79].

La Figure IV.2 montre un schéma lifting à deux étages. Sur cette figure, P et U sont des opérateurs; P signifie prédiction et U signifie mise à jour. Les composantes finales sont ensuite multipliées par des constantes arbitraires : a, b.

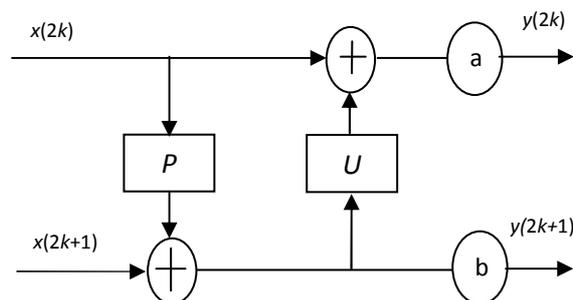


Figure IV.2. Structure d'un schéma Lifting

Une transformée basé sur lifting consiste en une séquence d'opérations simples pour lesquelles les valeurs paires du signal sont remplacées par la somme des valeurs impaires et les valeurs impaires sont remplacées par la somme des valeurs paires. Pour le cas réversible, les résultats sont arrondis à une valeur entière. De nombreux travaux antérieurs basés sur des transformées entières par lifting ont montré leurs performances.

Dans notre approche, le filtre à ondelettes 5/3 a été utilisé pour décomposer l'image. La paire du filtre 5/3 conventionnelle consiste en un filtre passe-bas d'analyse à 5 coefficients, tandis que le filtre passe-haut d'analyse à 3 coefficients. Les coefficients du filtre sont les suivants:

- Filtre passe-bas: $-1/8; 2/8; 6/8; 2/8; -1/8$
- Filtre passe-haut: $-1/2; 1; -1/2$

Pour chaque couple d'échantillons d'entrée, $2n$ et $2n + 1$, les équations du schéma lifting du banc de filtres 5/3 sont les suivantes:

$$y(2n+1) = x(2n+1) - \left\lfloor \frac{x(2n) + x(2n+2)}{2} \right\rfloor \quad (\text{IV.1})$$

$$y(2n) = x(2n) + \left\lfloor \frac{y(2n-1) + y(2n+1) + 2}{4} \right\rfloor \quad (\text{IV.2})$$

$\lfloor \cdot \rfloor$: représente l'opérateur d'arrondi qui garantit une transformée sans perte.

IV.2.2.2 Codage de la sous-bande lissée

La DCT est largement adoptée dans de nombreux systèmes pratiques de compression image en raison de ses performances de compression, vu sa distribution d'énergie favorable dans le domaine de la fréquence et l'efficacité de calcul.

Dans notre approche, les coefficients d'ondelettes de la sous-bande lissée sont divisés en blocs de 16×16 pixels et le DCT a été calculé pour chaque bloc. La taille des blocs de 16×16 a été utilisée car elle est considérée comme étant la taille optimale des blocs pour la compression DCT des images médicales.

Compte tenu de l'importance des fréquences contenues dans la sous-bande lissée, nous quantifions ces blocs en utilisant une quantification scalaire dans le but de conserver le maximum d'informations dans cette partie [16].

Pour ce faire, les coefficients DCT caractérisant chaque bloc sont divisés en intervalles dont le nombre est égale au niveau de quantification choisi. A un niveau de quantification donné, tous les pixels appartenant au même intervalle de quantification sont alors remplacés par la même valeur discrète. Il s'agit évidemment du principe de la quantification scalaire, qui est l'approximation de chaque valeur du signal aléatoire $x(t)$ par une valeur qui appartient à un ensemble fini de mots de code: $\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$. A toute amplitude x dans l'intervalle $[x_{i-1}, x_i]$ on associe une valeur quantifiée y_i située dans cet intervalle.

IV.2.2.3 Codage des sous-bandes de détails

IV.2.2.3.1 Quantification vectorielle algébrique

La quantification vectorielle algébrique LVQ (Lattice Vector Quantization) a récemment attiré un certain intérêt en tant qu'alternative aux quantificateurs de recherche complète pour les problèmes de codage d'image.

En effet, ce type de quantification est considérablement plus efficace du point de vue du calcul et évite le problème difficile de conception de code-book. Le but du LVQ est de structurer fortement le dictionnaire (code-book), afin de réduire la complexité de calcul impliquée dans la conception. Cette méthode ne nécessite pas une étape d'apprentissage ou une recherche exhaustive pour construire le code-book.

Le dictionnaire fait partie d'un réseau régulier, c'est-à-dire d'un ensemble fini de points régulièrement disposés dans l'espace. Un réseau n -dimensionnel λ_n est défini comme un ensemble de vecteurs λ satisfaisant:

$$\lambda_n = \{ \lambda / \lambda = u_1 a_1 + \dots + u_n a_n \} \quad (IV.3)$$

Où: a_i sont des vecteurs linéairement indépendants dans l'espace m -dimensionnel R^m avec et u_i sont des entiers.

L'intérêt de ces quantificateurs est la vitesse de quantification rapide en raison de sa structure régulière. C'est la différence entre les techniques basées sur l'algorithme LBG pour lesquelles les vecteurs de code sont disposés dans l'espace selon la séquence d'apprentissage. Ce manque d'ordre impose à utiliser des méthodes de "recherche exhaustive" dans la phase de recherche des vecteurs de code. Dans notre approche, nous avons choisi d'utiliser le réseau A_2 pour quantifier les coefficients des sous-bandes de détails [76].

- **Le réseau A_2**

Les réseaux réguliers appliqués à la quantification multidimensionnelle ont démontré des outils puissants pour effectuer la compression. Le réseau A_2 est défini comme suit:

$$A_2 = \left\{ x \in R^2, \exists (u_0, u_1) \in Z^2, x = u_0 a_0 + u_1 a_1 \right\} \quad (\text{IV.4})$$

Les vecteurs de base de ce réseau sont:

$$a_0 = \begin{bmatrix} \sqrt{3}/2 \\ -1/2 \end{bmatrix} \quad a_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (\text{IV.5})$$

Pour que la matrice génératrice soit:

$$M = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -1/2 & \sqrt{3}/2 \end{bmatrix} \quad (\text{IV.6})$$

Ce réseau est optimal pour la quantification bidimensionnelle, dans le sens qu'il produit l'erreur de quantification minimale pour un signal uniforme lorsqu'il est associé à la norme euclidienne. La sortie des entiers (u_0, u_1) représente le quantificateur dans les réseaux.

Dans cette approche proposée, les coefficients des sous-bandes hautes fréquence (dix sous-bandes) sont subdivisés en une taille de bloc prédéfinie de 2×2 . Ainsi, chaque couple de coefficients dans ces sous-bandes est formé en tant que vecteur 2D, selon le mode de parcours déterminé par la corrélation directionnelle.

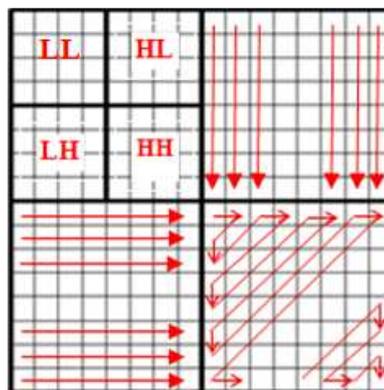


Figure IV.3. Directions de corrélation pour les sous-bandes de détails

Lors de la décomposition en ondelettes, les sous-bandes résultantes de l'application séparable des filtres verticaux et horizontaux, désignés par LL (sous-bande d'approximation), HL, LH et HH, respectivement (sous-bandes de détails).

Les coefficients d'ondelettes dans les trois sous-bandes de détails ont des corrélations directionnelles différentes: la corrélation verticale présente les coefficients HL, la corrélation horizontale dans LH et la corrélation diagonale dans HH (Figure IV.3).

A l'étape de quantification, nous utilisons un vecteur de dimension la plus basse dans le but de diminuer la complexité de codage de la quantification vectorielle. De plus, le codage LVQ est implémenté par un algorithme de quantification rapide qui n'exige pas d'effectuer le calcul intensif de recherche de voisin le plus proche basé sur le calcul de distance carrée et puisque nous utilisons des réseaux pour la quantification des coefficients d'ondelettes, il n'est pas nécessaire de transmettre le code-book au décodeur. Pour permettre au décodeur de générer le dictionnaire complet, le nombre de vecteurs code dans le code-book est simplement nécessaire.

Ainsi, en analysant de manière adaptative les coefficients des sous-bandes pour construire la source de quantification vectorielle, selon leur corrélation directionnelle, on peut réduire le calcul de corrélation de sous-bandes de manière significative et maintenir des résultats précis.

IV.2.2.4 Résultat expérimentaux

Les expériences ont été réalisées sur un ensemble d'images médicales en niveaux de gris. Les résultats obtenus par l'approche proposée sont présentés avec une comparaison avec d'autres méthodes de compression, montrant l'efficacité de l'algorithme proposé.

Les performances de la méthode proposée sont évaluées sur un ensemble de quatre images médicales de taille (256×256, 8 bits par pixel) présentées à la Figure IV.4.

La qualité des images reconstruites a été évaluée en termes de rapport signal crête sur bruit (PSNR : Peak Signal on Noise Ratio), mesure de structure de similarité (SSIM: Structural Similarity Measure) et taux de compression (CR: Compression Ratio).

Les expériences sont effectuées en utilisant les paramètres de codage suivants: 3 niveaux de décomposition par ondelettes réversibles 5/3 de Daubechies), transformée DCT 8×8, vecteurs de code de 2×2 pixels pour le quantificateur algébrique.

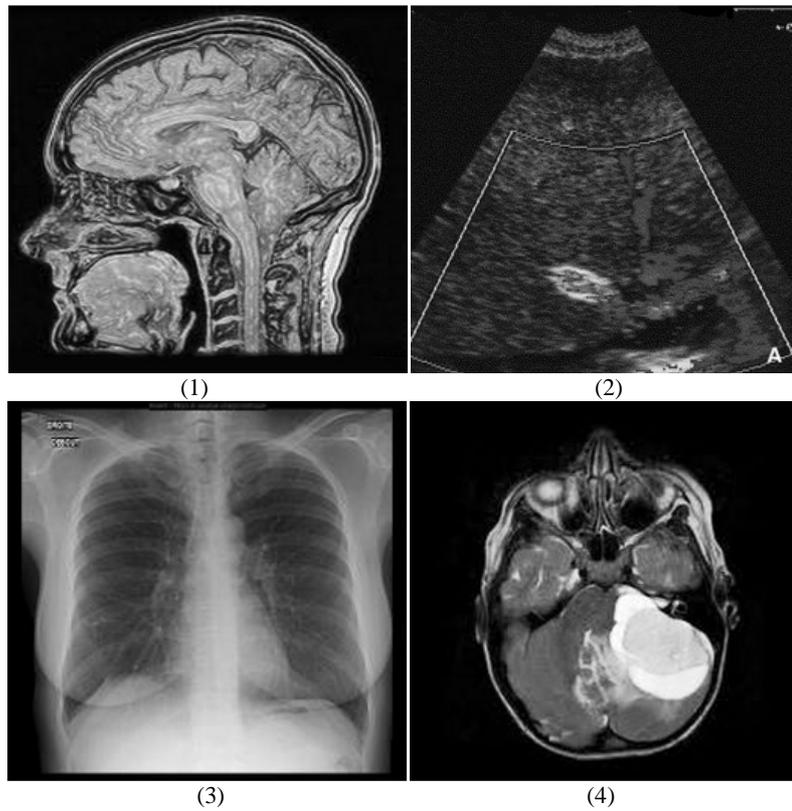


Figure I.V.4. Images médicales originales

La Figure IV.5 montre les résultats visuels de codage par l'algorithme proposé. On peut discerner que les images reconstituées sont fidèlement reproduites (34-37 dB) et sans effet de bloc.

Afin d'apporter une évaluation à notre approche, une comparaison avec divers résultats obtenus via l'utilisation des normes de compression telles que la méthode de compression JPEG utilisant la transformée DCT et la norme JPEG2000 utilisant la transformée d'ondelettes Daubechies 5/3, est nécessaire.

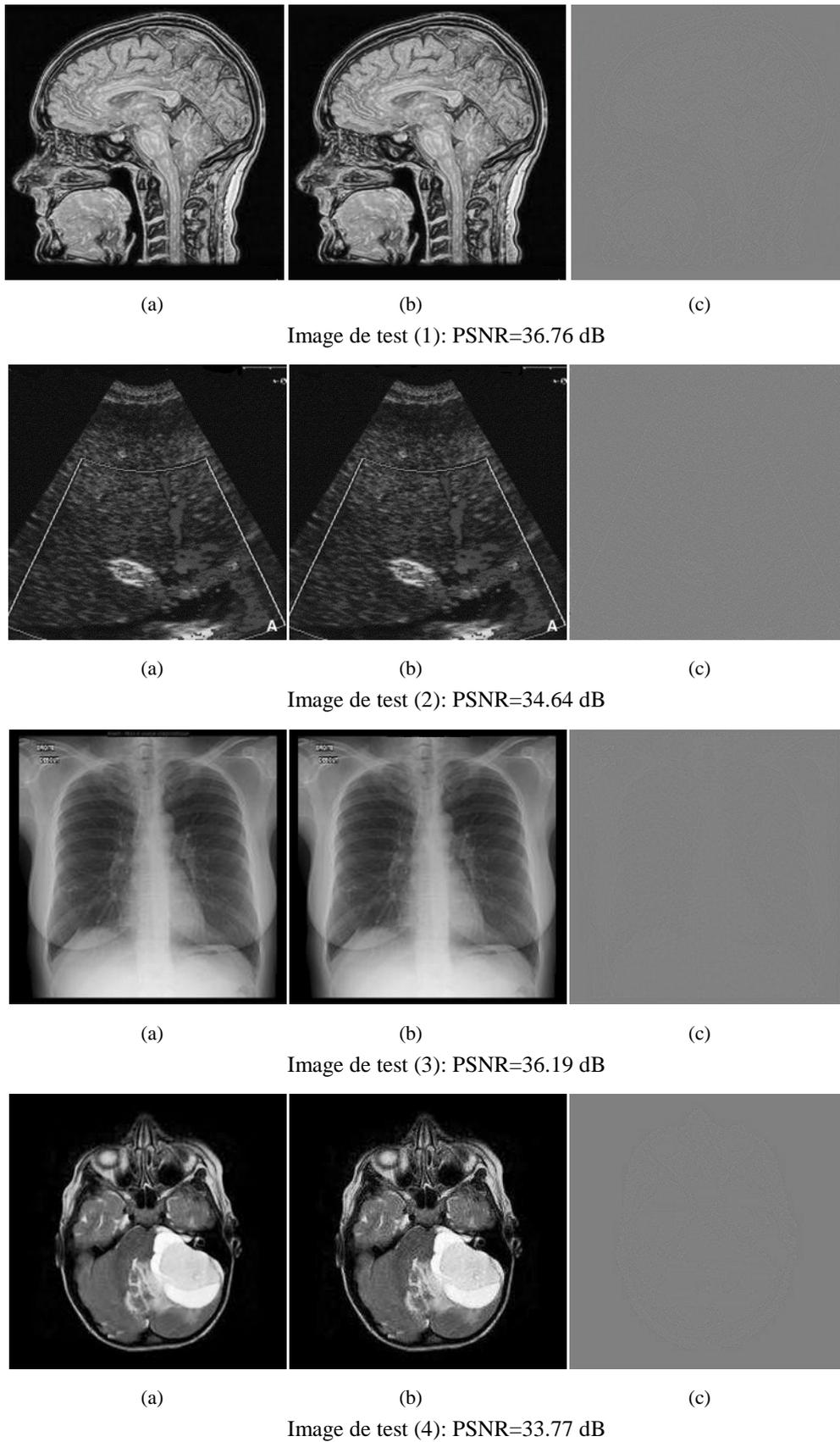


Figure IV.5. Résultats de compression à 0.40 bpp
(a) Image originale, (b) Image reconstruite, (c) Image différence

Bit rate (bpp)	Image (1)		
	JPEG	JPEG2000	Approche proposée
0.10	22.05	27.87	26.40
0.20	24.10	31.12	29.01
0.30	27.06	33.16	33.21
0.40	28.47	35.98	36.76

Table IV.1. Mesures PSNR pour JPEG, JPEG2000 et la méthode proposée pour l'image (1)

Bit rate (bpp)	Image (2)		
	JPEG	JPEG2000	Approche proposée
0.10	20.16	25.05	24.73
0.20	21.36	29.01	27.93
0.30	23.88	32.30	32.21
0.40	25.95	34.08	34.64

Table IV.2. Mesures PSNR pour JPEG, JPEG2000 et la méthode proposée pour l'image (2)

Bit rate (bpp)	Image (3)		
	JPEG	JPEG2000	Approche proposée
0.10	20.81	26.01	25.70
0.20	23.01	29.82	28.40
0.30	25.04	33.21	33.55
0.40	26.01	36.08	36.19

Table IV.3. Mesures PSNR pour JPEG, JPEG2000 et la méthode proposée pour l'image (3)

Bit rate (bpp)	Image (4)		
	JPEG	JPEG2000	Approche proposée
0.10	22.01	25.10	24.03
0.20	23.63	28.02	26.72
0.30	25.08	31.71	31.75
0.40	26.46	33.14	33.77

Table IV.4. Mesures PSNR pour JPEG, JPEG2000 et la méthode proposée pour l'image (4)

Ainsi, comme le montrent les tables: IV.1, IV.2, IV.3 et IV.4, les résultats de performance obtenus en termes de PSNR, à différents débits binaires, sont comparés à ceux obtenus par les deux méthodes: JPEG et JPEG2000.

Cette approche surpasse la méthode JPEG, nous obtenons un PSNR plus élevé à tous les débits binaires. Par exemple, à 0,3 bpp le schéma proposé est de 6,15 dB mieux PSNR que JPEG pour l'image de test (1), 8,33 dB pour l'image de test (2), 8,51 dB pour l'image de test (c) et 6,67 pour l'image de test (3). Donc, en moyenne, notre algorithme surperforme en moyenne de 7,5 dB, la méthode JPEG.

Elle est très compétitive par rapport à la méthode JPEG2000. Nous obtenons des résultats PSNR dépassant à celui de JPEG2000 à des débits binaires élevés. Cependant, JPEG2000, avec le filtre réversible d'ondelettes 5/3, a montré un léger avantage de PSNR par rapport à l'approche présentée dans de faibles débits binaires.

Il est évident que la qualité de la reconstruction dépend fortement du contenu des blocs source quantifiés. Dans notre implémentation des vecteurs de taille de 2×2 , ont été utilisés, explorés en corrélation directionnelle pour exploiter des caractéristiques des sous-bandes, ce qui a permis de préserver les détails et de produire une meilleure qualité des images reconstruites.

Des diagrammes du paramètre SSIM à différents débits binaires, sont donnés à la Figure IV.6 pour les quatre images de test. Il est évident que la méthode proposée donne une meilleure valeur SSIM que la méthode JPEG. Par rapport à la méthode JPEG2000, il donne un meilleur SSIM à 0,3 et 0,4 bits, ce qui confirme l'efficacité de notre système. La DCT appliquée sur la sous-bande lissée permet de coder l'image à haut débit sans nuire à la qualité de la compression. En outre, la compression des sous-bandes par LVQ permet une bonne reconstruction conduisant à de meilleurs PSNR et des CR élevés.

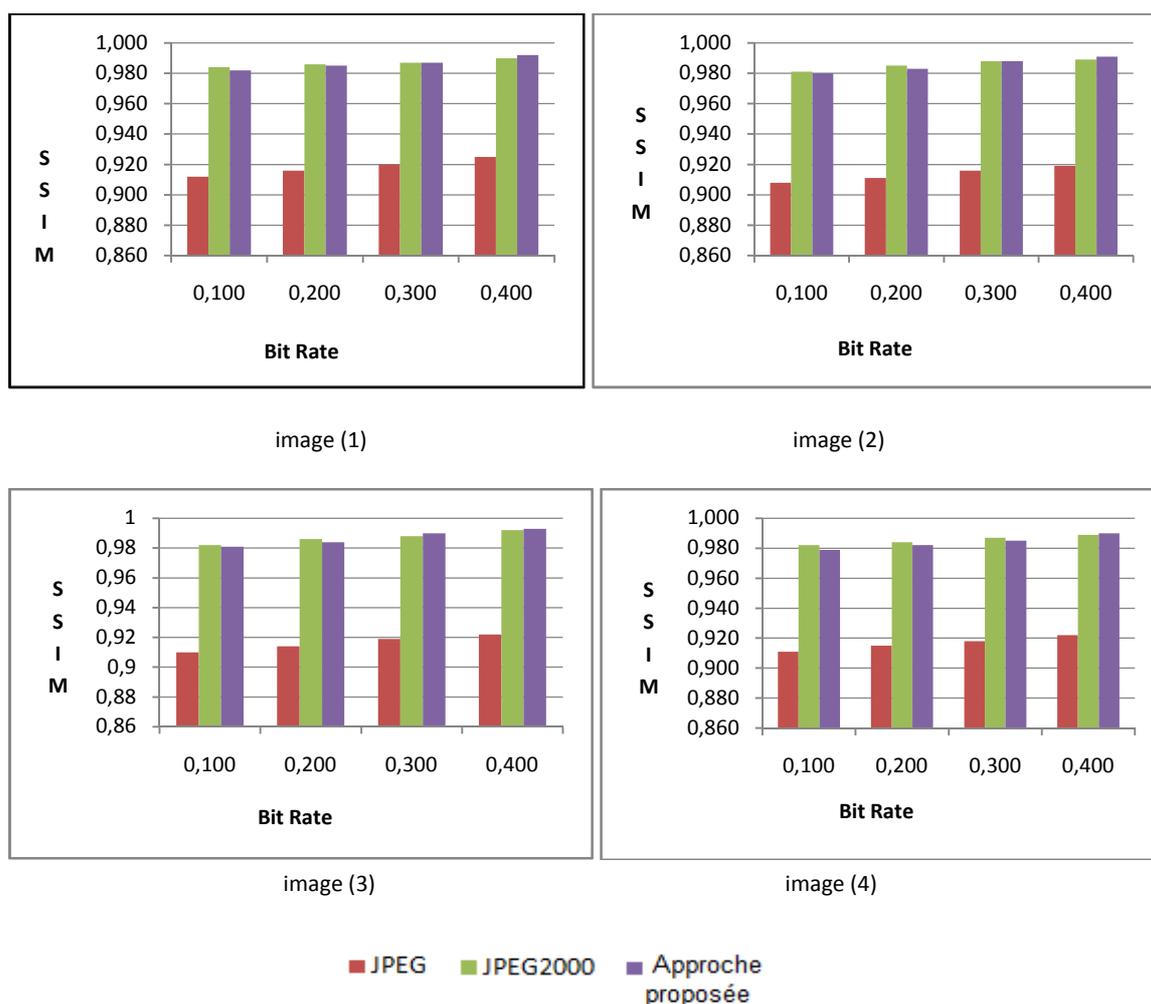


Figure IV.6. Evaluations comparatives en termes de SSIM pour: SPIHT, JPEG2000 et notre approche

Afin d'évaluer l'efficacité des résultats de codage obtenus, nous avons évalué la méthode proposée par rapport à l'approche présentée dans [80], où les auteurs ont essayé d'analyser des techniques et d'en trouver un schéma de compression permettant de compresser rapidement les images médicales et d'augmenter le taux de compression et maintenir un bon niveau de qualité visuelle; et donc une technique hybride efficace DWT-DCT pour la compression d'image est proposée dans laquelle la DWT à 3 niveaux a été utilisée, puis l'application de la DCT sur des composantes basse fréquence.

Les performances sont évaluées sur un ensemble d'images DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) montrées dans la Figure IV.7: image IRM du cerveau -T2 flair axial de taille 320×280×16, image IRM du cerveau - T2W axial de taille 448×364×16, image IRM du cerveau- T2_corflair axial de taille 320×280×16.

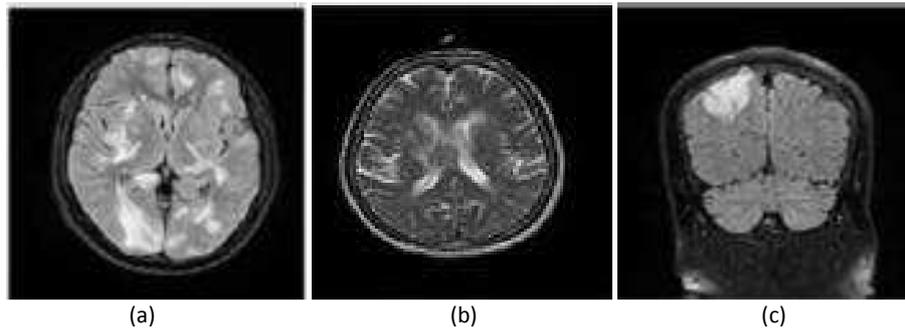


Figure IV.7. Ensemble d'images DICOM: Images IRM du cerveau (a) T2 flair axial, (b) T2W axial, (c) T2_corflair axial.

	Nayankumar [80]			Notre approche		
	PSNR(dB)	CR(%)	SSIM	PSNR (dB)	CR(%)	SSIM
T2 flair axial	30.09	75	0.980	37.87	87	0.992
T2W axial	29.61	83	0.976	33.45	94	0.987
T2_corflair axial	31.06	71	0.980	35.53	79	0.990

Table IV.5. Valeurs de PSNR calculées pour les trois images DICOM

La qualité des résultats de compression a été évaluée en termes de PSNR et CR. En comparant nos résultats avec ceux présentés dans [80], les valeurs de PSNR et CR révèlent que la qualité d'image reconstruite pour notre approche est largement supérieure. De plus, les résultats du SSIM présentés dans la Table IV.5 affirment que la méthode proposée permet une meilleure reconstruction.

Cela revient essentiellement aux avantages de la méthode LVQ appliquée sur des coefficients entiers à haute fréquence parcourus de manière adaptative en fonction de leur corrélation directionnelle. En outre, la DCT appliquée sur les coefficients basses fréquences, pour augmenter le taux de compression, a peu d'impact sur la qualité de l'image résultante.

IV.2.3 Approche basée sur SPECK-SPIHT

Dans cette approche, nous proposons une technique efficace, elle s'agit d'une hybridation de l'algorithme SPIHT et un autre algorithme de compression SPECK [81] (Set Partitioned Embedded block coder) afin d'exploiter la corrélation intra sous-bandes par l'algorithme SPECK et inter sous-bandes par l'algorithme SPIHT. Un codage entropique de type RLE a été utilisé.

L'architecture générale du système de codage de cette approche, est illustrée par la Figure IV.8. La méthode de compression a été testée sur des images IRM et les résultats sont très satisfaisants.

L'algorithme SPECK divise l'image transformée dans des blocs adjacents et réalise l'essai de signification sur ces différents blocs. Si un bloc est significatif, il est divisé dans quatre sous-blocs égaux. Chaque bloc secondaire alors est individuellement examiné pour sa signification. Un bloc secondaire significatif emploie encore une division d'arbre de quadruple. De cette façon un bloc significatif est périodiquement divisé dans des blocs secondaires. L'avantage de codage par blocs, c'est que les petits blocs, représentant les zones à haute fréquence, sont codés séparément à partir de grandes surfaces avec un contenu faible de fréquence spatiale.

Les algorithmes d'arbres de zéro tel que SPIHT emploient la corrélation inter-sous-bande qui existent entre les sous-bandes et les algorithmes de bloc de zéro comme SPECK emploient la corrélation intra-sous-bandes existant entre chaque sous-bande, c'est la chose qui nous a permis de s'intéresser à la compression de la sous-bande passe-bas qui contient l'approximation de l'image par l'algorithme SPECK, et les sous-bandes passe-haut par SPIHT.

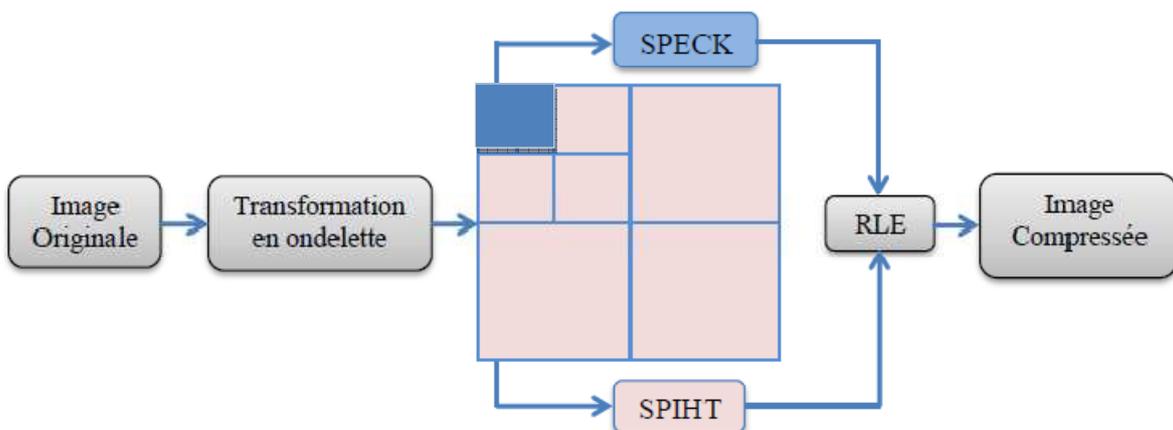


Figure IV.8. Le codeur hybride proposé basé sur SPECK et SPIHT

IV.2.3.1 Transformation en ondelettes

Cette étape nous permet de décorrélérer l'information en séparant les approximations de l'image de ses détails, et de diminuer la dynamique du signal et d'éliminer les redondances.

Des ondelettes peuvent être réalisées par l'itération des filtres avec une échelle bien choisie. La résolution du signal, qui est une mesure de la quantité de l'information de détail dans un signal, est déterminée par les opérations de filtrage, et l'échelle choisie est déterminée par des opérations de sur échantillonnage et sous échantillonnage. Nous avons utilisé dans cette étape les ondelettes de Daubechies à coefficients 9/7.

IV.2.3.2 Quantification

Dans l'image transformée en ondelette à deux niveaux, la sous-bande passe-bas est quantifiée avec l'algorithme SPECK [81], et la quantification des sous-bandes passe-haut est effectuée avec l'algorithme SPIHT [19] (voir Figure IV.9)

La technique de compression SPECK utilise des blocs au lieu des coefficients. En divisant périodiquement un bloc significatif d'une image transformée, la technique de SPECK localise les coefficients significatifs dans le bloc et réalise une quantification scalaire sur ces coefficients significatifs pour produire un plan de bits.

Le SPIHT est un algorithme simple, rapide, et très efficace, il représente une révolution dans la compression d'image parce qu'il a cassé la tendance à des arrangements plus complexes de compression. Ainsi qu'il fournit une meilleure qualité d'image avec une transmission progressive et sert à une compression adaptative (l'algorithme SPIHT est présenté en détails dans le chapitre 2).

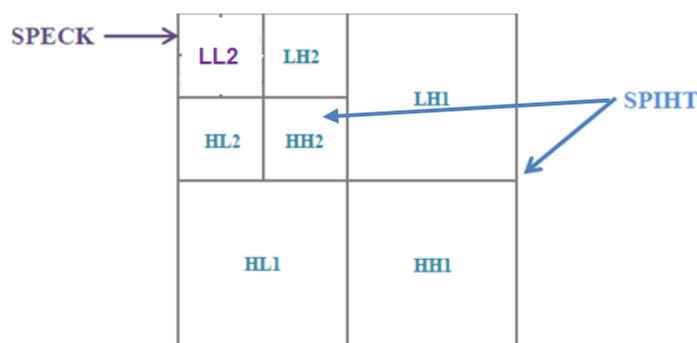


Figure IV.9. Quantification des sous-bandes à deux niveaux d'échelles

IV.2.3.2.1 Principe du codeur SPECK [82]

L'algorithme de SPECK est un codeur très efficace et moins complexe. Il est semblable à l'algorithme SPIHT. La différence entre les deux réside dans le partitionnement et l'exploitation des sous-bandes de la transformée en ondelettes. En effet, le principe de SPECK est d'exploiter les structures d'ensembles de coefficients en blocs plutôt qu'en arbres [81].

L'algorithme de SPECK définit deux classes d'ensembles de partitionnement: S et I, utilisés pour transmettre les informations considérées significatives.

Initialement, l'ensemble S est défini comme étant l'ensemble composé des coefficients de sous-bande basse fréquence de la transformée en ondelettes. L'ensemble I est défini sur tous les coefficients restants comme illustré par la Figure IV.10.

Dans le processus de codage, les ensembles S sont partagés par un schéma de partitionnement quadtree (voir Figure IV.11) tandis que les ensembles I sont partitionnés par un schéma de partitionnement d'octave (voir Figure IV.12).

Chaque passe de SPECK comprend le passage de tri et le passage de raffinement, utilisant deux listes: la liste des ensembles insignifiants (LIS) et la liste des pixels significatifs (LSP) permettant de sauvegarder l'état de signifiante des ensembles et des coefficients. La liste d'ensembles non significatifs (LIS) contient des blocs de coefficients de tailles variables y compris les coefficients isolés considérés comme blocs de taille 1×1 [82].

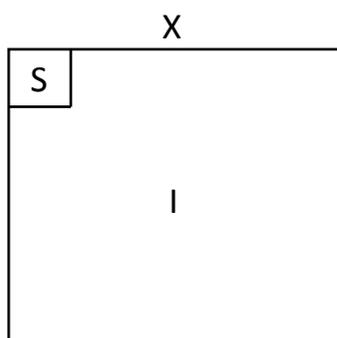


Figure IV.10. Partitionnement d'une image X en deux ensembles S et I

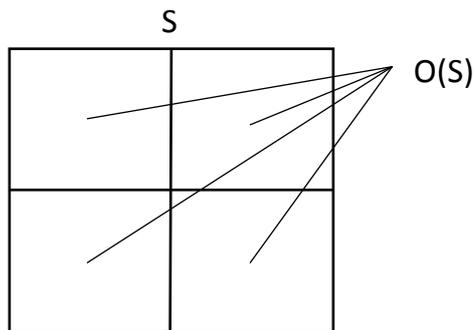


Figure IV.11. Partitionnement de l'ensemble S

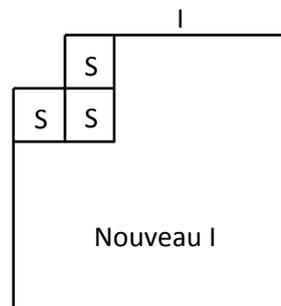


Figure IV.12. Partitionnement de l'ensemble I

IV.2.3.2.2 Algorithme de codage SPECK

Lors du déroulement de l'algorithme, un test de signification est réalisé sur chaque ensemble S placé dans LIS à tour de rôle (la fonction $\text{ProcessS}()$ dans l'algorithme). Si l'ensemble est non significatif il reste dans LIS, et si l'ensemble est significatif et non réduit à un seul coefficient, il est retiré de la liste et partitionné récursivement en quatre sous blocs O sur lesquels ce test est effectué à nouveau (la fonction $\text{CodeS}()$ dans l'algorithme). Chacun de ces ensembles O de progéniture, est examiné pour la signification pour le même seuil n et si O est significatif, on le partitionne en quatre ensembles une autre fois sinon on l'ajoute au LIS.

Chaque sous-ensemble significatif est alternativement traité comme ensemble de type S et périodiquement traité, par l'intermédiaire de $\text{ProcessS}()$ et de $\text{CodeS}()$, jusqu'à ce que les

pixels considérés comme significatifs dans l'ensemble original S sont localisés et codés. Les pixels (ensembles) qui sont trouvés non significatifs pendant ce processus sont ajoutés au LIS à examiner encore contre le prochain seuil inférieur.

Le résultat binaire de chaque test de signification est envoyé au bit Stream de code. A chaque fois qu'un ensemble S ou O est significatif, les tests de quatre ensembles de progéniture s'effectuent, de sorte que les chemins binaires de décision de signification se fait sur un quadtree.

Une fois que tous les ensembles de type S sont traités, l'ensemble I est traité en le testant contre le même seuil n (ProcessI ()). Si on l'avère significatif, il est divisé encore par un autre arrangement de division.

Comme montré dans Figure IV.12, l'ensemble I est divisé en trois ensembles de type S et un ensemble de type I (CodeI ()). La taille de chacun de ces trois ensembles S est identique que celle de la partie divisée du X . Le nouvel ensemble I qui est constitué par ce processus de division est maintenant réduit dans la taille.

- **Algorithme SPECK**

- 1) **Initialisation :**

Partitionnement de l'image X en ensembles S (racine) et I ($X-S$).

Initialiser le seuil $n = \log_2 \max_{(i,j) \in X} |C_{i,j}|$.

Ajouter S dans LIS et LSP vide.

- 2) **Passage de tri :**

Dans l'ordre croissant de la taille C des ensembles

Pour chaque ensemble $S \in LIS$

 ProcessS (S)

 ProcessI ()

- 3) **Passage de raffinement:**

Pour chaque $(i,j) \in LSP$, à l'exception de ceux inclus dans le dernier passage de tri,

 Sortir le $n^{\text{ième}}$ MSB de $|C_{ij}|$.

 Décrémenter n par 1, et aller à l'étape 2.

ProcessS (S)

```
{   Sortir  $S_n(S)$  // test de signifiante
```

```
    Si  $S_n(S) = 1$ 
```

```
        - Si  $S$  est un pixel, sortir le signe de  $S$  et ajouter  $S$  dans LSP
```

```
        - Sinon CodeS ( $S$ )
```

```
        - Si  $S \in LIS$ , enlever  $S$  du LIS
```

```
    Sinon
```

```
    Si  $S \in LIS$ , ajouter  $S$  dans LIS }
```

CodeS (S)

```

{ Partitionner S en quatre sous-ensembles égaux O(S)
  Pour chaque O(S)
    - Sortir  $S_n$  (O(S))
    - Si  $S_n$  (O(S)) = 1
      Si O(S) est un pixel, sortir le signe de O(S) et ajouter O(S) dans LSP
      Sinon CodeS (O(S))
    Sinon
      Ajouter O(S) dans LIS }

```

ProcessI (I)

```

{ Sortir  $S_n$  (I)
  Si  $S_n$  (I) = 1
    CodeI ( ) }

```

CodeI (I)

```

{ Partitionner I en quatre ensembles (Trois S et un I)
  Pour chacun des trois ensembles S
    - ProcessS (S)
  ProcessI ( ) }

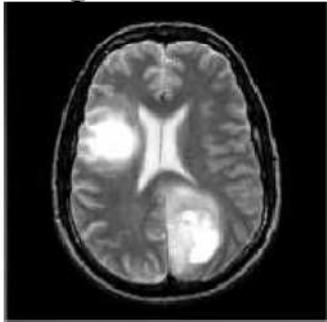
```

IV.2.3.3 Résultat expérimentaux

La Figure IV.13 montre les résultats visuels de compression obtenus par la méthode proposée pour des images médicales en niveau de gris. Globalement pour ces résultats, nous atteignons des taux de compression importants sans pour autant dégrader la qualité des images reconstruite.

Images	Approche proposée		SPIHT	
	TC (%)	PSNR (dB)	TC (%)	PSNR (dB)
Image 1	51,42	41,54	47,11	42,01
Image 2	66,07	39,67	61,81	41,35
Image 3	66,26	39,01	61,99	39,62
Image 4	53,81	40,54	49,51	42,67

Table IV.6. Comparaison des performances en valeurs de PSNR et taux de compression

Image 1:

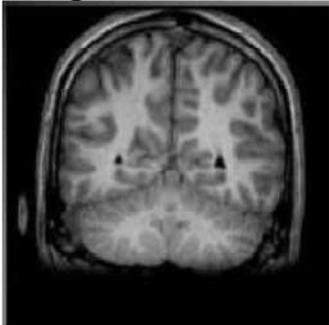
(a)



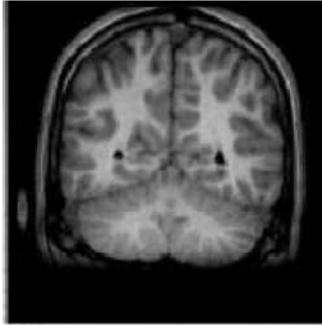
(b)



(c)

Image 2:

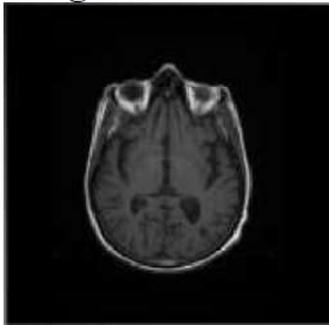
(a)



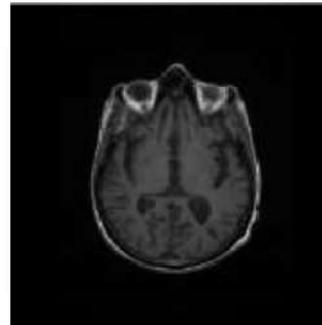
(b)



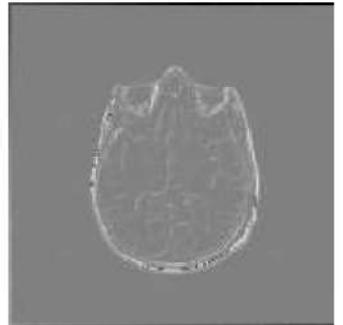
(c)

Image 3:

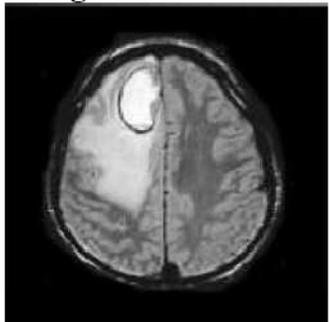
(a)



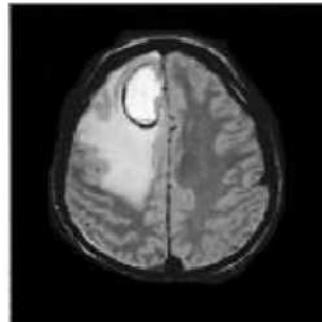
(b)



(c)

Image 4:

(a)



(b)



(c)

Figure IV.13. Résultats de compression obtenu par l'approche proposée:
(a) Images originales, (b) Images reconstruites, (c) Images de différence

La Table IV.6 montre les différents résultats de cette approche. Notre méthode offre globalement un pourcentage de taux de compression plus important par rapport à la méthode SPIHT. Cependant, l'approche offre, des valeurs de PSNR relativement similaires.

L'approche hybride SPECK-SPIHT paraît prometteuse quand à l'amélioration de son taux de compression.

Toutefois, avec ces tests, nous avons constaté qu'il existe une certaine limite d'utilisation des niveaux de décomposition (pas plus de deux niveaux) afin de garder des distorsions imperceptibles et acceptables notamment pour des images contenant des parties importantes liées aux actes de diagnostic où toute erreur peut être fatale. L'image de différence pour les deux images avec des tumeurs (image 1 et image 4) montrent très clairement qu'il existe des dégradations engendrées, ce qui n'est pas acceptable par les experts médicaux.

IV.3 Approches basées ROI

IV.3.1 Compression adaptative par SPIHT et Huffman

Notre premier système proposé pour la compression basée ROI est composé de deux étapes essentielles. La première étape effectuée est une segmentation de l'image. Cette opération permet de séparer les pixels de l'image en deux régions: Région d'intérêt et arrière plan (non région d'intérêt).

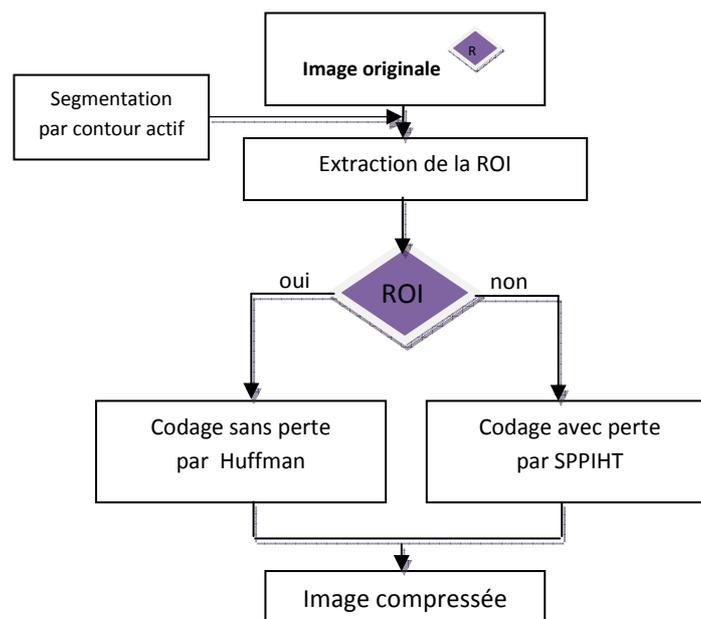


Figure IV.14. Approche ROI proposée basée sur SPIHT et Huffman

Après la séparation de la région d'intérêt et l'arrière plan, nous avons choisit d'appliquer une transformée en ondelettes réversibles et non réversible respectivement sur la partie ROI et la partie non-ROI (arrière plan). Par la suite l'algorithme SPIHT était l'outil de base pour compresser l'arrière plan de l'image, cependant un codage sans perte de Huffman est appliqué sur la région importante ROI. La Figure IV.14 récapitule les étapes de cette approche [88].

IV.3.1.1 Extraction semi-automatique de la partie ROI

Identifier et extraire la région d'intérêt d'une manière correcte est une étape très importante avant de coder les données de l'image. En effet, il y a tant de différents genres d'images médicales, qui rendent la méthode automatique d'extraction de ROI dure pour être pratiques. L'étape initiale d'une compression basée sur la partie ROI est la segmentation. Cette dernière divise l'image en régions homogènes sur la base d'une caractéristique telle que l'intensité ou la texture.

Nous avons choisi la méthode des snakes du modèle déformable pour extraire la partie ROI sur les images IRM du cerveau [83].

- **Principe de segmentation par snakes**

Une sous-famille des modèles déformables appelés snakes sont des courbes ou de surfaces qui évoluent dans un espace 2D ou 3D pour délimiter au mieux une structure anatomique ou pathologique. L'évolution du modèle est guidée par la minimisation de deux facteurs: l'énergie interne et l'énergie externe. Le premier définit la régularité géométrique du modèle, en s'appuyant par exemple sur le calcul de sa courbure locale et, le second, mesure une propriété de l'intensité lumineuse le long des points de l'image traversés par le modèle déformable (comme par exemple la norme du gradient de l'intensité lumineuse) pour favoriser l'attraction du modèle vers des points de fort contraste. Ces méthodes sont très efficaces lorsque l'utilisateur peut initialiser le modèle de manière approximative autour de la région d'intérêt. Le modèle déformable évolue alors depuis cette solution initiale grossière, pour itérativement, au cours d'un processus d'optimisation, délimiter avec précision et de manière automatique la frontière de la région recherchée.

- **Les modèles déformables**

Initialement introduits dans [83][84], l'application des modèles déformables a permis de résoudre de nombreux problèmes de segmentation en imagerie médicale. Ils consistent à déformer un modèle géométrique (surface, courbe, ...) sous la contrainte de forces internes (liées aux propriétés du modèle) et externes (liées à l'image) jusqu'à ce que le modèle vienne

se plaquer sur la structure d'intérêt [85]. Le lecteur peut consulter [84] pour une étude détaillée.

La méthode de détection des contours actifs nécessite l'initialisation d'une ligne de contour entourant la zone des objets à détecter et en faisant évoluer cette courbe de façon à minimiser son énergie E exprimée par :

$$E(C) = E_{int}(C) + E_{ext}(C) + E_{img}(C) \quad (IV.7)$$

E_{int} : Une énergie propre due uniquement à la forme du contour, dite énergie interne.

E_{ext} : C'est une énergie qui exprime des contraintes supplémentaires qui peuvent être imposées par l'utilisateur pour obtenir le contour qu'il veut.

E_{img} : Une énergie potentielle imposée par l'image.

IV.3.1.2 Compression de la partie ROI

Le but de la méthode proposée est de conserver les informations transmises à travers l'image au niveau des régions d'intérêt. On peut choisir d'utiliser des algorithmes de compression entropique sur les régions d'intérêt afin de ne pas dégrader ces régions importantes. Cependant, on pourrait s'autoriser une dégradation, ce qui aurait pour conséquence d'augmenter le taux de compression. Pour le codage des régions d'intérêt nous avons choisi le codeur de Huffman après avoir effectué une décomposition en ondelettes réversible.

La transformation en ondelettes entières nommée LeGall 5/3, demeure performante pour la majorité des images, ainsi on s'est basé sur ce type d'ondelettes [78]. Rappelons que le but du codage entropique est de réduire le nombre de bits utilisés pour les pixels fréquents. On présente un élément i par une séquence de bits de longueur inversement proportionnelle à la probabilité d'apparition $p(i)$. La méthode repose sur la construction d'un arbre basé sur les probabilités d'apparition des éléments [6].

IV.3.1.3 Compression de la partie Non ROI

La méthode SPIHT a connu un grand succès dans le domaine de la recherche, notamment en imagerie médicale. Il a été étendu pour la télé-médecine afin de pouvoir transmettre des images à différentes résolutions et qualités [86][87].

Rappelons que la transformation en ondelettes discrètes (DWT) bidimensionnelle repose sur la notion d'analyse multi-résolutions d'une image par application de banc de filtres. Celle-ci est décomposée en un ensemble de sous bandes représentant l'information portée par l'image

source à différents niveaux de résolution: l'image d'approximation (LL_n) et les images de détails horizontaux (LH_n), verticaux (HL_n), diagonaux (HH_n).

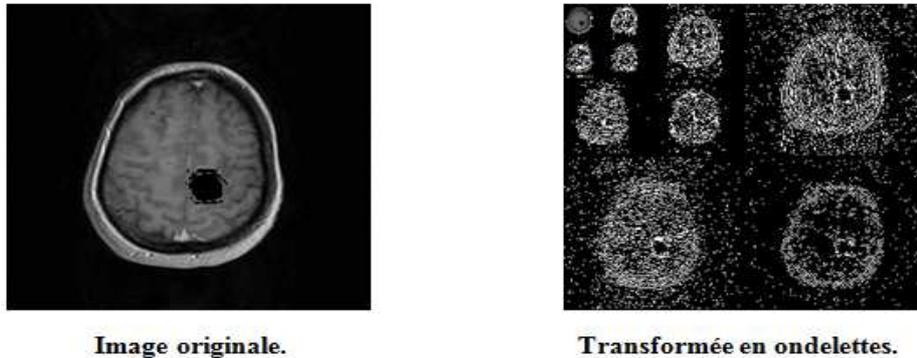


Figure IV.15. Exemple de décomposition en ondelettes à 3 niveaux

Le schéma lifting permet une implémentation moins coûteuse de la transformée en ondelette. Ce schéma est particulièrement intéressant au niveau de l'utilisation de la mémoire puisqu'elle permet à la transformée en ondelette d'être réalisée en utilisant uniquement une taille mémoire légèrement supérieure à la taille des données [77]. La Figure IV.15 montre une décomposition en ondelette avec trois niveaux.

La méthode SPIHT utilise les similarités entre les coefficients d'ondelettes des différentes échelles. L'organisation en arbre hiérarchique des coefficients est utilisée pour effectuer un tri partiel des coefficients, de manière à coder en priorité ceux de forte énergie. En effet, l'algorithme suppose la décroissance d'énergie des coefficients pour les plus hautes résolutions/fréquences dans l'arbre hiérarchique [19]. Ainsi des coefficients non significatifs dans les basses fréquences ont de fortes chances d'avoir des enfants non significatifs dans les hautes fréquences et ceux possédant une énergie importante ont généralement des enfants possédant moins d'énergie. Ces hypothèses sont utilisées par SPIHT afin de réduire le débit binaire du tri. Le tri partiel réorganise ainsi les coefficients d'une branche en fonction de leur bit de poids le plus fort (réduction de l'erreur quadratique) à l'aide d'un parcours en profondeur des nœuds possédant un descendant significatif dans l'arbre hiérarchique.

Pour la compression SPIHT avec perte (appliqué sur la partie hors région d'intérêt), on a adopté la base bi-orthogonale de Daubechies dont le filtre d'analyse h a neuf coefficients et le filtre dual de synthèse h' à sept coefficients. Cette base est généralement notée: 9/7 filter bank [79].

IV.3.1.4 Résultats expérimentaux

Cette approche a été testée sur des images IRM du cerveau contenant une tumeur qui est considérée comme région d'intérêt (voir Figure IV.16). La Figure IV.17 montre les résultats d'extraction de la ROI. On peut dire que le système de segmentation détecte bien la zone d'intérêt, on parvient donc à séparer entre les deux parties de l'image (ROI et Arrière plan), ce qui rend possible d'appliquer une compression sans altérer les informations diagnostiques contenues dans cette partie.

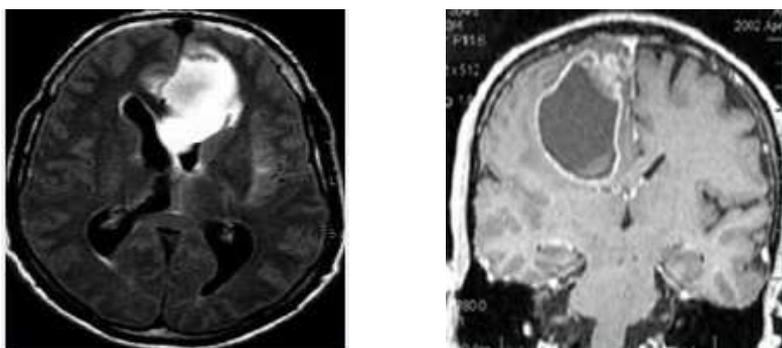


Figure IV.16. Images IRM du cerveau

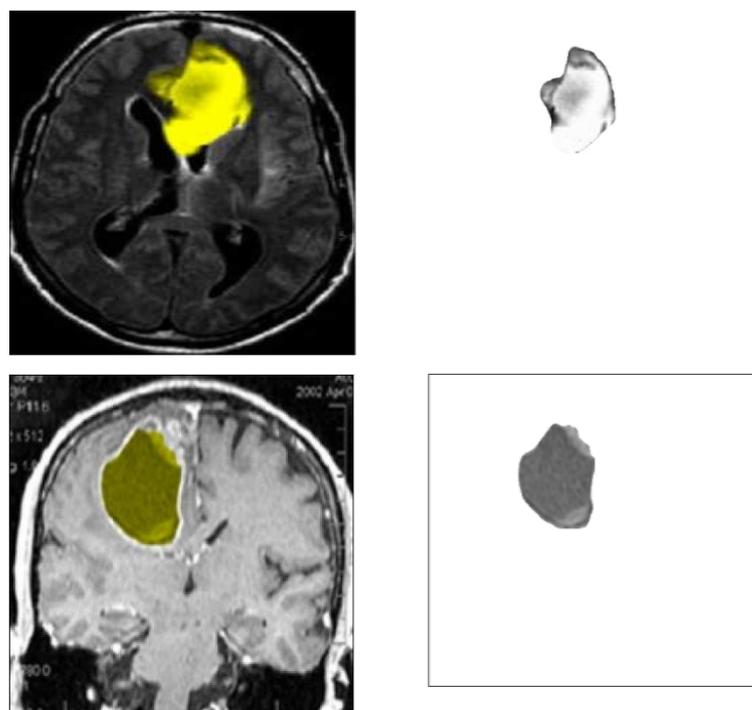


Figure IV.17. Régions d'intérêt extraites

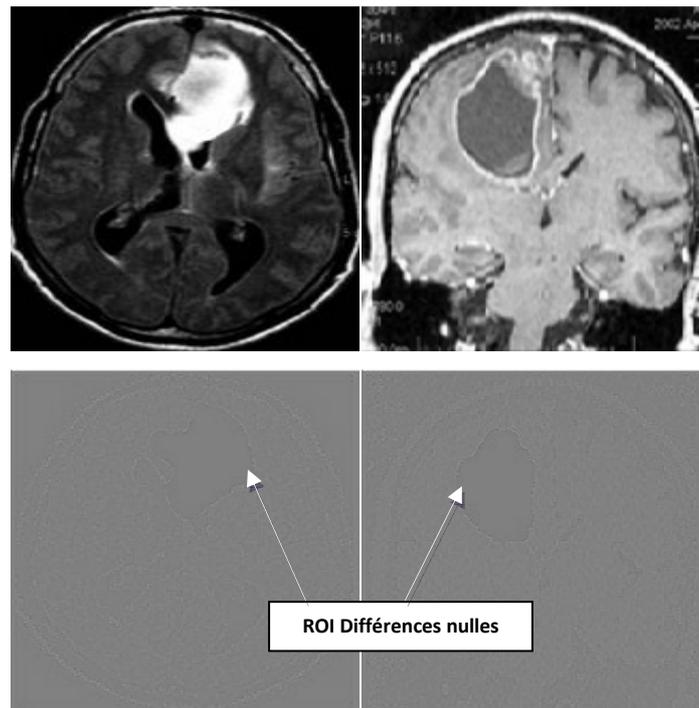


Figure IV.18. Images reconstruites et images de différence

Codage non basée ROI			
	TC (%)	EQM	PSNR (db)
Image 1	74,88	63,69	30,09
Image 2	82,69	41,40	31,96

Table IV.7 Compression simple sans région d'intérêt

Codage basée ROI			
	TC (%)	EQM	PSNR (db)
Image 1	70,12	23,61	34,40
Image 2	79,71	16,52	35,95

Table IV.8 Compression basée région d'intérêt

Les résultats de compression obtenus après la phase de détection de la ROI sont présentés dans la Figure IV.18. Ces résultats montrent que les images reconstruites respectent la contrainte du codage sans perte au niveau de la région d'intérêt (l'image de différence entre l'image originale et celle reconstruite montre bien la dissemblance nulle au niveau de la ROI) et gardent une apparence acceptable sur la partie restante.

La Table IV.8 présente les résultats obtenus en termes de PSNR et taux de compression pour les deux images IRM. En comparant les résultats avec ceux de la Table IV.7 où une simple compression à été appliquée (sans région d'intérêt), on peut remarquer que lors du codage avec région d'intérêt, on a aboutit à une reconstruction parfaite au niveau des zones d'intérêt dans le but de conserver les détails relatifs au diagnostic ce qui explique une augmentation en valeur de PSNR au détriment d'une très légère baisse en taux de compression (entre 3 et 4%) due au codage sans perte appliqué sur la région d'intérêt ROI. Ce qui a permis de garantir la fidélité de l'information médicale qui présente un point capital pour un diagnostic.

Cependant, remarquons que l'utilisation d'un simple codeur entropique sur la partie ROI ne permet pas d'aboutir à des résultats vraiment satisfaisants en terme de taux de compression ainsi nous avons opté à implémenter un codeur réversible ayant la capacité de compresser la partie ROI (de taille relativement petite) en obtenant de fort taux de compression et c'est d'ailleurs le but majeur des méthodes destinées à compresser des images médicales.

IV.3.2 Approche basée sur les codeurs imbriqués

Les algorithmes de codage basés transformées sont plus efficaces informatiquement. Etant donné que la transformée en ondelettes possède les propriétés de l'analyse multi-résolution et d'énergie compacité, la plupart des algorithmes de compression basés transformée sont basés sur ceux-ci. Par conséquent, le codage basé transformée est devenue une approche populaire en raison de ses multiples avantages tels que: la transmission progressive, accès aléatoire au flux binaire, et la région d'intérêt (ROI) de codage.

Plusieurs travaux ont montré que les codeurs imbriqués (zerotree) basés sur les ondelettes aident à fournir une excellente performance de distorsion de débit puisque les dépendances de coefficients d'ondelettes en sous-bandes sont bien exploitées pour des images hautes résolutions (par exemple 512×512). Cependant, dans une très faible image de débit binaire utilisant de faibles résolutions (par exemple la région d'intérêt de la taille de 100×145), la performance du codeur à arbre de zéro est réduite en raison de la décomposition insuffisante en ondelettes. A cet effet, au lieu des ondelettes, des approches de codage de DCT basé sur

l'arbre de zéro, peuvent fournir des taux de compression compétitifs avec une bonne qualité d'image par rapport aux codeurs embarqués à base des ondelettes [91][93].

Le but de l'approche proposée consiste à comprimer la région importante nommée région d'intérêt (ROI) strictement sans perte, et de compresser les régions restantes de l'image avec la perte. Les pixels qui appartiennent à la partie ROI sont codés de manière efficace à base d'une transformée DCT réversible et un codeur réversible à arbre de zéro EZW modifié, offrant ainsi un taux de compression élevé tout en conservant les données pertinentes de diagnostic situées au niveau de cette partie ROI. Pour utiliser le codeur imbriqué avec des coefficients DCT entiers, ces coefficients sont réarrangés dans une structure hiérarchique similaire aux sous-bandes d'ondelettes. La partie Non Région d'intérêt est fortement compressée par la technique SPIHT. Le schéma de la Figure IV.19 reprend le principe de compression établi dans cette approche ROI [90][91][92].

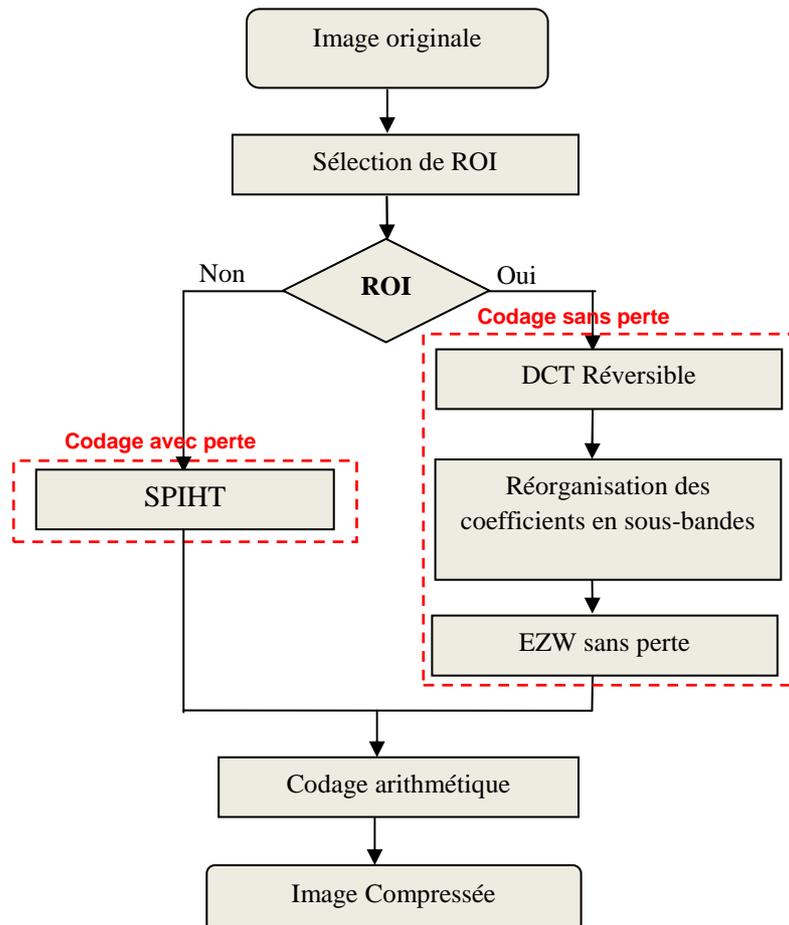


Figure IV.19. Schéma proposé basé Région d'Intérêt

IV.3.2.1 Codage de la partie ROI

IV.3.2.1.1 Réarrangement des coefficients DCT

Les auteurs de [94] présentent une étude comparative sur de nombreux types de transformées de DCT réversibles, ils se sont référés à cinq algorithmes de DCT entier de type II (à savoir: BinDCT-IIC,-IIL,-IIS, IntDCT-II, LDCT-II). Une comparaison de performance dans l'aspect du codage sans perte a montré que le premier taux d'entropie de l'ordre du est le meilleur et confirmé que la transformée LDCT-II est la meilleure pour un codage sans perte. Par conséquent, dans notre approche, nous avons opté pour ce type de transformée réversible (LDCT-II) [94][95].

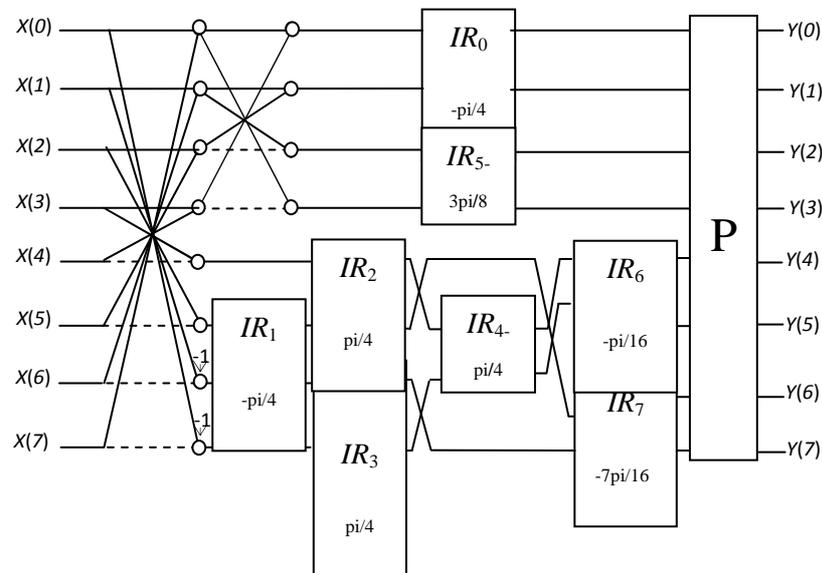


Figure IV.20. Transformée LDCT-II à 8 points et ses composantes de rotations

Le graphe de flux de 8-points de la transformée LDCT-II est illustré à la Figure VI.20. Une ligne pointillée dénote signe négatif. L'algorithme se compose de matrices permutation (P) (pour réorganiser l'entrée ou la sortie de l'algorithme de transformation) avec l'élément ± 1 et la combinaison de transformée à 2-points en rotation entière (IR: Integer Rotation).

Le signal d'entrée X est donné par $X = [(x(0), x(1), \dots, x(7))]^T$, et le signal transformé est donnée par $Y = [(y(0), y(1), \dots, y(7))]^T$.

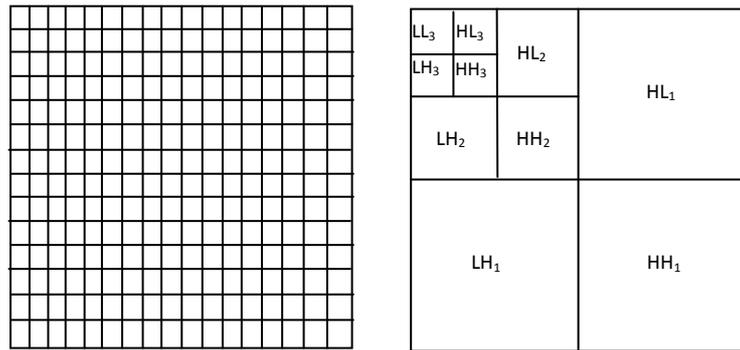


Figure IV.21. Transformation d'un bloc DCT de 8x8 en de sous-bandes à 3 échelles

Considérons la partie de la région d'intérêt ROI qui est composée de $K \times L$ blocs avec des tailles de $M \times M$, où chaque bloc est converti en par la transformée en 2 dimensions LDCT-II. Chaque bloc LDCT-II de taille $M \times M$ (contenant M^2 coefficients) est traité comme une structure de sous-bande hiérarchique. Réorganiser de cette manière tous les blocs de la partie ROI, nous arrivons à obtenir une structure en sous-bande hiérarchique de 3-échelle comme le montre la Figure IV.21.

A ₀₀	A ₀₁	A ₀₂	A ₀₃	B ₀₀	B ₀₁	B ₀₂	B ₀₃
A ₁₀	A ₁₁	A ₁₂	A ₁₃	B ₁₀	B ₁₁	B ₁₂	B ₁₃
A ₂₀	A ₂₁	A ₂₂	A ₂₃	B ₂₀	B ₂₁	B ₂₂	B ₂₃
A ₃₀	A ₃₁	A ₃₂	A ₃₃	B ₃₀	B ₃₁	B ₃₂	B ₃₃
C ₀₀	C ₀₁	C ₀₂	C ₀₃	D ₀₀	D ₀₁	D ₀₂	D ₀₃
C ₁₀	C ₁₁	C ₁₂	C ₁₃	D ₁₀	D ₁₁	D ₁₂	D ₁₃
C ₂₀	C ₂₁	C ₂₂	C ₂₃	D ₂₀	D ₂₁	D ₂₂	D ₂₃
C ₃₀	C ₃₁	C ₃₂	C ₃₃	D ₃₀	D ₃₁	D ₃₂	D ₃₃

A ₀₀	B ₀₀	A ₀₁	B ₀₁	A ₀₂	B ₀₂	A ₀₃	B ₀₃
C ₀₀	D ₀₀	C ₀₁	D ₀₁	C ₀₂	D ₀₂	C ₀₃	D ₀₃
A ₁₀	B ₁₀	A ₁₁	B ₁₁	A ₁₂	B ₁₂	A ₁₃	B ₁₃
C ₁₀	D ₁₀	C ₁₁	D ₁₁	C ₁₂	D ₁₂	C ₁₃	D ₁₃
A ₂₀	B ₂₀	A ₂₁	B ₂₁	A ₂₂	B ₂₂	A ₂₃	B ₂₃
C ₂₀	D ₂₀	C ₂₁	D ₂₁	C ₂₂	D ₂₂	C ₂₃	D ₂₃
A ₃₀	B ₃₀	A ₃₁	B ₃₁	A ₃₂	B ₃₂	A ₃₃	B ₃₃
C ₃₀	D ₃₀	C ₃₁	D ₃₁	C ₃₂	D ₃₂	C ₃₃	D ₃₃

Figure III.22. A gauche: bloc de DCT 4x4, A droite: coefficients DCT réorganisés en sous-bandes

Par conséquent, la représentation en sous-bande est un simple réarrangement de la transformée entière de DCT. Ainsi, comme illustré sur la Figure IV.22, chaque sous-bande ij contient tous les coefficients à la position ij de chaque bloc DCT transformée de taille 4×4 . Par exemple, la sous-bande 00 réunit tous les coefficients DC à la position 00 (représentant les basses fréquences) de toutes les transformations de blocs DCT.

Dans notre approche, pour tous les blocs DCT et selon leur ordre, nous adoptons une méthode pour assembler les coefficients de la même fréquence, afin de tirer pleinement parti de cette relation entre DCT et décomposition en sous-bandes. Pour chaque bloc de taille 8×8 , on applique la relation illustrée par l'équation suivante:

$$W[(i\%8)M/8+i/8][(j\%8)N/8+j/8] = D[i][j] \quad (\text{IV.8})$$

où:

$D[M][N]$: matrice DCT de coefficients entières

$W[M][N]$: matrice des coefficients réarrangés en sous-bandes

$I=1,2,\dots,M$ et $J=1,2,\dots,N$

$\%$: désigne l'opérateur modulo

En observant la distribution d'énergie parmi les blocs DCT, le compactage d'énergie est présenté en multi-résolution en sorte que la plus grande énergie est située à la première sous-bande LL_3 qui comprend des coefficients DC de tous les 8×8 blocs DCT et les énergies diminuent de manière monotone dans la sous-bande à échelle inférieure contenant les coefficients AC. Comme la plupart de l'énergie est concentrée dans les coefficients DC, la qualité de l'image décodée dépend principalement des coefficients DC, puis sur les coefficients AC. Par conséquent, l'organisation des coefficients entiers de la DCT ayant la même structure de sous-bandes, est adaptée pour un codage à arbre de zéro qui permet un codage plus efficace.

IV.3.2.1.2 Algorithme sans perte proposé LEZW

Nous proposons un simple codeur réversible à arbre de zéro pour un codage sans perte des coefficients LDCT-II, basé sur trois étapes:

- 1) Détermination des coefficients significatifs à différentes échelles en exploitant l'auto-similarité inhérente aux coefficients LDCT-II réorganisées,
- 2) Des différences successives de quantification de coefficients LDCT-II,
- 3) Codage entropique des données de flux de sortie du codeur embarqué, en utilisant un codeur arithmétique adaptatif.

Par conséquent, nous proposons quelques modifications afin de simplifier l'algorithme EZW classique pour un codage sans perte et l'amélioration du taux de compression.

Cette variante modifie les passages utilisés dans l'algorithme de codage. Dans la section de définition de l'algorithme EZW, il a été mentionné que l'algorithme EZW se base sur deux

passes: passe dominante et passe subordonnée. Le passage dominant cherche les coefficients significatifs pour chaque plan de bits, et le passage subordonné quantifie ensuite ces coefficients significatifs trouvés.

Pour une compression sans perte, les résultats des deux passages doivent être stockés pour le décodage. Par conséquent, le taux de compression résultant est une somme des débits binaires des passages dominants et subordonnés. Notons que ce dernier (passage subordonné) contribue moyennement à un tiers du débit total.

Ainsi, afin d'économiser plus de débit en vue d'améliorer du taux de compression, on envisage de retirer le passage subordonné. Contrairement à l'algorithme EZW de Shapiro, cette étape est éliminée par le codage de valeurs résiduelles obtenues par des différences successives (en soustrayant le seuil subordonné à partir des coefficients dans la liste subordonnée) pour fournir une représentation exacte des coefficients pour chaque passage subordonné.

Le coefficient C_{ij} dont la valeur absolue est supérieure que le seuil courant, est reconnu comme un pixel significatif et remplacé par une valeur résiduelle dans l'image. Ceci est une autre façon de remplacer le passage subordonné, mais toujours terminer le processus de quantification des coefficients. Le passage dominant peut donc être mis en œuvre comme suit :

LIP: Liste des Pixels Insignifiants (List of Insignificant Pixels), $S_n(\text{Des}(i,j))$: Signifiante des Descendants (Significance of Descendants):

- 1) Calculer le Seuil initial $T = 2^{\lceil \log_2(\text{MAX}(C_{ij})) \rceil}$
- 2) Pour chaque seuil courant $T_k \geq 2$ Faire
- 3) Pour chaque coefficient $C_{ij} \in \text{LIP}$ Faire
 - Si $|C_{ij}| < T_k$ Alors
 - Sortie '0';
 - Retirer C_{ij} de LIP;
 - Sinon
 - Sortie '1' et Calculer $D_{ij} = |C_{ij}| - T_k$;
 - Retirer C_{ij} de LIP;
 - FinSi;
 - Si $(S_n(\text{Des}(i,j)) = 1)$ Alors
 - Ajouter des Enfants C_{ij} à LIP;
 - Sortie '1';
 - Sinon Sortie '0';
 - FinSi;
- 4) Calculer $T_{k+1} = T_k/2$ and Aller à (2)

L'algorithme sans perte LEZW continue jusqu'à ce que le dernier seuil soit égale à 2, à laquelle l'image résiduelle ne contient que des valeurs binaires. Nous notons que, dans cette méthode de codage sans perte, l'algorithme impose les coefficients significatifs précédemment analysés étant codés et ajoutés à la liste dominante qu'une seule fois au cours des processus répétés de balayage. Le flux final de bits est stocké comme un flux binaire compressé par le codage arithmétique [96].

IV.3.2.2 Codage la partie non ROI

Pour compresser la partie hors ROI jugée non utile pour un diagnostic médical, nous pourrions fortement compresser cette partie pour un meilleur taux de compression. L'algorithme SPIHT est une méthode efficace et performante dans la compression d'images. La méthode SPIHT utilise les similarités entre les coefficients d'ondelettes des différentes échelles. L'organisation en arbre hiérarchique des coefficients est utilisée pour effectuer un tri partiel des coefficients, de manière à coder en priorité ceux de forte énergie.

IV.3.2.3 Résultats et discussions

Nous avons effectué un certain nombre d'expériences pour évaluer la performance du schéma proposé, sur différents types d'images médicales: IRM du cerveau, Radiographie du thorax, Scanner (Tomodensitométrie) du Pancréas et image échographique, données à la Figure IV.23.



Figure IV.23. Images originales

Nous utilisons le PSNR en dB (Rapport Crête Signal sur Bruit) et CoC (Corrélation de Coefficient) comme mesures pour l'évaluation de la qualité de l'image et le débit binaire (bit par pixel: bpp) pour l'évaluation de la compression sans perte.

Les résultats de codage ont été comparés avec ceux obtenus en appliquant l'algorithme SPIHT original et les normes JPEG [22] et JPEG2000 [24] sur l'ensemble des images de test. L'algorithme SPIHT et JPEG2000 ont été utilisés avec les filtres biorthogonaux 9/7 irréversibles [75].

Dans ce schéma présenté, la région ROI est sélectionnée par une forme rectangulaire pour chaque image de test, comme il est montré dans les figures: IV.24(b), IV.25(b) et IV.26(b). Ainsi, l'information à transférer aux décodeurs est ses coordonnées d'angle ou son origine et le rayon.

La région ROI est codée sans perte en utilisant une transformée DCT entière réversible (RDCT) avec l'algorithme modifié LEZW. L'arrière-plan est codé par une perte à faible débit SPIHT en utilisant un filtre ondelettes 9/7 Daubechies, avec 4 niveaux de décomposition dans l'ordre d'augmenter le taux de compression. Visiblement, les gains sont très importants en termes de conservation de l'information diagnostique et de taux de compression, comme illustré dans ce qui suit.

Les trois figures: IV.23, IV.24 et IV.25, montrent les résultats de compression des trois images: d'IRM cérébrale et radiographique du thorax et scanner du pancréas, compressées au même débit binaire, par la méthode proposée (basée ROI) et la méthode de compression régulière par SPIHT (non basé ROI).

Les figures: IV.24(b), IV.25(b) et IV.26(b), présentent les parties séparées de l'image originale, à savoir la Région d'intérêt (ROI) et le fond (BG).

Sur les figures: IV.24(c), IV.25(c) et IV.26(c), les deux régions sont compressées et fusionnées pour donner l'image reconstruite. Les résultats de codage, obtenus par une compression régulière, sont illustrés par les figures: IV.24(e), IV.25(e) et IV.26(e).

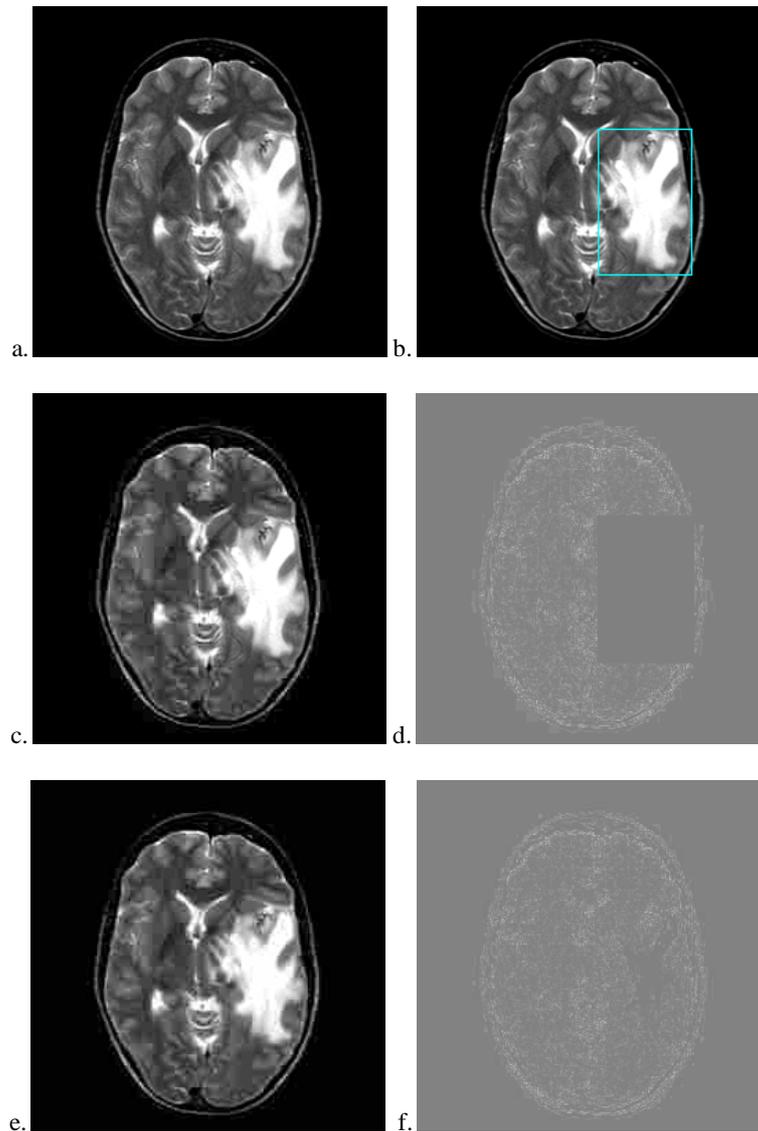


Figure IV.24. Résultats de compression pour l'image IRM du cerveau à un débit binaire = 0,5: (A) Image originale (b) Sélection de ROI (c) Approche proposée: Codage avec perte du fond de l'image et codage sans perte de ROI (PSNR = 33,60), d) Différence d'image entre (a) et (c), (e) SPIHT (PSNR = 29,30), (f) Image de différence entre (a) et (e)

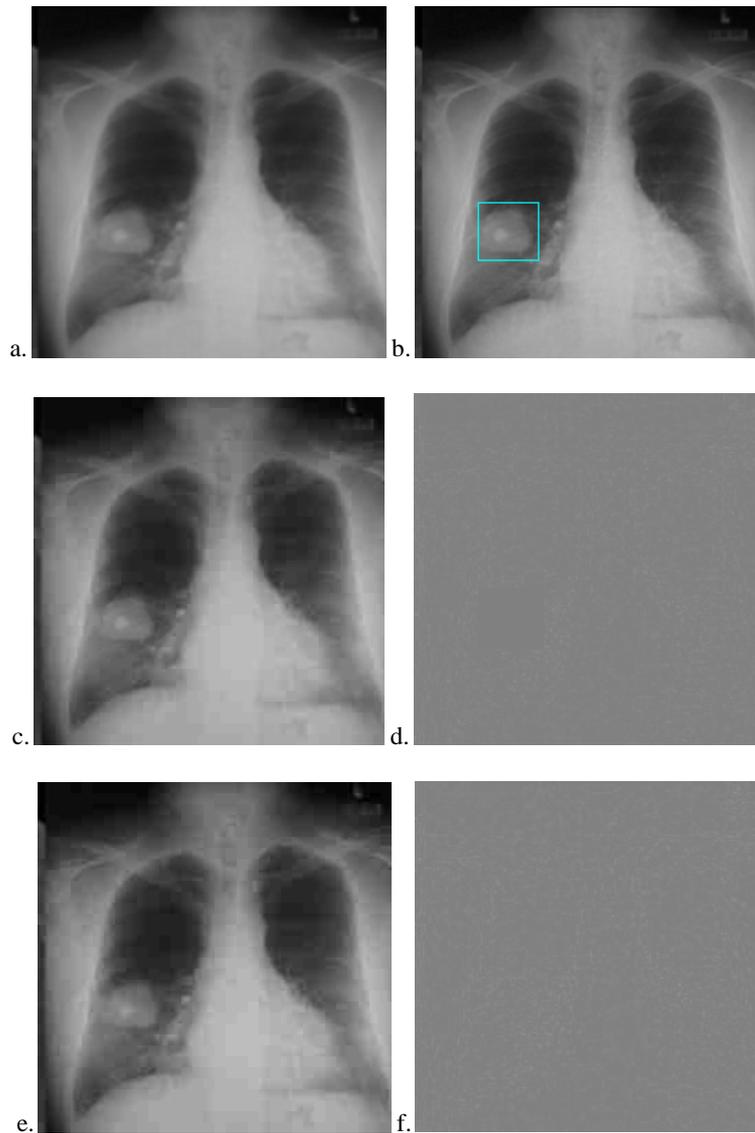


Figure IV.25. Résultats de compression pour l'image radiographique du thorax à un débit binaire = 1,0 (a) Image originale (b) Sélection de ROI (c) Approche proposée basée ROI: encodage avec perte du fond et encodage sans perte de ROI (PSNR = 36,97), (d) Image de différence entre (a) et (c), (e) Encodage par SPIHT (PSNR = 30,81), (f) Image de différence entre (a) et (e)

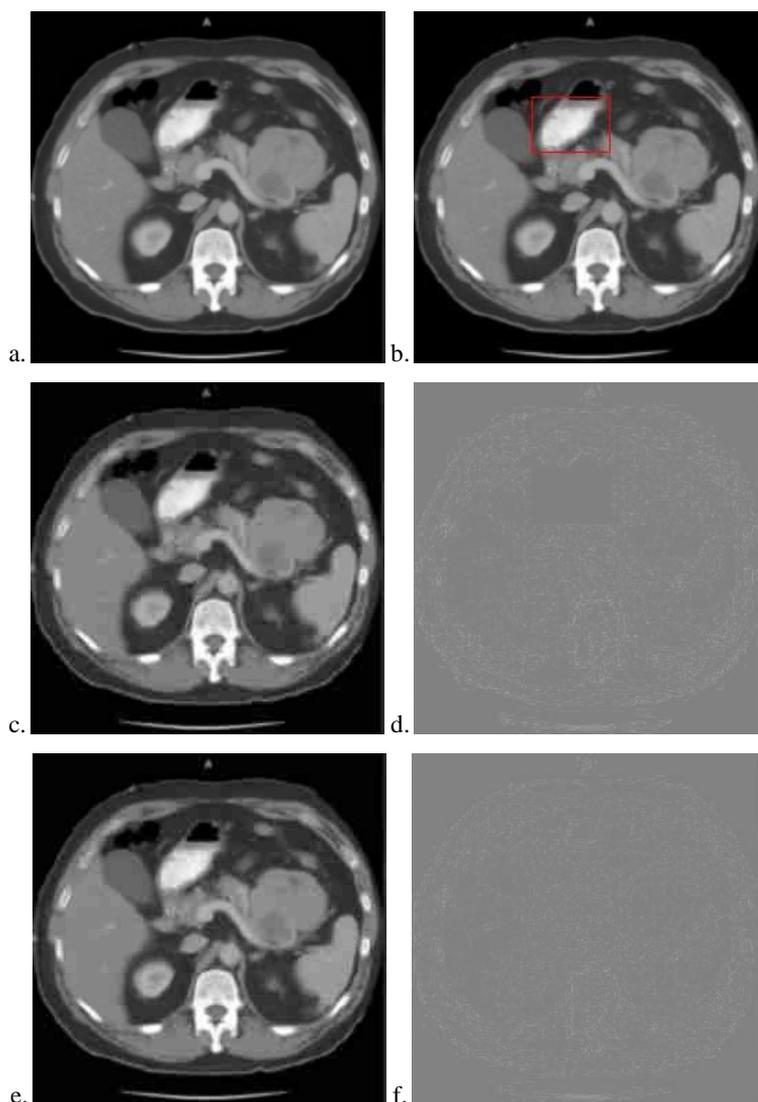


Figure IV.26. Résultats de compression pour l'image de scanner du pancréas à un débit binaire = 0,5 (a) Image originale (b) Sélection de ROI (c) Approche proposée basée ROI: encodage avec perte du fond et encodage sans perte de ROI (PSNR = 34,90), (d) Image de différence entre (a) et (c), (e) Encodage par SPIHT (PSNR = 29,70), (f) Image de différence entre (a) et (e)

Notons que la valeur de PSNR dans notre méthode est plus élevée que celle obtenue par la méthode de compression SPIHT ordinaire, ceci est dû à la compression sans perte appliquée à la partie ROI, alors que le fond qui presque inutile dans le diagnostic, il est donc compressé avec un taux de compression plus élevé.

Ainsi, nous avons réussi à préserver entièrement la partie ROI dans des débits binaires similaires à la compression régulière où les distorsions sont visibles dans l'image reconstruite par la méthode SPIHT comme on le voit sur les figures: IV.4(f), IV.25(f) et IV.26(f), contrairement à notre méthode proposée qui conserve toutes les informations critiques comme nous pouvons le distinguer dans les figures: IV.24(d), IV.25(d) et IV.26(d), où la différence est égale à zéro à la partie ROI dont la préservation est exigée par les professionnels de la santé.

Bit Rate (bpp)	PSNR				CoC			
	JPEG	SPIHT	JPEG2000	Proposed	JPEG	SPIHT	JPEG2000	Notre approche
0.125	20.12	25.43	28.32	30.50	0.883	0.910	0.925	0.975
0.25	22.05	27.11	30.98	31.20	0.885	0.914	0.928	0.978
0.5	23.85	29.30	32.27	33.60	0.890	0.922	0.933	0.982
1	26.64	30.94	35.71	35.26	0.897	0.925	0.937	0.986

Table IV.9 Comparaison des résultats de codage pour l'image IRM du cerveau

Bit Rate (bpp)	PSNR				CoC			
	JPEG	SPIHT	JPEG2000	Notre approche	JPEG	SPIHT	JPEG2000	Notre approche
0.125	20.20	26.03	29.09	29.60	0.883	0.913	0.923	0.974
0.25	21.50	28.10	31.05	32.68	0.887	0.916	0.927	0.979
0.5	23.07	29.70	34.21	33.02	0.890	0.923	0.933	0.984
1	26.33	30.81	36.08	36.97	0.900	0.930	0.940	0.990

Table IV.10 Comparaison des résultats de codage pour l'image radiographique du thorax

Bit Rate (bpp)	PSNR				CoC			
	JPEG	SPIHT	JPEG2000	Notre approche	JPEG	SPIHT	JPEG2000	Notre approche
0.125	21.25	25.40	30,30	31.17	0.884	0.915	0.926	0.977
0.25	22..60	27.07	32.41	33.32	0.888	0.917	0.931	0.981
0.5	24.09	29.70	33.20	34.90	0.893	0.923	0.935	0.984
1	26.64	31.94	35.56	37.25	0.905	0.928	0.938	0.989

Table IV.11 Comparaison des résultats de codage pour l'image de scanner du pancréas

Pour comparer notre méthode avec d'autres méthodes de compression conventionnelles (JPEG, SPIHT et JPEG2000), les tables: IV.9, IV.10 et IV.11 résument les résultats de codage en termes de PSNR et de CoC, obtenus sur les trois images de test présentées dans la Figure IV.23, à des débits compris entre 0,125 et 1,0 bpp.

D'après ces résultats numériques, nous remarquons un gain de près de 10 dB de l'approche proposée par rapport au codeur JPEG. De plus, pour les trois images de test, notre technique surpasse respectivement SPIHT et JPEG2000 de 5 dB et de 1 dB.

En effet, la distorsion obtenue à 1,0 bpp avec la méthode SPIHT correspond à un taux de compression de 0,125 bpp avec l'approche proposée. Par rapport à JPEG2000, pour l'image du IRM cerveau et l'image de scanner CT du pancréas, la distorsion obtenue en 0,5 correspond à un taux de compression de 0,25 bpp avec notre approche.

La méthode JPEG2000 surpasse notre méthode proposée uniquement dans le cas de l'image de radiographie thoracique avec un débit binaire égale à 0,5. Ceci prouve clairement l'amélioration obtenue avec notre technique de compression basée sur le ROI qui garantit une conservation absolue de la partie ROI pour permettre de maintenir les détails diagnostiques significativement lisibles sans diminuer le taux de compression.

En général, notre méthode de codage basée région a réalisé des performances nettement meilleures que JPEG, SPIHT et JPEG2000 (appliqué à l'image entière, avec le filtre Daubechies 9/7 irréversible).

Les valeurs CoC obtenues par ces méthodes (JPEG, SPIHT et JPEG2000) comparées à celles de notre approche, confirme cette conclusion (voir les tables: IV.8, IV.9 et IV.10). Il est clair que la méthode proposée donne de meilleures valeurs CoC, grâce à la compression sans perte sur la partie ROI où une reconstruction parfaite a été obtenue.

Pour les trois images de test, des courbes du paramètre d'évaluation du PSNR à différents débits binaires, sont donnés aux figures: IV.27, IV.29 et IV.31. La montée de PSNR par rapport au taux de notre schéma proposé est meilleure comparée aux méthodes JPEG, SPIHT et JPEG2000.

Les figures: IV.28, IV.30 et IV.32, illustrent les mesures du paramètre CoC. Ces courbes montrent la supériorité de performance de reconstruction de la qualité d'image avec un codage réversible sur la partie ROI, confirmant l'amélioration obtenue avec notre système par rapport aux techniques conventionnelles.

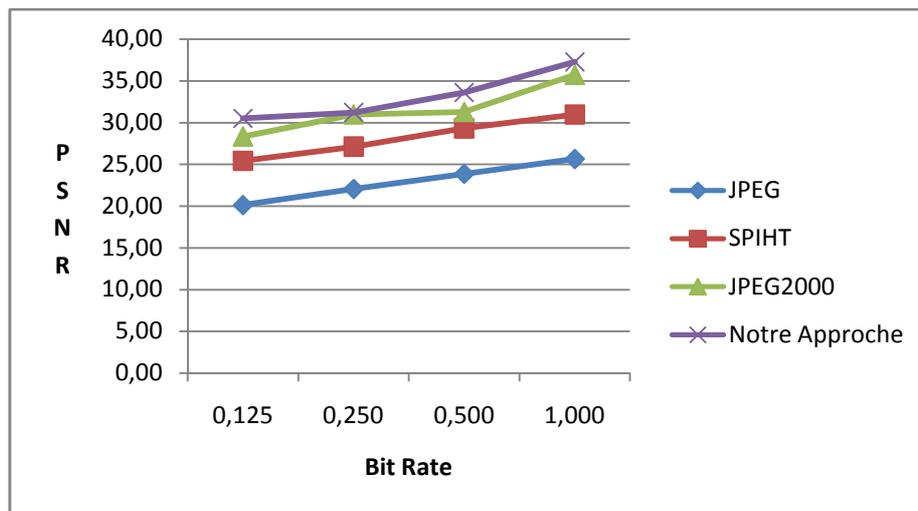


Figure IV.27. Evaluation comparative de la valeur PSNR pour l'image IRM du cerveau

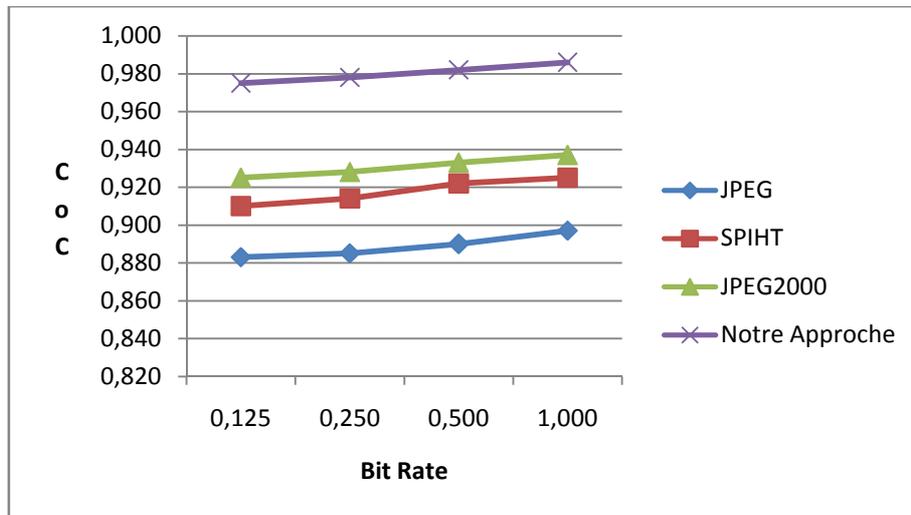


Figure IV.28. Evaluation comparative de la valeur de CoC pour l'image IRM du cerveau

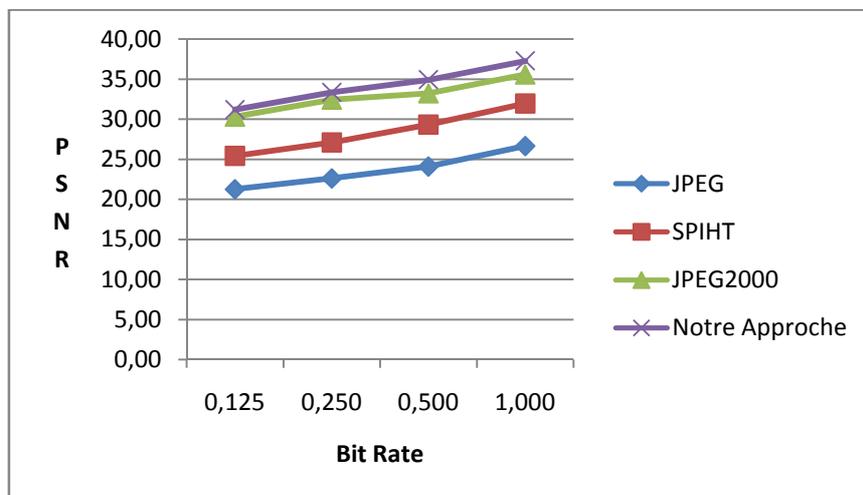


Figure IV.29. Evaluation comparative de la valeur PSNR pour l'image radiographique du thorax

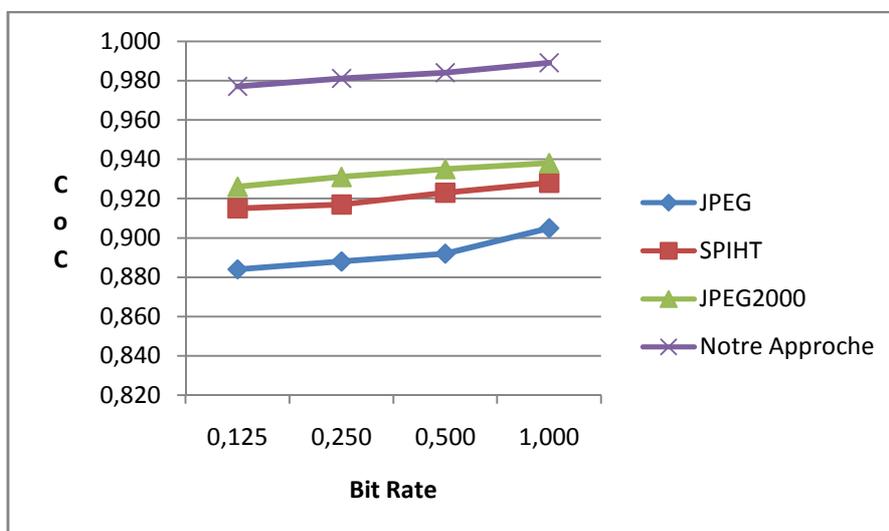


Figure IV.30. Evaluation comparative de la valeur de CoC pour l'image radiographique du thorax

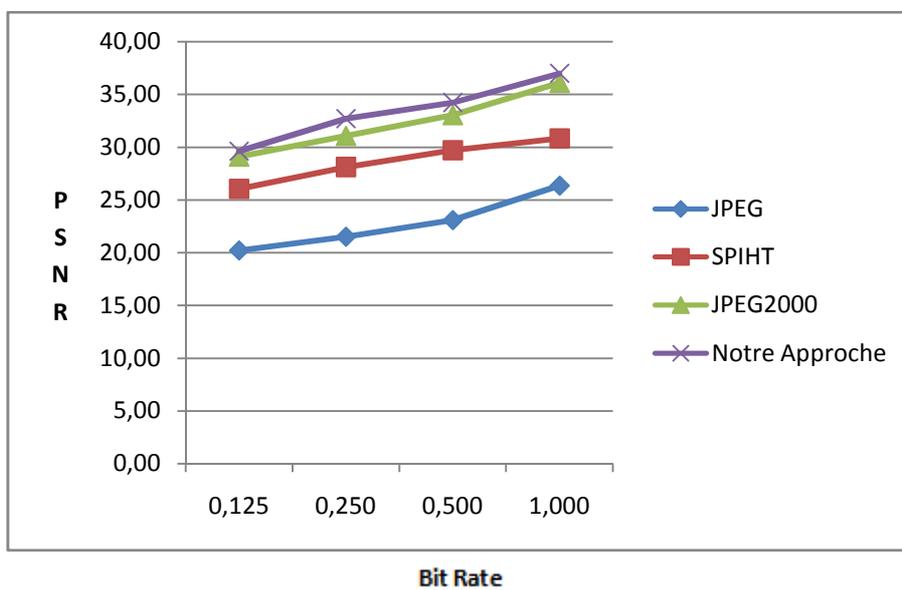


Figure IV.31. Evaluation comparative de la valeur de PSNR pour l'image de scanner du Pancréas

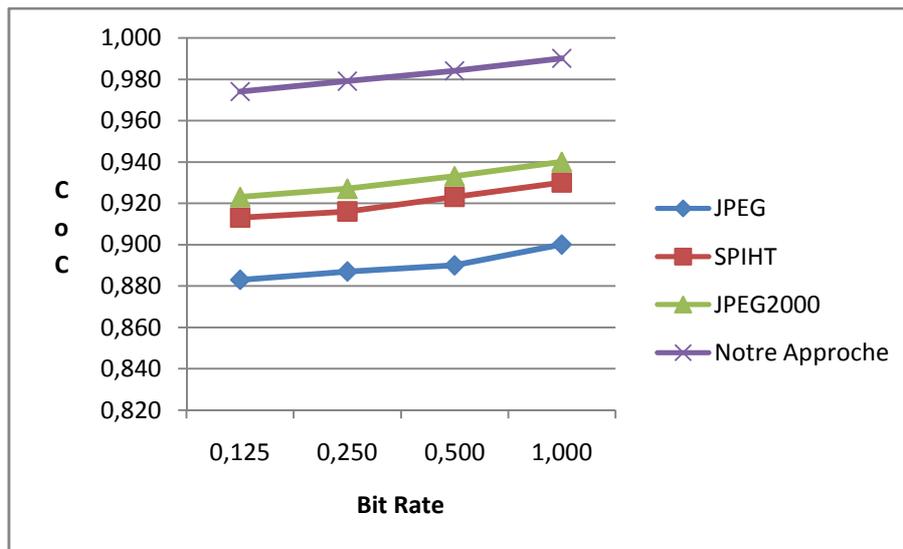


Figure IV.32. Evaluation comparative de la valeur de CoC pour l'image de scanner du Pancréas

Ainsi, on peut déduire que l'avantage de notre méthode par rapport aux trois méthodes (JPEG, SPIHT et JPEG 2000) est plus évident, où le taux de compression augmente tout en permettant une reconstruction parfaite de la partie ROI et un fond dégradé à des débits binaires relativement faibles.



Figure IV.33. Image échographique de taille 512x512

Codeur sans perte	Débit binaire (bpp)
JPEG-LS	3,25
JPEG2000	1,33
Yang et al [98]	1,44
Notre approche	1.36

Table IV.12 Evaluation du codage sans perte sur la partie ROI

Pour montrer l'efficacité de notre technique proposée, pour le codage sans perte (RDCT+LEZW) appliqué sur la zone ROI, nous avons considéré l'image ultrasonore, de taille 512×512 pixels, présentée à la Figure IV.33. La Table IV.12 énumère les résultats du débit binaire (bit par pixel: bpp) pour le codage sans perte de la partie ROI de l'image échographique. Nous constatons que le débit requis par notre méthode pour une reconstruction sans perte de ROI est minimal (1,36 bpp), comparé à JPEG-LS [97] et l'approche présentée par Yang et al [98]. Cependant, la technique JPEG2000 sans perte utilisant le filtre réversible 5/3 [99], offre un très léger avantage sur le débit binaire par rapport à notre approche.

Débit binaire	EBCOT	MAXSHIFT	Yang et al [98]	Codeur ROI proposé
0.125	24.95	30.08	28.17	31.14
0.25	27,69	33.48	32.58	34.97
0.5	31.52	38.91	38.09	39.58
1	37.77	47.71	37.77	45.07

Table IV.13. Comparaison en termes de PSNR entre différentes méthodes basées ROI appliquées sur l'image échographique

Pour encore justifier nos résultats, nous avons évalué la méthode proposée par rapport aux autres méthodes basées sur le ROI, à savoir: EBCOT [100], MAXSHIFT [101] et les résultats présentés dans [98]. La Table IV.13 indique les valeurs de PSNR à des débits binaires différents pour l'image ultrasonore. Les valeurs de PSNR révèlent que la qualité d'image reconstruite pour la méthode proposée est beaucoup meilleure par rapport aux deux méthodes EBCOT et la technique présentées dans [98]. Ces résultats obtenus sont très compétitifs à ceux obtenus par la méthode MAXSHIFT.

Ainsi, les résultats obtenus par notre approche montrent qu'avec la technique de compression sans perte appliquée sur la partie ROI, les résultats de compression sont satisfaisants comparés aux méthodes de compression basées ROI

Une autre comparaison, de notre approche à deux approches basées ROI présentées respectivement dans [60] et [102], a montré que nos résultats sont nettement supérieures en termes de PSNR. Avec un débit égal à 1 bpp, on obtient 45.61 dB de PSNR, soit 36.10 dB et 40.91 dB respectivement obtenus par [60] et [102].

Ainsi, notre approche apporte un taux de compression élevé et parvient à maintenir une parfaite qualité de ROI tandis que la qualité du fond est autorisé à avoir une qualité dégradée, car il est considéré comme moins important.

IV.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les approches proposées de compression destinées à compresser avec efficacité les images médicales fixes. Deux types majeurs ont été développés : approches hybrides et approches basée ROI.

Les approches hybrides s'appuyaient sur des méthodes robustes que ce soit en phase de décorrélation, de quantification ou de codage entropique (DCT, DWT, Quantification algébrique, SPIHT et SPECK), permettant à aboutir à des compressions efficaces.

La solution envisagée dans les approches basée ROI était de conserver les données relatives au traitement de diagnostic contenues dans la partie ROI, se basant des transformée DCT et DWT réversibles et des codeurs imbriqués de type EZW et SPIHT exploitant la corrélation résiduelle inter-bandes.

Conclusion générale

Dans le monde de la compression d'image, de nombreuses méthodes ont été développées. Elles peuvent être classées soit comme des techniques réversibles, offrant de faibles rapports de compression mais garantissant une reconstruction exacte ou presque sans perte de l'image, ou des techniques irréversibles, conçues pour des taux de compression plus élevés au prix d'une perte de qualité qui doit être contrôlée et caractérisée.

Dans le domaine médical, le choix d'une méthode dépend principalement de l'utilisation des images. Dans le cas des besoins d'un diagnostic, une compression réversible serait la plus appropriée. Cependant, si des données compressées nécessitent d'être stockées sur des supports de données de faible capacité, une compression irréversible est nécessaire.

L'objectif principal de nos travaux consistait essentiellement à définir une chaîne complète de compression la mieux adaptée aux images médicales

Premièrement, la principale contribution de recherche était de proposer des approches offrant des taux de compression plus élevés par rapports aux techniques générales telles que: JPEG, JPEG2000 et SPIHT. Les approches que nous avons présenté sont basés sur des schémas de compression presque sans perte, en exploitant des combinaisons intelligentes s'appuyant sur des transformées fréquentielles (réversibles et irréversibles) et différents types de techniques de compression à savoir des méthodes de quantification vectorielle, des technique intra et inter sous-bandes (SPIHT, SPECK). Ces approches ont permis d'obtenir un gain d'espace de stockage intéressant tout en garantissant une certaine qualité des images médicales aux médecins.

Secondement, nos approches proposées sont fondées sur un codage basé région d'intérêt ROI. En effet, dans la communauté médicale, un bon nombre de praticiens exigent de disposer d'un système de compression sans perte notamment sur les parties des images jugées importantes au diagnostic, appelées régions d'intérêt.

Ainsi, les approches proposées sont basées sur de deux types de codage: un codage sans perte au niveau de la partie ROI et un codage avec perte ailleurs, pouvant significativement améliorer l'efficacité de la compression. Pour le codage sans perte, nous avons proposé des techniques basées sur des transformées entières, des codeurs entropiques et codeur imbriqué réversible. Les résultats obtenus ont permis d'assurer un meilleur compromis entre la qualité de l'image reconstruite (préservant les informations relatives au diagnostic) et le taux de compression.

Il ressort de l'étude que l'on a menée que les progrès substantiels réalisables pour les futurs méthodes de compression d'images pourraient être effectuées d'une part par l'introduction de différentes types de transformées et d'autre part par l'utilisation de schémas basés sur des techniques à codage progressif correctement exploités.

Nos approches proposées ont été testées sur des images médicales en niveaux de gris, toutefois, les nouvelles modalités d'imagerie médicale produisent aussi des images en couleurs. Les approches proposées pourront être étendues pour étudier leurs performances à d'autres modalités d'imagerie.

Bibliographie

- [1] J. B. Aupet, E. Garcia, H. Guyennet,, J. C. Lapayre, D. Martins, Security in Medical Telediagnosis, Multimedia Services in Intelligent Environments, vol.3, In Smart Innovation, Systems and Technologies book, pp 201-226, 2010.
- [2] D.L. Rubin , G. Hayit Greenspan and F.J. Brinkley, Biomedical Imaging Informatics, Chapter in Biomedical Informatics: Computer Applications in Health Care and Biomedicine , E.H. Shortliffe, J.J. Cimino (eds.), pp. 285-327, 2014.
- [3] C. Cavaro-Ménard, A. Naït-Ali, O. Deforges, and M. Babel, Compression of 2D Biomedical Images, Chapter 7 in Compression of Biomedical Images and Signals, ISTE-Wiley, Digital Signal Processing, pp.155-186, 2008.
- [4] L. Brullé, Développement de stratégies d'imagerie multimodalités pour la pharmacologie des agents anticancéreux. Thèse, Ecole doctorale sciences et technologies, Université d'Orléans, 2012.
- [5] A. Seghir Zianou, Evaluation de la qualité d'image, Thèse de Doctorat, Département d'informatique, Faculté des sciences de l'ingénieur, Université de Mentouri – Constantine, 2012.
- [6] D.A. Huffman, A method for the construction of minimum redundancy codes. Proceedings of the IRE, vol.40, no.9, pp.1098-1101, 1952.
- [7] T.V. Ramabadran, K. Chen., Efficient compression of medical images through arithmetic coding, Proceedings SPIE: Medical Imaging, vol.1234, pp.761-775, 1990.
- [8] J. Ziv, A. Lempel, A universal algorithm for sequential data compression, IEEE Transactions of Information Theory, vol. 23, pp. 337-343,1977.
- [9] H.S. Malvar., Adaptive run-length/golomb-rice encoding of quantized generalized Gaussian sources with unknown statistics. Proceedings Data Compression Conference, pp.23-32, March 2006.
- [10] J. Mielikainen, P. Toivanen,, Clustered DPCM for the lossless compression of hyperspectral images, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 41, no. 12, pp. 2943-2946, Dec. 2003.
- [11] N. Jayant, J. Johnston, J and Safranek, R., Signal compression based on models of human perception. Proceedings of IEEE, vol. 81, pp.1385-1421, 1993.

- [12] A. Gersho, Principles of quantization. IEEE Transactions on Circuits and Systems, vol.25, pp.427-436, 1978.
- [13] A. Gersho and R.M.Gray, Vector Quantization and Signal Compression, Boston Kluwer Academic Publishers, 1992.
- [14] S. EL HANNACHI, N. BENAMRANE, Arnaud FREVILLE, Compression d'images couleurs par hybridation d'un réseau de neurones et fractale, GRETSI '07: 21ème colloque GRETSI sur le Traitement du Signal et des Images. Troyes. FRANCE, Septembre 2007.
- [15] S.R. Chandan and M. Sukadev, A hybrid image compression scheme using DCT and fractal image compression. International Arab Journal of Information Technology, vol.10, pp.553-562, 2013.
- [16] M. Antonini, Transformées en ondelettes et Compression numérique des images, Thèse de l'Université de Nice Sophia-Antipolis, 1999.
- [17] Y.T. Chen, D.C. Tseng, Wavelet-based medical image compression with adaptive prediction. Computerized Medical Imaging and Graphics, vol.31, pp.1-8, 2007.
- [18] J.M. Shapiro, Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients, IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 41, pp. 3445-3462, 1993.
- [19] A. Said and W.A. Pearlman, A new fast efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees, IEEE Transactions on Circuits and System Video Technology, vol. 6, no. 12, pp. 243-250, 1996.
- [20] A. ZITOUNI, Ondelettes et techniques de compression d'images numérique, Thèse de doctorat, Université Mohamed Khider Biskra, faculté des sciences et technologie département génie-électrique, 2013.
- [21] W.B. Pennebaker, and J. L. Mitchell, JPEG-still image data compression standard, Van Norstrand Reinhold, New York, 1993.
- [22] A. Kaluanpur, V.P. Neklesa, C.R. Taylor, A.R. Daftary, J.A. Brink, "Evaluation of JPEG and wavelet compression of body CT images for direct digital teleradiologic transmission,, Radiology, vol. 217, pp. 772-779, 2000.
- [23] A. Skodras and T. Ebrahimi, The JPEG2000 still image compression standard. IEEE Signal Processing Magazine, vol.18, pp.36-58, 2001.
- [24] J. Askelöf, M. L. Carlander, and C. Christopoulos, Regions of interest coding in JPEG2000, Signal Processing: Image Communication, vol.17, pp.105-111, Jan. 2002.

- [25] T.Karthikeyan, B.Praburaj, K.Kesavapandian, Wavelet Based Image Compression Algorithms – A Study, International Journal of Advanced Computer Research, vol. 4, no.14, pp. 80-86, 2014
- [26] C. Senthilkumar, R.K, Gnanamurthy, A Performance analysis of EZW, SPIHT Wavelet Based Compressed Images, Asian Journal of Information Technology, vol.13, no.11, pp. 684-688, 2014
- [27] K.R. Jayant, K. Chandrashekhar, Comparative Analysis on Medical Images using SPIHT, STW and EZW, International Journal of Engineering Research & Technology, vol. 5, no. 2, pp. 589-593, 2016
- [28] D. Ravichandran, Ramesh Nimmatoori, Ashwin Dhivakar, Performance Analysis of Wavelet based Medical Image Compression using EZW, SPIHT, STW and WDR Algorithms for Cloud Computing, International Journal of Advanced Computer Engineering and Communication Technology, vol. 5, no. 2, pp. 5-12, 2016.
- [29] J. S. Walker and T Q. Nguyen, Adaptive Scanning Methods For Wavelet Difference Reduction In Lossy Image Compression, in Proceedings of IEEE International Conference, ICIP2000, Sept.2000, Vancouver, Canada.
- [30] S. Tanveer, Image Compression Technique WDR and EZW for Different Wavelet Codes, Journal of Multimedia Processing and Technologies, vol. 6, no. 2, pp. 43-59, 2015.
- [31] A.M.Aree and A.H. Jamal, Efficient Hybrid Transform Scheme for Medical Image Compression, International Journal of Computer Applications, vol. 27, no.7, pp. 16-20, 2011.
- [32] S. Parveen Banu and Y.Venkataramani, An Efficient Hybrid Image Compression Scheme based on Correlation of Pixels for Storage and Transmission of Images, International Journal of Computer Applications, vol.18, no.3, 2011
- [33] K. Bheshaj, T. Kavita and G. R. Sinha, A New Hybrid JPEG Image Compression Scheme Using Symbol Reduction Technique. The International Journal of Multimedia & Its Applications, vol.4, no.3, pp. 81-92, 2012.
- [34] E..K.G. Ramandeep and R. Navneet, Image Compression Using Discrete Cosine Transform & Discrete Wavelet Transform, International Journal of Computing & Business Research, Proceedings of 'I-Society 2012' at GKU, Talwandi Sabo Bathinda (Punjab), 2012.

- [35] K.Mishra, D. Verma, R.L. Verma, Hybrid DWT-DCT Coding Techniques for Medical Images, International Journal of Engineering And Computer Science, vol. 2, no. 4, pp. 1244-1249, 2013.
- [36] K. Thaneshwar, K. Ramesh, Medical Image Compression Using Hybrid Techniques of DWT, DCT and Huffman Coding, International Journal of Innovative Research in Electrical, Electronics, Instrumentation and Control Engineering, vol. 3, no. 2, pp. 54-60, 2015
- [37] G. Anuradha, K. Sarika, Hybrid DCT-DWT Digital Image Steganography, International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering, vol. 5, no. 6, pp. 228-233, 2016.
- [38] S. Aiswarya, S. Veni, Hardware Implementation of EZW based Image Compression with Huffman coding, International Journal of Engineering Science and Innovative Technology, vol. 2, no. 5, 2013.
- [39] S.G. Venkata, T. Naveen, C., Satpute, V.R., Gandhi, A.S., Image security using chaos and EZW compression, 2014 Students Conference on Engineering and Systems (SCES), pp. 1-6, 2014.
- [40] W. Zhang, An Improved Image Encoding Algorithm Based on EZW and Huffman Joint Encoding, 2014 Ninth International Conference on P2P, Parallel, Grid, Cloud and Internet Computing (3PGCIC), pp. 217-220, 2014.
- [41] D. Kancelkis, A New Approach To Quadtree Analysis in EZW Algorithm, Proceedings of 19th International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP), pp. 600-603, 2012.
- [42] M.A.A. Nizar, M.A.B. Adnan, A New Modified Embedded Zerotree Wavelet Approach for Image Coding (NMEZW), International Journal Of Scientific & Engineering Research, vol. 4, no. 9, 2013.
- [43] A. Ouafi, Z.E.Baarir, A. Taleb-Ahmed, N.Doghmane, A new Approach Based on Shapiro's Embedded Wavelet (EZW) Algorithm for Image Compression, Asian Journal of Information Technology, vol.5, no.8, pp. 893-900, 2006
- [44] A.M.Raid, W.M.Khedr, M. A. El-dosuky and Wesam Ahmed, Image Compression Using Embedded Zerotree Wavelet, Signal & Image Processing: An International Journal, vol.5, pp.33-39, 2014.

- [45] C. Kai-jen, J. Dill, Lossless to Lossy Dual-Tree BEZW Compression for Hyperspectral Images, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 52, no. 9, pp. 5765-5770, 2014.
- [46] V.R. Vennamaneni, T. Srinivas, Lossy Image Compression Using an Enhanced EZW Algorithm, Proceedings of 37th IRF International Conference, Chennai, India, 6th March, 2016,
- [47] G.K. Singh, Hybrid method based on singular value decomposition and embedded zero tree wavelet technique for ECG signal compression, Computer Methods and Programs in Biomedicine, vol. 129, pp. 135-148, 2016
- [48] A. Hazarathaiyah, B. Prabhakara Rao, EZW medical image compression using improved EZW and new lifting based wavelets, International Journal of Electronics & Communication Technology, vol. 6, no. 2, pp. 112-118, 2015
- [49] Chandandeep Kaur, Sumit Budhiraja, Improvements of SPIHT in Image Compression- Survey, International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering, vol. 3, no. 1, pp. 652-656 ,2013
- [50] G. Manik G. Amit, Performance Analysis of DCSPIHT and SPIHT Algorithm for Image Compression. International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering, vol.2, no. 3, 2012
- [51] C.D.A. Theophilus, A. M. Jackulin, Lossy image compression using modified SPIHT algorithm, International Journal of Research in Engineering & Advanced Technology, vol. 1, no. 1, pp.1-5, 2013.
- [52] A. Zitouni, Z. Baair, A. Ouafi, A. Taleb-Ahmed, A New Application of MSPIHT for Medical Imaging, Journal of Applied Computer Science & Mathematics, vol. 6, no. 13, pp. 13-18, 2012.
- [53] P.Dhilleswararao, N.Prathusha, Performance Evaluation of SPIHT Using CDF9/7 Wavelet Along With Huffman Coding for Lossy Image Compression, International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering, vol.5, no.2, 2016.
- [54] T. Karthikeyan, S.Nithya, A Comparative Study of SPIHT and Modified SPIHT Algorithms Using Ultrasound Scan Images, International Journal of Computer Application , Vol. 5, No. 5, pp. 115-124, 2015.
- [55] V.J. Preeti, C. D. Rawat, Hybrid Compression for Medical Images using SPIHT, International Journal of Current Engineering and Scientific Research, vol. 3, no.7, pp. 62-69, 2016.

- [56] M. Firoozbakht, J. Dehmeshki, M.Martini, Ebrahimdoost, et al. Compression of Digital Medical Images Based on Multiple Regions of Interest, IEEE Medical Imaging Research Group, Proceeding of Fourth International Conference on Digital Society ICDS '10, pp.260-263, 2010.
- [57] P. Akhtar, M.I. Bhatti, T.j.Ali, Muqet, M.A Significance of Region of Interest Applied on MRI Image in Teleradiology-Telemedicine; The 1st International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering, ICBBE 2007. pp.1331-1334, 2007.
- [58] L. Zhengguang, C. Zhi, X. Ping, ROI auto-detecting and coding method for MRI images transmission; Proceedings of ICME International Conference on Complex Medical Engineering,, pp. 1-4, 2009.
- [59] L. Liu, and G. Fan, A new JPEG2000 region-of-interest image coding method: partial significant bitplanes shift, IEEE Signal Processing Letter., vol.10, no.2, pp. 35-38, 2003.
- [60] D. B. Vijendra, N.R. Alamelu, Wavelet Based Medical Image Compression Using ROI EZW, International Journal of Recent Trends in Engineering, vol 1, no. 3, Chennai, India May 2009.
- [61] A. Abu-Hajar, R. Sankar, Region of interest coding using partial-SPIHT, Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing , 2004
- [62] D. B. Vijendra, N.R.Alamelu, P.Subramanian, Energy Efficient Wavelet Based Medical Image Compression Using Modified ROI EZW, Proceedings of the Int. Conf. On Information Science and Applications ICISA 2010, Chennai, India. February 2010.
- [63] T. Sharath. S.G.Chandra, L. Varanasi, Region of interest coding in medical images using diagnostically significant bitplanes: Proceedings of Conference on Emerging Aspects of Clinical Data Analysis, Italy, 2005.
- [64] F.L.C.Roger, L.Yuzo, S.H. Rogério, A. Rangel and S. Osamu, Generalized region of interest coding applied to SPIHT, Multidisciplinary Journals in Science and Technology, Journal of Selected Areas in Telecommunications, May Edition, 2012.
- [65] W. Zhou, A.C. Bovik. Bit plane-by-bit plane shift (bbbshift), A suggestion for JPEG2000 region of interest image coding. IEEE Signal Processing Letters, vol.9, no.5, pp.160 –162, 2002.

- [66] W. Zhou, S. Banerjee, B.L. Evans, and A.C. Bovik. Generalized bit plane-by-bit plane shift method for JPEG2000 ROI coding. Proceedings of International Conference on Image Processing, vol. 3, pp. 81-84, 2002.
- [67] Z. Li-Bao and W. Ke, New approach for JPEG2000 region of interest image coding hybrid bit plane shift. Proceedings of International Conference on Machine Learning and Cybernetics, vol. 6, pp. 3955-3960, 2004.
- [68] D.L. Narendra, C. Suni, Region Based Coding of Liver Cancer CT Images, Canadian Journal on Image Processing and Computer Vision, vol. 4, no.1, January, 2013.
- [69] H. Jenni, A. Pekka, T. Ioan, Lossless compression of regions-of-interest from retinal images, 5th European Workshop on Visual Information Processing (EUVIP), 2014.
- [70] Z. Peilong, D. Jiwen, W. Lei, Image compression algorithm based on automatic extracted ROI, 11th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD), 2014.
- [71] B.Vinyak, S. Ashok, ROI-based DICOM image compression for telemedicine, International Journal of Digital Image Processing, vol.3, no.3, 2012.
- [72] P.S. Eben, J. Anitha, Implementation of region based medical image compression for telemedicine application, IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research (ICIC), China, 2014.
- [73] Z. Zhiyong, L. Xia, D. Lihua, Y. Shoukui, W. Xiaoping, An improved medical image compression technique with lossless region of interest, Optik - International Journal for Light and Electron Optics, vol. 126, no. 21, pp. 2825-2831, 2015.
- [74] S. EL HANNACHI, N. BENAMRANE, Color medical compression by integer wavelet transform and lattice vector quantization, 3rd International Conference on Signal Acquisition and Processing , ICSAP 2011, Singapore, February 2011. (Papier accepté)
- [75] M. Antonini, M. Barlaud, P. Mathieu, Image Coding using Lattice Vector Quantization of Wavelet Coefficient. Proc. IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech and Signal Processing Toronto, Canada, pp. 2273-2276, 1991.
- [76] J. H. Conway and N. J. A.Sloane, Sphere Packings, Lattices and Groups, Springer, New York, 1999.
- [77] W. Sweldens, The Lifting Scheme: A Custom-Design Construction of Biorthogonal Wavelets, Appl.Comput. Harmonic Analysis, pp.186-200,1996.

- [78] A.R.Calderbank, I.Daubechies, W.Sweldens and B.L.Yeo, Wavelet transforms that map integers to integers, Applied and Computational Harmonics Analysis, vol.5, no.3, pp.332-369,1998
- [79] I. Daubechies, Orthogonal Bases of Compactly Supported Wavelets. Communications on Pure and Applied Mathematics, vol. 41, no.7, pp.909-996, 1988.
- [80] Nayankumar R. P and Ashish.K., Performance Analysis of Medical Image Compression Techniques, In Proceedings of International Conference on ICT for Sustainable Development, Advances in Intelligent Systems and Computing. vol. 1, pp 513-521, 2015.
- [81] A. Islam and W. A. Pearlman. Set partitioned sub-block coding (SPECK). ISO/IEC/JTC1/SC29, WG1 N873, July 1998.
- [82] Naimur Rahman Kidwai, Effective Image Compression for Wireless Sensor Networks, Thèse de Doctorat, Integral University, Lucknow, 2014
- [83] A. Tsai, A. Yezzi, W. Wells, C. Tempny, D. Tucker, A. Fan, W.E. Grimson, A. Willsky. A shape-based approach to the segmentation of medical imagery using levels sets. IEEE Trans. Med. Imag., 22(2) :137–154, February 2003.
- [84] Muriel GASTAUD, Modèles de contours actifs pour la segmentation d'images et de vidéos, Thèse de Doctorat en Science, École doctorale de STIC, UNIVERSITÉ DE NICE-SOPHIA ANTIPOLIS, décembre 2005.
- [85] A Fekir, N. Benamrane, A. Taleb-Ahmed; Détection et Suivi d'Objets dans une Séquence d'Images par Contours Actifs. Proceedings of the 2nd Conférence Internationale sur l'Informatique et ses Applications, Saida, Algerie, 2009.
- [86] A. Abu-Hajar and R. Sankar. Integer-to-integer shape adaptive wavelet transform for region of interest image coding. In Digital Signal Processing Workshop, 2002 and the 2nd Signal Processing Education Workshop. Proceedings of 2002 IEEE 10th, pp.94-97,2002.
- [87] Wen-Jyi Hwang, Ching-Fung Chine, and Kuo-Jung Li. Scalable medical data compression and transmission using wavelet transform for telemedicine applications. Information Technology in Biomedicine, IEEE Transactions on, vol.7, no.1, pp. 54-63, March 2003.
- [88] S. EL HANNACHI, N. BENAMRANE, Compression basée région d'intérêt appliquée aux images IRM du cerveau, Conférence Internationale sur le Traitement de l'Information Multimédia CITIM'2012, Université de Mascara, Avril 2012.

- [89] Sweldens, W., The Lifting Scheme: A Custom-Design Construction of Biorthogonal Wavelets, *Appl.Comput. Harmonic Analysis*, pp.186-200,1996.
- [90] S. EL HANNACHI, N. BENAMRANE, Compression sélective des images IRM du cerveau, 12ème Colloque sur l'Optimisation et les Systèmes d'informations: COSI'2015, Université d'Oran1 Ahmed Ben Bella, 01-03 Juin 2015, Oran, ALGERIE.
- [91] Sid Ahmed EL HANNACHI, Nacéra BENAMRANE, Compression des images médicales fixes par RDCT et codeurs imbriqués, 3ème Conférence Internationale sur la Vision Artificielle: CVA' 2015, Université Mouloud Mammeri, 12-14 Avril 2015, Tizi Ouzou, ALGERIE.
- [92] S. Elhannachi, N. Benamrane, and A. Taleb-Ahmed, Adaptive Medical Image Compression Based on Lossy and Lossless Embedded Zerotree Methods, *Journal of Information Processing Systems*, vol. 13, no. 1, pp. 40-56, 2017.
- [93] Z. Xiong, O.G. Guleryuz, and M.T. Orchard, A DCT-based embedded image coder, *IEEE Signal Processing Letters*, vol.3, no.11, pp. 289-290, Nov. 1996.
- [94] S. Udomsiri and M. Iwahashi, Comparative study on recent integer DCTs, *World Academy of Science, Engineering and Technology*, vol. 48, pp. 40-46, 2008.
- [95] V. Britanak, P. Yip and K. R. Rao, *Discrete Cosine and Sine Transforms: General Properties, Fast Algorithms and Integer Approximations*, Academic Press Inc., Elsevier Science: Amsterdam, 2007.
- [96] T.V. Ramabadran and K. Chen, Efficient compression of medical images through arithmetic coding, *Proceedings SPIE: Medical Imaging*, vol. 1234, pp. 761-775, 1990.
- [97] M. J. Weinberger, G. Seroussi, and G. Sapiro, From LOCO-I to the JPEG-LS standard, in *Proceedings of the International Conference on Image processing*, Kobe, Japan, pp. 68-72, 1999.
- [98] H. Yang, M. Long, H.M. Tai, Region-of-interest image coding based on EBCOT, *IEEE Proceedings on Visual Image Signal Process.* vol.152, no.5, 2005.
- [99] G. Dillen, B. Georis, J.-D. Legat, and O. Cantineau, combined line-based architecture for the 5/3 and 9/7 wavelet transform of JPEG2000, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 13, no. 9, pp. 944–950, 2003.
- [100] D. Taubman, EBCOT: embedded block coding with optimized truncation, *ISO/IEC JTC1/SC29/WG1 N1020R*, Oct.1998.
- [101] P.G. Tahoces, J. R. Varela, M. J. Lado, M. Souto, Image compression: maxshift ROI encoding options in JPEG2000, *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 109, no.2, pp. 139-145, Feb. 2008.

- [102] H. Jiang, Y. Zhang, S. Shi, Z.Ma, A. Dong, Q.Tong, B.Yang, L. Zhang,, "An image ROI compression algorithm based on hybrid fractal model," Journal of Information & Computational Science, vol. 11, no.4, pp. 1201-1208, March. 2014.
- [103] R. B. Dubey, M. Hanmandlu, S. K. Gupta, Region Growing for MRI Brain Tumor Volume Analysis, Indian Journal of Science and Technology, vol.2, no.9, pp.26-31, 2009.
- [104] T. Kohonen, Self-organizing maps, Springer, 1997.
- [105] Rupa, S., Mohan, V., Venkataramani, Y., MRI Brain Image Compression Using Spatial Fuzzy Clustering Technique, Proceedings of the International Conference on Communication and Signal Processing, pp. 915-919, 2014.
- [106] Sid Ahmed EL HANNACHI, Nacéra BENAMRANE, An Efficient Compression Scheme for Medical Images Using Hybrid Coders, 14th International Conference Computer Graphics, Imaging and Visualization, Université Cadi Ayyad, Marrakesh, Maroc, 22-25 May, 2017. (Papier accepté)