REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE ABOU-BEKR BELKAÏD – TLEMCEN
FACULTE DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT DE GEE
LABORATOIRE DU GENIE BIOMEDICAL - GBM

THESE

Présentée pour obtenir le titre de
DOCTEUR

Spécialité : Electronique

par

BELADGHAM Mohammed

Titre :

CONSTRUCTION D'UNE TECHNIQUE D'AIDE AU DIAGNOSTIC EN IMAGERIE MEDICALE. APPLICATION A LA COMPRESSION D'IMAGES

Soutenue en Décembre 2012 devant le jury :

Président :	F. BEREKSI–REGUIG	Professeur, Université A.B Tlemcen
Directeurs de Thèse:	A. BESSAID	Professeur, Université A.B Tlemcen
Examinateurs :	A. BOUNOUA	M.C.A, Université de Sidi Belabbes
	A. BASSOU	M.C.A, Université de Bechar

Il me semble que je n'ai jamais été qu'un enfant jouant sur une plage, m'amusant à trouver ici ou là un galet plus lisse ou un coquillage plus beau que d'ordinaire, tandis que, totalement inconnu, s'étendait devant moi le grand océan de la vérité.

Isaac Newton

A mes parents

A ma petite famille

A mon oncle

A mes frères

REMERCIEMENTS

Ce travail a été effectué dans le Laboratoire de Génie biomédical, Faculté de Technologie, Université Abou-Bekr Belkaïd– Tlemcen.

J'exprime toute ma gratitude à Monsieur *A. BESSAID*, Professeur à l'Université Abou-Bekr Belkaïd, de m'avoir dirigé et guidé tout le long de ce travail. Ses critiques constructives, remarques et précieux conseils ont contribué à faire progresser mes recherches.

J'exprime toute ma reconnaissance et mes remerciements à Monsieur *F. BEREKSI REGUIG*, Professeur et Directeur du Laboratoire de Génie biomédical à l'Université Abou-Bekr Belkaïd, qui a bien voulu me faire l'honneur de présider le jury de cette thèse.

Je remercie Monsieur *A. BOUNOUA*, Maître de conférence à l'Université de Sidi Belabbes, pour l'intérêt qu'il a bien voulu porter à ce travail en acceptant de faire partie du jury.

Monsieur *A. BASSOU*, Maître de conférence à l'Université de Bechar, me fait l'honneur d'examiner cette thèse, je le remercie vivement.

Je tiens à remercier sincèrement Monsieur *A. MOULAY LAKHDAR* Maître de conférence à l'Université de Bechar, pour son soutien permanent, ses conseils et ses remarques qui ont fait avancer mes travaux.

Je remercie très sincèrement Monsieur *M. BEN AISSA* Maître Assistant à l'Université de Bechar, pour ses conseils et ses remarques.

Enfin, j'adresse mes remerciements à toutes les personnes qui de prés ou de loin m'ont aidé et soutenu pendant cette période.

Résumé

Le développement remarquable des technologies de l'information et des télécommunications durant ces dernières années a engendré une évolution considérable dans le domaine de la médecine. Le télédiagnostic, qui est actuellement parmi les secteurs potentiels en télémédecine, est une discipline qui permet à deux ou plusieurs équipes médicales d'échanger des images médicales et de les commenter dans une démarche d'aide au diagnostic.

L'imagerie médicale moderne génère des données considérables pouvant rapidement saturer les systèmes de transmission et de stockage. La nécessité de compresser les images apparaît donc aujourd'hui incontournable. Actuellement, la compression dans un service de radiologie est toujours effectuée sans perte quand qu'elle existe car elle constitue à ce jour le seul type de compression toléré par les experts. En effet, la compression sans perte garantit l'intégrité des données et permet d'éviter les erreurs de diagnostic. Cependant, ce type de compression n'offre pas de réduction significative du volume de ces données. Dans ce contexte, la compression avec perte peut être la réponse la plus appropriée.

Les méthodes actuelles de compression d'images médicales reposent sur la transformée en ondelettes. La première contribution de cette thèse est de proposer une adaptation et amélioration de l'algorithme SPIHT à la structure Lifting afin de réduire les limites des ondelettes classiques à banc de filtre.

Les résultats sur une base d'IRM et TDM montrent une supériorité visuelle et numérique de notre méthode par rapport aux méthodes classiques. Ces résultats visuels prometteurs sont confirmés par des nouveaux paramètres d'évaluation (WPSNR, MSSIM, VIF, VSNR, WSNR…).

La seconde et la principale contribution de cette thèse est de proposer une nouvelle transformation appelée ondelettes quinconce (QWT), plus performante que l'ondelette classique (DWT). Nous appliquons cette transformée non séparable (QWT) couplée avec le codeur SPIHT. Les résultats obtenus, à l'aide de l'algorithme que nous proposons, sont très satisfaisants et encourageants comparés à plusieurs des meilleurs codeurs cités dans la littérature. Dans notre dernière contribution, nous proposons un algorithme basé sur la QWT et la QV.

Mots Clès : Compression, Imagerie médicale, Ondelettes, Structure Lifting, Ondelettes quinconce, SPIHT, QV, Paramètres d'évaluation.

Abstract

The significant development of information technologies and telecommunications in recent years has led to considerable changes in the field of medicine. The diagnosis, which is currently among the potential sectors in telemedicine, is a discipline that allows two or more medical teams to exchange medical images and comment on an approach for the diagnosis.

The modern medical imaging generates considerable data that can quickly saturate transmission and storage systems. The need to compress images is therefore essential today. Currently, the compression in a radiology department is always performed lossless because it is so far the only type of compression tolerated by experts. Indeed, lossless compression ensures data integrity and helps prevent misdiagnosis. However, this type of compression does not significantly reduce the volume of data. In this context, lossy compression may be the most appropriate response.

Current methods of compression of medical images are based on the wavelet transform. The first contribution of this thesis is to propose an adaptation and improvement of the SPIHT algorithm to the Lifting scheme in order to reduce the limitations of conventional wavelet filter bank.

Results MRI- and CT-based results show a visual and digital superiority of our method compared to conventional ones. These results are confirmed by promising new visual Evaluation parameters (WPSNR, MSSIM, VIF, VSNR, WSNR ...).

The second and main contribution of this thesis is to propose a new wavelet transform called Quincunx (QWT) that is more efficient than the classical wavelet (DWT). We apply this non-separable transform (QWT) coupled with the SPIHT coder. The results obtained using the proposed algorithm is quite satisfactory and encouraging compared to some of the best coders cited in the literature. In our last contribution, we propose an algorithm based on QWT and VQ.

Key words: Compression, Medical Imaging, Wavelets, Lifting scheme, Quincunx Wavelets, SPIHT, VQ, Evaluation parameters.

ملخص

يعتبر التشخيص الذي هو حاليا من بين القطاعات الضرورية في الطب عن بعد (التطبيب). وهو الوسيلة التي تسمح لفريقين طبيين أو أكثر بتبادل الصور الطبية والتعليق عنها للتوصل الى التشخيص.

التصوير الطبي الحديث يعطينا بيانات كبيرة، هذه البيانات يمكنها أن تشبع أنظمة الاتصالات والتخزين بسرعة، ولهذا استعمال ضغط حجم الصورة يبقى ضروري في عصرنا الحالي، حيث أن الطريقة المستعملة حاليا في قسم الأشعة هي ضغط حجم الصورة بدون ضياع المعلومات المشخصة في الصورة الطبية، لأنها هي الوحيدة المعتمدة في طرق الخبراء.

ضغط الصورة بدون ضياع يضمن سلامة البيانات الموجودة فيها و يمنع الخطأ في التشخيص ومع ذلك لا يقلل بشكل كبير من حجم البيانات الحديثة، وفي هذا السياق قد يكون ضغط الصورة بضياع هو الحل الأنسب. إن الطرق الحديثة المتبعة حاليا في ضغط الصورة الطبية ترتكز على تحويلات المويجات.

أول مساهمة في هذه الأطروحة، هو اقتراح التكييف والتحسين في خوارزمية (SPIHT)، في تركيبة (Lifting) لهدف التقليل من قيود المويجات الكلاسيكية.

النتائج المستخلصة على أساس التصوير بالرنين المغناطيسي (IRM)، والتصوير المقطعي (TDM) تظهر التفوق الرقمي والبصري لطريقتنا مقارنة بالطرق الكلاسيكية، تأكد هذه النتائج المرئية باستعمال معطيات جديدة (WPSNR, MSSIM, VIF, WSNR,VSNR…)

المساهمة الثانية والرئيسية لهذه الأطروحة هو اقتراح تحويلات مويجات جديدة تسمى quinconce (QWT). أكثر كفاءة من المويجات الكلاسيكية (DWT) نطبق هذا التحويل (QWT) مع خوارزمية(SPIHT).

النتائج التي تم الحصول عليها هي جد مقبولة ومشجعة بالمقارنة مع طرق أخرى مستعملة سابقا.

في مساهمتنا الأخيرة نقترح خوارزمية على أساس (QWT) و التكميم بالأشعة (QV).

مفاتيح البحث:

- الضغط، الصورة الطبية، المويجات، تركيبة Lifting, مويجات quinconce , QV, SPIHT ,معطيات التقييم.

Table des matières

Chapitre III : Ondelettes Dyadiques et Nouvelles Représentations Multirésolution

Liste des figures

Liste des tableaux

Les figures et les équations sont numérotées par chapitre. La bibliographie est en outre classée par chapitre à la fin de ce manuscrit.

ABREVIATIONS

ACR	American College of Radioligy
IRM	Imagerie par Résonance Magnétique
RMN	Résonance Magnétique Nucléaire
CT	Computerized Tomography
RF	Radio Fréquence
SPECT	Single Photon Emission Computerized Tomography
TEP	Tomographie par Emission de Positons
RLE	Run Length Coding
LZW	Lempel-Ziv-Welch
QS	Quantification Scalaire
QV	Quantification Vectorielle
LGB	Linde Gray Buzo
DPCM	Differential Pulse Code Modulation
KLT	karhumen- Loeve Transform
FFT	Fast Fourier Transform
DCT	Discret Cosine Transform
JPEG	Joint Photographic Experts Group
DWT	Disctret Wavelet Transform
AMR	Analyse Multi résolution
QWT	Quincunx Wavelet Transform
FMQ	Filtres miroirs en quadrature
bpp	Bit par pixel
R	Rate
EQ	Estimation-Quantization
EZW	Embedded Zerotree Wavelet
SPIHT	Set partitioning in hierarchical trees
LSP	Listes de Coefficients Signifiants
LIP	Listes de Coefficients Insignifiants
LIS	Ensembles Insignifiants
MOS	Mean Opinion Score
SNR	Signal to Noise Ratio
MSE	Mean Square Error
PSNR	Peak Signal to Noise Ratio
NCC	Normalized Cross- Crrelation
SC	Contenu Structurel
MD	Maximum Difference
LMSE	Laplacien Mean Square Error
NAE	Normalized Absolute Error
WPSNR	Weight Peak Signal to Noise Ratio
NVF	Function Visibility Noise
SSIM	Structural Similarity Index
HVS	Human Visual System
VIF	Visual Information Fidelity
GSM	Gaussian Scale Melange
VSNR	Visual Signal to Noise Ratio
WSNR	Weight Signal to Noise Ratio
CSF	contrast sensitivity function

Introduction générale

Introduction Générale

L'imagerie médicale est un domaine en plein essor, du fait du développement des technologies numériques. Elle permet une investigation de plus en plus des organes humains grâce à la mise à disposition de systèmes de radiologie de plus en plus performants. La contrepartie réside dans une quantité de données générée considérable qui peut rapidement saturer les systèmes conventionnels de stockage et de transmission. A titre d'exemple, la taille d'examens de L'IRM ou le scanner varie actuellement entre plusieurs dizaines et centaines de Méga octets. L'augmentation croissante et continue des capacités de stockage apporte une réponse partielle à ce problème mais demeure la plupart du temps insuffisante. La nécessité de compresser les images apparait donc aujourd'hui incontournable. De plus, la compression présente un intérêt évident pour la transmission des images afin de réaliser un télédiagnostic qui est actuellement parmi les secteurs potentiels en télémédecine.

Actuellement, la compression dans un service de radiologie est toujours effectuée sans perte quand qu'elle existe car elle constitue à ce jour le seul type de compression toléré par les experts. En effet, la compression sans perte garantit l'intégrité des données et permet d'éviter les erreurs de diagnostic. Cependant, ce type de compression n'offre pas de réduction significative du volume de ces données. Dans ce contexte, la compression avec perte maîtrisées peut être la réponse la plus appropriée, comme en témoigne par exemple, L'American College of Radioligy (ACR) qui estime que les techniques de compression avec pertes peuvent être utilisées à des taux raisonnables, sans altérer la qualité de l'image pour le diagnostic clinique. L'un des principaux enjeux de cette thèse est donc de proposer une méthode de compression avec pertes efficace pour tout type d'images médicales.

Les méthodes actuelles de compression d'images médicales reposent sur la transformée en ondelettes, cette dernière a eu un immense succès dans le domaine du traitement d'images telles que la compression et la restauration d'images **[1]**. Cependant, malgré le succès des ondelettes dans divers domaines de traitement d'images, des faiblesses ont été constatées quant à leur utilisation pour la détection et la représentation des contours d'objets de l'image. Les décompositions multirésolutions classiques semblent former une catégorie restreinte et limitée des possibilités de représentations multi échelles de signaux multidimensionnels. Afin de pallier à ce problème, de nouvelles transformée mieux adaptées à la représentation des images ont été proposées. Ces méthodes offrent la possibilité d'augmenter considérablement les taux de compression à qualité image équivalente.

Dans cette thèse nous nous intéressons à la compression d'images en niveaux de gris enregistrées par les différentes techniques d'imagerie médicales.
Le présent document s'organise de la façon suivante:

Le premier chapitre est consacré aux fondements de l'imagerie médicale. Nous commencerons par rappeler les techniques courantes d'imagerie du corps humain: imagerie moléculaire, Rayon X, Ultrasons, IRM, imagerie nucléaire. Ensuite nous décrirons le processus de traitement numérique d'images telles que le filtrage, la segmentation et la compression.

Le deuxième chapitre a pour objet d'expliquer les différentes techniques de compression d'images fixes rencontrées dans la littérature, nous présentons les algorithmes de codages sans perte ainsi les méthodes de compression avec pertes. Ensuite nous exposerons en détail les codeurs de sous-bandes (EZW, SPIHT). Ces algorithmes sont capables de représenter efficacement et simplement les coefficients d'ondelettes et d'obtenir des performances (en termes de qualité d'image par rapport au débit) bien meilleurs que celles des codeurs existants. Dans ce travail, l'estimation et le jugement de la qualité d'image compressée sont donnés par les paramètres d'évaluation le PSNR, le MSSIM et le VIF…

Nos contributions seront exposées dans le troisième chapitre. Nous introduisons tout d'abord une adaptation et amélioration de l'algorithme SPIHT à la structure Lifting afin de réduire les limites des ondelettes classiques à banc de filtre. Nous proposons une nouvelle transformée en ondelettes basée sur la structure quinconce. Nous appliquons cette transformée non redondante couplée avec le SPIHT ou la QV à la compression.

Nous terminons notre étude par une série d'expérimentations pour chaque algorithme proposé. Nous nous intéressons à la compression d'images médicales enregistrées par les différentes techniques d'imagerie médicales. Nous qualifions nos résultats à l'aide des nouveaux paramètres d'évaluation de qualité proposés.

Finalement en conclusion, un bilan est dressé sur les aspects de notre contribution et nous proposons différentes pistes et perspectives de travail pour l’avenir tant sur l’aspect industriel que sur celui de la recherche.

Chapitre I
Système d'information en imagerie médicale

I.1 INTRODUCTION

Le développement remarquable des technologies de l'information et des télécommunications durant ces dernières années a engendré une évolution considérable dans le domaine de la médecine. Le télédiagnostic, qui est actuellement parmi les secteurs potentiels en télémédecine, est une discipline qui permet à deux ou plusieurs équipes médicales d'échanger des images médicales et de les commenter dans une démarche d'aide au diagnostic. Elle permet aussi d'apporter à un médecin qui se trouve éloigné des grands centres une aide à la décision par des spécialistes facilitant ainsi l'accès aux soins de proximités. Ceci aura pour conséquence l'amélioration de la qualité des soins et l'actualisation des compétences et des professionnelles.

L'utilisation massive des modalités numériques en imagerie médicale (IRM, Scanner X, médecine nucléaire, etc…) engendre aujourd'hui des volumes de données de plus en plus importants. Le problème devient encore plus critique avec la généralisation de séquences tridimensionnelles. Alors il est nécessaire d'utiliser des images compressées afin d'améliorer la capacité de stockage et de réduire le temps de transmission à travers les réseaux (rapidité dans la transmission et diminution de l'encombrement dans les réseaux).

L'imagerie médicale permet d'analyser les tissus par des médias extrêmement divers, qui donnent donc des interprétations diverses selon les modalités. Cependant, avant d'entamer l'étude de ces fondements, il s'agit de comprendre la place de l'informaticien dans la chaine d'étude. Le schéma ci-dessous (Fig. I.1) résume l'importance de l'informatique dans la chaine complète.

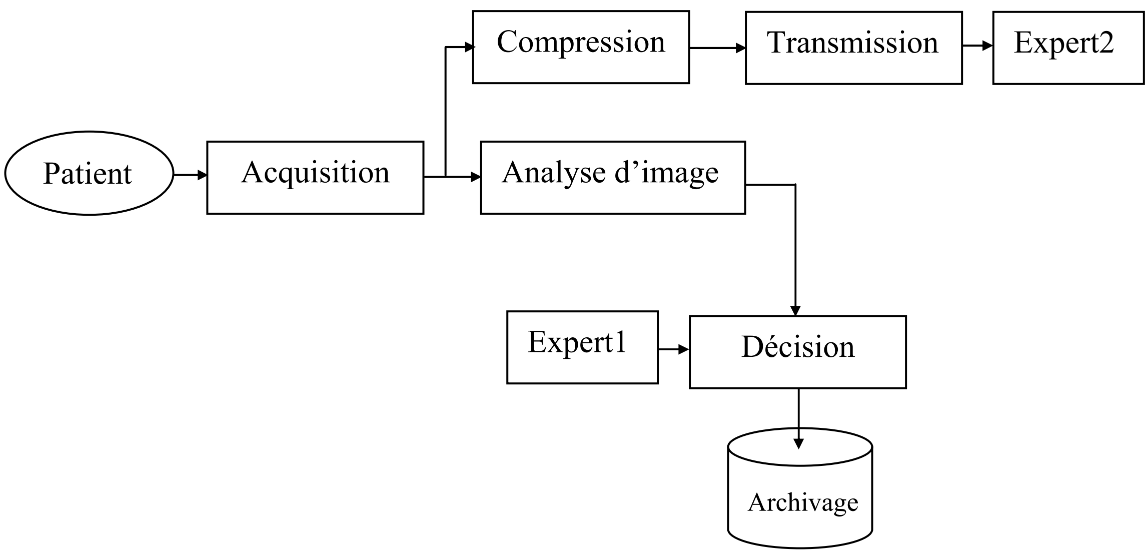


Fig. I.1– Schéma d'un système d'information

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, c'est-à-dire qu'ils communiquent et peuvent échanger des informations. Nous allons maintenant les détailler, en nous concentrant bien évidemment sur la phase de compression.

I.2 ACQUISITION : DIFFERENTES TECHNIQUES D'IMAGERIE MEDICALE

Les techniques d'imagerie médicale et biomédicale sont dites non invasives et non traumatisantes. En effet, en dehors de l'injection de traceurs pour certaines modalités, aucun prélèvement (biopsie) ni aucune atteinte des barrières de l'organisme n'est nécessaire à leur mise en œuvre **[2]**.

Les différentes modalités d'imagerie biomédicale sont ainsi toutes basées sur l'utilisation de rayons électromagnétiques pour obtenir les informations désirées, sans effectuer de prélèvements sur l'organisme. Ces techniques utilisent des rayonnements répartis sur l'ensemble du spectre électromagnétique : des rayons gamma dans le cas de l'imagerie nucléaire pour les rayonnements les plus énergétiques, aux ultrasons lors des échographies, en passant par les rayons X, et enfin les ondes radio dans le cas des IRM (Fig. I.2) **[3]**.

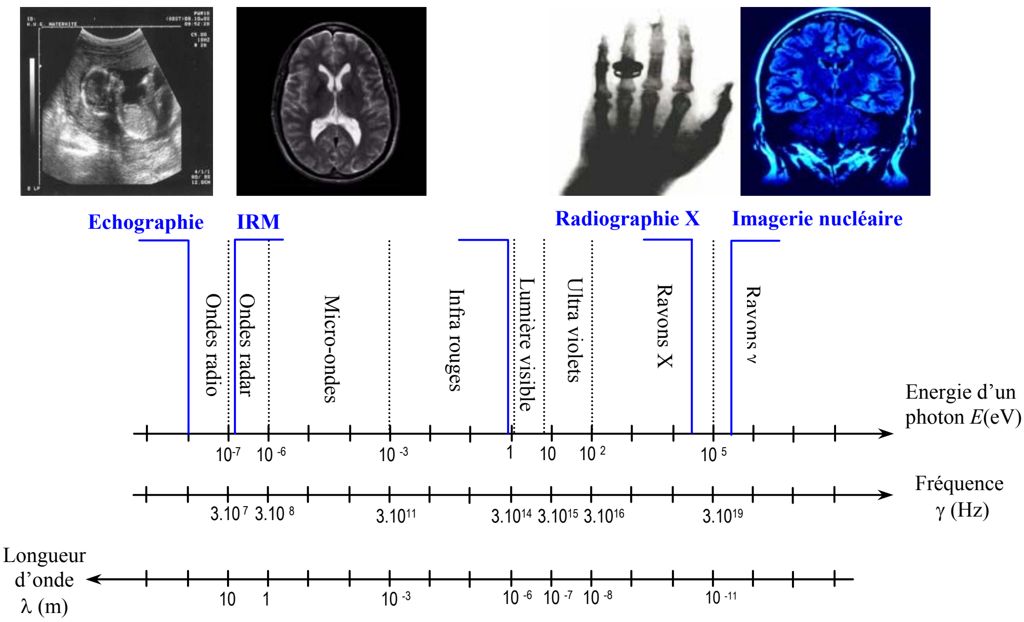


Fig. I.2– Représentation des différentes modalités d'imagerie en fonction des ondes électromagnétiques qu'elles utilisent.

I.2.1 Les Rayons X

La radiographie par rayons X est la plus ancienne technique d'imagerie médicale. En effet, dès 1895 W.C. Röntgen, physicien allemand découvreur des rayons X, réalise la première radiographie de la main de sa femme. Cette technique s'est depuis largement développée et est couramment utilisée. En plus de la radiographie « classique », le développement de capteurs à rayons X à base de semi-conducteurs et l'avènement de l'informatique dans les années 1970 ont permis l'apparition de la tomodensitométrie, plus couramment appelée scanner. Les scanners permettent, après reconstruction, de réaliser des vues en coupe ou des vues en trois dimensions **[3],[4]**.

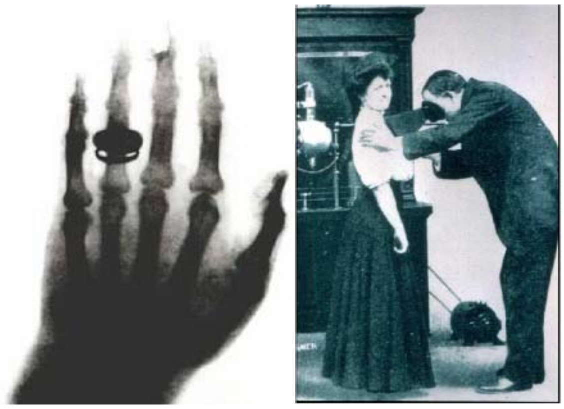


Fig. I.3– Radiographie de la main de la femme de Röntgen.

Ce cliché est connu comme la première radiographie, même si Röntgen avait réalisé d'autres images dans les jours précédents. Le tube à rayons X est situé derrière la patiente. Le médecin observe le rayonnement transmis à l'aide d'un écran fluorescent.

Les rayons X pénètrent la plupart des tissus biologiques en n'y subissant qu'une faible absorption, et permettent donc de réaliser assez simplement une image en projection, une "ombre", des structures du corps humain. On y visualise l'atténuation par les différents tissus, due essentiellement à l'absorption. Les contrastes observés peuvent être intrinsèques ou induits par des produits radio-opaques, à base d'iode ou de baryte. Les os sont beaucoup plus absorbants que les tissus mous, c'est pourquoi les rayons X sont particulièrement adaptés à l'imagerie osseuse. Les produits de contraste permettent de tapisser des organes internes et de les rendre opaques aux rayons X: appareil digestif, vessie, urètre, utérus, glandes salivaires, vaisseaux sanguins, on parle alors d'angiographie.

I.2.1.1 *La radiologie conventionnelle*

La radiologie conventionnelle réalise une image en projection du corps humain par transillumination (Fig. I.4): un faisceau de rayons X, émis par collision d'un faisceau d'électrons avec une cible matérielle, est envoyé sur le patient, et recueilli de l'autre côté sur une surface sensible au rayonnement X: plaque photographique, combinaison d'un écran fluorescent et d'un amplificateur de brillance ou d'une émulsion photographique. Une grille en plomb ou en acier permet de limiter les effets du rayonnement diffusé sur l'image radiographique. Cette grille est composée de lamelles arrangées en peigne, la hauteur et la distance des lamelles définissant le pouvoir anti diffusant de la grille. Elle est utilisée, en pratique, lorsque l'épaisseur des tissus dépasse 10 cm **[4],[5]**.

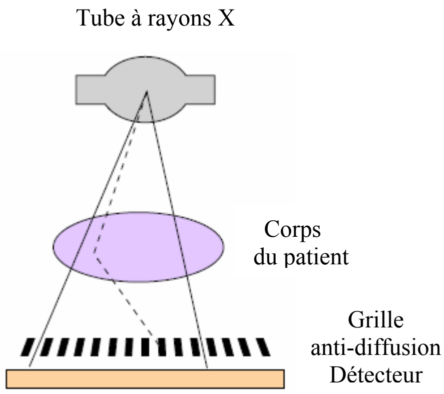
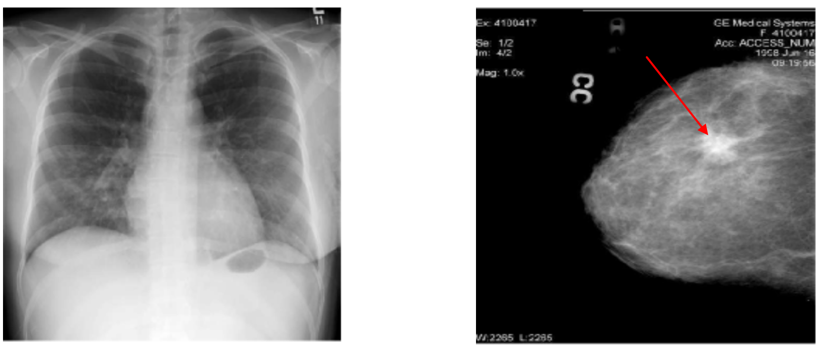


Fig. I.4 – Schéma de principe de la radiographie conventionnelle.

L'image obtenue en radiologie conventionnelle est une projection intégrée sur toute l'épaisseur du patient (Fig. I.5-a par exemple). Cette méthode ne permet donc pas de faire de l'imagerie en trois dimensions. De plus les zones entourées de tissus denses (os notamment) ne sont pas visibles. Les mammographies sont un exemple un peu particulier mais très répandu de radiographie conventionnelle: le sein est légèrement compressé entre deux plaques, le tube à rayons X étant situé d'un côté et le détecteur de l'autre. La figure (I.5-b) présente un exemple de mammographie: on y voit une tumeur dont les tissus sont plus denses que l'environnement.



-a-
Radiographie du thorax

-b-
Mammographie d'un sein présentant une tumeur

Fig. I.5 – Exemples de radiographie conventionnelle.

Les tissus tumoraux sont plus denses que les tissus sains et apparaissent nettement aux rayons X.

I.2.1.2 *Le scanner X*

Depuis les années 1970 s'est développé un autre outil utilisant les rayons X: le scanner à rayons X, encore appelé scanographe, scanner X, tomodensitomètre (CT: Computerized Tomography). Le premier prototype industriel a été présenté en 1972 par G.N. Hounsfield (Prix Nobel 1979) au Congrès Annuel du British Institute of Radiology **[6]**. Il pallie le principal défaut de la radiographie conventionnelle, qui ne permet pas de faire de l'imagerie en trois dimensions. Le scanner X réalise au contraire de fines sections en deux dimensions (2D), d'épaisseur typique 1 mm. Pour cela, un fin pinceau de rayons X, issu d'une source collimatée, balaye le corps du patient et réalise une première image en 2D (figure I.6 -a et -b). Le même processus est répété après que le système a été tourné, pour obtenir un nouvel angle de projection (figure I.6-c et -d). En partant des données mesurées en projection, des algorithmes de reconstruction permettent de calculer les valeurs du coefficient d'atténuation en chaque point de la section. Quatre générations de scanners X se sont succédé avec des géométries sources-détecteurs différentes, réduisant progressivement les temps d'acquisition. Actuellement, les appareils de cinquième génération acquièrent une image 2D en quelques millisecondes seulement, permettant une véritable imagerie temps réel, et les scanographes à acquisition hélicoïdale rapide réalisent des images en trois dimensions **[7]**.

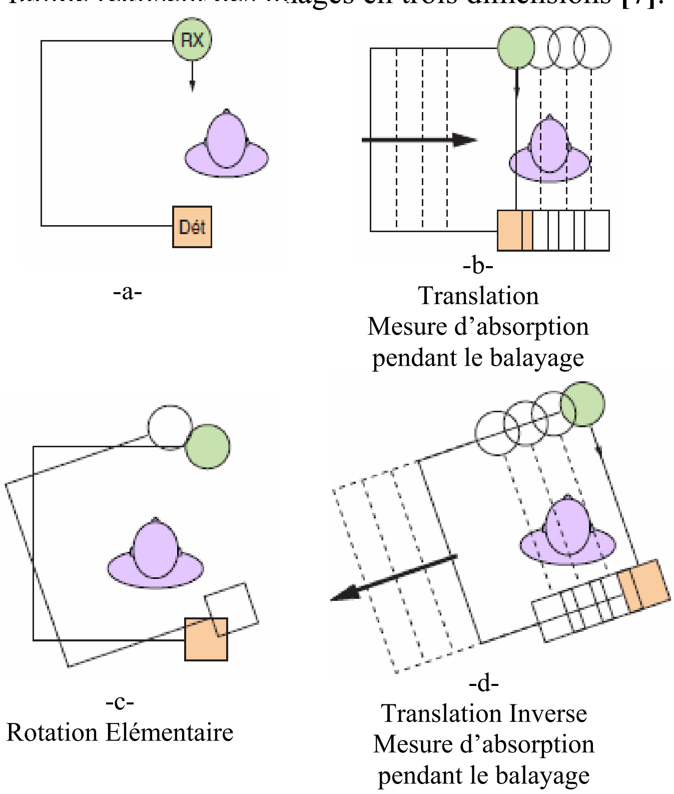


Fig. I.6 – Schéma de principe du scanner X.

Le scanner X trouve ses applications dans de nombreux domaines de la médecine: pathologie crano-encéphalique, ophtalmique, examen de l'abdomen, du thorax (voir figure I.7), des poumons. Il apporte une résolution de l'ordre du millimètre et son coût est raisonnable **[7],[8]**.

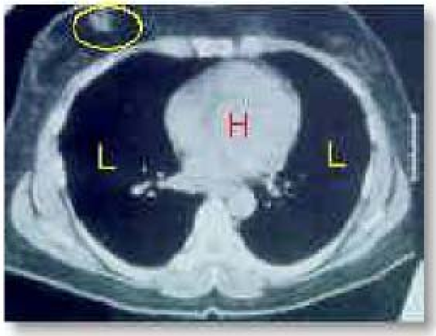


Fig. I.7– Exemple d'image du thorax au tomodensitomètre.

Les poumons (L) apparaissent en noir et le cœur (H) en blanc au centre. Une tumeur dans le sein droit est entourée par un trait clair.

I.2.1.3 ***Avantages et inconvénients***

Les rayons X sont une modalité d'imagerie structurelle rapide et efficace offrant une résolution de quelques dizaines de micromètres sans limite de profondeur. Cependant, si cette technique offre un excellent contraste entre les os et les tissus mous, le contraste entre les différents tissus mous est faible et rend par exemple difficile la localisation de tumeurs au sein de ces tissus. De plus, les rayons X sont des rayonnements ionisants et à ce titre, leur utilisation doit s'effectuer avec toutes les mesures de protection adéquates **[3]**.

I.2.2 L'échographie

L'utilisation en médecine des ultrasons, jusque là réservés au domaine militaire, a commencé dans les années 1950. En 1952, le Britannique J.J. Wild et l'Américain J.M. Reid présentent les premières images de sections 2D d'un sein obtenues à l'aide d'ultrasons. Ils proposent également le terme d'échographie, ou "échométrie", pour désigner cette technique d'investigation **[4]**.

L'échographie est une technique sensible aux propriétés mécaniques des tissus (densité, élasticité), qui présente l'avantage d'être complètement inoffensive aux doses employées **[9],[10]**. Une impulsion acoustique constituée de quelques périodes, d'une durée de l'ordre de la microseconde, est envoyée dans le corps humain. Cette impulsion traverse le corps et est en partie réfléchie par les interfaces entre des tissus d'impédances différentes, et rétrodiffusée par les structures plus petites que la longueur d'onde acoustique qu'elle rencontre. Les faibles différences d'impédance entre les différents tissus rencontrés (eau, muscle, graisse, tissus mous, rein, foie, etc...) permettent à la majeure partie de l'onde d'être transmise aux interfaces. La faible partie de l'onde qui est réfléchie, l'écho, est enregistrée par le même transducteur qui a servi d'émetteur. Les systèmes actuels ont des dynamiques supérieures à 100 dB permettant de recueillir des échos de très faibles amplitudes.

L'élément essentiel d'un système échographique est le transducteur, qui agit à la fois comme émetteur et comme récepteur des signaux acoustiques. Il transforme un signal électrique en onde acoustique et vice-versa. Un transducteur ultrasonore est constitué d'un ou plusieurs actuateurs piézo-électriques, que l'on met en contact avec le corps humain, à travers un gel de couplage qui assure une bonne adaptation d'impédance acoustique. En jouant sur les retards à l'excitation des anneaux piézo-électriques, on donne au front d'onde une forme concave, et on réalise ainsi une focalisation électronique. Actuellement, les sondes utilisées sont des barrettes comptant une centaine d'éléments piézo-électriques de petites dimensions, placés côte à côte sur une longueur de 5 à 15 cm. Le balayage est réalisé par une translation de l'ouverture, élément par élément, après chaque exploration d'une ligne du plan de coupe, de sorte que l'espace entre deux lignes ultrasonores est de l'ordre du millimètre. La focalisation est assurée de manière mécanique perpendiculairement au plan de coupe, et de manière électronique à l'émission et à la réception, dans le plan de l'image **[3]**.

L'usage des ultrasons en obstétrique s'est développé dans les années 1970. Ils sont à présent largement employés dans ce domaine, ainsi qu'en cardiologie, en ophtalmologie, en sénologie (voir l'image échographique d'une tumeur du sein sur la figure I.8), et pour l'examen des organes internes de l'abdomen, comme les reins et le foie.

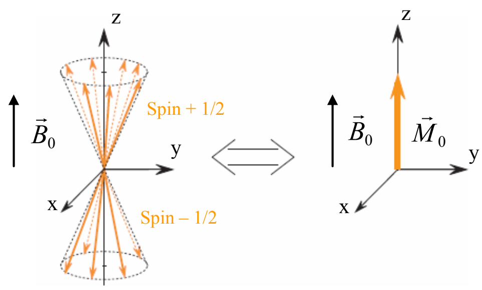
Fig. I.8– Image échographique de kystes calcifiés dans le sein.

I.2.2.1 ***Avantages et inconvénients***

L'utilisation des ultrasons est sans danger, c'est pourquoi cette modalité d'imagerie est particulièrement employée pour imager les fœtus. Cette technique est de plus rapide, peu coûteuse et peu encombrante. La résolution peut être très précise, mais elle diminue rapidement lors de l'observation de zones profondes, et les os ne laissent pas passer les ondes ultrasonores. Enfin, cette méthode est opérateur-dépendante et nécessite un contact entre le patient et le dispositif **[3]**.

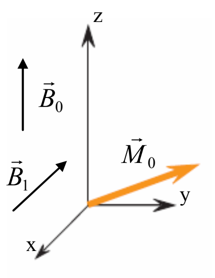
I.2.3 Imagerie par Résonance Magnétique

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est une technologie récente, particulièrement adaptée à la visualisation des tissus mous. La première image obtenue par résonance magnétique nucléaire, ou IRM, a été obtenue en 1973 par Lauterbourg à la suite des travaux de Bloch et Purcell sur la résonance magnétique nucléaire (RMN). Très schématiquement nous pouvons dire que le principe consiste à mesurer l'aimantation nucléaire des tissus biologiques et à reconstruire une image à partir de ces aimantations. Les tissus biologiques peuvent contenir certains isotopes comme le ^{1}H , ^{13}C , ^{31}P …. L'aspect de la résonance protonique est justifié par la grande abondance du proton dans les milieux biologiques et sa grande spécificité. **[11],[12]**



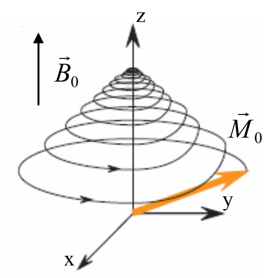
-a-

Population de moments magnétiques nucléaires en précession autour d'un champ magnétique B_0 selon deux orientations quantifiées.



-b-

Basculement de l'aimantation globale $\vec{M}_0$



-c-

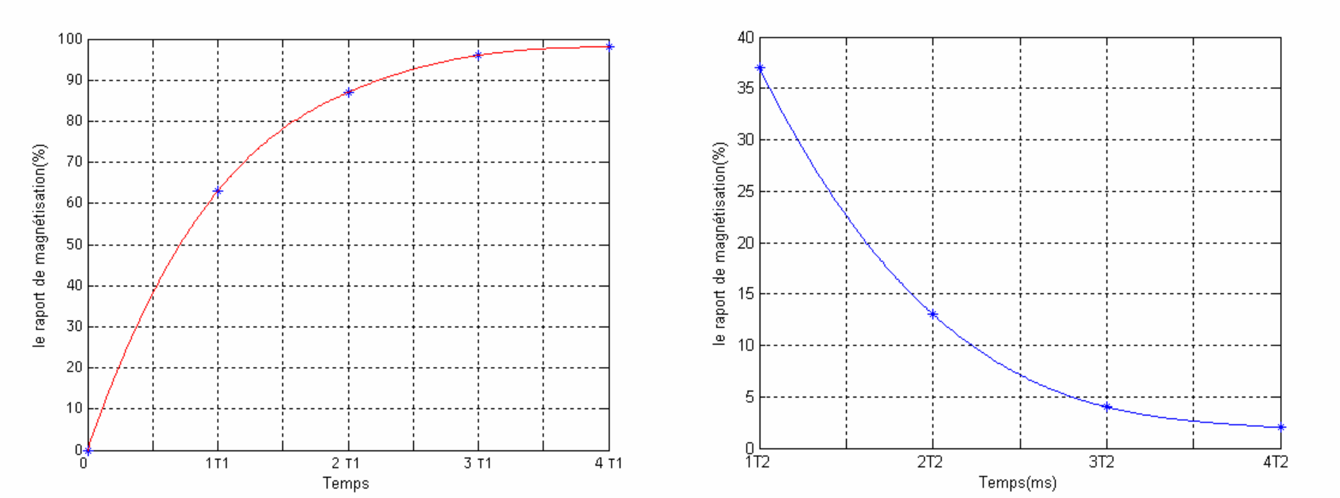
Retour à l'équilibre du vecteur $\vec{M}_0$

Fig. I.9– Principe de la RMN

Cette technique d'imagerie repose généralement sur l'interaction des protons du corps humain avec un champ magnétique.

Un proton possède un moment magnétique $\vec{m}_p$. Placé dans un champ magnétique $\vec{B}_0$ continu, ce moment magnétique nucléaire $\vec{m}_p$ s'oriente par rapport au champ $\vec{B}_0$ et décrit, autour de son axe, un mouvement de précession avec une vitesse angulaire $\omega_0 = \gamma B_0$ (fréquence de Larmor), où γ est le rapport gyromagnétique du noyau. Ainsi un noyau d'hydrogène placé dans un champ magnétique de 1T a une fréquence de précession de f_0 = 42,57MHz. La précession du moment magnétique peut se faire avec deux orientations quantifiées: spin+1/2 et spin-1/2. Pour un grand nombre de noyaux interagissant avec le champ $\vec{B}_0$, les populations sur les deux niveaux d'énergie sont régies par une distribution de Boltzmann. L'état le plus stable (spin +1/2) est légèrement plus peuplé. Il en résulte une aimantation macroscopique $\vec{M}_0$, dirigée selon $\vec{B}_0$ (figure I.9-a) **[13],[14]**.

L'application d'une impulsion radiofréquence, créant un champ magnétique $\vec{B}_1$ perpendiculaire à $\vec{B}_0$, va faire basculer l'aimantation globale $\vec{M}_0$ d'un angle qui dépend de la durée et de l'amplitude de l'impulsion (figure I.9-b). A l'arrêt de l'impulsion, l'aimantation $\vec{M}_0$ revient à sa position d'équilibre en décrivant un mouvement complexe hélicoïdal à la fréquence ω_0 (figure I.9-c). On peut décomposer ce mouvement en une composante longitudinale qui va croissant vers sa valeur d'équilibre $\vec{M}_0$ avec un temps de relaxation T_1, et une composante transversale qui va décroissant vers sa valeur d'équilibre nulle avec un temps de relaxation T_2 (Fig. I.10).



(a) (b)

Fig. I.10– Variation des temps de relaxation

La bobine qui a servi à l'excitation travaille en réception et enregistre à présent le signal de retour à l'équilibre. Les valeurs de T_1 et T_2 varient d'un tissu à l'autre car les propriétés du proton dépendent de son environnement chimique: c'est sur la mesure de T_1 et T_2 que repose la distinction des tissus en RMN.

Pour passer de la RMN à l'IRM proprement dite, c'est à dire à l'imagerie, il faut pouvoir localiser la provenance des signaux. Pour cela, on utilise différentes techniques (gradient spatial du champ magnétique $\vec{B}_0$, gradient de phase) qui permettent de coder, en fréquence ou en phase, la zone d'où provient le signal **[15],[16]**.

I.2.3.1 *Avantages et inconvénients*

L'IRM est une technique sans danger puisque, contrairement aux rayons X, elle ne se base pas sur l'utilisation de rayonnements ionisants. Elle offre un excellent contraste au niveau des tissus mous, bien meilleur que celui obtenu par tomodensitométrie. Elle s'applique à de nombreux domaines médicaux: essentiellement l'imagerie du cerveau (voir Fig. I.11), de la moelle épinière, des os et des articulations, mais également en cardiologie, imagerie du foie, de l'abdomen, des reins, artériographie. Son inconvénient majeur est son coût très élevé, ainsi que les équipements encombrants qu'elle nécessite (entre 10 et 30 tonnes pour un appareil "corps entier"). Par ailleurs, l'examen en lui-même est assez contraignant pour le patient qui doit rester immobile et enfermé pendant plusieurs dizaines de minutes. Cependant, à condition que le patient ne possède pas d'implants métalliques, le champ magnétique et les ondes radiofréquences appliqués sont inoffensifs.

-a- Coupe Axiale

-b- Coupe Sagittal

-c- Coupe Coronal

Fig. I.11 – Image IRM du cerveau

I.2.4 La médecine nucléaire

Cette technique d'imagerie repose sur la détection de traceurs radioactifs, injectés dans le corps humain par voie intraveineuse ou orale. Ces traceurs se décomposent en émettant des photons que l'on va détecter. Ce type d'imagerie nécessite donc l'utilisation d'un "radiomédicament": il s'agit d'une molécule fonctionnelle, dont on cherche à connaître le trajet ou les sites de fixation, et dont l'un des atomes est radioactif. Dans certains cas, c'est l'atome même que l'on cherche à visualiser qui sert de traceur. Ainsi l'injection d'iode radioactif qui se fixe sur la thyroïde permet d'obtenir des images de cet organe. Une autre molécule couramment employée en médecine nucléaire est le fluoro-désoxyglucose. Il s'agit d'une molécule de glucose dont on a remplacé un hydroxyle par un atome de fluor radioactif. C'est grâce au fluor que l'on trace le glucose. Celui-ci permet d'étudier l'activité cérébrale ou encore des sites tumoraux dont le métabolisme glucidique est déréglé.

a-Tomographie par Emission de Photon Unique

La tomographie par émission de photon unique SPECT (Single Photon Emission Computerized Tomography) utilise une caméra gamma qui enregistre le rayonnement émis par les radio-isotopes. La tête de détection de cette caméra est formée d'un collimateur, d'un cristal scintillateur et d'une matrice de photomultiplicateurs. Pour cette raison, il s'agit d'un détecteur particulièrement cher (0,5 million d'euros en moyenne). La caméra tourne autour du patient et un algorithme d'inversion permet de reconstruire une section en 2D du corps humain. La résolution spatiale est mauvaise (de l'ordre du centimètre), mais ce sont des informations fonctionnelles et non morphologiques que l'on visualise **[3],[17]**.

b-Tomographie par Emission de Positons

La Tomographie par Emission de Positons TEP (PET : Positron Emission Tomography) améliore l résolution en utilisant le principe de la détection en coïncidence de deux photons. Cette technique s'est développée dans le milieu des années 70. Lors de sa désintégration, l'isotope radioactif émet un positon qui, en s'annihilant avec un électron, émet deux photons se propageant dans des directions opposées. Le patient est placé à l'intérieur d'un anneau constitué de détecteurs de rayonnement. Lorsque deux détecteurs situés de part et d'autre du patient détectent simultanément un photon, cela signifie qu'un positon a été émis quelque part le long de la ligne joignant les deux détecteurs (voir figure I.12). Par recoupement de plusieurs lignes de détection, il est alors possible de localiser un site d'émission et de réaliser des images avec une résolution de quelques millimètres **[18]**.

Les informations fonctionnelles données par l'imagerie TEP, de résolution spatiale encore moyenne, sont souvent fusionnées avec des informations morphologiques de bonne résolution fournies par un scanner X. Cela permet de plus de réaliser la cartographie des atténuations aux rayons X, et de compenser sur l'image TEP les pertes par atténuations. Il commence à exister des machines qui couplent les deux anneaux (scanner et TEP) autour d'un même lit **[19].** Quelques prototypes combinent même les deux techniques dans un même anneau.

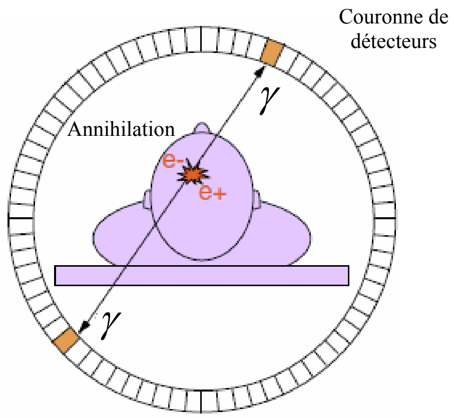


Fig. I.12 – Schéma d'un appareil TEP

I.2.4.1 *Avantages et inconvénients*

La médecine nucléaire est une méthode très sensible **[20].** Elle nécessite cependant l'injection de radio-pharmaceutiques qui doivent être synthétisés juste avant l'analyse du fait de leur courte durée de vie. Cette dépendance en atomes radioactifs difficiles à produire (production en cyclotron pour la TEP, ou en générateur pour la TEMP), rend malheureusement cette technique très onéreuse. De plus, l'utilisation de sources radioactives en fait une technique lourde à utiliser en termes de mesures de sécurité.

I.3 ANALYSE D'IMAGE

L'analyse d'image par ordinateur passe par une hiérarchisation des problèmes. Nous faisons généralement la distinction entre les traitements de bas niveau et les traitements de haut niveau. Les premiers opèrent, en général sur les grandeurs calculées à partir des valeurs attachées à chaque point de l'image sans faire nécessairement la liaison avec la réalité qu'elle représente. Tandis que les seconds s'appliquent à des entités de nature symbolique associées à une représentation de la réalité extraite de l'image. **[21]**

Usuellement, le processus d'analyse automatique des images médicales peut offrir un ensemble d'outils d'aide au diagnostic. Nous commençons par la tache de prétraitement qui permet d'améliorer l'image en éliminant le bruit et les défauts d'éclairement. La phase de segmentation ou d'extraction d'attribut consiste à détecter les contours et les régions de l'image. La phase d'interprétation permet de comprendre l'image en identifiant les différents objets dont elle est composée.

--- Image numérique → Prétraitement → Segmentation → Interprétation ---

Fig. I.13 – schéma de processus d'analyse d'image

I.3.1 Filtrage et prétraitement

L'image à traiter comporte une grande quantité de données mais généralement cette image est bruitée par des pixels indésirables qui pourraient modifier l'information utile **[22]**.

L'étape de prétraitement d'images consiste à recréer une image améliorée, dans laquelle on a supprimé certains défauts liés au processus physique d'acquisition. Il existe de très nombreuses méthodes pour réduire le bruit lié à l'acquisition des images. Les techniques de filtrage linéaire appliquent des filtres passe-bas qui tout en réduisant le bruit dans l'image tendent à lisser les contours, ce qui rend l'image floue. Par contre, les techniques de diffusion anisotrope [**23],[24**] sont très efficaces pour lisser l'image tout en préservant les discontinuités importantes, et produisent des résultats remarquables.

I.3.2 Segmentation

La segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image observée en un certain nombre de région dans le but d'isoler l'éventuelle pathologie. La segmentation est considérée comme étant le cœur de l'imagerie médicale. Après cette phase d'analyse, nous pouvons introduire un traitement sectoriel de différentes manières. Il n'y a pas de méthode unique, ni de règle générale de segmentation d'une image. En effet, ceci est du à la diversification des différentes structures d'une image. Le choix d'une technique de segmentation est lié à plusieurs facteurs comme : la nature de l'image, les conditions d'acquisition (bruit), les primitives à extraire (contours, textures, …) et bien évidemment les contraintes d'exploitation (fonctionnement en temps réel, type, mémoire vive et physique disponible). Du fait de cette diversité, il est très difficile d'arrêter un critère du choix d'une bonne segmentation **[25], [26].**

La segmentation fait souvent référence aux notions de différence et de similarité comme les perçoit le système visuel humain. Les méthodes classiques (région, frontière) utilisent des informations extraites des images. Mais ces informations sont parfois insuffisantes, lorsque le bruit est important dans les images et le contraste est faible **[20]**. Afin de pallier les limites des méthodes classiques, plusieurs méthodes ont été proposées parmi elles, la méthode de contours actifs. Cette méthode recherche des contours chaînés évoluant à partir d'une forme initiale prédéfini sous l'effet d'une méthode d'optimisation en utilisant les données de l'image aux emplacements des points de contrôle de la courbe déformable **[27],[28],[29]**.

L'intérêt de cette méthode est de transformer un processus complexe de minimisation de fonctionnelle d'énergie d'un système matriciel linéaire.
Cette approche s'appuie sur les techniques de régularisation de problème mal posé, de minimisation de fonctionnelle d'énergie, de résolution d'équation différentielle elliptique, de discrétisation de problème continue et de convergence de système matriciel mal conditionné .

I.3.3 Recalage

Le recalage est nécessaire pour comparer des images acquises sur un même patient à des instants différents ou bien avec des modalités différentes. Il peut s'agir dans ce cas de recalage rigide ou non-rigide. Le recalage est également nécessaire lorsque l'on souhaite comparer des images de patients différents **[30]**.

I.3.4 Interprétation

Le rôle d'un système d'aide à l'interprétation d'images médicales est de fournir au médecin des informations symboliques de haut niveau sur le contenu de l'image. Dans un but d'aide au diagnostic, ces informations doivent expliciter les différentes régions d'intérêt ainsi que les aspects pathologiques des structures présentes dans l'image. Du point de vue des traitements impliqués, le domaine de l'interprétation d'images médicales s'intègre dans le thème de recherche plus général du traitement de l'information visuelle **[31]**. L'interprétation correspond à la dernière étape du processus d'analyse d'image. Elle est à la fois influencée par les traitements qui ont été effectués précédemment (éventuellement complexes ou partiellement résolus) et par le but final (recherche de pathologies, évocation de syndromes, aide au diagnostic).

I.4 CONCLUSION

Nous avons introduit dans ce chapitre un système d'analyse et d'archivage d'imagerie médicale dans le but de réaliser une aide au diagnostic. Le système envisagé intègre plusieurs phases principales de traitement. Nous avons évoqué les techniques d'imagerie du corps humain à savoir la tomodensitométrie (scanner), l'échographie, l'IRM,….Nous avons décrit par la suite l'étape d'analyse d'image afin d'améliorer la qualité d'image enregistrée par une telle modalité. L'utilisation des images radiographies, ultrasonores, IRM, … pose un grand problème de stockage et d'archivage. Par exemple ; un hôpital de 200 lits, produit en moyenne chaque année 875 Go de données images. En plus du problème de stockage, si de telles images doivent être transmises via un réseau, la durée de la transmission est souvent trop longue.

Pour palier à tous ces problèmes, la compression de ces images devient une opération nécessaire et impérative. Le but principal de la compression des images est de réduire la quantité de bits nécessaire pour les décrire tout en gardant un aspect visuel acceptable des images reconstruites.

Chapitre II

Etat de l'art en compression d'images fixes : application aux images médicales

II.1 INTRODUCTION

La compression d'un signal (1D, 2D, 3D) consiste à minimiser la quantité d'informations nécessaires à sa représentation, ceci en vu d'un stockage, d'une transmission ou simplement pour l'accélération des traitements ultérieurs. En traitement d'image, les applications sont nombreuses et en rapide développement. Citons par exemple l'image satellite, la transmission par fac-similés de documents, l'image médicale, l'image de télévision, etc. Ceci n'est certes possible que sur des images digitales qui peuvent être obtenues par numérisation d'image analogique en utilisant notamment un scanner ou tout autre instrument de numérisation **[32]**.

Une image numérique est une matrice composée d'échantillons élémentaires appelés pixels. Nous appellerons M le nombre de lignes de l'image et N le nombre de colonnes. A chaque pixel d'une image monochrome est associée une valeur numérique à laquelle correspond un niveau de gris, par contre dans l'image couleur le pixel sera un vecteur de trois composants (RGB). En général, le nombre des niveaux de gris est une puissance de deux. Nous considérons, à titre d'exemple, pour une image avec des pixels ayant des niveaux de gris représentés avec des nombres allant de 0 à 255, nous aurons 256 valeurs possibles codées sur 8 bits par pixel (bpp). Notons que par convention le niveau de gris '0' correspond à du noir et le niveau de gris '255' à du blanc. Le nombre de bits par pixels R est appelé « débit ». Nous notons R_0 le débit de l'image originale avant compression et Rc son débit après compression.

L'image originale est une matrice de pixels qui occupe un total : $Bo=M.N.Ro$ bits. L'image compressée est une suite de bits qui occupe Bc bits. Nous voyons que $Rc=Bc/M.N$ correspond au nombre des bits moyens ramené au nombre de pixels. Cependant l'image compressée n'est généralement pas physiquement composée de pixels. La décomposition est nécessaire pour représenter l'image décompressée sous forme de pixels visibles. L'image décompressée occupe alors le même nombre de bits que l'image originale soit Bo bits, en subissant éventuellement une distorsion dûe à la compression. Par abus de langage, nous appellerons souvent par la suite « image compressée » une image qui aura en réalité subi successivement l'opération de compression et l'opération inverse de décompression **[33]**.

Toute la problématique de la compression d'image consiste à satisfaire les contraintes technologiques, techniques ou financières auxquelles nous sommes confrontées tout en obtenant la qualité requise de l'image décompressée pour l'application souhaitée.

Nous différencions les schémas de compression selon la perte d'informations. Les méthodes réversibles utilisent uniquement le principe de la réduction de la redondance et n'engendrent pas de perte. Les méthodes irréversibles définissent une représentation approximative de l'information.

II.2 METHODES DE CODAGE SANS PERTE

La notion de codage sans perte d'une source encore appelé codage entropique, a pour objectif d'atteindre une limite théorique du gain de compression caractérisée par l'entropie de la source. Nous rappelons quelques définitions liées à l'entropie d'un signal discret dont les échantillons proviennent d'une source dont la nature physique est connue. Elle peut être aléatoire et caractérisée par sa loi de probabilité **[34]**.

II.2.1 Notion d'entropie d'une source [35]

Soit une source S définie par son alphabet $\{s_1, s_2, ..., s_N\}$ de symboles et ses caractéristiques d'émission régies par une loi de probabilité $P:\{p(s_1), p(s_2), ..., p(s_N)\}$.

Une source sera dite simple (ou sans mémoire) si les symboles émis par la source S sont indépendants et de même loi. Une suite de n symboles émis aux instants $t_1,t_2,...,t_n$ désignée par S suit donc une loi de probabilité :

$$P(s_{t1}, s_{t2}, \ldots, s_{tn}) = p(s_{t1})p(s_{t2}),\ldots, p(s_{tn}) \qquad \text{II.1}$$

Une source est dite de Markov d'ordre r si l'apparition du symbole s_t est conditionnée uniquement par l'apparition des r symboles précédents.

Entropie d'ordre zéro

L'entropie d'ordre zéro $H(S)$ d'une source simple S, de loi de probabilité P, est définie par l'expression :

$$H(S) = -\sum_{i=1}^{N} p(s_i)\log_2(p(s_i)) \qquad \text{II.2}$$

L'entropie a les propriétés suivantes

$H(S)$ est maximale si tous les symboles $\{s_1,s_2,...,s_N\}$ de la source S sont équiprobables. Dans ce cas, l'entropie est égale à l'information associée à chaque message pris individuellement.

$$\forall i \in \{1,2,..., N\} \ , p(s_i) = \frac{1}{N} \Leftrightarrow H(S) = \log_2(N) \qquad \text{II.3}$$

La composition des événements fait décroître l'entropie. En effet, chaque composition crée de l'ordre, faisant augmenter la certitude, et par conséquent, baisser l'entropie. Inversement la scission des événements fait croître l'entropie.

Entropie d'ordre k

On suppose une source à amplitude discrète avec mémoire, il existe alors des dépendances statistiques entre les échantillons successifs de la source.

Soit $s = s(n) = (s_n , s_{n+1} ,..., s_{n+k-1})^T$, un vecteur constitué de k échantillons successifs de la source. Ce vecteur est caractérisé par sa probabilité conjointe $P_S(s)$ qui est indépendante du temps si on considère une source stationnaire, s est une réalisation du vecteur aléatoire $S = (S_1 , S_2 ,..., S_{n+k-1})^T$. On désigne l'entropie d'ordre k ou l'entropie conjointe des vecteurs aléatoires par l'expression :

$$H_k(S) = \frac{1}{k} E(-\log_2(p_S(s))) = -\frac{1}{k} \sum \sum_s ... \sum p_S(s) \log_2(p_S(s)) \qquad \text{II.3}$$

Or $H(S) = \lim_{k \to \infty} H_k(S)$

II.2.2 Algorithmes de codage entropique

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

Certains algorithmes exploitent les statistiques des symboles en faisant l'hypothèse d'indépendance statistique. Ces codeurs (tels le codage de Huffman, de Shannon-Fano **[36]** et le codage arithmétique **[37]**) sont limités par la valeur de l'entropie d'ordre zéro de la source. D'autres codeurs (tel le code de Lempel-Ziv **[38],[39]** et le codeur par longueur de séquence) utilisent les informations conjointes des réalisations des événements de la source. Ils sont limités par la valeur de l'entropie d'ordre supérieure, qui est plus faible que l'entropie d'ordre zéro. Ces derniers codeurs ont de meilleures performances lorsque les réalisations de la source ne sont pas indépendantes.

En supposant une source stationnaire, la valeur de l'entropie baisse au fur et à mesure qu'elle est calculée avec un ordre élevé. Ainsi, les codeurs performants exploitent les probabilités conjointes avec un ordre de plus en plus élevé. Cette stratégie est cependant limitée par la complexité des algorithmes mis en œuvre.

II.2.2.1 *Codage de Huffman* [40],[41]

Le codage de Huffman consiste à coder les symboles par une représentation de bits à longueur variable. Les symboles ayant la probabilité d'apparition forte sont codés avec des chaînes de bits plus courtes, tandis que les symboles dont la probabilité d'apparition est faible sont codés par des chaînes plus longues. Le code d'un symbole ne doit pas être le préfixe d'un autre code. Cette propriété est admise afin que la reconnaissance soit possible. Pour représenter le codage de Huffman, on utilise l'arbre binaire.

II.2.2.2 *Codage RLC (Run Length Coding)*

Plutôt que de coder seulement le message lui-même, i1 est plus intéressant de coder un message contenant une suite d'éléments répétitifs par *"un couple répétition et valeur"*. Le codage RLC consiste en effet à coder un élément du message par sa valeur de répétition. Pour autant, s'il n'y a pas de répétition d'éléments, la technique ne donne pas de résultats satisfaisants. Notons que, le codage RLC introduit un système de contrôle (bits) pour réaliser l'encodage. I1 réalise le codage s'il y a une répétition successive d'éléments (minimum égal à 4). Dans le cas contraire, i1 insert les bits contrôle (00).

II.2.2.3 *Codage Lempel-Ziv*

C'est une technique de codage qui utilise un dictionnaire. On cherche dans le fichier les chaînes qui se répètent, puis on mémorise dans le dictionnaire. Ensuite, le codage consiste à remplacer les chaînes mémorisées par leur adresse (ou indice) construite dans le dictionnaire. L'élaboration du dictionnaire ainsi que la recherche de chaîne répétée sont différentes selon la version de l'algorithme. I1 en existe trois versions.

- LZ77, version originale, la recherche s'effectue par une fenêtre glissante.
- LZ78, la recherche s'effectue sur tout le fichier. La taille du dictionnaire est limitée en fonction du mode de codage (16, 32, ou 64 bits) ;
- LZW, introduite en 1984, qui est brevetée par la société Unisys, est une amélioration de la LZ78. Le dictionnaire, initialement construit, contient l'ensemble des codes ASCII. I1 est élaboré au fur à mesure, ce qui permet de changer la taille du dictionnaire au cours du codage.

II.3. METHODES DE CODAGE AVEC PERTE

Les méthodes avec perte (lossy) ou irréversibles sont des méthodes qui tirent parti d'une corrélation (ou redondance) existante dans l'image. L'information perdue est due à l'élimination de cette redondance, ceci rend possible une compression plus importante. La perte d'information est toujours discutable et nous nous posons alors la question de la limite acceptable. Cette limite est définie par le type d'application, comme les images médicales par exemple. La quantification est un des mécanismes utilisé dans les algorithmes de compression, qui produit des pertes d'information **[34],[42]**.

La figure(II.1) représente le schéma général d'un système de compression avec perte.

Dans un premier temps, afin de mieux compresser l'information, la source est transformée en groupe de coefficients. Les transformations les plus utilisées, que ce soit pour les images fixes ou les séquences d'images, sont la Transformée en Cosinus Discrète (DCT), la Transformée en Ondelettes Discrète (DWT) ou la décomposition Pyramidale.

Dans un second temps, les coefficients obtenus après la transformation sont quantifiés (tronqués). La phase de quantification introduit l'erreur dans le système de codage. La dernière étape consiste à coder les coefficients quantifiés par le codage entropique.

Source → Transformation → Quantification → Codage → Train de bits

Fig. II.1– Schéma général d'un système de compression avec perte.

II.3.1. Codage par quantification

La quantification est l'une des sources de perte d'information dans le système de compression. Son rôle est en effet de réduire le nombre de bits nécessaire à la représentation de l'information. Elle est réalisée avec la prise en compte de l'aspect psychovisuel (l'œil humain), ce qui permet de déterminer la distorsion tolérable à apporter au signal à coder. On distingue deux sortes de quantification : la quantification scalaire (QS) et la quantification vectorielle (QV).

II.3.1.1. *Quantification scalaire (QS)*

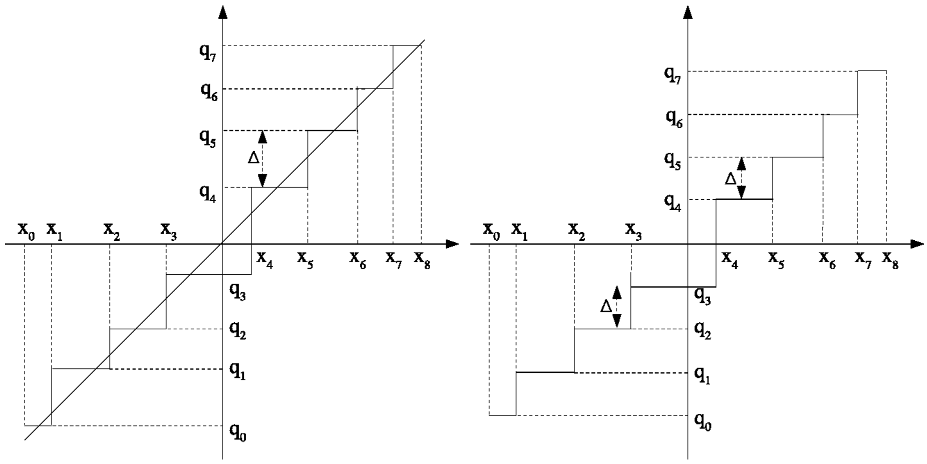
La quantification scalaire est réalisée indépendamment pour chaque élément. D'une manière générale, on peut la définir comme étant l'association de chaque valeur réelle x, à une autre valeur q qui appartient à un ensemble fini de valeurs. La valeur q peut être exprimée en fonction de la troncature utilisée : soit par l'arrondi supérieur, l'arrondi inférieur, ou l'arrondi le plus proche. On l'appelle le pas de quantification Δ. Il représente l'écart entre chaque valeur q. Arrondir la valeur x provoque une erreur de quantification, appelé le bruit de quantification.

La procédure suivante définit la réalisation d'une quantification scalaire. Soit X l'ensemble d'éléments d'entrée de taille N.

1. Echantillonner X en sous-intervalles $\{[x_n, x_{n+1}[\ ,\ n \in \{0...N - 1\}\}$

2. Associer à chaque intervalle $[x_n, x_{n+1}[$ une valeur q
3. Coder une donnée $x \in X$ par q si $x \in [x_n, x_{n+1}[$

Si Δ est constant, on parle d'une quantification uniforme. Sinon elle est dite non-uniforme. La figure(II.2) montre l'exemple d'une QS.



(a) Non-uniforme (b) Uniforme

Fig. II.2– Quantification scalaire.

II.3.1.2. *Quantification vectorielle (QV)*

La quantification s'effectue sur un groupe d'éléments de la source, représenté par un vecteur $\vec{x}$ de dimension n. La source est constituée par un ensemble fini de vecteurs $\vec{x}$. La QV consiste alors à remplacer le vecteur $\vec{x}$ par un vecteur $\vec{y}$ de même dimension appartenant à un dictionnaire **[43]**. Le dictionnaire est un ensemble fini de vecteurs codés. Un vecteur $\vec{x}$ codé, appelé classe est obtenu en faisant la moyenne itérative de vecteurs $\vec{y}$. La règle du plus proche voisin, au sens de la distance euclidienne entre deux vecteurs, est utilisée pour réaliser la quantification. La quantification vectorielle se décompose en général en deux parties : le processus de codage (codeur) et le processus de décodage (décodeur). Le processus de codage cherche l'adresse du vecteur $\vec{y}$ correspondant dans le dictionnaire et l'envoie au récepteur. Le décodeur, quant à lui, dispose d'une réplique du dictionnaire et consulte celle-ci afin de reconstruire le vecteur code correspondant à l'adresse reçue. D'un point de vue mathématique, on peut définir la QV de la manière suivante :

Concernant le codeur, le processus de codage Q est défini par :

$$\begin{aligned} Q \quad &: R \rightarrow \; I \\ &\vec{x} \rightarrow Q(\vec{x}) \end{aligned} \qquad \text{II.4}$$

Où I représente l'ensemble des indices correspondant au dictionnaire Y.

Concernant le décodeur, le processus de décodage D est défini par :

$$\begin{aligned} D \ &: I \rightarrow \ Y \\ & \ i \rightarrow \ \vec{y} \end{aligned} \qquad \text{II.5}$$

L'élaboration du dictionnaire est donc une phase très importante pour la QV. Elle est faite à partir d'un processus d'apprentissage et peut être obtenue selon l'algorithme de LBG (Linde, Buzo, Gray). Dans le domaine de la compression d'image fixe, de nombreuses publications scientifiques ont été proposées pour élaborer le dictionnaire **[44] [45]**.

L'image à coder est découpée en blocs qui ne se chevauchent pas (par exemple Blocs de pixels 4x4 qui sont considérés comme des vecteurs de dimension 16) mais qui couvrent toute l'image. Chaque bloc de taille k est comparé aux imagettes d'un ensemble de blocs, appelé dictionnaire $W=\{w_1,w_2,...,w_N\}$. Ces blocs pré-définis sont nommés mots de code ou vecteurs de reproduction. La comparaison consiste à calculer une mesure de distance entre le bloc (vecteur) à coder et les mots de code. Le codage s'effectue en ignorant le bloc original et en gardant seulement l'indice (l'adresse) du mot de code le plus proche. La distance appliquée est en général la distance euclidienne, ce qui est équivalent à la minimisation de l'erreur quadratique moyenne. Le décodeur reprend tout simplement les mots de code correspondants aux indices reçus (transmis ou stockés), et reconstruit ainsi l'image. La figure ci-dessus (Fig. II.3) nous montre l'algorithme principal de codage et de décodage par QV.

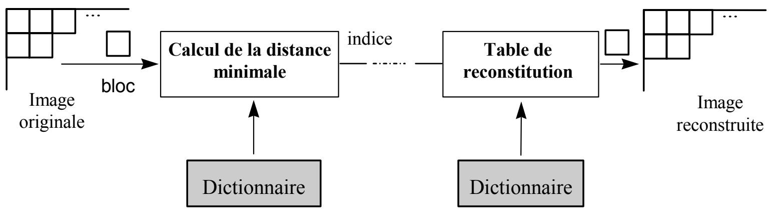


Fig. II.3– L'algorithme principal de codage et de décodage par QV

II.3.2. Codage par prédiction

C'est la technique de compression la plus ancienne. On prédit la valeur du pixel à partir de la valeur précédemment codée. La prédiction peut se faire au moyen de l'histogramme de l'image. Seul l'écart entre la valeur réelle et la valeur prédite est quantifié puis codé et envoyé au décodeur. On peut réaliser la prédiction, au sein de l'image elle-même ainsi qu'entre images d'une séquence. Cette dernière est connue sous le nom de prédiction par compensation de mouvement. Le codage par prédiction est utilisé dans le codage DPCM (Differential Pulse Code Modulation).

II.3.3. Codage par transformation

Les méthodes de compression par transformation n'agissent pas directement sur l'image numérique dans sa représentation canonique, mais dans le domaine de la transformée. Cette transformation pouvant être linéaire ou non. Il est bien connu qu'une transformation permet de mettre en évidence certaines propriétés de l'image que la représentation originale ou canonique ne laisse pas apparaître.

En partant d'un ensemble de valeurs numériques corrélées d'une image, le but est d'obtenir un autre ensemble de valeurs le moins corrélées possible dans l'espace transformée. En général, les schémas de codage par transformation subdivisent l'image de taille $N \times N$ en sous images de taille plus petites avant de faire subir à ces sous images une transformation. Nous privilégions les transformations unitaires et qui conservent l'énergie. La transformation consiste en la décomposition de l'image dans une base adéquate de fonctions tels que les coefficients de la transformation soient indépendants et qu'un nombre minimum de ces coefficients contienne une proportion importante de l'énergie de l'image. Ainsi, on pourra mettre à zéro certains d'entre eux sans nuire de manière significative ni à la quantité d'énergie, ni à l'aspect visuel de l'image reconstruite **[32]**. Une transformation adéquate pour la compression d'image devrait permettre la décorrélation des coefficients transformés, la conservation d'énergie ou sa condensation dans un nombre minimum de coefficients et enfin posséder un algorithme rapide. Les transformations linéaires sont les plus utilisées car ayant des expressions analytiques simples et s'implémentant assez vite. Pour satisfaire la contrainte de décorrélation, on utilise les bases orthogonales et les transformations utilisées en compression sont orthogonales. Autrement dit, ce sont des opérations séparables, c'est-à-dire que l'opération en deux dimensions est équivalente à deux opérations successives à une dimension, l'une horizontalement et l'autre verticalement. **[33]**

Il existe de très nombreuses transformations orthogonales parmi elles, la transformée de Karhunen-loeve, la transformée en sinus, cosinus…

II.3.3.1 *Transformation de Karhunen-loeve (KLT)*

On appelle transformée de Kahumen-loeve, la transformation optimale au sens où tous les coefficients obtenus sont décorrélés et que la quasi-totalité de l'énergie est conservée par un minimum de coefficients. Malheureusement les éléments de la transformation, notamment la matrice, dépendent de l'image dont il faut entre autre calculer la moyenne et la covariance. Par ailleurs, il n'existe pas d'algorithme rapide pour le calcul de la transformation de Karhunen-loeve. Toutes ces raisons font que cette transformation soit très peu utilisée dans la pratique. On lui préfère des transformations qui sont indépendantes des images et qui ont des algorithmes rapides, tels que les transformations spectrales et ondelettes.

II.3.3.2 ***Transformations spectrales ou sinusoïdales***

La transformation de Fourier et celles qui s'en déduisent, telles la transformation en sinus, la transformation en cosinus, sont très utilisées en analyse et en filtrage du signal. Ces transformations possèdent des algorithmes rapides comme la *FFT (Fast Fourier Ttransform)* et ses variantes. La variable de l'espace transformé étant la fréquence, une telle décomposition permet de mieux observer la répartition fréquentielle de l'image. Etant donné que ce sont les premiers harmoniques qui contiennent la quasi-totalité de l'énergie, il est donc possible de mettre à zéro une proportion importante des coefficients et de coder l'image à moindre coût.

Malgré la rapidité de la transformation de Fourier, elle décompose l'image en une partie réelle et une partie imaginaire pouvant se convertir en module et argument ce qui n'est pas facile à manipuler ou à interpréter. Les traitements de ces données peuvent s'avérer lourds, d'où la préférence accordée à la transformation en cosinus qui bénéficie de toutes les caractéristiques de la *FFT*. La transformée en cosinus discrète *DCT (discret Cosine Transform)* a été choisie comme standard par *JPEG (Joint Photographic Experts Group)* pour le codage d'images fixes et a fait l'objet de beaucoup d'études et d'applications de la compression dans tous les domaines de l'imagerie, y compris le médical. Contrairement à la transformation *KLT*, la matrice de transformation *DCT* est complètement indépendante de l'image.

D'autre part, cette norme *(JPEG)* présente un certain nombre d'inconvénients :

- L'efficacité de codage est limitée.
- Le codage par blocs de 8×8 pixels génère un effet de mosaïque à bas débit très gênant visuellement.
- La transmission d'images codées est très peu robuste en environnement bruité.
- Les applications liées à l'image sont de plus en plus spécifiques et nécessitent de nouvelles fonctionnalités non résolues par *JPEG.*

II.3.3.3 ***Transformation en ondelettes***

La transformation en ondelettes permet d'obtenir une représentation temps-fréquence **[46]**,**[47]** ou temps échelle. Elle a des propriétés d'adaptation ou de flexibilité très attrayantes notamment le choix des fonctions de bases des ondelettes (orthogonales ou non à support compact ou infini, ect…) et des paramètres de dilatation et translation **[48]**,**[49]**. Les transformées en ondelettes conservent l'énergie du signal et possèdent notamment des algorithmes rapides **[50]**, elles sont donc bien adaptées à la compression d'image **[48]**,**[51]**.

L'intérêt des ondelettes par rapport aux sinus et aux cosinus se situe surtout à deux niveaux :

- Contrairement aux sinus et cosinus qui ne sont bien localisés qu'en fréquence, les ondelettes le sont également en temps. Par conséquent tout changement de fréquence dans la transformée en ondelettes ne produira de changements que sur une certaine partie du domaine temporel.
- Les ondelettes permettent de représenter de manière compacte un grand nombre de fonction : ainsi les fonctions formées de pics près prononcés nécessitent beaucoup moins d'ondelettes que de sinus/cosinus pour être représentées **[32]**.

Les ondelettes sont utilisées dans les deux catégories de techniques de compression que sont la compression sans perte et avec perte **[52]**,**[53]**.

II.4. METHODES DE CODAGE DES SOUS-BANDES

Le but des transformées présentées dans la section précédente est de décorreler les données brutes de l'image représentées par ses pixels. Cette décorrélation n'est cependant pas parfaite et les coefficients obtenus après transformée restent dépendants statistiquement.

Ainsi, bien qu'une loi gaussienne généralisée puisse représenter avec fidélité la statistique de premier ordre des sous-bandes, seuls les codeurs exploitant l'information mutuelle résiduelle entre les coefficients ont permis d'obtenir des performances bien meilleures que les codeurs précédents. De plus, les transformées en ondelettes offrant naturellement une représentation progressive de l'image, il est intéressant de conserver cette propriété lors du codage des sous-bandes.

Ainsi, dans les codeurs emboîtés (embedded), la quantification et le codage sont également réalisés de manière progressive, en commençant par coder partiellement les coefficients de plus forte amplitude, puis en raffinant la quantification de ces derniers et en codant de nouveaux. Nous commençons par présenter les codeurs non progressifs, puis les codeurs emboîtés, basés sur des structures d'arbres ou de blocs.

II.4.1. L'algorithme de codage EQ

L'algorithme d'Estimation-Quantization (EQ) **[54]** consiste à modéliser les coefficients de chaque sous-bande par un mélange de gaussiennes généralisées, dont la variance est conditionnée par un voisinage causal et le paramètre de forme est fixe. L'expression de la gaussienne généralisée est donnée par la formule suivante :

$$P(X=x)=\frac{\alpha\beta}{2\lambda(1/\beta)}e^{-|\alpha x|^{\beta}} \qquad \text{II.6}$$

où β est le paramètre de forme, et α est donné en fonction de la variance σ^2 par $\alpha^2=\frac{\lambda(3/\beta)}{\sigma^2\lambda(1/\beta)}$. Cette loi se réduit à l'expression d'une laplacienne lorsque $\beta=1$ et d'une gaussienne lorsque $\beta=2$. Elle représente de manière assez fidèle la distribution stationnaire des coefficients pour un paramètre β autour de 0,6 − 0,7. Dans l'algorithme EQ, ce paramètre est estimé pour chaque sous-bande à l'encodeur et transmis au décodeur. La variance est quant à elle estimée localement par maximum de vraisemblance, en fonction de la valeur de coefficients précédemment quantifiés dans un voisinage causal du coefficient considéré. Lorsque tous les coefficients voisins sont quantifiés à zéro, la variance du coefficient est imprévisible et une valeur par défaut est utilisée. Cette variance par défaut est également estimée à l'encodage et transmise au décodeur.

Une fois les paramètres de la gaussienne généralisée estimés pour le coefficient courant, celui-ci est quantifié pour le débit cible donné. Un quantificateur uniforme par zone morte est sélectionné parmi un ensemble de quantificateurs prédéfinis indexés par la pente $-\tau$ correspondante sur la courbe débit-distorsion. Les probabilités des symboles quantifiés sont également stockées dans cette table pour l'étape de codage entropique.

Ce codeur a l'avantage d'être simple et de complexité très réduite, offrant des performances très satisfaisantes. Il a par contre l'inconvénient de ne pas permettre un décodage progressif efficace de l'image, car chaque coefficient est codé totalement avant de passer au suivant.

II.4.2. L'algorithme de codage EZW

L'idée de base de cet algorithme qui est proposé par Shapiro **[55]** est de trouver le meilleur ordre de transmission des coefficients de représentation en ondelettes.

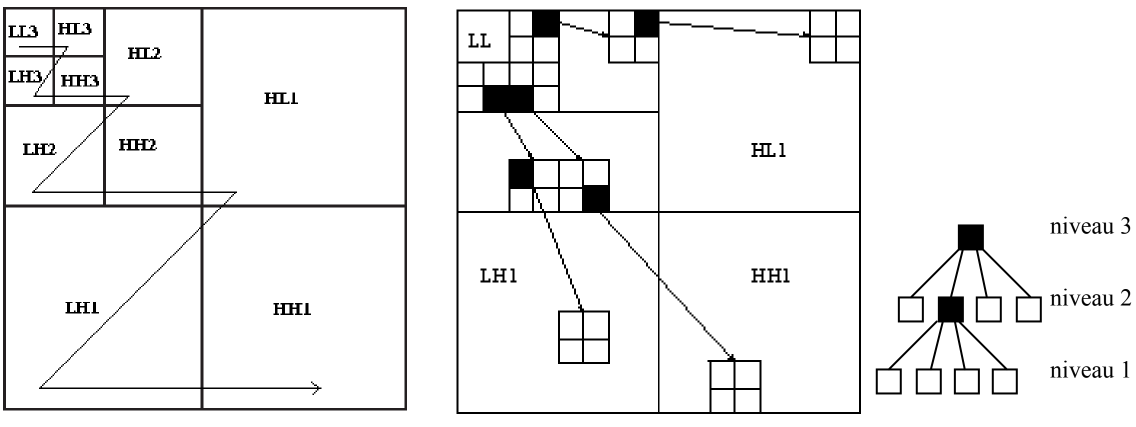
Il est clair que la transmission des coefficients dans l'ordre décroissant de leur valeur absolue est la meilleure solution, puisque les coefficients les plus signifiants sont ceux dont la valeur absolue est la plus élevée. Shapiro proposa de transmettre les coefficients sous forme d'une suite de bits obtenue par enchaînement progressif des bits des coefficients les plus signifiants en commençant par les bits les plus importants. Cette nouvelle conception offre l'avantage à l'algorithme EZW de faire la transmission progressive d'image puisque le décodeur peut s'arrêter au niveau de n'importe quelle suite de bits. De surcroît nous aurons une meilleure image reconstruite avec cette suite de bits tronquée. Cet algorithme présente en plus l'avantage de ne nécessiter ni phase d'apprentissage, ni dictionnaire, ni l'information sur l'image source.

II.4.2.1 *Schéma de l'algorithme EZW*

Après avoir calculé la transformée en ondelettes de l'image, l'algorithme code les coefficients transformés à l'aide d'une suite décroissante de seuils $T_0 \ldots T_{N-1}$, avec $T_{i+1} = \frac{T_i}{2}$ et $T_0 < 2|c|$ pour tout coefficient c de la représentation en ondelettes. Pour coder les coefficients, l'algorithme effectue récursivement deux passes successives, ne traitant à chaque fois que les coefficients significatifs par rapport au seuil courant : ceux dont la valeur absolue est supérieure au seuil. Dans la première passe, la dominante de l'algorithme parcourt les coefficients de la transformée en ondelettes suivant l'ordre donné par la figure (II.4-a) pour la recherche des coefficients significatifs par rapport au seuil courant, en utilisant la hiérarchie donnée par la figure (II.4-b).

L'algorithme produit alors une sorte de carte marquant la position des coefficients significatifs ainsi que leur signe. Cette carte est obtenue en associant à chaque coefficient suivant sa valeur absolue et celle de ses fils l'un des symboles suivant : Zerotree (Z), Isolated Zero(IZ), Positive signifiant (POS) et Negative signicatif(NEG) **[55]**,**[56]**.

- Un coefficient est un Zerotree si lui et tous ses descendants ne sont pas significatifs, aucun symbole n'est alors associé à ses descendants.
- Izolated Zero signifie que le coefficient n'est pas significatif mais a des bases descendantes qui le sont.
- Les coefficients significatifs (valeur absolue supérieure au seuil) sont marqués Positive ou Negative selon que le coefficient soit positif ou négatif.



a- Ordre de parcours des coefficients *b- Organisation hiérarchique des coefficients*

Fig. II.4 – Les relations entre les coefficients d'ondelettes dans différents sous bandes

Chaque coefficient significatif est ensuite mis à zéro dans la transformée en ondelettes afin que sa position ne soit plus encodée et sa valeur absolue est placée dans une liste pour la coder par approximations successives. En effet chaque carte est suivie d'une suite de symboles '0' et '1' qui permettent au décodeur de fixer une valeur de reconstruction approximative aux coefficients significatifs. Cette valeur s'affine pour se rapprocher de plus en plus de la valeur réelle des coefficients au fur à mesure que des suites de symboles sont encodées. Cette suite est obtenue comme suit :

Si T_i est le seuil courant, alors les coefficients marqués dans la passe précédente ont leur valeur absolue dans l'intervalle $\left[T_i, 2T_i\right[$, cet intervalle est alors divisé en deux $\left[T_i, \frac{3T_i}{2}\right[$ et $\left[\frac{3T_i}{2}, 2T_i\right[$.

Les coefficients dont la valeur absolue se trouve dans le premier intervalle sont codés par le symbole '0', alors que ceux se trouvant dans le second intervalle nous leur associons le symbole '1'. Lorsque la seconde passe est finie, l'algorithme reprend le processus et génère la carte suivante dont le nouveau seuil étant T_{i+1}. Dans cette seconde étape un nouvel intervalle s'ajoute au deux précédents : $\left[T_{i+1}, T_i\right[$. Ces trois intervalles sont alors raffinés comme dans l'étape du cycle précédent pour transmettre une suite de symboles '0' ou '1', chaque symbole étant associé à un coefficient significatif. Lorsque le seuil initial T_0 est un multiple d'une puissance de deux, cette stratégie peut être vue comme la transmission des bits de la valeur absolue des coefficients, en commençant par les bits les plus significatifs. Ce processus récursif s'arrête lorsque T_{N-1} est atteint ou que le nombre de bits souhaité a été transmis **[55]**.

II.4.3. L'algorithme de codage SPIHT

L'algorithme SPIHT **[57], [58], [59]** reprend les principes évoqués dans EZW tout en proposant de partitionner récursivement les arbres de coefficients. Ainsi, là où EZW codait un coefficient non significatif isolé ('Z'), SPIHT effectue un partitionnement récursif de l'arbre de manière à déterminer la position des coefficients significatifs dans la descendance du coefficient considéré. Les coefficients significatifs sont codés de manière similaire à EZW : leur signe est envoyé dès qu'ils sont identifiés comme étant signifiants et ils sont ajoutés à la liste des coefficients à raffiner. Cet algorithme fonctionne également par plans de bits. Il offre des performances remarquables.

Les bits envoyés lors de la passe de signifiance correspondent au programme exécuté à l'encodeur lors de l'exécution de l'algorithme de classement en coefficients significatifs et non significatifs. En suivant le même programme, le décodeur reste synchrone avec les décisions de l'encodeur et retrouve la même classification. Cet algorithme repose sur la gestion de trois listes, de coefficients signifiants (LSP), de coefficients insignifiants (LIP) et d'ensembles insignifiants (LIS). Moyennant un seuil de signifiance divisé par deux à chaque itération, et dont la valeur initiale est transmise au décodeur, l'algorithme se déroule de la manière suivante. La liste des coefficients signifiants est initialement vide, tandis que la liste de coefficients insignifiants contient les racines de chaque arbre (coefficients de la bande basse) et la liste d'ensembles insignifiants contient l'ensemble des descendants de chaque arbre. Cette partition initiale est segmentée récursivement au moyen de deux règles. Si un ensemble de descendants d'un nœud est signifiant, il est séparé en quatre coefficients fils directs de ce nœud, et l'ensemble des autres descendants.

Les fils directs sont ajoutés à la LIP ou la LSP en fonction de leur signifiance. Si au moins un élément de l'ensemble des autres descendants est signifiant, cet ensemble est séparé en quatre ensembles insignifiants ajoutés à la LIS. Le fait de traiter les coefficients par groupes de quatre permet d'effectuer un codage entropique efficace par la suite. Comme dans EZW, la passe de raffinement consiste à coder progressivement les bits de poids faibles des coefficients significatifs.

Les coefficients étant codés par groupes de quatre, il est intéressant de les traiter globalement pour exploiter une entropie d'ordre supérieur à 1. Les coefficients pouvant uniquement passer de l'état insignifiant à l'état signifiant, la taille de l'alphabet nécessaire pour représenter ces changements varie en fonction du nombre de coefficients déjà signifiants dans le groupe.

II.5 EVALUATION DE LA QUALITE DE COMPRESSION

Les techniques irréversibles de compression modifient l'image en y introduisant une distorsion. Il faut donc évaluer le niveau de cette distorsion, qui permettra de contrôler la qualité des images reconstruites, d'évaluer et comparer les différentes approches. Dans la pratique, plusieurs techniques subjectives et objectives sont utilisées **[60]**.

II.5.1 Techniques subjectives

La mesure subjective est basée sur l'évaluation de la qualité par des observateurs humains. Ces méthodes consistent à faire attribuer une note de qualité (Mean Opinion Score ou MOS) par un ensemble d'observateurs. Cette notation, lourde à mettre en œuvre, est adaptée lorsque les images sont exploitées par des observateurs humains.

Le critère MOS est obtenu en calculant la moyenne des résultats d'une série de tests standards où les observateurs donnent leur avis sous la forme de points pour évaluer la qualité de l'image [**61**]. Les tests standards exigent que les observateurs examinent les images dans les mêmes conditions, telles que la taille de l'image, la durée d'exposition et l'environnement lumineux dans lequel se déroule l'expérience. Une échelle de note entre 5 et 1 (MOS) a été définies (Table II.1)

5	Qualité excellente
4	bonne
3	acceptable
2	Mauvaise qualité
1	inacceptable

Table II.1– Echelle de notation pour le MOS

Le MOS est défini comme suit:

$$MOS = \frac{1}{S}\sum_{i=1}^{5} i\, p(i) \qquad \text{II.7}$$

où *i* est l'image score, *p*(*i*) est la probabilité d'image score et *S* est le nombre d'observateurs.

II.5.2 Techniques objectives [62],[63],[64]

Les mesures objectives sont basées sur des critères mathématiques pour évaluer la qualité des images. Les critères de qualité utilisés pour mesurer les performances des instruments optiques sont, par exemple, le rapport signal/bruit (SNR), l'erreur quadratique moyenne (MSE).

- **Erreur moyenne quadratique (MSE) :**

Le plus simple paramètre de la mesure de qualité d'image est le MSE. La grande valeur de MSE signifie que l'image est de mauvaise qualité. Le MSE est défini comme suit:

$$MSE = \frac{1}{M \times N}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}\left(I(i,j) - \hat{I}(i,j)\right)^2 \qquad \text{II.8}$$

Avec $I(i,j)$: représente l'image originale, $\hat{I}(i,j)$: représente l'image dégradée . *M* et *N* sont le nombre de lignes et de colonnes.

- **Rapport signal sur bruit crête (PSNR)**

La faible valeur du PSNR signifie que l'image est de mauvaise qualité. Le PSNR est défini comme suit:

$$PSNR = 10\log_{10}\left(\frac{(Dynamique\ de\ \ l'image)^2}{MSE}\right) \qquad \text{II.9}$$

Généralement une image est codée sur 8 bits. Elle est représentée par 256 niveaux de gris qui varient entre 0 et 255, l'étendu ou la dynamique de l'image est alors 255.

- **Normalized Cross-Correlation (NCC)** :

Normalized Cross-Correlation est l'une des méthodes utilisées pour l'appariement de modèle, un procédé utilisé pour trouver des incidences d'un modèle ou d'un objet dans une image.

$$NCC = \frac{\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}\left(I(i,j) - \hat{I}(i,j)\right)^2}{\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N} I(i,j)^2} \qquad \text{II.10}$$

- **Contenu structurel (SC)**

La grande valeur de contenu structurel (SC) signifie que l'image est de mauvaise qualité. SC est défini comme suit:

$$SC = \frac{\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N} I(i,j)^2}{\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N} \hat{I}(i,j)^2} \qquad \text{II.11}$$

- **Différence maximale (MD)**

La grande valeur de la différence maximale (MD) signifie que l'image est de mauvaise qualité. MD est défini comme suit:

$$MD = Max\left(\left| I(i,j) - \hat{I}(i,j)\right|\right) \qquad \text{II.12}$$

- **Erreur moyenne quadratique de laplacien (LMSE)**

Cette mesure est basée sur l'importance de la mesure de bords. La grande valeur de l'erreur moyenne quadratique de laplacien (LMSE) signifie que l'image est de mauvaise qualité. LMSE est défini comme suit:

$$LMSE = \frac{\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N} [L(I(i,j)) - L(\hat{I}(i,j))]^2}{\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N} [L(I(i,j))]^2} \qquad \text{II.13}$$

Où $L(I(i,j)$ est l'opérateur de laplacien

- **Mesure d'Edge (Edge)**

Ce type de mesure de la qualité peut être obtenu à partir,

$$Edge = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} \left(Q(i,j) - \hat{Q}(i,j) \right)^2 \qquad \text{II.14}$$

Où $Q(i,j)$ et $\hat{Q}(i,j)$ sont les gradients de l'image originale et compressée.

- **L'erreur absolue normalisé (NAE)**

La grande valeur de l'erreur absolue normalisé (NAE) signifie que l'image est de mauvaise qualité. NAE est défini comme suit:

$$NAE = \frac{\sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} \left| I(i,j) - \hat{I}(i,j) \right|}{\sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} \left| I(i,j) \right|} \qquad \text{II.15}$$

- **Rapport signal sur bruit crête pondéré (WPSNR)**

Ce paramètre est basé sur le fait que l'œil humain est moins sensible aux changements dans les zones texturées que dans les zones lisses, WPSNR a un autre paramètre qui prend en compte la texture de l'image [**65**]. La formule du WPSNR est montrée ci-dessous:

$$WPSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{(Dynamique\ de\ l'image)^2}{NVF \times MSE} \right) \qquad \text{II.16}$$

La fonction de visibilité de bruit (NVF) utilise un modèle gaussien pour estimer la quantité de contenu de texture dans toutes les parties de l'image [**66**]. Dans les régions texturées avec des bords, NVF aura une valeur supérieure à 0 alors que dans les régions lisses, la valeur de NVF sera supérieure à 1.

$$NVF = NORM \left\{ \frac{1}{1 + \delta_{bloc}^2} \right\} \qquad \text{II.17}$$

Où δ_{bloc} est la variance de luminance pour un bloc, NORM est la fonction de normalisation.

- **L'indice de la Similarité Structurelle (SSIM)**

La mesure du PSNR donne une valeur numérique concernant la dégradation, mais il ne renseigne pas sur le type de cette dégradation. De plus, comme cela est souvent noté dans **[67],[68],** il ne représente pas parfaitement la qualité perçue par les observateurs humains**.**

Pour les applications d'imagerie médicale dans lesquelles les images dégradées doivent finalement être examinées par des experts, l'évaluation classique reste insuffisante. C'est pour cette raison que des approches objectives sont nécessaires pour l'évaluation de la qualité de l'image médicale.

Nous évaluons alors un nouveau paradigme pour l'estimation de la qualité des images médicales, précisément les images compressées par la transformée en ondelettes; basé sur l'hypothèse que le système visuel humain (HVS) est très adapté pour extraire les informations structurelles.

La similarité compare la luminance, le contraste et structure entre chaque couple de vecteurs, d'où l'indice de similarité structurelle (*SSIM*) entre deux signaux *x* et *y* est donné par l'expression suivante **[69]**,**[70]**:

$$SSIM\,(x,y) = l(x,y).c(x,y).s(x,y) \qquad \text{II.18}$$

La comparaison de la luminosité est déterminée par l'expression suivante:

$$l(x,y) = \frac{2\mu_x \mu_y + C_1}{\mu_x + \mu_y + C_1} \qquad \text{II.19}$$

Où

L'intensité moyenne de signal *x* est donnée par: $\mu_x = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i$

$C_1 = (K_1 L)^2$, La constante $K_1 << 1$ et *L* indique la ligne dynamique de la valeur des pixels (255 pour une image en niveaux de gris codé sur 8 bits).

- La fonction de comparaison de contraste prend la forme suivante:

$$c(x,y) = \frac{2\sigma_x \sigma_y}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2} \qquad \text{II.20}$$

avec

$\sigma_x = \sqrt{\mu_x(x^2) - \mu_x^2}$: l'écart-type du signal original *x*.

$C_2 = (K_2 L)^2$, la constante $K_2 << 1$

- La fonction de comparaison de structure est donnée par l'expression suivante:

$$s(x,y) = \frac{\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x \sigma_y + C_3} = \frac{\mathrm{cov}\,(x,y) + C_3}{\sigma_x \sigma_y + C_3} \qquad \text{II.21}$$

or

$\mathrm{cov}\,(x,y) = \mu_{xy} - \mu_x \mu_y$, $C_3 = \frac{C_2}{2}$

Alors, l'expression de l'indice de similarité structurelle devient:

$$SSIM(x,y) = \frac{(2\mu_x \mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 \sigma_y^2 + C_2)} \qquad \text{II.22}$$

Finalement la mesure de qualité peut fournir une carte spatiale de la qualité de l'image locale, qui fournit plus d'informations sur la dégradation de qualité de l'image, ce qui est utile dans les applications de l'imagerie médicale.

Pour l'application, on exige une seule mesure totale de la qualité de toute l'image qui est donnée par la formule suivante:

$$MSSIM(I,\hat{I}) = \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M} SSIM(I_i,\hat{I}_i) \qquad \text{II.23}$$

Où I et $\hat{I}$ sont respectivement les images de référence et dégradée, I_i et $\hat{I}_i$ sont les contenus des images à la i^{ème} fenêtre locale.

M : le nombre total de fenêtres locales dans l'image.

Les valeurs de l'*MSSIM* exposent une meilleure consistance avec l'apparence visuelle qualitative.

- **Fidélité de l'information visuelle (VIF)**

Le paramètre VIF quantifie l'information de Shannon qui est partagée entre la référence et la déformation des images par rapport à l'information contenue dans l'image de référence elle-même. Il emploie les statistiques de modélisation normale scène en conjonction avec un modèle de l'image de dégradation et d'un modèle de système visuel humain (SVH) **[71]**.

La fidélité de l'information visuelle (VIF) **[72]** utilise le modèle de mélange d'échelle gaussien (GSM) dans le domaine des ondelettes. Le VIF effectue d'abord une décomposition en ondelettes de l'image, dont les coefficients d'ondelettes de chaque sous-bande sont modélisés comme suit : C=S•U, où S est un champ aléatoire (RF) de multiplicateur positif qui contrôle les écarts des coefficients locaux et U est un vecteur gaussien (RF) de moyenne nulle et de variance σ^2. Le modèle de distorsion est D = GC + V, où G est un champ de gain scalaire et V est un bruit gaussien additif (RF). Le VIF suppose alors que les images déformées et la source passe par le système visuel humain dont l'incertitude HVS est modélisée comme un bruit visuel: N et N′ pour la source et l'image déformée, respectivement, où N et N' sont de moyenne nulle non corrélées. Il calcule alors

E = C + N et F = D + N′. Le critère VIF est alors évalué comme **[73] [74] [75]**:

$$VIF = \frac{\sum_{j}^{M} I(C^{j}; F^{j} / s^{j})}{\sum_{j}^{M} I(C^{j}; E^{j} / s^{j})} \qquad \text{II.24}$$

Où, I (X; Y/Z) est l'information mutuelle conditionnelle entre X et Y, conditionnée à Z; s^j est une réalisation de S^j pour une image particulière, l'indice j parcourt tous les sous-bandes dans l'image décomposée. Les résultats de cette mesure peut être comprise entre 0 et 1, où 1 signifie une qualité parfaite et proche de 0 signifie de mauvaise qualité.

- **Rapport signal sur bruit visuel (VSNR)**

Le rapport signal sur bruit visuel (VSNR) vise à évaluer l'effet de 5 supra-seuils de distorsion, il utilise les paramètres pour le modèle SVH issues des expériences où le stimulus a été une image réelle contre grilles sinusoïdales ou des patches de Gabor **[74]**,**[76]**. De nombreux arguments qui soutiennent l'utilisation des images naturelles ou vidéos pour estimer les paramètres HVS sont enrôlés dans **[77]**. Le VSNR calcule d'abord l'image différence entre l'image originale et l'image déformée. Cette image différence est ensuite soumise à une transformation en ondelettes discrètes. Au sein de chaque sous-bande, le VSNR calcule ensuite la visibilité des distorsions, en comparant le contraste de la distorsion au seuil de détection, puis calcule le contraste RMS du signal d'erreur (d_{pc}). Enfin, en utilisant une stratégie inspirée de ce qui est appelé comme priorité globale, dans l'HVS, le VSNR calcule une priorité globale préservant le contraste (d_{gp}). L'indice final est une combinaison linéaire de d_{pc} et d_{gp}.

Nous définissons une distorsion visuelle VD, comme la combinaison linéaire de d_{pc} et d_{gp}.

$$VD = \alpha d_{pc} + (1-\alpha)\frac{d_{gp}}{\sqrt{2}} \qquad \text{II.25}$$

où le paramètre $\alpha \in [0,1]$. La quantité d_{pc} est d'environ cette distance de l'origine. La quantité d_{gp} est la distance entre les deux points; ainsi, en général, $d_{gp} \in [0, \sqrt{2}\, d_{pc}]$. La quantité est d_{pc} nécessaire pour tenir compte des différences dans la fidélité perçus lorsque deux images sont de contrastes de distorsion totale différentes, mais les deux images ont $d_{gp} = 0$. Si les deux images ont $d_{gp} = 0$, l'image avec le contraste de distorsion totale supérieure (d_{pc}) sera généralement moins bien classée dans la fidélité perçue (en supposant que le contraste distorsion supplémentaire est visible). La quantité d_{pc} est nécessaire pour rendre compte de cette condition. Le VSNR, en dB, est donc donnée par :

$$VSNR = 10\log_{10}\left(\frac{C^2(I)}{(VD)^2}\right) = 20\log_{10}\left(\frac{C(I)}{\alpha d_{pc} + (1-\alpha)\frac{d_{gp}}{\sqrt{2}}}\right) \qquad \text{II.26}$$

Où $C(I)$ indique le contraste RMS de l'image originale I, donné par $C(I) = \sigma_{L(I)} / \mu_{L(I)}$ ($\sigma_{L(I)}$ est l'écart-type, $\mu_{L(I)}$ désigne la luminance moyenne de I).

Notez que lorsque la priorité globale est au maximum perturbée pour une donnée $C(E)$, au plus $d_{gp} = \sqrt{2}\, d_{pc}$, $VD = d_{pc}$ par conséquent, $VSNR = 20 \log_{10}(C(I)/d_{pc}) = 20 \log_{10}(C(I)/C(E))$.

- **Rapport signal sur bruit pondéré (WSNR)**

Une approche différente de PSNR a été présentée: Comme le système visuel humain (HVS) n'est pas également sensible à toutes les fréquences spatiales, une fonction de sensibilité au contraste (CSF) est prise en compte. Le CSF est simulé par un filtre passe-bas ou passe-bande de fréquence du filtre.

Tout d'abord, la différence de l'image originale et dégradée est calculée. Ensuite, la différence se transforme en domaine fréquentiel en utilisant la transformée de Fourier rapide 2D. Le spectre d'erreur obtenu est pondéré par le CSF résultant en spectre d'erreur pondéré. La dernière étape à faire est de calculer la puissance du spectre d'erreur pondéré et la puissance du signal (également transformé en domaine fréquentiel). Pour une image de taille $M \times N$ pixels, *WSNR* est défini comme suit **[77]**,**[78]**:

$$WSNR = 10 \log_{10}\left(\frac{\sum_{u=0}^{M-1}\sum_{v=0}^{N-1} |X(u,v)C(u,v)|^2}{\sum_{u=0}^{M-1}\sum_{v=0}^{N-1} |X(u,v) - Y(u,v)C(u,v)|^2}\right) \qquad \text{II.27}$$

où *X (u, v), Y (u, v)*, et *C (u, v)* représentent les Transformées de Fourier Discrètes (TFD 2D) de l'image originale, l'image dégradée, et du CSF, respectivement, et avec 0 ≤ u ≤ M-1 et 0 ≤ v ≤ N-1.

II.6 CONCLUSION

Nous avons abordé dans ce chapitre un état de l'art sur les différentes techniques de compression. On distingue deux catégories des méthodes de compression, les algorithmes qui conservent l'information (compression sans perte), et ceux qui en éliminent (compression avec perte sans dégradation dans l'image reconstruite). Afin d'évaluer la qualité d'une méthode de compression pour l'image médicale plusieurs paramètres classiques ou basés sur le système visuel humain ont été présentés. Dans cette thèse, nous nous intéressons à la compression avec perte d'information basée sur la transformée en ondelettes qui sera étudiée dans le chapitre suivant.

CHAPITRE III
ONDELETTES DYADIQUES ET NOUVELLES REPRÉSENTATIONS MULTIRÉSOLUTION

III.1 INTRODUCTION

La théorie des ondelettes a été introduite dans les années 80, elle est issue de nombreux travaux en traitement du signal et en traitement d'images.

De nombreux chercheurs en traitement d'images notamment ceux travaillant à la mise au point d'algorithmes de reconnaissance de formes, ont fait le constat suivant : analyser une image sur une seule échelle est inefficace. En effet, les objets formant une image sont souvent de taille et de nature fréquentielle différentes, apparaissant à une échelle, disparaissant à une autre.

Il est clair qu'une représentation hiérarchique de l'image s'impose pour structurer efficacement les données et notamment relier le contenu spectral à la position spatiale du signal de l'image. Dans le cadre de la recherche sur ce type de représentation sont apparues les représentations multi résolutions, comprenant les techniques de décomposition en sous bandes et les transformations pyramidales **[79]**. Parmi les transformations pyramidales, il y'a la transformation en ondelettes. Celle-ci réorganise l'image sous forme d'une pyramide faisant apparaître l'ensemble des détails de différents niveaux de résolution. Les détails d'une image sont définis comme la différence d'information entre deux niveaux de résolution successifs. Les approximations et détails d'une image sont obtenus par des opérations de filtrage et sous-échantillonnage successives **[80]**.

La transformation en ondelettes permet une représentation temps- échelle, meilleure que celle induite par la transformation de GABOR **[81]** ou la fenêtre glissante. En d'autre terme la plage d'observation temporelle est fixe. La possibilité de contrôler les variables temps et échelle permet à la transformée en ondelettes de conforter l'utilité de ce nouvel espace de représentation. Dans cet espace le principe d'incertitude d'Heisenberg sur la limite numérique de la localisation du positon et de la fréquence d'une particule est améliorée **[1]**. Les méthodes temps échelle qui tentent de palier aux insuffisances de l'espace de Fourier sont complétées par cette nouvelle approche. L'ensemble de ces développements a conduit, comme le fait remarquer Y.Meyer **[82]**, à une théorie cohérente permettant de réunir dans une synthèse harmonieuse des algorithmes de Brut et Adelson **[83]**, de S.Mallat **[48]** en traitement numérique du signal, les filtres miroirs en quadrature utilisé en codage, l'analyse et la caractérisation de quelques espaces fonctionnels classiques. Néanmoins, Les décompositions multirésolutions classiques semblent former une catégorie restreinte et limitée des possibilités de représentations multi échelles de signaux multidimensionnels.

Il existe cependant d'autres transformations capables de fournir des décompositions multirésolution mieux adaptées à la représentation des images. La structure lifting, rappelée en section (III.3.1) permet d'étendre la théorie des ondelettes dans un cadre non-linéaire et autorise simplement la construction de transformées non-linéaires et inversibles. Nous étudions ensuite les bases d'ondelettes séparables 2D et les raisons pour lesquelles elles ne sont pas bien adaptées à la représentation des images. Afin de pallier à ces inconvénients, nous introduisons les ondelettes basées sur l'échantillonnage en quinconce convenables pour analyser l'intégralité de l'image et non pas les lignes puis les colonnes.

III.2 ONDELETTES DYADIQUES

L'analyse multirésolution par ondelettes (AMR) d'un signal, d'une image ou plus généralement d'une fonction $f \in L^2(R^N)$ consiste en sa projection sur des bases de fonctions, donnant des approximations de moins en moins fines de la fonction originale. Nous rappelons tout d'abord dans cette section le concept d'analyse multirésolution par ondelettes et voyons ensuite comment un algorithme de transformée rapide en ondelettes peut être mis en œuvre sous forme de banc de filtres.

III.2.1 Bases d'ondelettes

III.2.1.1 Analyse Multirésolution

La construction d'espaces multirésolution aptes à représenter plus ou moins grossièrement une fonction $f \in L^2(R)$ a été proposée par Mallat et Meyer **[84]**,**[85]**,**[86]** pour fournir un cadre formel permettant l'analyse d'une fonction f sur plusieurs niveaux de résolution. Le principe consiste à décomposer la fonction à analyser en une suite de coefficients d'approximation et de détails, chaque suite d'approximation se décomposant à nouveau en approximation et détail. A chaque niveau de cette décomposition, les coefficients de détails correspondent aux coefficients en ondelettes de la fonction à une échelle donnée. **[87]**,**[88]**.

On définit une approximation multirésolution comme une suite décroissante de sous-espaces vectoriels fermés $(V_j)_{j\in Z}$ de $L^2(R)$ emboîtés selon la relation :

$\varnothing \subset ... \subset V_2 \subset V_1 \subset V_0 \subset V_{-1} ... \subset L^2(R)$ qui vérifie les propriétés suivantes :

i) l'intersection des V_j est nulle soit $\bigcap_{j=-\infty}^{+\infty} V_j = \{\phi\}$

ii) l'union des V_j est dense dans $L^2(R)$ soit $\bigcup_{j=-\infty}^{+\infty} V_j = L^2(R)$

iii) $f(x)$ est dans V_j si seulement si sa version contracte par un facteur 2 est dans V_{j-1}, c'est-à-dire : $f(x) \in V_j \Leftrightarrow f(2x) \in V_{j-1} \Leftrightarrow f(2^j x) \in V_j$

iv) Si $f(x)$ et dans V_j, ses translates 'entières' sont dans V_j, $f(x) \in V_j \Leftrightarrow f(x-k) \in V_j$

v) Il existe une fonction $\phi(x)$ de V_0, telle que la famille $\{\phi(x-k) ; k \in Z\}$ est une base orthonormée de V_0

La projection d'une fonction $f \in L^2(R)$ sur un espace V_j représente alors une approximation de *f* au niveau de résolution *j*. Du fait de l'emboîtement des espaces $\{V_j\}$, l'approximation de niveau j sera nécessairement plus précise que celle du niveau $j+1$ car l'espace V_j dispose de plus de fonctions que l'espace V_{j+1} pour représenter *f*.

On suppose alors l'existence d'une fonction $\phi \in L^2(R)$, appelée fonction d'échelle ou ondelette père telle que ses translatées $\{t \rightarrow \phi(t-k)\}_{k \in Z}$ forment une base orthonormale de V_0. On affirme enfin que les fonctions de V_{j+1} sont obtenues par dilatation d'un facteur 2 des fonctions de V_j selon la relation :

$$\forall\, j \in Z,\ t \rightarrow f(t) \in V_j \ \Leftrightarrow\ t \rightarrow f\left(\frac{t}{2}\right) \in V_{j+1} \qquad \text{III.1}$$

permettant ainsi de caractériser intuitivement les propriétés de l'analyse multirésolution et de supputer que l'approximation de *f* sur V_{j+1} est deux fois plus grossière que celle sur V_j. On peut alors introduire la notion d'échelle et définir la projection de *f* sur V_j comme l'approximation de f à l'échelle 2^j, où j est le niveau de résolution.

L'utilisation de la relation de dilatation (III.1) nous permet alors d'affirmer que les fonctions $\{\phi_{j,k}\}_{k \in Z}$ obtenues par dilatations et translations de ϕ et définies par :

$$\phi_{j,k} = t \rightarrow \frac{1}{2^{\frac{j}{2}}} \phi\left(\frac{t}{2^j} - k\right),\ k \in Z \qquad \text{III.2}$$

forment une base orthonormale de V_j.

III.2.1.2 Bases d'ondelettes orthogonales

La relation d'emboîtement implique que les projections de f sur V_j sont de plus en plus grossières, au fur et à mesure que *j* croît. La différence entre l'approximation sur V_j et celle sur V_{j+1} représente ainsi l'information de détail perdue par incrémentation du niveau de résolution j. Il est cependant possible de définir l'espace de détail W_{j+1} contenant les fonctions nécessaires à représenter cette information perdue, en utilisant l'opérateur de sommation directe $\oplus$ de sous-espaces vectoriels : $V_j = V_{j+1} \oplus W_{j+1}$

On peut alors montrer l'existence d'une fonction ψ appelée *ondelette mère* telle que ses translatées $\{t \to \psi(t-k)\}_{k\in Z}$ forment une base orthonormale de W_0. On montre de même que les fonctions $\{\psi_{j,k}\}_{k\in Z}$ définies par :

$$\psi_{j,k} = t \to \frac{1}{2^{\frac{j}{2}}}\psi\left(\frac{t}{2^j}-k\right),\ k\in Z \qquad \text{III.3}$$

forment une base orthonormale de W_j. Enfin, en exploitant les conditions limites de l'analyse multirésolution, on conclut que l'ensemble des fonctions $\{\psi_{j,k}\}_{(j,k)\in Z^2}$ forme une base d'ondelettes orthogonales de $L^2(R)$.

Si f est une fonction discrète alors pour toute fonction ϕ, il existe un niveau de résolution j suffisamment petit tel que f appartienne à V_j. On peut donc translater le niveau de résolution et fixer $j=0$ pour que f appartienne à V_0. La transformée en ondelettes d'une fonction $f \in V_0$ sur n niveaux est alors définie comme la projection de cette fonction sur les espaces V_n et $\{W_j\}_{1\le j\le n}$ car $V_0 = V_n \oplus \left[\oplus_{j=1}^{n} W_j\right]$. Les coefficients de projection sur V_j sont notés $a_j[k]$ et nommés *coefficients d'approximation* tandis que ceux sur W_j sont notés $d_j[k]$ et nommés *coefficients d'ondelette* ou *coefficients de détail.* On a alors :

$$a_j[k] = \langle f, \phi_{j,k} \rangle \qquad \text{III.4}$$

$$d_j[k] = \langle f, \psi_{j,k} \rangle \qquad \text{III.5}$$

où $\langle .\, ,. \rangle$ représente le produit scalaire dans $L^2(R)$.

Ces relations nous permettent de calculer explicitement les coefficients de la transformée en ondelettes de f sur n niveaux. Cependant, l'intégration sur R qu'elles nécessitent les rendent très lourdes à utiliser. Nous verrons dans la section III.2.2 qu'il est possible de construire un algorithme de calcul rapide des coefficients $a_j[k]$ et $d_j[k]$.

Enfin, on remarquera que la transformée en ondelettes est une application linéaire, inversible et orthogonale. C'est donc une isométrie qui préserve la norme l_2, c'est à dire l'énergie d'un signal. On a alors $\sum_k a_j[k]^2 = \sum_k a_{j+1}[k]^2 + d_{j+1}[k]^2$.

III.2.2 Ondelettes et bancs de filtres

III.2.2.1 Filtres miroirs conjugués

L'espace V_{j+1} étant un sous-espace vectoriel de V_j, les fonctions de V_{j+1} peuvent être écrites comme une combinaison linéaire de fonctions de V_j. On peut donc exprimer la fonction $t \rightarrow \frac{1}{\sqrt{2}}\phi\left(\frac{t}{2}\right)$ appartenant à V_0 comme une combinaison linéaire des fonctions $\{t \rightarrow \phi(t-k)\}_{k\in Z}$ en introduisant la suite $h_0[k]$, $k \in Z$:

$$\frac{1}{\sqrt{2}}\phi\left(\frac{t}{2}\right) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h_0[k]\phi(t-k) \qquad \text{III.6}$$

De même, l'espace W_{j+1} étant un sous-espace vectoriel de V_j, il est possible de définir la fonction $t \rightarrow \frac{1}{\sqrt{2}}\psi\left(\frac{t}{2}\right)$ comme une combinaison linéaire des fonctions $\{t \rightarrow \phi(t-k)\}_{k\in Z}$ en introduisant la suite $h_1[k]$, $k \in Z$:

$$\frac{1}{\sqrt{2}}\psi\left(\frac{t}{2}\right) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h_1[k]\phi(t-k) \qquad \text{III.7}$$

Les relations (III.6) et (III.7) sont aussi appelées équations à deux échelles. Enfin, la définition des suites h_0 et h_1 permet de montrer **[89]** qu'une condition suffisante assurant l'existence de ψ peut s'exprimer par la relation suivante, aussi appelée condition d'orthogonalité :

$$h_1[n]=(-1)^{1-n}\, h_0[1-n] \qquad \text{III.8}$$

III.2.2.2 Transformée en ondelettes rapide

Mallat a montré **[84]** l'existence d'équations liant les coefficients d'approximation $a_j[k]$ et les coefficients d'ondelettes $d_j[k]$ obtenus entre deux niveaux de résolution consécutifs. En effet, par combinaison de (III.4), (III.5), (III.6) et (III.7), on vérifie aisément que :

$$a_{j+1}[k]= \sum_{n=-\infty}^{\infty} h_0[n-2k]\, a_j[n]=a_j * \bar{h}_0\,[2k] \qquad \text{III.9}$$

$$d_{j+1}[k]= \sum_{n=-\infty}^{\infty} h_1[n-2k]\, a_j[n]=a_j * \bar{h}_1\,[2k] \qquad \text{III.10}$$

où $*$ est le produit de convolution et $\bar{h}$ dénote le retournement temporel du filtre h, où pour tout n, $\bar{h}[n]=h[-n]$. Les relations (III.9) et (III.10) permettent ainsi de calculer les coefficients de projection $a_{j+1}[k]$ et $d_{j+1}[k]$ à partir des seuls coefficients $a_j[k]$ et des suites h_0 et h_1 précédemment définies.

La présence du produit de convolution nous suggère l'utilisation d'un opérateur de filtrage, classiquement utilisé en traitement du signal. Les équations (III.9) et (III.10) font ainsi le lien entre la transformée en ondelettes définie précédemment comme la projection d'un signal dans les espaces V_j et $\{W_j\}_{1\leq j\leq n}$ et son interprétation en termes de bancs de filtres. Les séquences $h_0[k]$ et $h_1[k]$ peuvent alors s'identifier respectivement aux réponses impulsionnelles d'un filtre passe-bas et d'un filtre passe-haut d'un banc d'analyse.

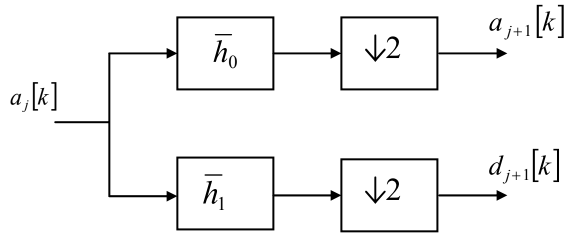


Fig. III.1–Banc de filtres d'analyse en quadrature miroir

Il est alors envisageable de construire un algorithme de calcul rapide des coefficients $a_{j+1}[k]$ et $d_{j+1}[k]$ par filtrage des coefficients $a_j[k]$, d'une part par le filtre $\bar{h}_0$ et d'autre part par le filtre $\bar{h}_1$, suivi par la décimation d'un facteur 2. Cette dernière opération, aussi appelée sous-échantillonnage d'un facteur 2, est notée $[\downarrow 2]$ et consiste à se débarrasser d'un coefficient sur deux. L'algorithme peut être représenté par un banc de filtres d'analyse en quadrature miroir **[90]** et est illustré par la Fig. III.1.

Ce banc de filtres d'analyse permet ainsi l'implémentation effective de la transformée en ondelettes rapide. En effet, en supposant connus les filtres h_0 et h_1, la décomposition en ondelettes d'un signal *x* d'une longueur de *n* échantillons consiste à initialiser $a_0[k]=x[k]$ et à utiliser le banc de filtres. On obtient alors les sous-bandes a_1 et d_1 , comportant chacune *n /2* échantillons. Ces signaux sont les coefficients de la projection de *x* sur les espaces V_1 et W_1. L'analyse multirésolution sur un nombre supérieur de niveaux s'obtient par la décomposition successive des signaux a_j et donc par une mise en cascade du banc de filtres jusqu'au niveau $j_{\max}$ désiré, comme illustré par la Fig. III.2.

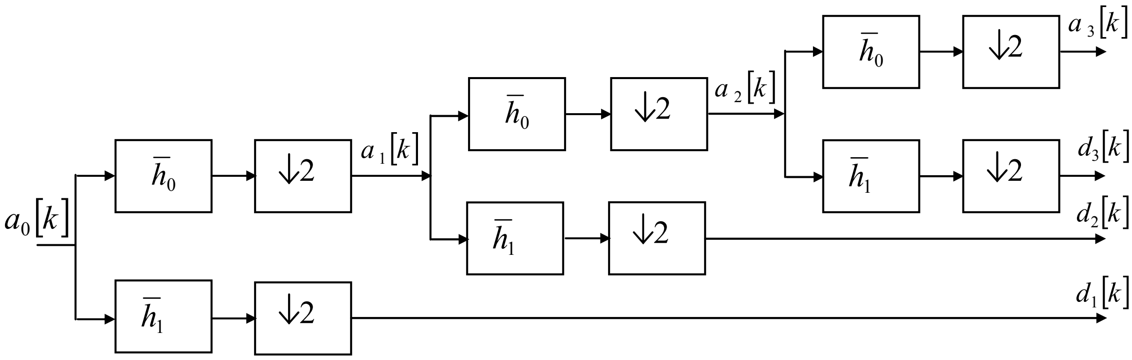


Fig. III.2– Banc de filtres d'analyse assurant une décomposition en ondelettes sur $j_{\max} = 3$ niveaux de résolution.

L'algorithme présenté permet ainsi de calculer rapidement la transformée en ondelettes d'un signal donné, sous la connaissance des filtres h_0 et h_1. Sa complexité est de *O(n)* opérations élémentaires où *n* est la taille du signal, rivalisant ainsi avec la transformée de Fourier rapide. Cependant, sa mise en œuvre sur un signal fini nécessite généralement l'utilisation d'une convolution périodique qui crée des coefficients d'ondelettes de large amplitude sur les bords du signal et nuit ainsi légèrement à l'efficacité de décorrélation. La structure lifting présentée en section (III.3.1) permet de s'affranchir simplement de ce problème.

III.2.2.3 Reconstruction par transformée inverse

Comme pour la transformée directe par les équations (III.9) et (III.10), il est possible de montrer la relation suivante, utile pour la reconstruction du signal original :

$$\begin{aligned} a_j[p] &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} h_0[p-2n]\, a_{j+1}[n] + \sum_{n=-\infty}^{\infty} h_1[p-2n]\, d_{j+1}[n] \\ &= \hat{a}_{j+1} * h_0 + \hat{d}_{j+1} * h_1 \end{aligned} \qquad \text{III.11}$$

où $\hat{h}$ est le signal résultant du sur-échantillonnage de h d'un facteur 2. Cette opération consiste en l'introduction de zéros entre les échantillons du signal d'origine : elle est définie pour tout *n* par $\hat{h}[2n] = h[n]$ et $\hat{h}[2n+1] = 0$, et se note $[\uparrow 2]$.

Cette relation nous permet alors de construire un algorithme rapide de reconstruction du signal a_j à partir de ses coefficients d'approximation $a_{j+1}[k]$ et de ses coefficients d'ondelette $d_{j+1}[k]$ du niveau supérieur. En prenant $a_0[k] = x[k]$, on montre ainsi qu'on peut reconstruire parfaitement le signal $x[k]$ à partir de ses coefficients $a_1[k]$ et $d_1[k]$.

L'algorithme de reconstruction peut être représenté par un banc de filtres, nommé banc de filtres de synthèse et est illustré en Fig. III.3.

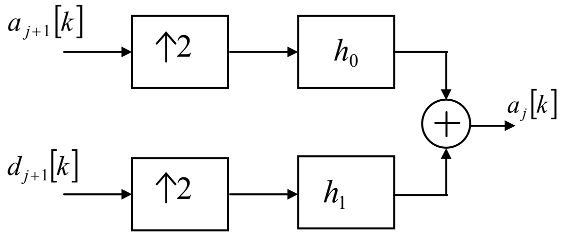


Fig. III.3– Banc de filtres de synthèse.

Nous avons donc mis en évidence l'existence d'algorithmes rapides de transformation en ondelettes et de reconstruction sous formes de banc de filtres. Leur mise en œuvre nécessitent la seule connaissance du filtre passe-bas h_0, le filtre passe-haut h_1 étant obtenu grâce à la condition d'orthogonalité (III.8).

III.2.3 Extension de la transformée en ondelettes aux signaux bidimensionnels

Les modèles d'ondelettes peuvent se généraliser à n'importe quelle dimension $n>0$. Dans cette thèse, nous nous intéressons au cas bidimensionnel pour des applications en traitement d'image.

Les signaux bidimensionnels sont supposés mesurables et d'énergie finie : $f(x,y)\in L^2(R^2)$.

L'analyse multi résolution de $L^2(R^2)$ est obtenue en la définissant comme une suite de sous espaces vectoriels V_j^2 de $L^2(R^2)$ qui satisfont une simple extension des propriétés (i) et (ii) dans le cas 1D. L'approximation du signal $f(x,y)$ à la résolution j s'obtient toujours en projetant orthogonalement $f(x,y)$ sur le sous-espace V_j^2. Dans cette section on peut montrer qu'il existe une unique fonction d'échelle $\phi(x,y)$ dont l'ensemble des versions dilatées et translatées forme une base orthonormale de chaque sous-espace V_j **[32]**,**[88]**,**[91]**.

La famille des fonctions $\left\{\phi_{j,k,l}(x,y)=2^{-j}\phi\left(2^{-j}x-k,2^{-j}y-l\right)_{(k,l)\in Z^2}\right\}$ est une base orthonormée de V_j.

La construction de l'analyse multirésolution (AMR) de $L^2\left(R^2\right)$ peut se faire en particulier par produit tensoriel d'une AMR $\left(V_j^1\right)_{j\in Z}$ de $L^2\left(R^2\right)$: $V_j^2=V_j^1\otimes V_j^1$, la fonction d'échelle $\phi(x,y)$ est alors également définissable sous forme d'un produit :

$$\phi(x,y)=\phi(x)\cdot\phi(y) \qquad \text{III.12}$$

Où $\phi(x)$ est la fonction d'échelle de $\left(V_j^1\right)_{j\in Z}$. L'analyse multi résolution de $L^2\left(R^2\right)$ est alors dite séparable et elle a la particularité de mettre en évidence les orientations de direction verticale, horizontale et diagonale. Il est à noter également que la séparabilité adoptée par Mallat permet d'avoir un calcul plus rapide **[48]**.

Les coefficients d'approximation s'obtiennent par projection sur la base des fonctions d'échelle :

$$\begin{aligned} A_{k,l}^{j} f &= \langle f, \phi_{j,k,l} \rangle \\ &= \iint f(x,y) 2^{-j} \phi\left(2^{-j} x - k\right) \phi\left(2^{-j} y - l\right) dx dy \end{aligned} \qquad \text{III.13}$$

De même, on peut définir les échantillons de détail à la résolution j comme les coefficients résultants de la projection du signal sur W_j, le complément orthogonal de V_j et V_{j-1}. On peut de cette façon définir une base orthonormale de W_j en translatant et dilatant trois fonctions d'ondelettes 2D définies comme suit :

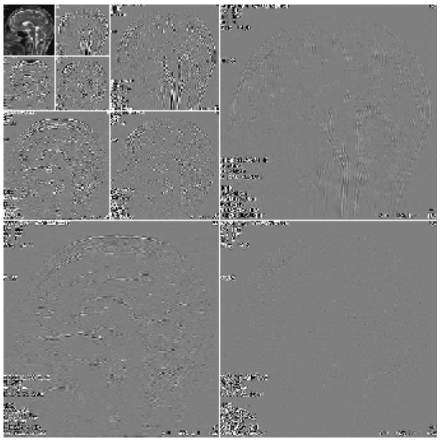
$$\begin{aligned} \psi^1(x,y) &= \phi(x)\psi(y) \\ \psi^2(x,y) &= \psi(x)\phi(y) \\ \psi^3(x,y) &= \psi(x)\psi(y) \end{aligned}$$

Ces fonctions sont vérifiées, si $\psi_{j,k,l}^{i}(x,y) = 2^{-j}\psi^{i}\left(2^{-j}x - k, 2^{-j}y - l\right)$.

Alors $\left(\psi_{j,k,l}^{1}, \psi_{j,k,l}^{2}, \psi_{j,k,l}^{3}\right)_{(k,l)\in Z^2}$ est une base orthonormée de W_j.

En revanche, la transformée rapide en ondelettes 2D consiste alors en une transformée en ondelettes 1D des colonnes puis des lignes de l'image (ou inversement). Un exemple d'une telle décomposition est illustré en Fig.III.4

-a- Image originale



-b- Coefficients d'ondelette

Fig.III.4– Décomposition en ondelette séparables CDF 9/7 d'une coupe sagittale de cerveau sur 3 niveaux de résolution.

III.2.4 Bases d'ondelettes adaptées à la compression d'un signal

Comment construire une base d'ondelettes adaptée à la compression d'un signal ? Il existe en effet de nombreuses fonctions d'échelles ϕ et donc d'ondelettes mère ψ, vérifiant les propriétés nécessaires à la construction de bases d'ondelettes. En fait, nous nous intéressons à la compression d'images et souhaitons disposer ainsi d'une base permettant une représentation *parcimonieuse* d'un signal, c'est à dire donnant peu de coefficients d'ondelettes de grande amplitude. Il est donc souhaitable d'imposer des contraintes sur l'ondelette mère ψ afin de favoriser son aptitude à décorréler ce type de signaux.

Tout d'abord, il est fortement souhaitable que l'ondelette ψ soit à support fini. Ceci permet en effet la mise en œuvre simple de la transformée en ondelettes rapide. La symétrie de l'ondelette est aussi un critère important en compression d'images, permettant de donner un poids équivalent aux pixels lors de leur traitement et de préserver la linéarité de la phase.

Enfin, il est utile que l'ondelette possède un grand nombre de moments nuls. Ce paramètre important caractérise l'aptitude d'une ondelette à approximer les polynômes. On dit que ψ possède N moments nuls si et seulement si :

$$\forall\ 0 \leq n < N \qquad \int_R \psi(t)t^n dt = 0 \qquad \text{III.14}$$

Ceci signifie que ψ est orthogonale à tout polynôme de degré inférieur ou égal à $N-1$. Ainsi, si f est un signal localement polynomial de degré inférieur ou égal à $N-1$, alors les coefficients de détail $d_j[k]$ résultant de la transformation en ondelettes seront localement nuls. Comme une image est bien modélisée par des fonctions polynomiales par morceaux, sa transformée en ondelettes avec un nombre suffisant de moments nuls est susceptible de contenir de nombreux coefficients d'ondelettes proches de zéro, correspondants aux régions où l'image présente un comportement polynomial.

III.2.5 Banc de filtres à reconstruction parfaite et ondelettes biorthogonales

Nous avons abordé dans les sections précédentes le cas des ondelettes orthogonales liées par la condition (III.8). La seule connaissance du filtre h_0 nous a ainsi permis de mettre en œuvre un algorithme de transformée rapide en ondelettes. Est-il cependant possible de construire une transformée par bancs de filtres plus générale en omettant cette condition ?

Considérons la structure décrite en Fig. III.5, combinant un banc de filtres d'analyse h_0 et h_1 et un banc de synthèse dont les réponses impulsionnelles sont $\widetilde{h}_0$ et $\widetilde{h}_1$. Ces quatre filtres sont volontairement supposés indépendants. On s'intéresse aux conditions nécessaires et suffisantes, nommées conditions de reconstruction parfaite, liant ces filtres et assurant que le signal reconstruit $\tilde{x}$ soit strictement égal au signal d'entrée x.

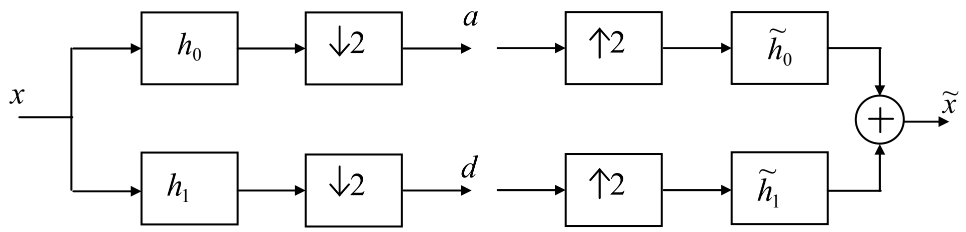


Fig. III.5–Banc de filtres d'analyse-synthèse

L'utilisation de la transformée de Fourier permet de formuler simplement le problème. En notant $\hat{h}(f)$ la transformée de Fourier en fréquence normalisée f du filtre h, on montre que les conditions de reconstruction parfaite s'écrivent dans le domaine fréquentiel :

$$\hat{h}_0(f)\,\hat{\tilde{h}}_0(f)+\hat{h}_1(f)\,\hat{\tilde{h}}_1(f)=2 \qquad \text{III.15}$$

$$\hat{h}_0(f+1/2)\,\hat{\tilde{h}}_0(f)+\hat{h}_1(f+1/2)\,\hat{\tilde{h}}_1(f)=0 \qquad \text{III.16}$$

Ces équations imposent donc des conditions sur les réponses fréquentielles des filtres h_0, h_1, $\tilde{h}_0$ et $\tilde{h}_1$, et autorisent leur construction uniquement dans le domaine de Fourier. Les conditions de reconstruction parfaite peuvent cependant s'écrire aussi dans le domaine temporel sous la forme concise suivante, en utilisant l'opérateur de Kronecker δ :

$$\forall\ 0 \le i, j \le 1\,,\ \forall n \in Z, \quad \sum_k h_i[k]\tilde{h}_j[k-2n]=\delta_n\,\delta_{i-j} \qquad \text{III.17}$$

En supposant la connaissance des filtres passe -bas d'analyse h_0 et de synthèse $\tilde{h}_0$, les conditions de reconstruction parfaite imposent les coefficients des filtres passe-haut :

$$h_1[n]=(-1)^{1-n}\,\tilde{h}_0[1-n] \qquad \text{III.18}$$

$$\tilde{h}_1[n]=(-1)^{1-n}\,h_0[1-n] \qquad \text{III.19}$$

et permettent ainsi de caractériser entièrement la transformée par ses filtres passe-bas d'analyse h_0 et de synthèse $\tilde{h}_0$. De plus, ces conditions impliquent que les familles $\{h_0[k-2n]\,, h_1[k-2n]\}_{n\in Z}$ et $\{\tilde{h}_0[k-2n]\,, \tilde{h}_1[k-2n]\}_{n\in Z}$ soient biorthogonales entre elles, ce qui permet de donner une interprétation en termes d'ondelettes au banc de filtres à reconstruction parfaite. Elle revient à lever les contraintes d'orthogonalité imposées aux bases

V_j et W_j à les remplacer par des contraintes de biorthogonalité. Ces dernières conduisent alors à l'introduction de bases duales $\widetilde{V}_j$ et $\widetilde{W}_j$ et de leur fonctions duales $\widetilde{\phi}$ et $\widetilde{\psi}$ associées, utilisées lors de la reconstruction. On parlera alors d'ondelettes biorthogonales et de transformée en ondelettes biorthogonales.

III.3 NOUVELLE REPRESENTATION MULTIRESOLUTION

La formulation en banc de filtres et l'algorithme de transformée en ondelettes rapide, décrits précédemment, permettent une réalisation effective de la transformée en ondelettes discrète. Cependant, les décompositions multirésolutions classiques autrement-dit, les ondelettes séparables semblent former une catégorie restreinte et limitée des possibilités de représentations multi échelles de signaux multidimensionnels. L'inconvénient majeur est que la transformée séparable privilège les directions verticale, horizontale et diagonale et néglige les autres directions de l'image et cela, constitue une contradiction avec la nature de l'image dans laquelle l'information s'évolue dans toutes les directions. Afin de pallier à ce problème, de nouvelles décompositions multirésolution mieux adaptées à la représentation des images ont été introduites.

Nous présentons tout d'abord le schéma lifting **[92]**. Cette structure de décomposition autorise la construction de transformées multirésolution non linéaire, capable de représenter les transformée en ondelettes dyadique, assurer une reconstruction parfaite et d'être suffisamment flexible pour construire de nouvelles transformées.

De plus, bien que les ondelettes soient des outils adaptés à la description des discontinuités de signaux monodimensionnels, cette propriété n'est plus vraie pour des dimensions supérieures. Les ondelettes séparables ne peuvent pas capturer par exemple la régularité présente le long d'un contour d'une image. De nombreuses constructions adaptées aux images ont été proposées pour tenir compte de ce problème, nommées ondelettes non séparable, qui sont convenables pour analyser toute l'intégralité de l'image et non pas les lignes puis les colonnes. Nous introduisons dans cette thèse l'ondelette en quinconce dans le but d'améliorer les limites des ondelettes séparables.

III.3.1 Structure lifting

Le schéma lifting [**93]**,**[94]** est un algorithme qui permet de calculer la transformée en ondelette d'une manière efficace, et sans recours à la transformée de Fourier. Cet algorithme est caractérisé par son efficacité dans l'espace mémoire utilisé pour les coefficients de la transformée. Le schéma lifting est constitué de deux phases l'une pour l'analyse ou la décomposition et l'autre pour la synthèse ou la reconstruction, et chacune des phases est constituée de trois étapes de division, de prédiction et de mise à jour.

La décomposition

La phase de décomposition est constituée de trois étapes : division (split), prédiction (predict) et mise à jour (update) voir (Fig. III.6).

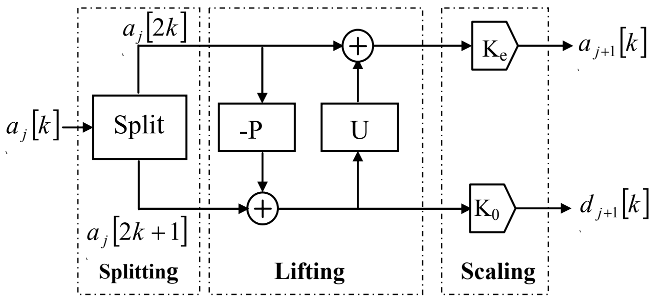


Fig. III.6– Structure d'analyse en lifting

- Division (split) **:** dans cette étape le signal $a_j[k]$ est subdivisé en deux sous ensembles. Dans cette première définition nous considérons qu'un sous ensemble contient les échantillons paires $a_j[2k]$ et l'autre contient les échantillons impairs $a_j[2k+1]$.
- Lifting: Dans cette étape, l'opération de prédiction P est utilisée pour estimer $a_j[2k+1]$ à partir de $a_j[2k]$, le résultat est le signal d'erreur $d^0_{j+1}[k]$ qui représente le détail du signal original, où on peut définir un opérateur P tel que :

$$d^0_{j+1}[k]=a_j[2k+1]-P\left(\left\{a_j[2k]\right\}_{k\in Z}\right) \qquad \text{III.20}$$

On met à jour $d^0_{j+1}[k]$ en lui appliquant l'opération de mise à jour U et le signal résultant est combiné avec $a_j[2k]$ pour obtenir le signal $a^0_{j+1}[k]$ qui représente l'estimation de la partie lisse du signal original. Le signal $a^0_{j+1}[k]$ peut s'écrire sous la forme suivante :

$$a^0_{j+1}[k]=a_j[2k]+U\left(\left\{d^0_{j+1}[k]\right\}_{k\in Z}\right) \qquad \text{III.21}$$

- Scaling: est une opération de normalisation appliqué à $d^0_{j+1}[k]$ et $a^0_{j+1}[k]$, respectivement. En ce qui concerne les échantillons pairs $a^0_{j+1}[k]$ est multipliée par un facteur de normalisation K_e pour produire la sous-bande en ondelettes $a_{j+1}[k]$. De même, dans la partie impaire, le signal d'erreur $d^0_{j+1}[k]$ est multiplié par K_0 afin obtenir la sous-bande en ondelettes $d_{j+1}[k]$.

Propriétés

Le lien entre la structure lifting et la transformée en ondelettes est simple. Daubechies a montré **[94]** que toute transformée en ondelettes dont les filtres sont à réponse impulsionnelle finie, peut être factorisée sous forme lifting avec un nombre fini d'étages de prédiction et de mise à jour **[95]**. Ceci justifie ainsi l'utilisation des notations a_j et d_j introduites dans la section III.2.1.1 (analyse multirésolution) pour désigner les coefficients de la transformée en ondelettes d'un signal. La transformée en ondelettes d'un signal peut donc être réalisée par la structure d'analyse en lifting de la Fig. III.6. On remarquera ainsi son analogie avec l'analyse en banc de filtres de la Fig. III.1, présentée dans la section III.2.2.1.

Le théorème de factorisation de Daubechies est donc un outil puissant permettant de lier la formulation en banc de filtres à une formulation de type lifting. Ce théorème est de plus constructif et propose un algorithme permettant d'obtenir explicitement les opérateurs de prédiction P et de mise à jour U à partir des filtres h_0 et h_1 mis en jeu dans un banc de filtres d'analyse. Cet algorithme est basé sur la factorisation des transformées en Z de h_0 et h_1 par division euclidienne dans $R[z, z^{-1}]$.

Cependant, l'intérêt principal de la structure en lifting réside dans la propriété suivante : quels que soient les opérateurs de prédiction et de mise à jour utilisés, la transformation par schéma lifting est inversible et on peut retrouver le signal original a_j à partir de ses composantes a_{j+1} et d_{j+1}. En effet, La phase de reconstruction constituée aussi de trois étapes : prédiction inverse (undo predict), mise à jour inverse (undo update) et fusion (merge), comme illustrée par la Fig. III.7.

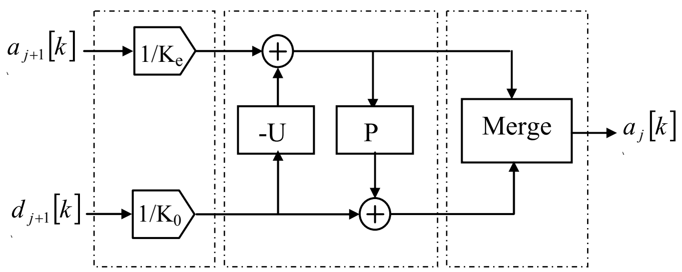


Fig. III.7– Structure de synthèse en lifting

- Mise à jour inverse (undo update) : si nous avons $d_{j+1}[k]$ et $a_{j+1}[k]$, on peut récupérer les échantillons pairs par la soustraction des informations de mise à jour :

$$a_j[2k] = a_{j+1}^0[k] - U\left(\left\{d_{j+1}^0[k]\right\}_{k\in Z}\right) \qquad \text{III.22}$$

- Prédiction inverse (undo predict) : pour récupérer les échantillons impairs.

$$a_j[2k+1] = d_{j+1}^0[k] + P\left(\left\{a_j[2k]\right\}_{k\in Z}\right) \qquad \text{III.23}$$

- Fusion (merge) : maintenant, nous avons les échantillons pairs et impairs, nous pouvons reconstruire le signal original en définissant l'opérateur de fusion *Merge :*

$$a_j = Merge\left(a_j[2k], a_j[2k+1]\right) \qquad \text{III.24}$$

III.3.2 Ondelettes quinconces

L'analyse séparable dyadique nécessite trois familles d'ondelettes, ceci est parfois considéré comme un inconvénient, d'autre part le facteur de dilatation entre deux échelles successives est de 4, ce qui peut sembler élevé. Il est possible de remédier à ces deux problèmes, mais c'est au prix de la perte de la séparabilité des filtres et donc d'une complexité algorithmique un peu plus élevée. Une analyse a été particulièrement étudiée et a trouvé des applications pratiques, il s'agit de l'analyse dite en "quinconce". La figure(III.8) illustre ce type de décomposition **[96]**.

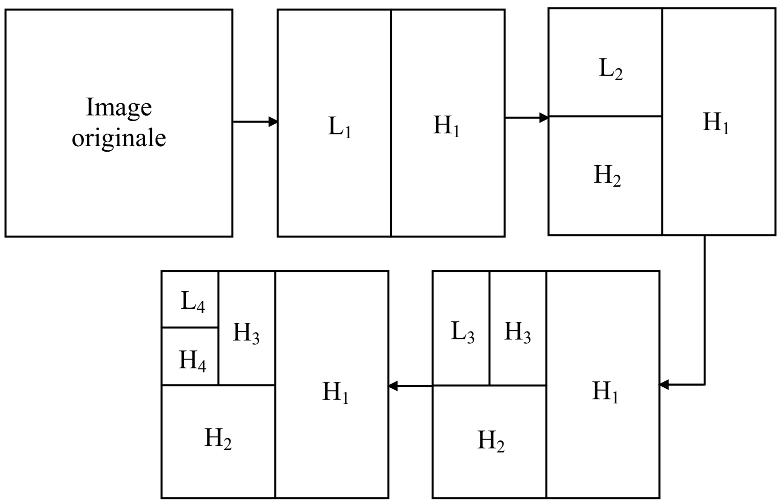
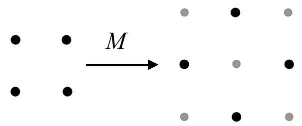


Fig. III.8– Décomposition en ondelettes quinconce

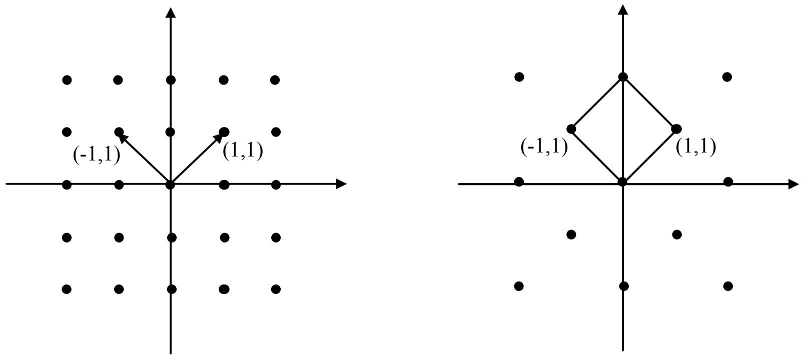
Nous verrons que le facteur de dilatation n'est plus que de 2 entre deux résolutions successives et qu'une seule famille d'ondelettes est nécessaire **[97]**.

La matrice de dilatation sera dans ce cas : $M = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$

La transformation du maillage (treillis) se fait selon le schéma suivant :



Cette matrice génère un treillis quinconce en dimension deux. Les vecteurs colonnes de cette matrice forment une base de ce treillis. Le volume de la cellule élémentaire associée vaut 2 (Fig. III.9). Ce même treillis est également issu de la matrice **[97],[98]** : $M' = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$



- a -
Grille quinconce

- b -
Cellule élémentaire

Fig. III.9– Exemple de la grille quinconce et la cellule élémentaire

On constate que le pas de dilatation est de $\sqrt{2}$ sur chaque direction et la géométrie du maillage obtenu justifie le nom donné à cette analyse multirésolution **[99]**.

Soit $x[\vec{n}]$, $\vec{n} = (n_1, n_2) \in Z^2$ une image numérique. La transformée en Z 2D de $x[\vec{n}]$ est donnée par :

$$X(\vec{z}) = \sum_{\vec{n} \in Z^2} x[\vec{n}]\, \vec{z}^{\,-\vec{n}} \text{, avec } \vec{z}^{\,\vec{n}} = \vec{z}^{\,n_1}\, \vec{z}^{\,n_2} \qquad \text{III.25}$$

La transformée de Fourier discrète 2D de $x[\vec{n}]$ de taille N x N $(n_1, n_2 = 0,1,..., N-1)$ est exprimée par la formule suivante : $X[\vec{k}] = \sum_{\vec{n} \in Z^2} x[\vec{n}] e^{-j2\pi(\vec{k},\vec{n})/N}$, avec $(k_1, k_2 = 0,1,..., N-1)$.

La version simplifiée en quinconce de $x[\vec{n}]$ est :

$$[x]_{\downarrow M} [\vec{n}] = x[M\, \vec{n}] \quad avec \quad M = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} \qquad \text{III.26}$$

Nous remarquons que $|\det(M)| = 2$, ce qui indique que la réduction de la taille de l'image est de 2 (non séparable) au lieu de 4 dans le cas séparable. Dans le domaine de Fourier l'équation : III.26 s'écrit alors :

$$[x]_{\downarrow M}[\vec{n}] \leftrightarrow \frac{1}{2}\left[X(e^{jM^{-T}\vec{\omega}}) + X(e^{j(M^{-T}\vec{\omega}+\vec{\pi})})\right] \qquad \text{III.27}$$

avec $\vec{\pi} = (\pi, \pi)$.

Le sur-échantillonnage est défini par

$$[x]_{\uparrow M}[\vec{n}] = \begin{cases} x[M^{-1}\vec{n}], & si\ \ n_1 + n_2\ \ est\ \ pair \\ 0 & ailleurs \end{cases} \qquad \text{III.28}$$

Dans le domaine de Fourier on obtient :

$$[x]_{\uparrow M}[\vec{n}] \longleftrightarrow X(e^{jM^T\vec{\omega}}) \qquad \text{III.29}$$

D'après (III.26) et (III.29), on déduit une formule d'un sous-échantillonnage suivi d'un sur-échantillonnage décrit comme suit :

$$[x]_{\downarrow M \uparrow M}[\vec{n}] = \begin{cases} x[\vec{n}], & si\ \ n_1 + n_2\ \ est\ \ pair \\ 0 & ailleurs \end{cases} \qquad \text{III.30}$$

Ce qui donne dans le domaine de Fourier :

$$[x]_{\downarrow M \uparrow M}[\vec{n}] = \frac{1}{2}\left[X(e^{j\vec{\omega}}) + X(e^{j(\vec{\omega}+\vec{\pi})})\right] \qquad \text{III.31}$$

Tant que l'échantillonnage en quinconce réduit la taille de l'image par un facteur de 2, alors le banc de filtres associé a deux canaux (Fig. III.10). Le filtre passe-bas $\widetilde{H}$ réduit la résolution par un facteur de $\sqrt{2}$. Les coefficients de l'ondelette correspondent à la sortie du filtre passe-haut $\widetilde{G}$.

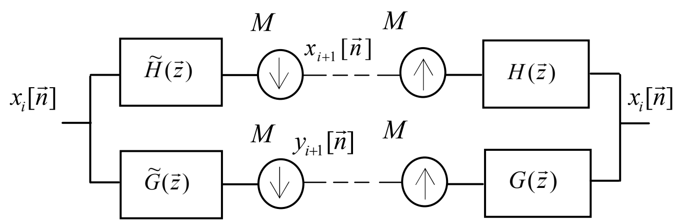


Fig. III.10– La reconstruction parfaite du banc de filtre avec l'échantillonnage en quinconce

En appliquant la formule (III.31) au diagramme de la Fig. III.10, on obtient la condition pour la reconstruction parfaite :

$$\begin{cases} \widetilde{H}(\vec{z})\,H(\vec{z})+\widetilde{G}(\vec{z})\,G(\vec{z})=2 \\ \widetilde{H}(-\vec{z})\,H(\vec{z})+\widetilde{G}(-\vec{z})\,G(\vec{z})=0 \end{cases} \qquad \text{III.32}$$

Où H et G (respectivement $\widetilde{H}$ et $\widetilde{G}$) sont les fonctions de transfert des filtres de synthèse (respectivement d'analyse). Ces filtres correspondent aux bases de décomposition et reconstruction des ondelettes **[100]**. La reconstruction parfaite nous indique qu'il n'y a pas une perte d'informations au cours des itérations d'analyse. Dans notre cas l'analyse sera orthogonale c'est-à-dire les filtres d'analyse et de synthèse sont les mêmes.

III.3.2.1 La transformée en quinconce

Dans notre implémentation, on a choisi une nouvelle famille de filtres orthogonaux **[101]** qui ont été d'abord construits en une seule dimension sous la forme :

$$H_\alpha(z)=\frac{\sqrt{2}\,(z+2+z^{-1})^{\frac{\alpha}{2}}}{\sqrt{(z+2+z^{-1})^{\alpha}+(-z+2-z^{-1})^{\alpha}}} \qquad \text{III.33}$$

$$H_\alpha(\omega)=\frac{\sqrt{2}\,(2+2\cos\omega)^{\frac{\alpha}{2}}}{\sqrt{(2+2\cos\omega)^{\alpha}+(2-2\cos\omega)^{\alpha}}} \qquad \text{III.34}$$

qui est indexé par la variation continue du paramètre d'ordre α.

Ces filtres sont symétriques et sont conçus pour avoir des zéros de l'ordre α à $z=-1$; le numérateur est une puissance fractionnaire de $(z+2+z^{-1})$ (le filtre simple raffinement symétrique d'ordre 2). A noter également que ces filtres sont au maximum à plat à l'origine, ils se comportent essentiellement comme $H_\alpha(z)/\sqrt{2}=1+O(\omega^{\alpha})$. Leur réponse en fréquence est similaire aux filtres des Daubechies avec deux différences importantes: 1) les filtres sont symétriques, 2) l'ordre ne se limite pas à des valeurs entières **[102], [103]**.

Pour extrapoler en 2D, on applique la transformée de diamond McClellan **[104],[105]** qui remplace $\cos\omega$ par $(1/2)(\cos\ \omega_1+\cos\ \omega_2)$ en (III.34). Ainsi, le filtre fractionnaire en quinconce devient :

$$H_\alpha(e^{j\vec{\omega}})=\frac{\sqrt{2}\,(2+\cos\omega_1+\cos\omega_2)^{\frac{\alpha}{2}}}{\sqrt{(2+\cos\omega_1+\cos\omega_2)^{\alpha}+(2-\cos\omega_1-\cos\omega_2)^{\alpha}}} \qquad \text{III.35}$$

Ce filtre reste donc orthogonal grâce à la propriété de la transformée de McClellan de préserver la biorthogonalité **[106]**. Ainsi, le $\alpha^{\text{ème}}$ zéro à $\omega=\pi$ se retrouve à $(\omega_1,\omega_2)^T=(\pi,\pi)^T$, ce qui est nécessaire pour pouvoir remplir la condition d'une transformée en ondelettes 2D.

Le filtre da la transformée orthogonale en ondelettes $G_\alpha(z)$ est obtenu par modulation c'est-à-dire :

$$G_\alpha(\vec{z}) = z_1 H_\alpha(-\vec{z}^{-1}) \qquad \text{III.36}$$

La fonction d'échelle correspondante $\phi_\alpha(\vec{x})$ est définie par la résolution de l'équation

$$\phi_\alpha(\vec{x}) = \sqrt{2} \sum_{\vec{n} \in Z^2} h_\alpha[\vec{n}] \phi_\alpha(M\vec{x} - \vec{n}) \qquad \text{III.37}$$

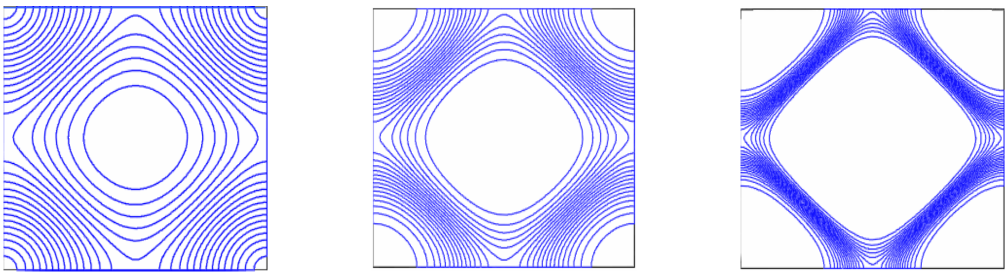
Puisque le filtre d'amélioration est orthogonal par rapport à la grille quinconce, il s'ensuit que $\phi_\alpha(\vec{x}) \in L_2(R^2)$. En outre, pour $\alpha > 0$, il saura satisfaire la partition de l'état de l'unité, qui vient comme une conséquence directe de la disparition du filtre à $(\omega_1, \omega_2) = (\pi, \pi)$ Ainsi, nous avons la garantie que notre structure donnera les bases d'ondelettes orthogonales de $L_2(R^2)$.

L'ondelette en quinconce sous-jacent est donnée par:

$$\psi_\alpha(\vec{x}) = \sqrt{2} \sum_{\vec{n} \in Z^2} g_\alpha[\vec{n}] \phi_\alpha(M\vec{x} - \vec{n}) \qquad \text{III.38}$$

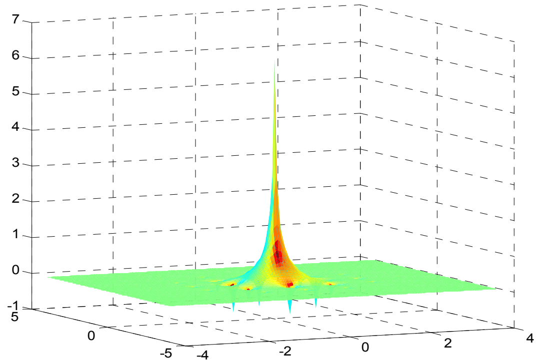
Où $g_\alpha[\vec{n}]$ est la version spatiale du filtre $G_\alpha[\vec{\omega}]$.

L'avantage de cette approche, est que les filtres pour les petites valeurs de α sont presque isotropes (Fig .III.11.), c'est-à-dire, les coefficients de la transformée en ondelettes obtenus n'ont aucune orientation préférentielle, et cela reflète la qualité de l'analyse.

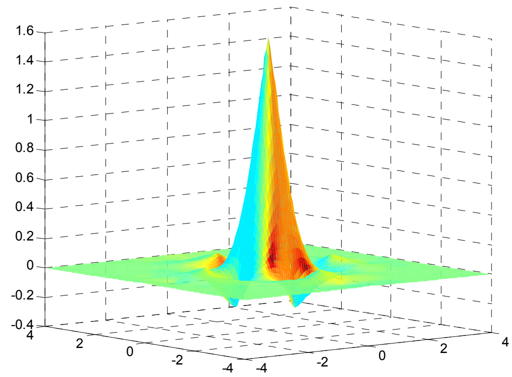


-a- $\alpha = \sqrt{2}$ -b- $\alpha = \pi$ -c- $\alpha = 10$

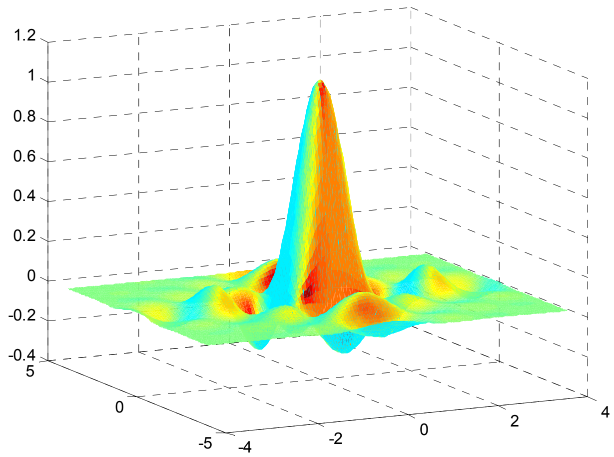
Fig. III.11– L'isotropie du filtre $H_\alpha = (e^{j\vec{\omega}})$ pour différentes valeurs du paramètre d'ordre α



-a- $\alpha = \sqrt{2}$



-b- $\alpha = \pi$



-c- $\alpha = 10$

Fig. III.12– L'ondelettes ψ_α pour différentes valeurs du paramètre d'ordre α

III.3.2.2 Implémentation dans le domaine de Fourier

Pour notre implémentation, nous avons utilisé l'algorithme de Feilner **[101]** illustrée sur la Fig. III.10. Cet algorithme est implémenté dans le domaine de Fourier pour gagner en temps de calcul, ainsi que la convolution par la réponse impulsionnelle des filtres dans le domaine spatial devient une simple multiplication avec la réponse fréquentielle de ces derniers dans le domaine fréquentiel. Le passage du domaine spatial au domaine fréquentiel et vice versa s'effectue par la transformée de Fourier rapide (FFT) dont la complexité de calcul est de $O\left(\frac{1}{2} N \log_2 N\right)$ au lieu $O\left(N^2\right)$ pour la transformée de Fourier normale.

D'après le schéma bloc de la Fig. III.13, la première étape consiste à calculer la FFT de l'image originale $x[\vec{n}]$, supposons que cette image est de taille $N \times N$, et de calculer la réponse fréquentielle des filtres d'analyse correspondants $\widetilde{H}[\vec{u}\,]$et $\widetilde{G}[\vec{u}\,]$ en utilisant (III.35) et (III.36). La FFT de l'image $x[\vec{n}\,]$ est donnée par :

$$X_i[\vec{u}] = \sum_{\vec{n}} x_i[\vec{n}] e^{-j\frac{2\pi\langle \vec{n},\vec{u}\rangle}{N}} \quad , \; \vec{u} = \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \end{pmatrix} \text{ telle que } u_1, u_2 = 0 \ldots N-1 \qquad \text{III.39}$$

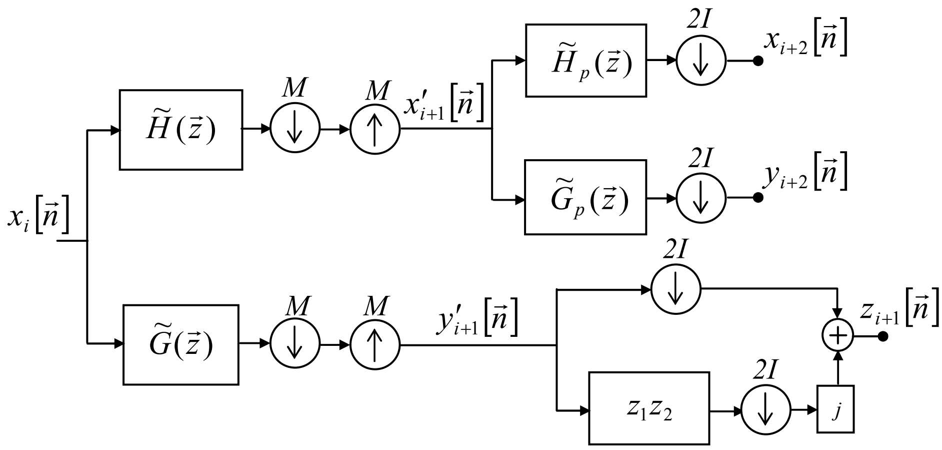


Fig. III.13– Schéma de décomposition de l'algorithme de transformée en quinconce pour deux itérations.

Pour les itérations impaires la FFT des coefficients de la transformée en quinconce est donnée par :

$$X'_{i+1}[\vec{u}] = \sum_{\vec{n}} x'_{i+1}[\vec{n}] e^{-j\frac{2\pi\langle \vec{n},\vec{u}\rangle}{N}} \qquad \text{III.40}$$

$$Y'_{i+1}[\vec{u}] = \sum_{\vec{n}} y'_{i+1}[\vec{n}] e^{-j\frac{2\pi\langle \vec{n},\vec{u}\rangle}{N}} \quad , \; \vec{u}_1, \vec{u}_2 \in [0, N-1]^2 \qquad \text{III.41}$$

Le sous-échantillonnage suivi par le sur-échantillonnage, permet d'introduire des zéros dans le domaine spatial et de garder la taille de l'image. Mais, il introduit des redondances dans le domaine fréquentiel. Seulement la moitié des coefficients sera calculée. Cela donne :

$$Y'_{i+1}[v_1, v_2] = \frac{1}{2}\left(\widetilde{G}[v_1, v_2] X_i[v_1, v_2] + \widetilde{G}\left[v_1 + \left(\frac{N}{2}\right), v_2 + \left(\frac{N}{2}\right)\right] X_i\left[v_1 + \left(\frac{N}{2}\right), v_2 + \left(\frac{N}{2}\right)\right]\right) \qquad \text{III.42}$$

$$X'_{i+1}[v_1, v_2] = \frac{1}{2}\left(\widetilde{H}[v_1, v_2] X_i[v_1, v_2] + \widetilde{H}\left[v_1 + \left(\frac{N}{2}\right), v_2 + \left(\frac{N}{2}\right)\right] X_i\left[v_1 + \left(\frac{N}{2}\right), v_2 + \left(\frac{N}{2}\right)\right]\right) \qquad \text{III.43}$$

Où $\vec{v}=(v_1,v_2)$, $\vec{v}\in\left[0,\frac{N}{2}-1\right]\times[0,N-1]$

La variable $z_{i+1}[\vec{n}]$ est utilisée comme un artifice pour gagner le temps de calcul dans le calcul de la transformée de Fourier inverse IFFT. Ainsi, l'image se sépare en deux sous images, l'une contient les lignes paires et l'autre contient les lignes impaires. Les images paires et impaires constituent les parties réelles et imaginaires successivement d'une variable $z_i[\vec{n}]$:

$$Z[\vec{m}]=Y'_{i+1}[\vec{m}]+Y'_{i+1}\left[\vec{m}+\left(0,\frac{N}{2}\right)\right]+j\left(Y'_{i+1}[\vec{m}]-Y'_{i+1}\left[\vec{m}+\left(0,\frac{N}{2}\right)\right]\right)e^{\frac{-j2\pi(m_1+m_2)}{N}} \qquad \text{III.44}$$

Avec $\vec{m}\in[0,(N/2)-1]^2$

$$Z_{i+1}[\vec{m}]=y_{i+1,even}[\vec{n}]+jy_{i+1,odd}[\vec{n}] \qquad \text{III.45}$$

Où $z_{i+1}[\vec{n}]$ constitue la IFFT de la variable $z_{i+1}[\vec{m}]$. Le coefficient $y_{i+1}[\vec{n}]$ est obtenu par $y_{i+1}[n_1,2n_2+1]=\mathrm{Re}\{z_{i+1}[\vec{n}]\}$ *et* $y_{i+1}[n_1,2n_2]=\mathrm{Im}\{z_{i+1}[\vec{n}]\}$.

Pour les itérations impaires, les filtres $\widetilde{G}_p[\vec{m}]$ et $\widetilde{H}_p[\vec{m}]$ sont obtenus par l'échantillonnage par M de la version précédente des filtres impairs $\widetilde{G}[\vec{u}]$ et $\widetilde{H}[\vec{u}]$, cela va donner :

$\widetilde{H}_p[\vec{m}]=\widetilde{H}[D\vec{m}\bmod(N,N)]$ *et* $\widetilde{G}_p[\vec{m}]=\widetilde{G}[D\vec{m}\bmod(N,N)]$.

La transformée de Fourier de la sortie des itérations paires est donnée par :

$Y_{i+2}[\vec{m}]=\sum_{\vec{n}} y_{i+1}[\vec{n}]e^{-j\frac{2\pi\langle\vec{n},\vec{m}\rangle}{\frac{N}{2}}}$, $X_{i+2}[\vec{m}]=\sum_{\vec{n}} x_{i+1}[\vec{n}]e^{-j\frac{2\pi\langle\vec{n},\vec{m}\rangle}{\frac{N}{2}}}$ pour $\vec{m}=\begin{pmatrix}m_1\\m_2\end{pmatrix}$ et $m_1, m_2=0,\dots,\frac{N}{2}-1$.

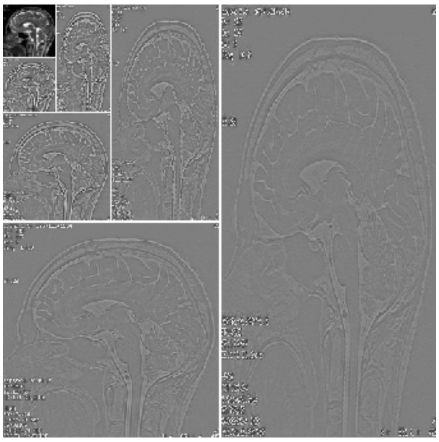
et les opérations de filtrage sont données par :

$$\begin{aligned}X_{i+2}[\vec{m}]&=\frac{1}{2}\left(\widetilde{H}_p[\vec{m}]X'_{i+1}[\vec{m}]+\widetilde{H}_p\left[\vec{m}+\left(0,\frac{N}{2}\right)\right]\vec{X}_{i+1}\left[\vec{m}+\left(0,\frac{N}{2}\right)\right]\right)\\Y_{i+2}[\vec{m}]&=\frac{1}{2}\left(\widetilde{G}_p[\vec{m}]X'_{i+1}[\vec{m}]+\widetilde{G}_p\left[\vec{m}+\left(0,\frac{N}{2}\right)\right]\vec{X}_{i+1}\left[\vec{m}+\left(0,\frac{N}{2}\right)\right]\right)\end{aligned} \qquad \text{III.46}$$

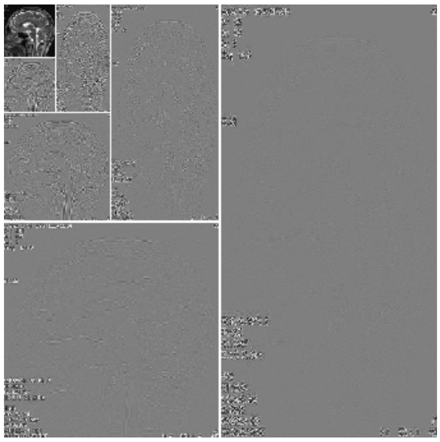
L'algorithme itère jusqu'à une résolution plus fine. A la fin de cette opération, nous obtenons $y_1[\vec{n}]$, $y_2[\vec{n}]$,…, $y_j[\vec{n}]$ comme coefficients de la transformée en quinconce.

Pour l'obtention des coefficients pour les itérations paires, nous appliquons les mêmes artifices appliqués pour les itérations impaires.

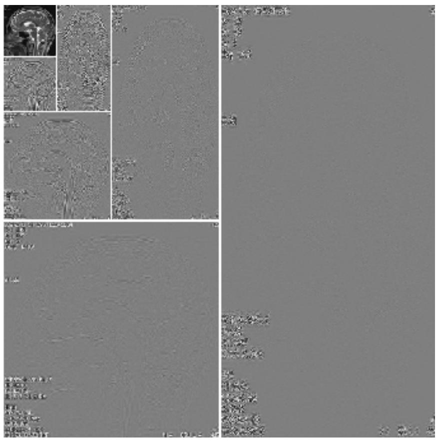
La Fig. III.14 illustre trois exemples représentant les coefficients de la transformée en quinconce avec : $\alpha = \sqrt{2}$, $\alpha = \pi$ et $\alpha = 10$. Ces résultats sont obtenus avec un nombre d'itération égal à 6, nous remarquons d'après cet exemple que les détails sont clairs, autrement dit cette transformée en quinconce donne une bonne représentation pour un paramètre d'ordre α petit.



-a- $\alpha = \sqrt{2}$



-b- $\alpha = \pi$



-c- $\alpha = 10$

Fig. III.14– Résultats de la transformée en quinconce avec 6 itérations pour différentes valeurs du paramètre d'ordre α (coupe sagittale du cerveau)

III.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques notions importantes sur la théorie des ondelettes classiques, dites ondelettes séparables. Nous avons mis en avant les propriétés de ces dernières, ainsi que leurs avantages et leurs inconvénients. Ces ondelettes, comme nous l'avons vu, sont largement utilisées aujourd'hui dans maintes applications, non seulement en analyse d'images ou de vidéos, mais aussi dans beaucoup d'autres domaines (audio, statistiques...). Leur popularité et leur facilité d'utilisation en ont fait un outil indispensable, au même titre que l'analyse de Fourier. Néanmoins, certaines contraintes fortes inhérentes à leur construction, imposent des règles strictes quand aux signaux à fournir pour avoir une analyse de données correctes. Certaines de ces règles sont incompatibles avec les propriétés des signaux que nous souhaitons analyser, c'est pour cette raison que nous cherchons à assouplir quelques unes de leurs propriétés. C'est dans cette optique que nous avons introduit, les ondelettes dites non séparables. Nous avons vu d'abord comment ces ondelettes sont construites, puis comment nous avons choisi de les appliquer à notre problème en particulier.

CHAPITRE IV
RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

IV.1 INTRODUCTION

Dans cette thèse, nous nous sommes intéressés aux méthodes de compression avec pertes (lossy) basées sur la transformée en ondelettes 2D car elles possèdent des propriétés intéressantes. En effet, la transformée en ondelettes 2D associe de bonnes localisations spatiales et fréquentielles. Comme nous travaillons sur des images médicales la localisation spatiale et fréquentielle sont importantes **[107],[108].**

Nous avons introduit tout d'abord une adaptation et amélioration de l'algorithme SPIHT à la structure Lifting afin de réduire les limites des ondelettes classique à banc de filtre. Notre but apparait particulièrement intéressant de réduire les débits pour lesquels la qualité de l'image reste acceptable. Dans notre deuxième contribution, nous avons proposé pour la compression des différentes images médicales, une nouvelle transformée en ondelettes basée sur la structure quinconce couplée au codeur SPIHT et au codeur QV.

Dans cette thèse, l'estimation et le jugement de la qualité d'image compressée sont donnés par les paramètres d'évaluation.

La mesure du PSNR donne une valeur numérique concernant la dégradation, mais il ne renseigne pas sur le type de cette dégradation. De plus, comme cela est souvent noté dans **[36]** et **[37],** il ne représente pas parfaitement la qualité perçue par les observateurs humains**.**
Pour les applications d'imagerie médicale dans lesquelles les images dégradées doivent finalement être examinées par des experts, l'évaluation classique reste insuffisante. C'est pour cette raison que d'autres paramètres sont nécessaires pour l'évaluation de la qualité de l'image médicale.

Nous introduisons alors de nouveaux paramètres pour l'estimation de la qualité des images médicales, plus précisément pour les images compressées par la transformée en ondelettes; basés sur l'hypothèse que le système visuel humain (HVS) est très adapté pour extraire les informations structurelles.

IV.2 PRESENTATION DES DIFFERENTS RESULTATS

IV.2.1 Compression d'image par la structure lifting couplée avec SPIHT

Afin de réduire les limites des ondelettes classiques à banc de filtre, nous avons adapté et amélioré l'algorithme SPIHT à la structure lifting **[109],[110]**. Les résultats de simulation de l'algorithme proposé pour l'ondelette CDF 9/7 à l'image test 'bateau' de taille 512x512 codée sur 8bpp sont illustrés sur la figure (IV.1).

Cette figure nous montre la qualité de l'image compressée pour différentes valeurs du débit. Notons que la valeur typique du PSNR pour une image reconstruire de bonne qualité est supérieure à 30dB. Nous remarquons d'après cette figure qu'à partir de 0.5bpp la reconstruction de l'image devient quasi-parfaite. Pour mieux apprécier la pertinence des résultats obtenus, nous avons calculé d'autres paramètres d'évaluation.

-a -
Image originale

- b -
Rc=0.125 bpp ; MSSIM= 0.60
VIF = 0.13 ; PSNR= 22.84 dB

-c -
Rc=0.25 bpp ; MSSIM= 0.78
VIF = 0.30 ; PSNR= 27.81 dB

- d-
Rc=0. 5 bpp ; MSSIM= 0.89
VIF = 0.48 ; PSNR= 32.28dB

- e -
Rc=0.75 bpp ; MSSIM= 0.93
VIF = 0.57 ; PSNR=35.21dB

- f -
Rc= 1 bpp ; MSSIM= 0.95
VIF = 0.63 ; PSNR= 37.35dB

Fig. IV.1– Compression d'image bateau par CDF9/7 (Lifting scheme) couplée avec le codeur SPIHT

La méthode proposée basée sur la structure lifting couplés avec le codage SPIHT pour deux ondelettes biorthogonales différentes : la CDF 9/7 et Gall 5/3 est comparée aux deux méthodes suivantes : CDF 9/7 (Filter banc) couplée avec le SPIHT et la CDF9/7(Lifting scheme) couplée avec le codage EZW. Afin d'étudier l'influence du choix de la méthode, nous faisons varier le débit binaire de 0.125 à 2 et nous calculons les paramètres d'évaluation. Les résultats obtenus sont donnés dans les tableaux suivants. En comparant les différents paramètres (PSNR, EDGE, WPSNR, MSSIM, VIF, VSNR, WSNR), nous pouvons montrer que l'algorithme proposé donne des résultats satisfaisants par rapport aux ondelettes classiques (ondelettes à banc de filtre).

Rc (bpp)	0.125	0.25	0.5	0.75	1	1.5	2
MSE	337.87	107.57	38.48	19.58	11.98	5.29	2.95
PSNR (dB)	22.84	27.81	32.28	35.21	37.35	40.89	43.43
EDGE	0.12	0.10	0.05	0.04	0.03	0.02	0.02
WPSNR (dB)	29.41	36.73	43.81	47.25	48.86	50.73	51.53
MSSIM	0.60	0.78	0.89	0.93	0.95	0.97	0.98
VIF	0.13	0.30	0.48	0.57	0.64	0.75	0.82
VSNR(dB)	10.56	18.56	27.32	31.94	35.01	37.95	38.17
WSNR(dB)	20.70	29.11	35.94	38.82	39.79	41.57	42.15

Table IV.1– Variation des paramètres d'évaluations après compression (CDF9/7 (lifting) + SPIHT)

Rc (bpp)	0.125	0.25	0.5	0.75	1	1.5	2
MSE	282.85	103.46	41.40	21.09	13.39	5.89	3.24
PSNR (dB)	23.62	27.98	31.96	34.89	36.86	40.43	43.03
EDGE	0.12	0.09	0.05	0.04	0.03	0.02	0.01
WPSNR (dB)	30.49	37.18	43.81	47.25	49.48	52.06	52.98
MSSIM	0.64	0.80	0.89	0.93	0.95	0.97	0.98
VIF	0.15	0.31	0.47	0.56	0.63	0.74	0.81
VSNR(dB)	11.74	19.73	28.94	34.26	40.01	41.18	40.73
WSNR(dB)	21.89	29.17	36.33	39.11	40.78	42.42	42.92

Table IV.2– Variation des paramètres d'évaluations après compression (Gall5/3(lifting) + SPIHT)

Rc (bpp)	0.125	0.25	0.5	0.75	1	1.5	2
MSE	387.08	151.31	60.58	40.93	18.49	12.17	4.83
PSNR (dB)	22.25	26.33	30.31	32.01	35.46	37.28	41.29
EDGE	0.12	0.10	0.07	0.05	0.04	0.03	0.02
WPSNR (dB)	28.65	33.31	37.76	39.15	43.32	44.22	51.53
MSSIM	0.62	0.75	0.86	0.90	0.94	0.96	0.97
VIF	0.13	0.25	0.38	0.45	0.57	0.65	0.77
VSNR(dB)	9.88	14.89	19.94	21.60	27.04	28.31	35.75
WSNR(dB)	19.30	24.28	29.05	29.93	34.45	34.92	38.79

*Table IV.3–*Variation des paramètres d'évaluations après compression (CDF9/7(Filter-Banc) + SPIHT)

Rc (bpp)	0.125	0.25	0.5	0.75	1	1.5	2
MSE	444.69	195.40	84.15	48.57	32.93	17.81	8.47
PSNR (dB)	21.65	25.22	28.88	31.27	32.96	35.62	38.85
EDGE	0.12	0.12	0.09	0.06	0.04	0.03	0.02
WPSNR (dB)	27.92	32.72	39.03	41.78	45.90	48.62	50.44
MSSIM	0.57	0.68	0.81	0.86	0.90	0.93	0.96
VIF	0.10	0.20	0.36	0.43	0.51	0.59	0.69
VSNR(dB)	8.87	14.03	21.07	24.73	32.39	34.71	40.10
WSNR(dB)	18.84	24.72	31.83	34.25	37.98	40.48	41.40

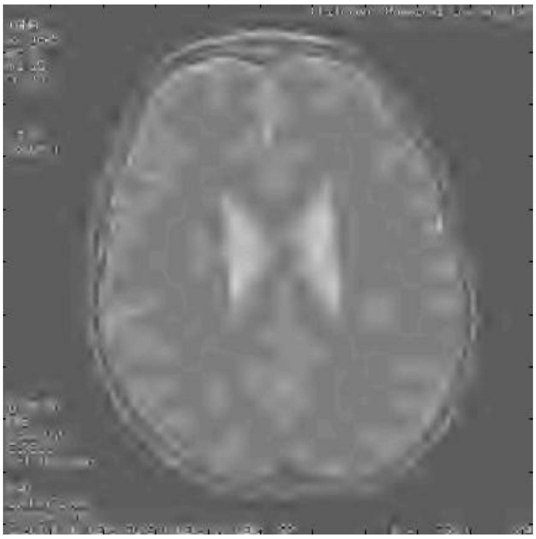
Table IV.4 – Variation des paramètres d'évaluations après compression (CDF9/7(lifting) + EZW)

IV.2.1.1 *Application aux images médicales*

Nous nous somme intéressés dans cette thèse à la compression des images médicales dont nous avons appliqué notre algorithme. Pour cela, nous avons choisi une coupe de cerveau (axiale) de taille 512×512 (niveau de gris) codée sur 8bpp enregistrée par le biais d'un scanner IRM (Fig. IV.2). Cette image est prise de la base de données GE Medical System **[111]**.

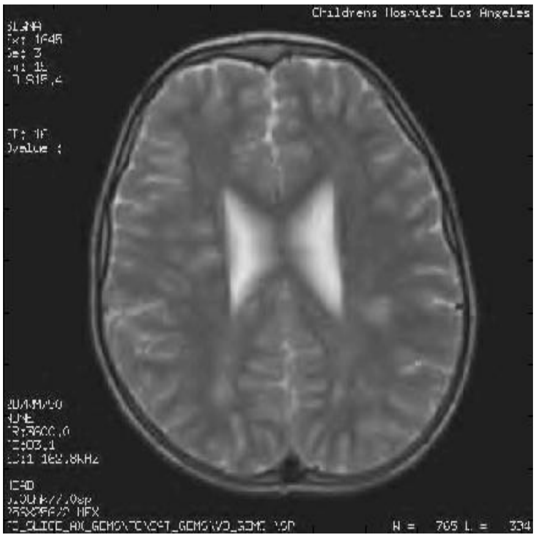
Fig. IV.2–Image originale (coupe axiale)

La figure (IV.3) indiquée ci-dessous illustre la qualité d'image compressée pour différentes valeurs de débit binaire. Selon les valeurs des paramètres, nous remarquons qu'à partir de 0.5bpp, la reconstruction de l'image devient presque parfaite.

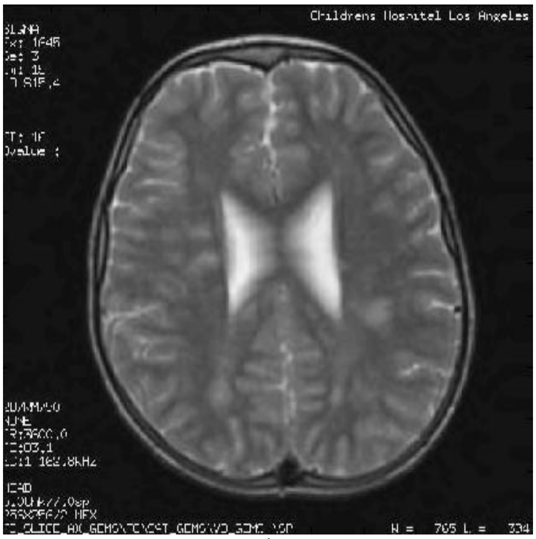


- a -
Rc=0.125bpp; PSNR=19.79 dB
MSSIM= 0.59; VIF= 0.14; WSNR=14.60 dB

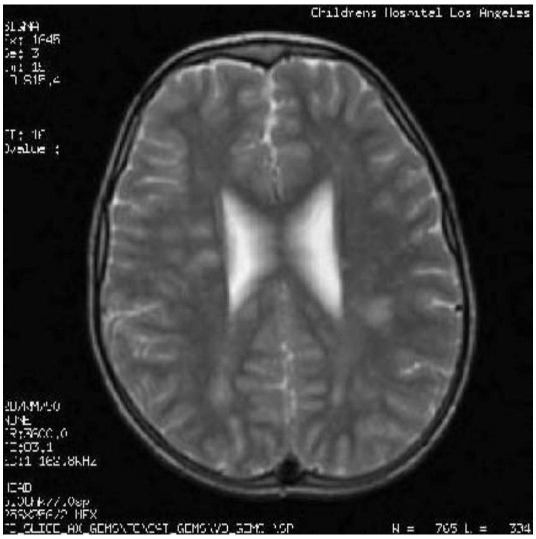
- b -
Rc=0.25bpp; PSNR=25.74 dB
MSSIM = 0.76; VIF= 0.33; WSNR=21.97 dB



- c -
Rc=0.5bpp ; PSNR=34. 95 dB
MSSIM = 0.91; VIF= 0.57; WSNR=30.35 dB



d -
Rc=0.75bpp; PSNR=40. 74 dB
MSSIM = 0.97 ; VIF= 0.75; WSNR=35.47 dB



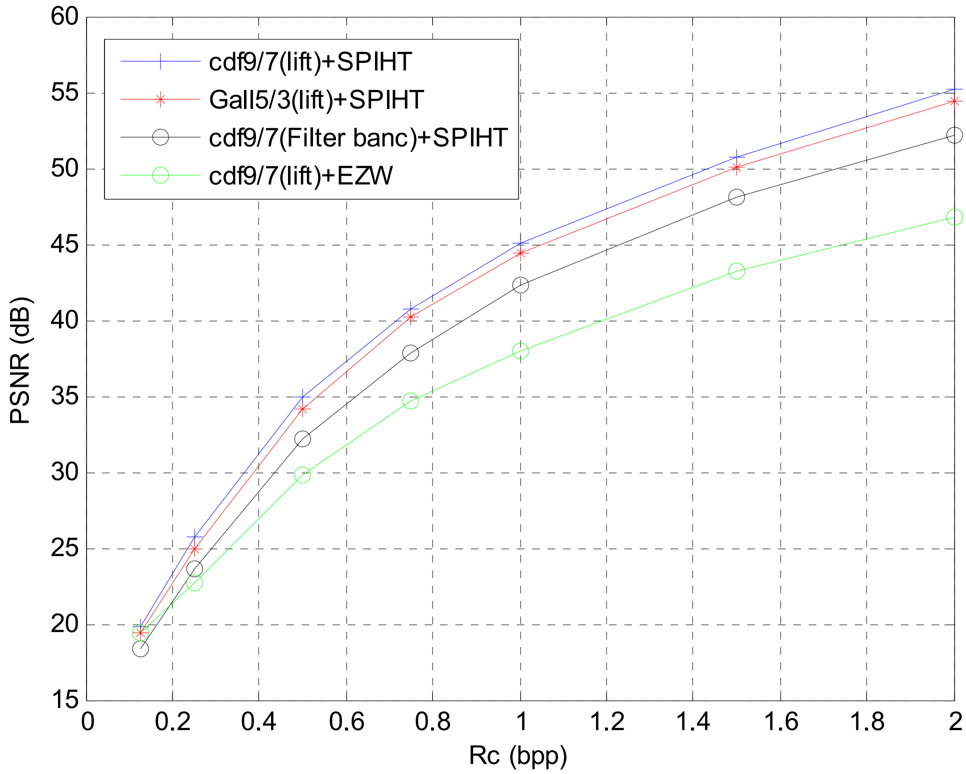
- e -
Rc=1bpp ; PSNR=45. 03 dB
MSSIM = 0.99; VIF= 0.85; WSNR=37.23 dB

- f -
Rc=2bpp ; PSNR=55. 17 dB
MSSIM = 1.00; VIF= 0.98; WSNR=38.05 dB

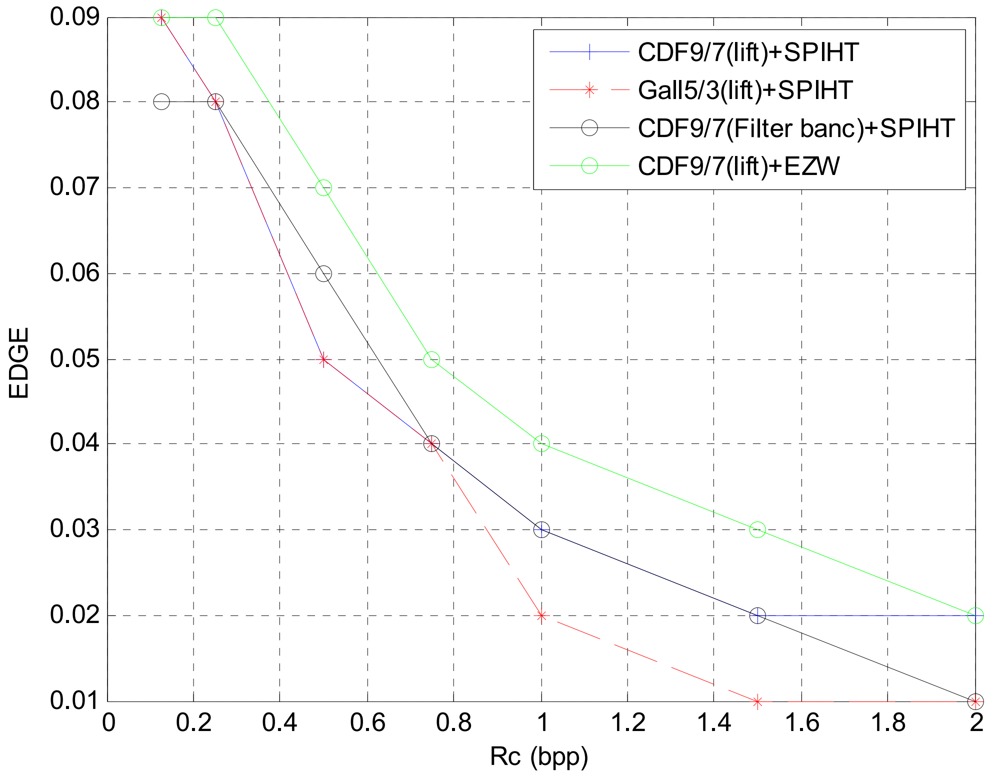
Fig. IV.3– Compression d'image (coupe axiale) par CDF9/7 (Lifting scheme) couplée avec le codeur SPIHT

Nous allons maintenant faire une comparaison entre les différents types de transformées cités précédemment pour montrer les performances de la méthode proposée dans le domaine médicale, nous faisons varier le débit binaire de 0.125 à 2 et nous calculons les paramètres d'évaluation. Les résultats obtenus sont donnés par la Fig. IV.4.

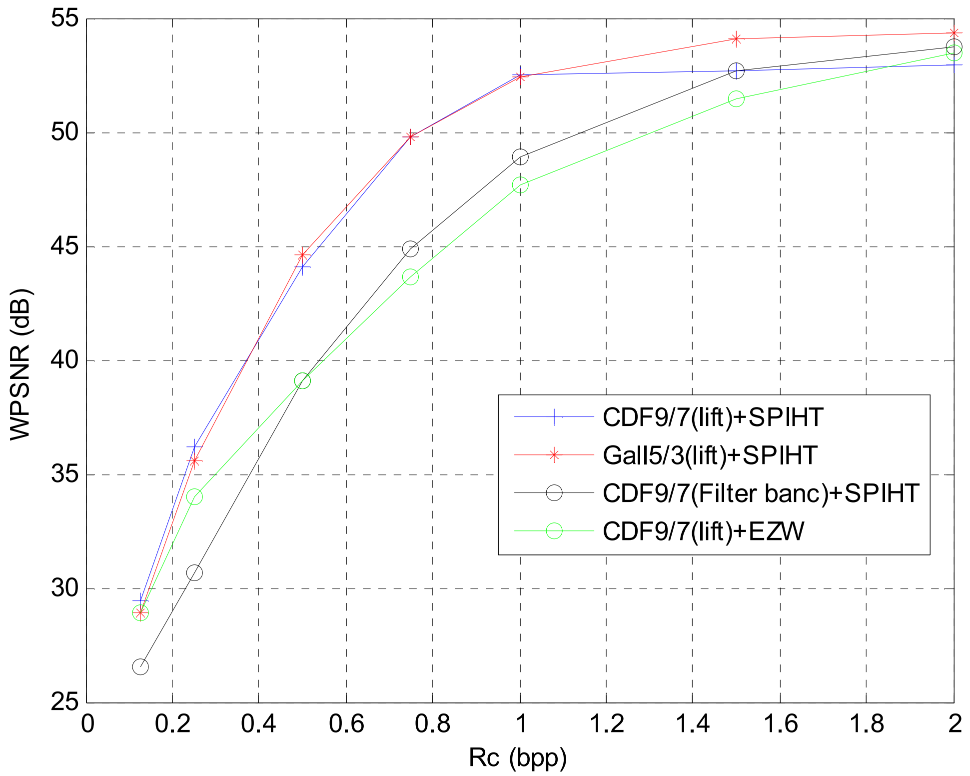
Nous observons d'après la variation des paramètres (PSNR, EDGE, WPSNR, MSSIM, VSNR, WSNR), que notre algorithme donne des valeurs importantes par rapport aux autres algorithmes. Sur cela nous pouvons dire que l'algorithme proposé est mieux adapté à la compression d'images médicales.



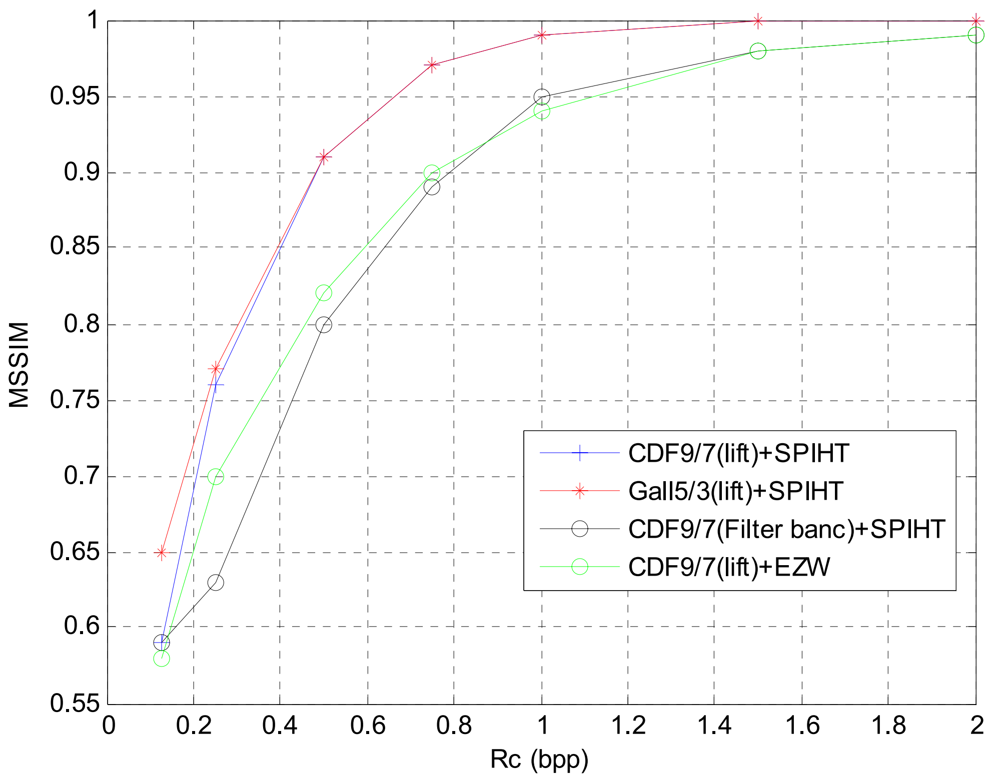
-a-
Variation de PSNR



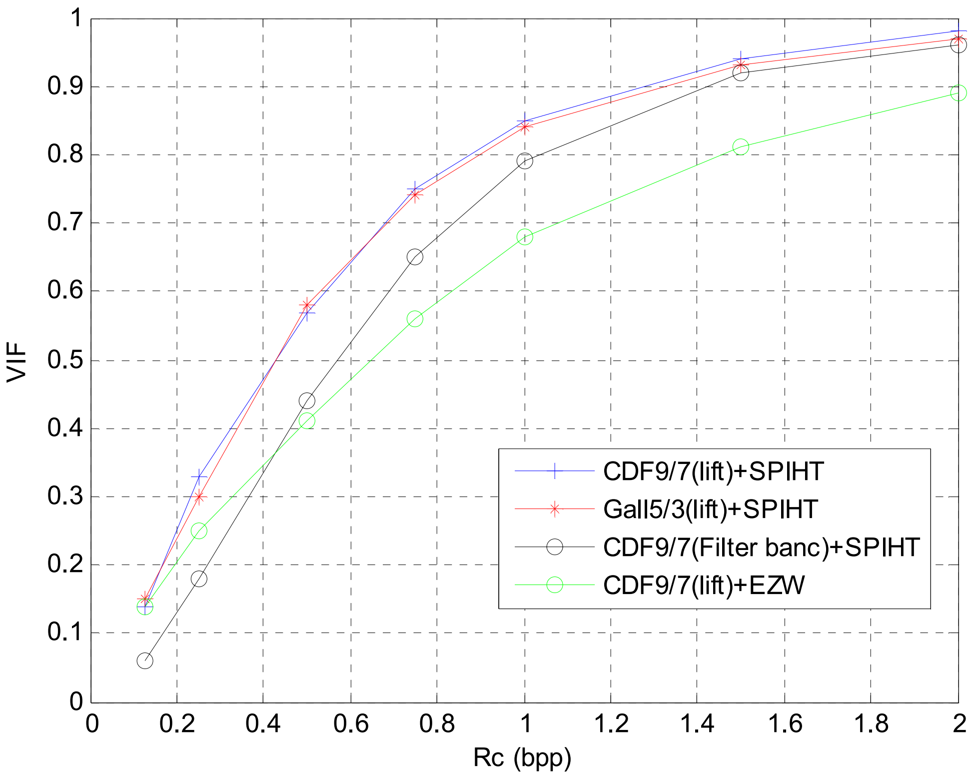
-b-
Variation d'EDGE



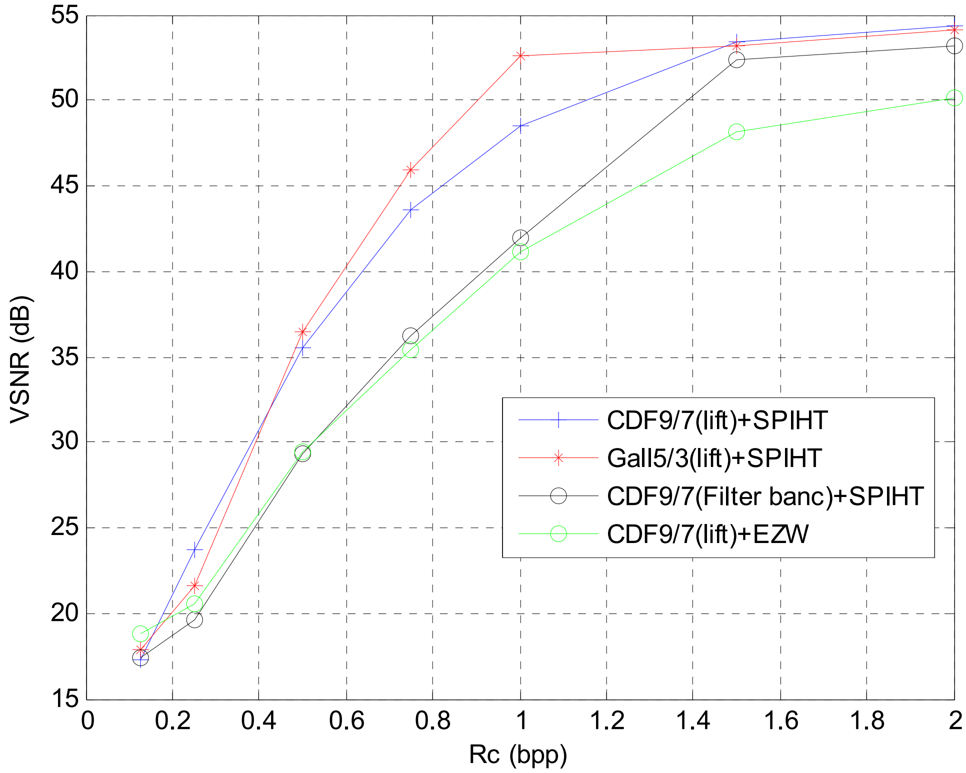
-c-
Variation de WPSNR



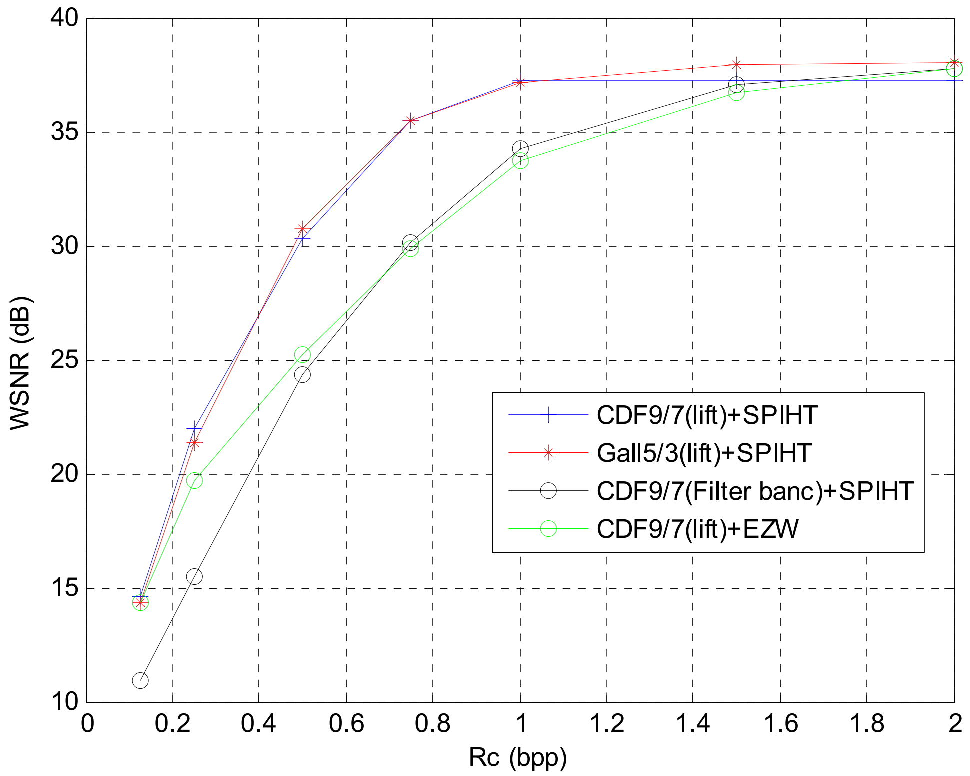
-d-
Variation de MSSIM



-e-
Variation de VIF



-f-
Variation de VSNR

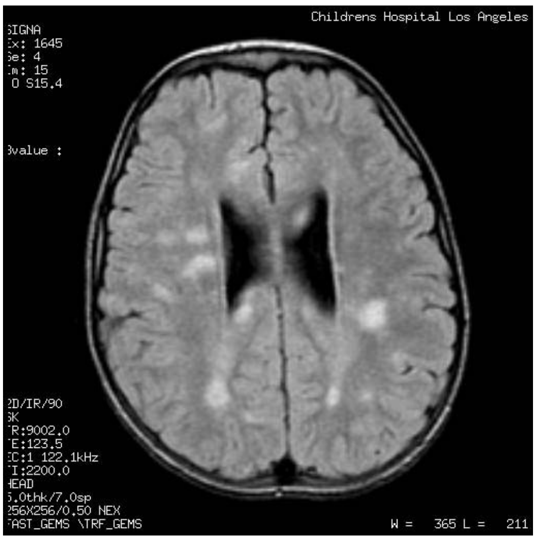


-g-

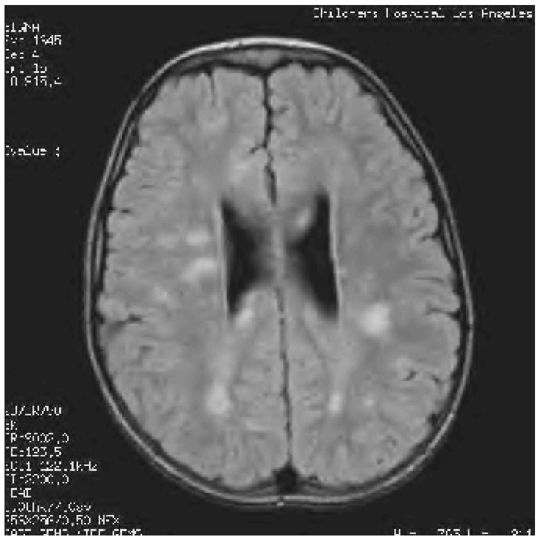
Variation de WSNR

Fig. IV.4– Variation des paramètres d'évaluation pour différents méthodes

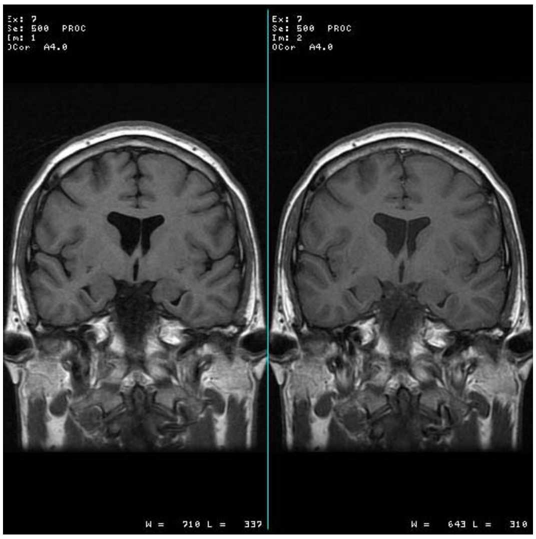
Afin d'illustrer l'efficacité de l'algorithme proposé nous avons étendu notre étude à un ensemble d'images médicales de la base de données GE medical System **[111]**. La Fig. IV.5 présente les résultats obtenus après l'application de l'algorithme proposé sur différentes coupes. Ces résultats sont obtenus avec un débit de 0.5 bpp. Nous constatons d'après cette figure que notre algorithme est mieux adapté à la compression des images IRM.



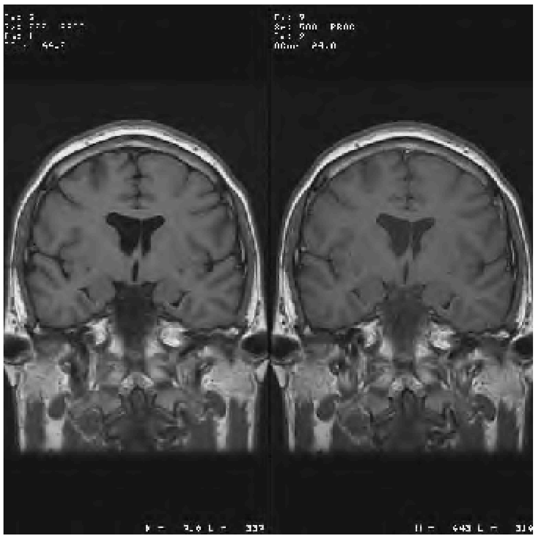
Coupe axiale du cerveau (IRM)



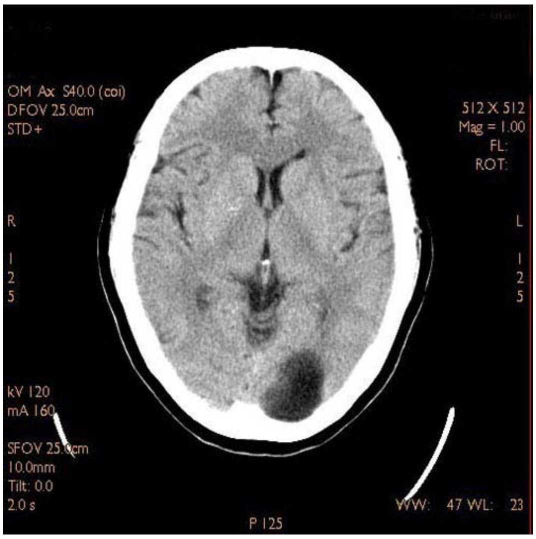
Rc=0.5bpp; PSNR=34.26 dB; WPSNR= 42.99 dB
MSSIM= 0.90; VIF=0.54; WSNR=31.51 dB



Coupe coronale du cerveau (IRM)



Rc=0.5bpp; PSNR=32.88 dB; WPSNR= 43.50 dB
MSSIM = 0.89 ;VIF=0.51; WSNR=29.68 dB



Coupe axiale du cerveau (CT)

Rc=0.5bpp ; PSNR=32.09 dB; WPSNR=42.92 dB
MSSIM = 0.84;VIF=0.47; WSNR=30.84 dB

Image Echographie

Rc=0.5bpp; PSNR=32.97 dB; WPSNR=44.75 dB
MSSIM = 0.88; VIF=0.46; WSNR=30.46 dB

Fig. IV.5– Compression de différents types d’images médicales
(CDF9/7(Lifting scheme)+ SPIHT)

IV.2.2 Compression d'image par QWT couplée avec SPIHT

Dans notre deuxième contribution, nous avons proposé une nouvelle méthode de compression basée sur la transformée en ondelettes quinconce (QWT). Nous avons couplé la QWT au codeur SPIHT **[112]**. Notre objectif est de trouver une représentation optimale par ondelettes quinconce (améliorer les limites des ondelettes dans la phase de compression) en utilisant des filtres non séparable, symétrique et plus étendus (section III.3.2). Nous avons opté pour un paramètre d'ordre du filtre $\alpha=3$ est un nombre d'itération $\lambda=6$ pour la décomposition en ondelettes quinconce et nous avons appliqué le codeur SPIHT sur les sous bandes de la décomposition en quinconce (Fig. IV.6).

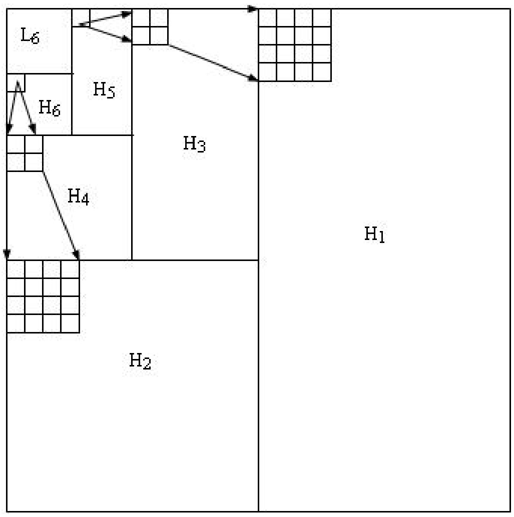
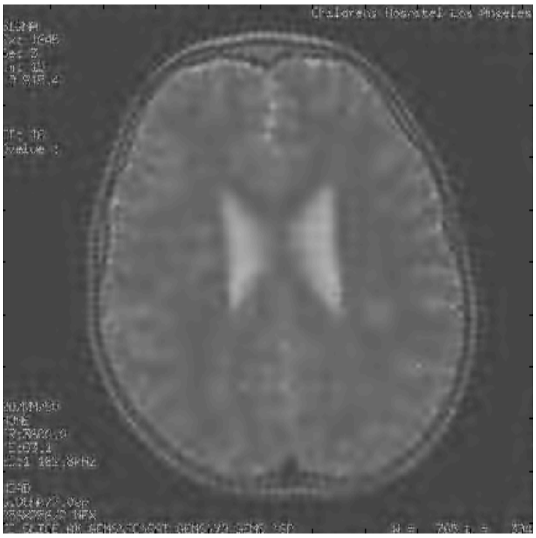


Fig. IV.6– Relation parent enfants de l'algorithme SPIHT pour la décomposition par ondelettes quinconce (nombre d'itération 6)

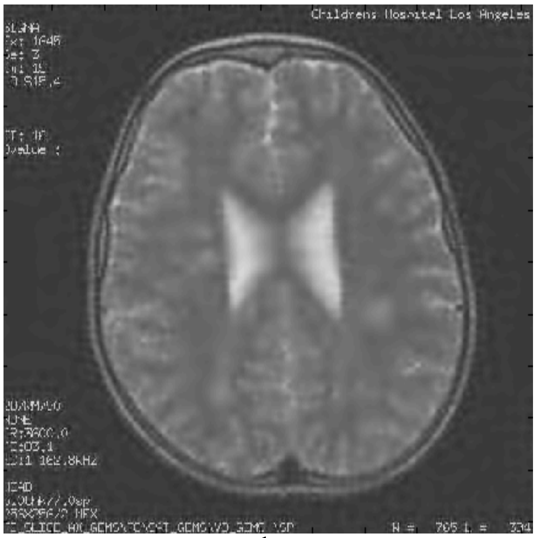
Afin de montrer l'efficacité de cet algorithme, nous avons utilisé la coupe axiale présentée en figure (IV.2). La Fig. IV.7 nous illustre les résultats obtenus pour différentes valeurs de débit binaire. En calculant les paramètres d'évaluation cités précédemment, nous constatons qu'à partir de 0.5bpp, notre algorithme donne une qualité d'image acceptable.



\- a -

Rc=0.125 bpp; PSNR=23.17dB

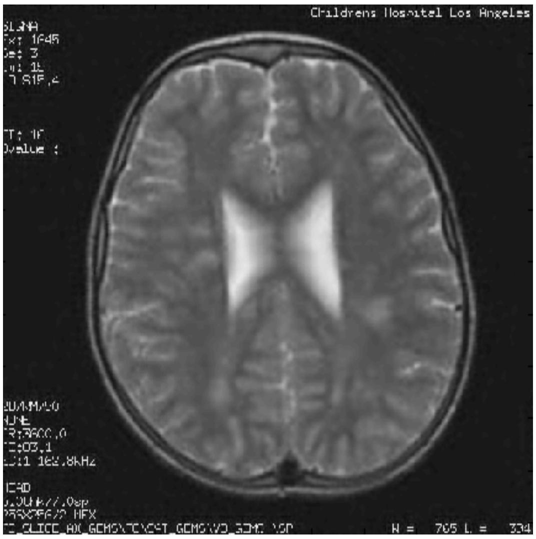
MSSIM = 0.72 ; VIF= 0.22 ; WSNR=18.79 dB



\- b -

Rc=0.25 bpp; PSNR=28.72dB

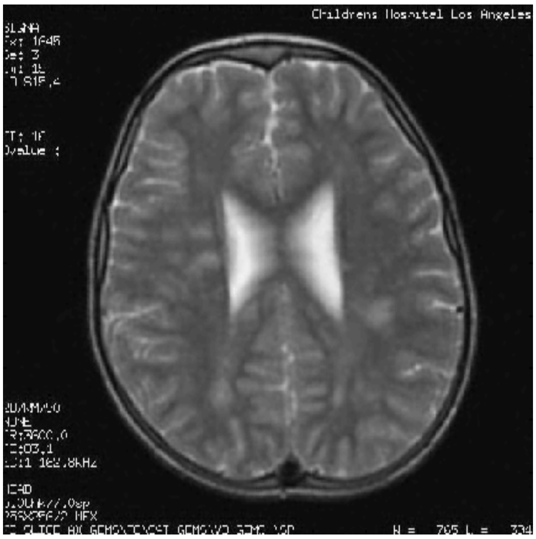
MSSIM = 0.82; VIF= 0.42 ; WSNR=25.30 dB



\- c -

Rc=0.5 bpp; PSNR=36.71 dB

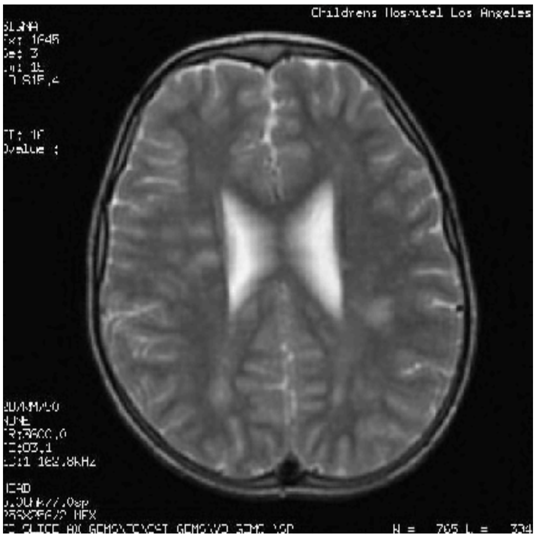
MSSIM = 0.91; VIF= 0.65 ; WSNR=32.82 dB



\- d -

Rc=0.75 bpp; PSNR=41.54dB

MSSIM = 0.97; VIF= 0.79 ; WSNR=36.79 dB



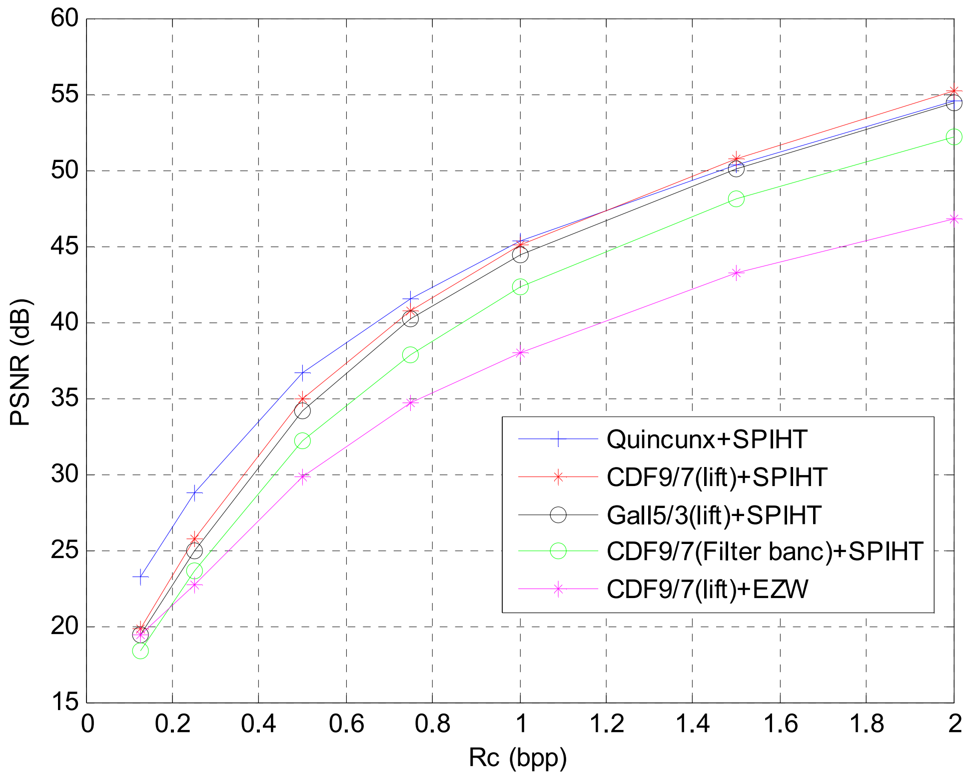
\- e -

Rc=1 bpp; PSNR=45.32dB

MSSIM = 0.99; VIF= 0.86 ; WSNR=37.79 dB

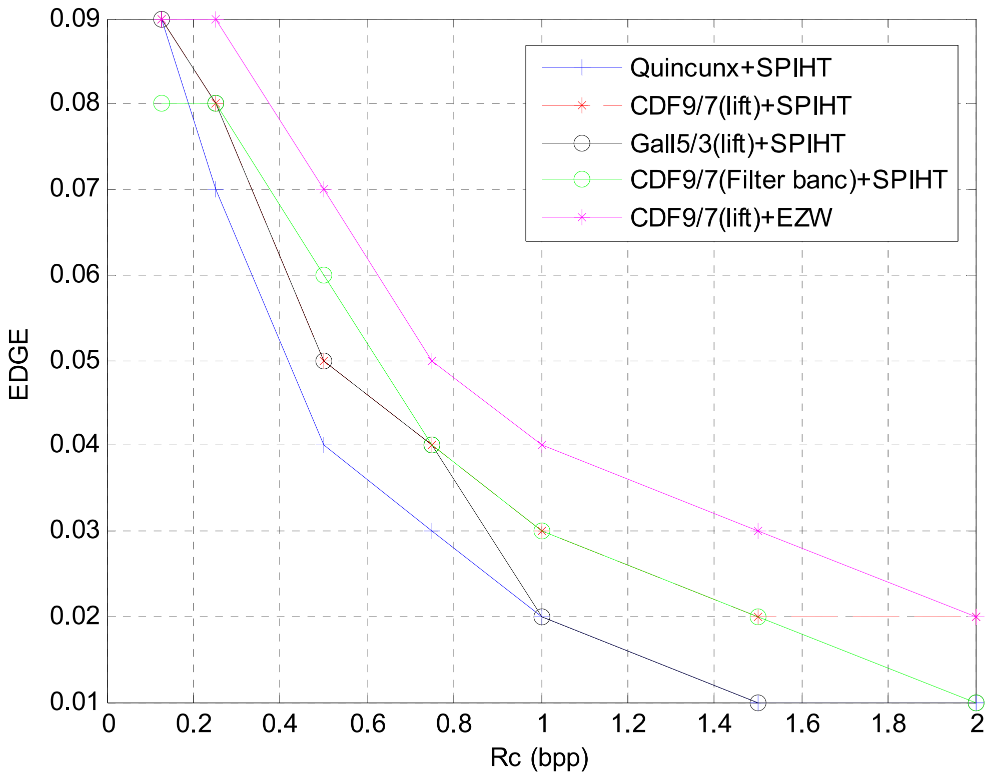
Fig. IV.7– Compression d’image (coupe axiale) par QWT couplée avec le codeur SPIHT

Afin de mieux confronter nos résultats, nous avons comparé l’algorithme proposé aux différents algorithmes utilisés précédemment (CDF 9/7 (Filter bank) ; Gall5/3 (Lifting scheme) et CDF9/7 (Lifting scheme)) couplés avec le codage SPIHT et la CDF9/7(Lifting scheme) couplée avec le codage EZW. Afin d’étudier l’influence du choix de la méthode, nous faisons varier le débit binaire de 0.125 à 2 et nous calculons les paramètres d’évaluation. Les résultats obtenus sont donnés par la figure (IV.8). Nous remarquons d’après cette figure que l’algorithme proposé donne des valeurs importantes de PSNR, de MSSIM et de VSNR pour un débit binaire inférieur à 0.7bpp. L’erreur de gradient (EDGE) présente une légère différence pour un débit binaire inférieur à 1bpp par rapport aux algorithmes cités précédemment. Les autres paramètres (WPSNR, VIF, WSNR) confirment ces résultats. Sur cela, nous pouvons dire que l’algorithme (QWT+SPIHT) est mieux adapté à la compression d’images médicales.



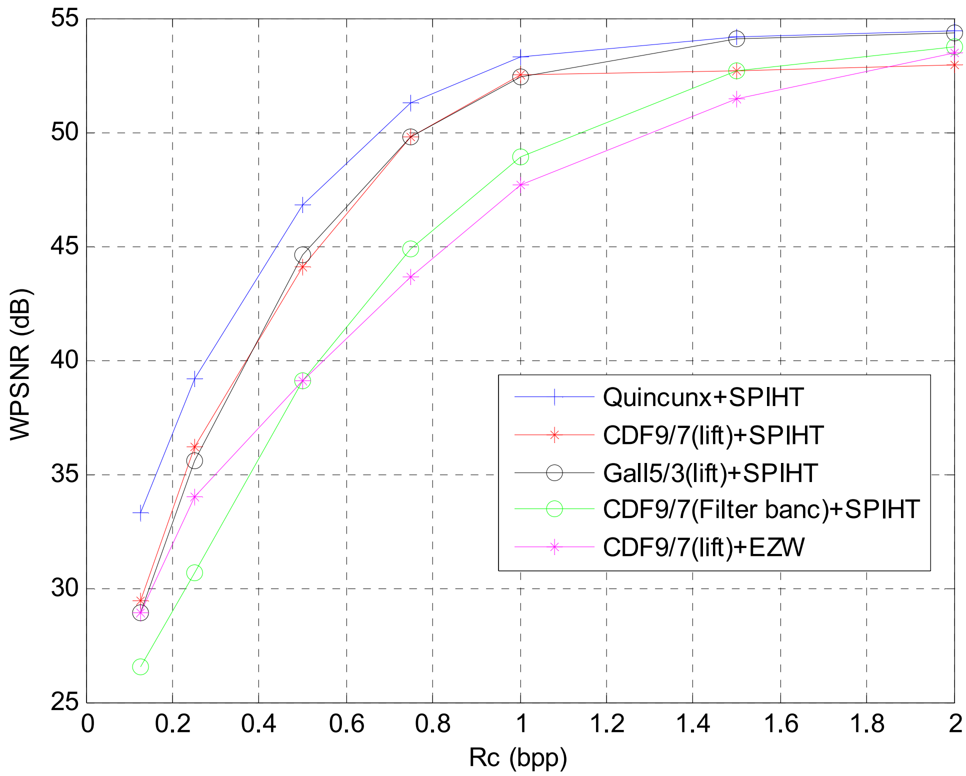
-a-

Variation de PSNR

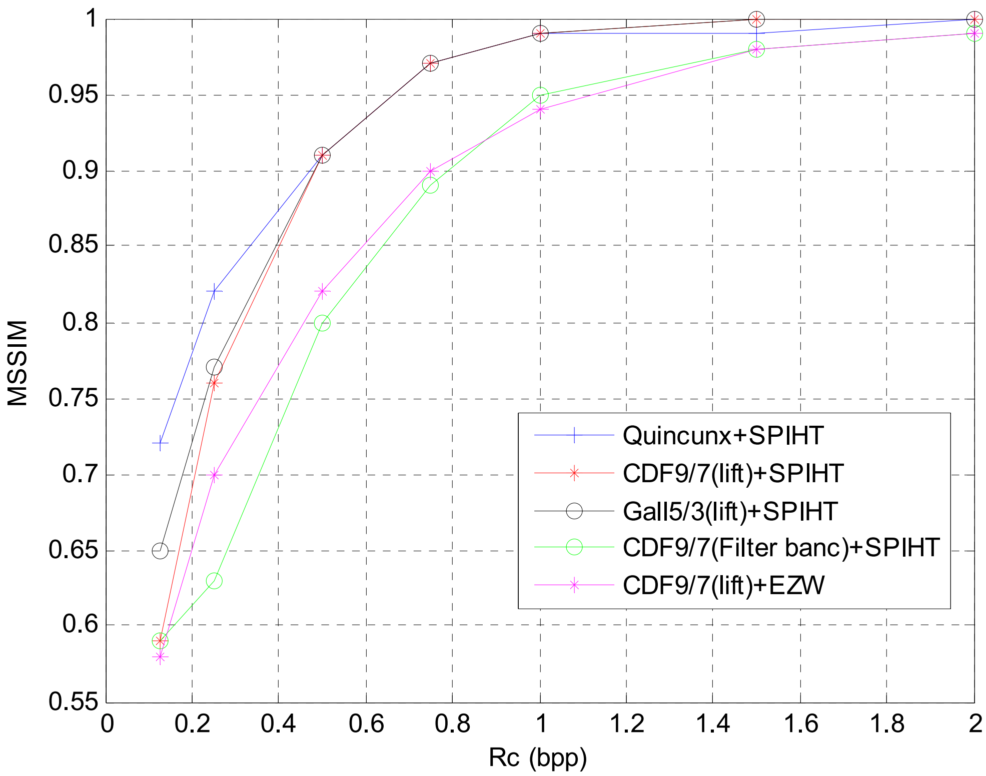


-b-

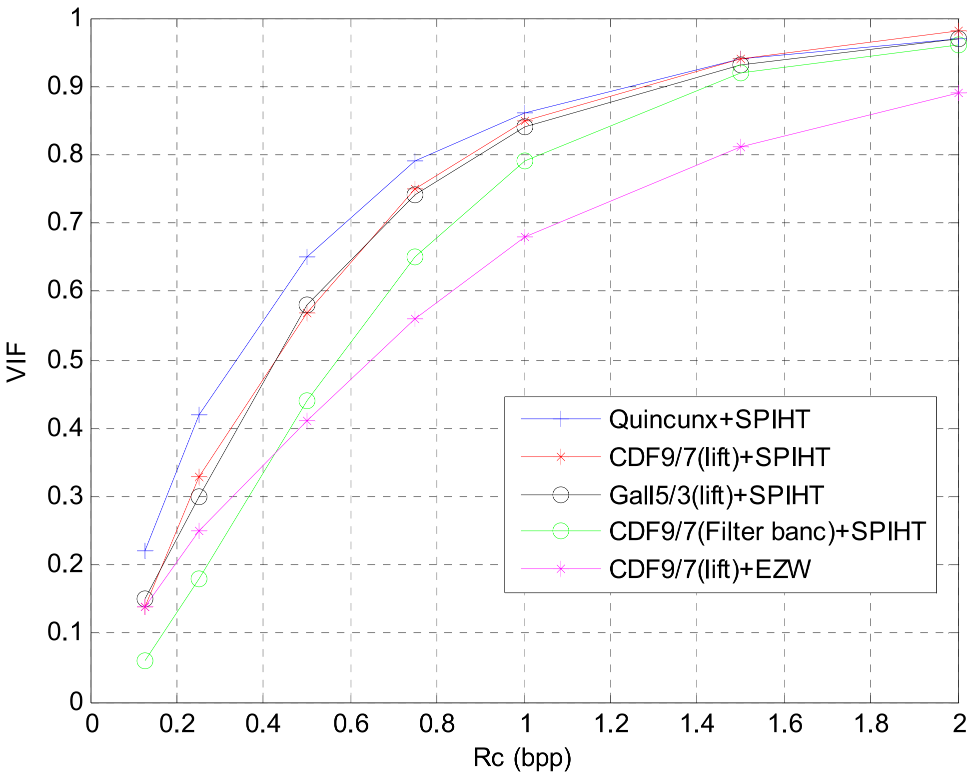
Variation d'EDGE



-c-
Variation de WPSNR

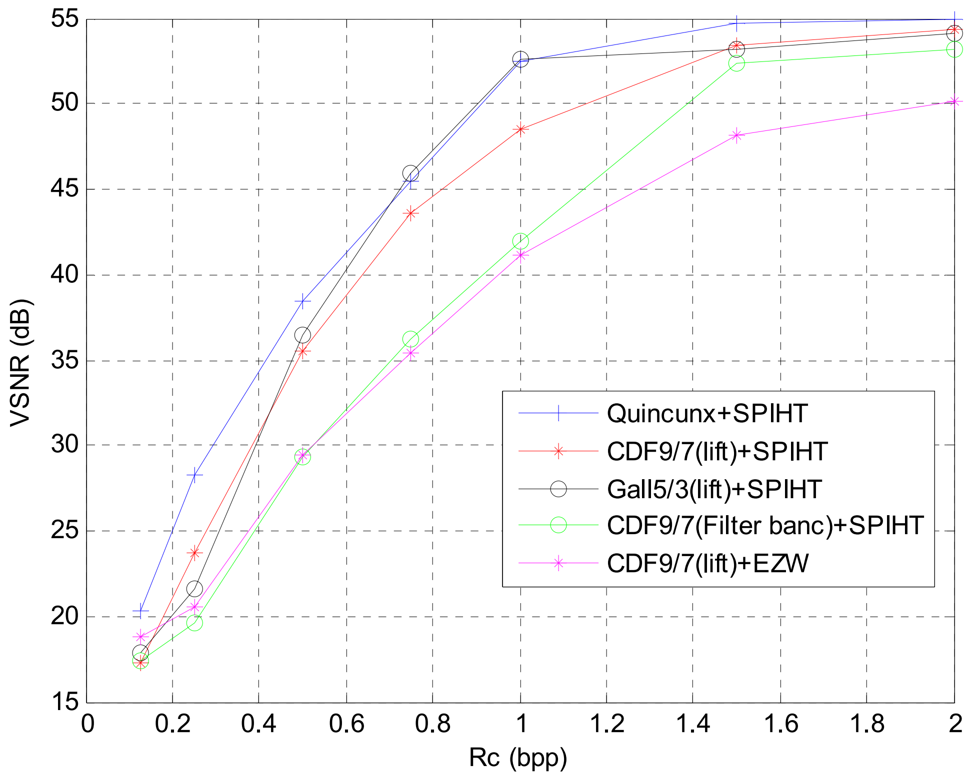


-d-
Variation de MSSIM



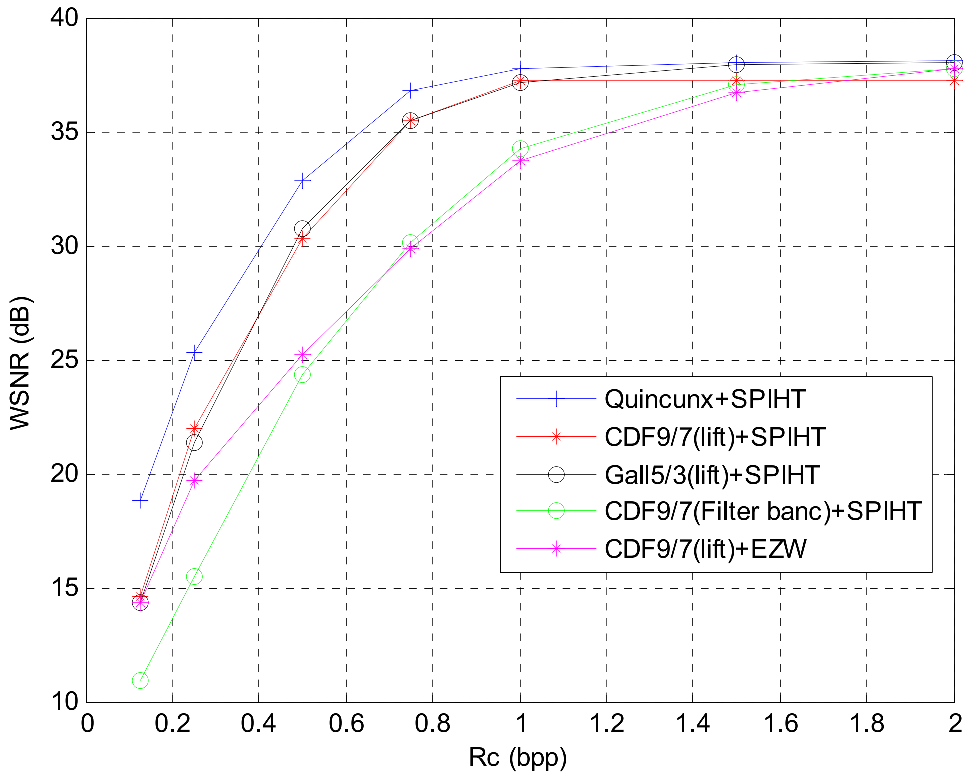
-e-

Variation de VIF



-f-

Variation de VSNR



-g-
Variation de WSNR

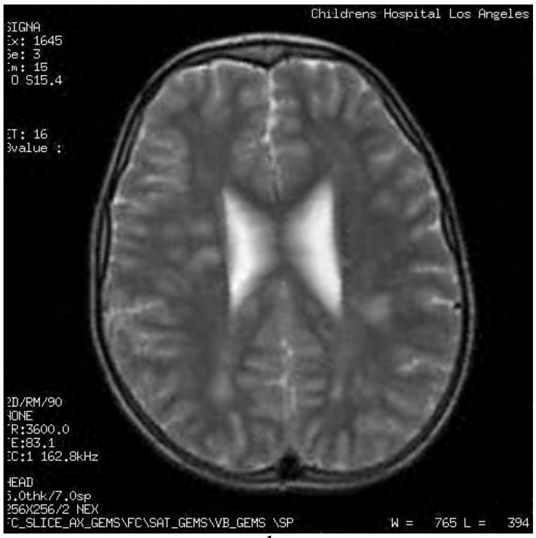
Fig. IV.8– Variation des paramètres d'évaluation pour différents méthodes

IV.2.3 Compression d'image par QWT couplée avec QV

Dans cet algorithme, nous avons couplé la transformée QWT avec la quantification vectorielle (QV) **[113]**. L'image originale est décomposée par la transformée en quinconce (QWT) dont nous avons choisi un paramètre d'ordre du filtre $\alpha=3$ est un nombre d'itération $\lambda=6$. Ensuite, nous effectuons une QV sur les coefficients représentant l'approximation avec des imagettes de taille 1×1 (Quantification scalaire). En ce qui concerne les coefficients de détails des différentes itérations, il est certain que le détail de la troisième itération est plus important que ceux de la deuxième itération. La taille des imagettes évolue donc dans ce sens, plus le nombre d'itération est élevé plus la taille des imagettes est petite. Ces imagettes constituent les vecteurs du dictionnaire, correspondant à la résolution et à la direction codée.

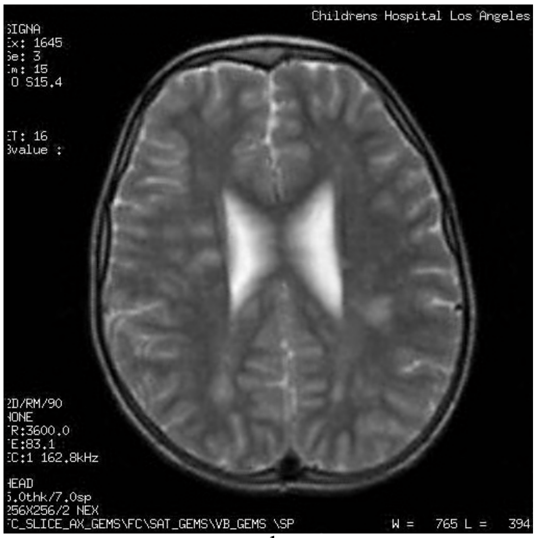
Nous avons appliqué cet algorithme sur la même image du cerveau. La figure (IV.9) nous montre les résultats obtenus. En calculant les paramètres d'évaluation (Table IV.5) pour quelques valeurs de débit binaire nous avons pu remarquer que cet algorithme donne des résultats satisfaisants pour les bas débits.

-a-
Image originale



- b -
Rc=0.25 bpp; PSNR=36.70 dB
MSSIM = 0.93; VIF= 0.65 ; WSNR=30.79 dB

- c -
Rc=0.5 bpp; PSNR=38. 45 dB
MSSIM = 0.97; VIF= 0.75 ; WSNR=36.11 dB



- d -
Rc=1 bpp; PSNR=42. 35 dB
MSSIM = 0.99; VIF= 0.78 ; WSNR=37.94 dB

Fig. IV.9– Compression d'image (coupe axiale) par QWT + QV

Rc (bpp)	0.25	0.5	1	1.5
PSNR (dB)	36.70	38.45	42.35	43.87
EDGE	0.05	0.04	0.03	0.03
WPSNR (dB)	44.37	47.03	49.13	49.47
MSSIM	0.93	0.97	0.99	0.99
VIF	0.65	0.75	0.78	0.81
VSNR (dB)	33.13	34.41	39.29	38.84
WSNR (dB)	30.79	36.11	37.94	38.10

Table IV.5– Variation des paramètres d'évaluations après compression (QWT+QV)

Cette étude a été généralisée sur un ensemble d'images IRM de la base de données médicale **[114]**. La figure suivante présente les résultats obtenus après l'application des deux algorithmes sur différentes coupes. Ces résultats sont obtenus pour un débit de 0.5 bpp.

Image originale (512x512)

Quincunx wavelet +QV
PSNR=36.49 dB; MSSIM= 0.94; VIF= 0.65
WSNR=35.03 dB

Quincunx wavelet +SPIHT
PSNR=37.24 dB ; MSSIM = 0.93; VIF= 0.68
WSNR=34.94 dB

Image originale (512x512)

Quincunx wavelet +QV
PSNR=39.93 dB; MSSIM= 0.97; VIF= 0.72
WSNR=36.13 dB

Quincunx wavelet +SPIHT
PSNR=41.96 dB ; MSSIM = 0. 97; VIF= 0.78
WSNR=34.87 dB

Fig. IV.10– Compression d'images IRM

Nous avons récapitulé les résultats des trois algorithmes proposés dans les tableaux (IV.6, IV.7, IV.8), en calculant tous les paramètres d'évaluation. Nous avons choisi pour ce récapitulatif trois images IRM, une image TDM et une échographie. Ces images sont illustrées par les figures (IV.11).

	Rc (bpp)	Tc (%)	t (s)	Bc (bits)	PSNR (dB)	MD	LMSE	NAE	EDGE	WPSNR (dB)	MSSIM	VIF	VSNR (dB)	WSNR (dB)
IRM1	0.25	96.88	7	65536	25.82	186.22	0.32	0.11	0.08	35.35	0.71	0.30	23.17	23.29
	0.5	**93.75**	**13**	**131072**	**34.26**	**47.31**	**0.03**	**0.05**	**0.06**	**42.99**	**0.90**	**0.54**	**33.13**	**31.51**
	0.75	90.63	29	196608	39.49	24.81	0.01	0.03	0.04	48.35	0.96	0.72	40.58	36.44
	1	87.50	48	262144	43.49	11.45	0.00	0.02	0.03	51.18	0.98	0.82	45.93	38.38
IRM2	0.25	96.88	7	65536	32.88	41.74	0.74	0.08	0.11	39.16	0.83	0.44	26.56	24.80
	0.5	**93.75**	**13**	**131072**	**40.84**	**21.48**	**0.46**	**0.03**	**0.06**	**47.69**	**0.96**	**0.73**	**39.09**	**32.86**
	0.75	90.63	26	196608	44.88	8.60	0.35	0.02	0.03	51.06	0.98	0.85	43.66	35.22
	1	87.50	45	262144	47.24	6.04	0.27	0.02	0.03	52.04	0.99	0.89	43.51	35.86
IRM3	0.25	96.88	7	65536	30.66	53.46	0.78	0.09	0.10	37.24	0.80	0.41	25.98	25.27
	0.5	**93.75**	**17**	**131072**	**36.91**	**33.81**	**0.57**	**0.04**	**0.05**	**44.77**	**0.92**	**0.64**	**35.71**	**32.82**
	0.75	90.63	36	196608	40.44	14.10	0.45	0.03	0.04	48.89	0.96	0.76	40.97	36.15
	1	87.50	1:13	262144	42.81	11.99	0.37	0.02	0.03	50.95	0.98	0.83	42.94	37.45
TDM	0.25	96.88	6	65536	25.46	165.43	0.73	0.12	0.08	35.79	0.67	0.27	29.61	25.40
	0.5	**93.75**	**14**	**131072**	**32.09**	**57.72**	**0.19**	**0.06**	**0.06**	**42.92**	**0.84**	**0.47**	**37.77**	**30.84**
	0.75	90.63	33	196608	36.10	32.93	0.09	0.04	0.04	48.04	0.92	0.61	45.13	37.67
	1	87.50	47	262144	39.17	25.77	0.05	0.03	0.03	50.65	0.96	0.71	49.98	39.63
Echo	0.25	96.88	7	65536	28.45	108.76	0.60	0.12	0.09	37.72	0.76	0.28	25.30	23.58
	0.5	**93.75**	**14**	**131072**	**32.97**	**45.53**	**0.34**	**0.08**	**0.05**	**44.75**	**0.88**	**0.46**	**33.59**	**30.46**
	0.75	90.63	37	196608	35.68	34.84	0.23	0.06	0.04	48.32	0.92	0.56	38.62	35.46
	1	87.50	1:21	262144	37.76	23.00	0.15	0.05	0.03	49.44	0.95	0.62	40.66	36.52

Table IV.6– Compression d'images par CDF9/7(Lifting scheme) + SPIHT

	Rc (bpp)	Tc (%)	t (s)	Bc (bits)	PSNR (dB)	MD	LMSE	NAE	EDGE	WPSNR (dB)	MSSIM	VIF	VSNR (dB)	WSNR (dB)
IRM1	0.25	96.88	8	65536	28.24	113.73	0.16	0.09	0.07	38.20	0.78	0.38	26.49	26.55
	0.5	**93.75**	**14**	**131072**	**35.69**	**34.72**	**0.02**	**0.04**	**0.05**	**45.70**	**0.89**	**0.61**	**35.41**	**34.15**
	0.75	90.63	35	196608	40.21	16.65	0.01	0.03	0.03	50.53	0.96	0.75	42.57	38.22
	1	87.50	48	262144	43.74	10.22	0.00	0.02	0.02	53.08	0.98	0.83	48.32	39.75
IRM2	0.25	96.88	9	65536	36.28	34.25	0.78	0.06	0.08	43.67	0.88	0.58	31.37	29.46
	0.5	**93.75**	**19**	**131072**	**41.96**	**11.82**	**0.50**	**0.03**	**0.04**	**50.24**	**0.97**	**0.78**	**40.61**	**34.87**
	0.75	90.63	34	196608	45.39	8.52	0.35	0.02	0.03	52.43	0.98	0.86	44.66	36.06
	1	87.50	53	262144	47.54	5.60	0.29	0.02	0.02	53.52	0.99	0.90	43.74	36.60
IRM3	0.25	96.88	9	65536	32.25	54.75	1.03	0.07	0.08	39.76	0.81	0.48	28.33	27.50
	0.5	**93.75**	**19**	**131072**	**37.24**	**22.92**	**0.72**	**0.04**	**0.05**	**46.97**	**0.93**	**0.68**	**36.17**	**34.94**
	0.75	90.63	43	196608	40.46	14.36	0.52	0.03	0.03	50.05	0.96	0.77	40.88	36.98
	1	87.50	1:18	262144	42.97	12.24	0.41	0.02	0.02	52.43	0.98	0.84	43.52	38.24
TDM	0.25	96.88	9	65536	27.86	105.32	0.56	0.09	0.07	39.17	0.76	0.34	32.86	29.09
	0.5	**93.75**	**22**	**131072**	**32.51**	**46.76**	**0.22**	**0.06**	**0.05**	**44.81**	**0.87**	**0.50**	**39.04**	**34.63**
	0.75	90.63	46	196608	36.12	25.37	0.11	0.04	0.03	48.69	0.92	0.62	44.85	38.04
	1	87.50	1:24	262144	39.28	18.71	0.06	0.03	0.02	51.01	0.96	0.71	49.62	39.82
Echo	0.25	96.88	10	65536	29.74	85.44	0.59	0.11	0.07	40.74	0.81	0.35	27.83	26.56
	0.5	**93.75**	**26**	**131072**	**33.20**	**46.48**	**0.37**	**0.08**	**0.05**	**45.97**	**0.88**	**0.47**	**34.41**	**32.26**
	0.75	90.63	49	196608	35.78	24.02	0.26	0.06	0.03	49.70	0.92	0.56	39.93	37.05
	1	87.50	1:52	262144	37.80	20.53	0.16	0.05	0.03	50.58	0.94	0.63	42.36	38.04

Table IV.7– Compression d'images par QWT + SPIHT

	Rc (bpp)	Tc (%)	t (s)	Bc (bits)	PSNR (dB)	MD	LMSE	NAE	EDGE	WPSNR (dB)	MSSIM	VIF	VSNR (dB)	WSNR (dB)
IRM1	0.25	96.88	7	65536	34.59	135.34	0.07	0.05	0.06	42.12	0.91	0.58	29.71	30.70
	0.5	**93.75**	**7**	**131072**	**36.60**	**120.35**	**0.06**	**0.03**	**0.05**	**45.83**	**0.96**	**0.69**	**32.93**	**36.70**
	0.75	90.63	8	196608	36.95	111.52	0.04	0.03	0.04	47.41	0.97	0.73	36.92	38.82
	1	87.50	10	262144	37.44	105.12	0.02	0.03	0.04	47.85	0.98	0.75	37.07	38.99
IRM2	0.25	96.88	7	65536	35.87	42.34	0.58	0.06	0.09	42.05	0.92	0.56	28.84	28.48
	0.5	**93.75**	**7**	**131072**	**39.93**	**41.48**	**0.54**	**0.04**	**0.06**	**47.27**	**0.97**	**0.72**	**35.63**	**36.13**
	0.75	90.63	8	196608	42.47	37.04	0.40	0.03	0.04	49.31	0.98	0.80	38.92	39.03
	1	87.50	10	262144	42.80	36.43	0.34	0.03	0.02	49.34	0.98	0.81	38.75	39.05
IRM3	0.25	96.88	4	65536	33.23	62.20	0.63	0.07	0.08	39.83	0.88	0.52	27.97	28.15
	0.5	**93.75**	**5**	**131072**	**36.49**	**37.08**	**0.62**	**0.04**	**0.06**	**44.77**	**0.94**	**0.65**	**33.30**	**35.03**
	0.75	90.63	6	196608	39.25	34.38	0.45	0.03	0.04	47.70	0.97	0.75	36.80	38.78
	1	87.50	9	262144	39.56	33.52	0.40	0.03	0.04	47.74	0.97	0.76	36.63	38.81
TDM	0.25	96.88	4	65536	31.69	96.59	0.15	0.06	0.06	41.13	0.85	0.46	33.56	31.44
	0.5	**93.75**	**5**	**131072**	**32.34**	**93.92**	**0.16**	**0.05**	**0.06**	**43.59**	**0.89**	**0.51**	**34.58**	**35.73**
	0.75	90.63	6	196608	34.58	75.29	0.12	0.04	0.04	46.39	0.94	0.60	38.12	38.64
	1	87.50	10	262144	35.18	62.39	0.09	0.04	0.04	47.33	0.96	0.62	37.27	38.59
Echo	0.25	96.88	4	65536	33.62	77.44	0.18	0.07	0.06	43.09	0.90	0.49	31.07	29.95
	0.5	**93.75**	**5**	**131072**	**33.82**	**74.97**	**0.20**	**0.06**	**0.06**	**45.43**	**0.91**	**0.52**	**31.26**	**34.10**
	0.75	90.63	6	196608	36.01	67.50	0.16	0.05	0.04	48.00	0.95	0.60	35.47	37.30
	1	87.50	9	262144	36.84	66.09	0.13	0.04	0.04	48.05	0.96	0.63	35.10	37.36

Table IV.8– Compression d'images par QWT +QV

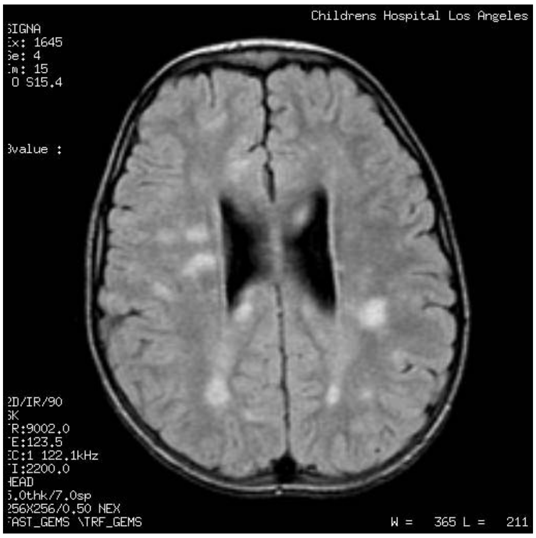


Image originale (IRM1)

Image originale (IRM2)

Image originale (IRM3)

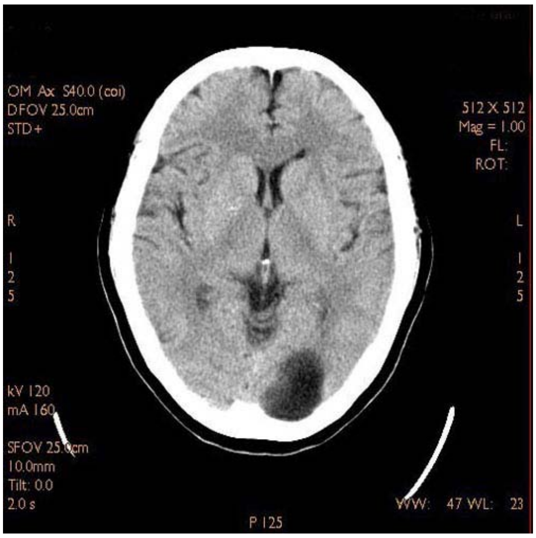
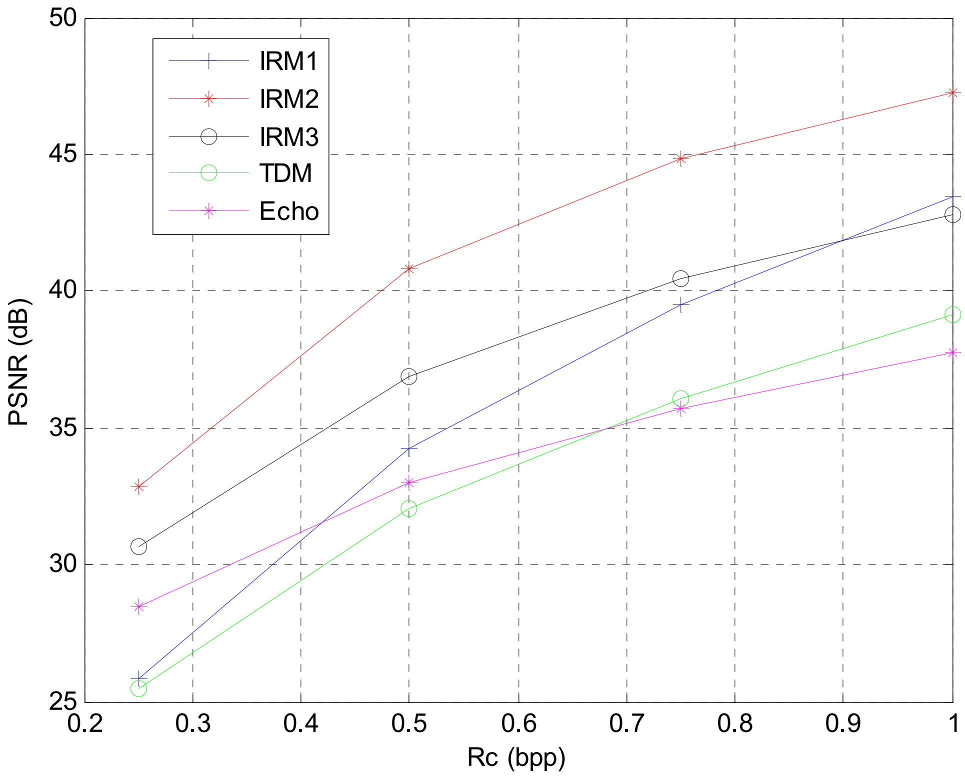


Image originale (TDM)

Image Echographie

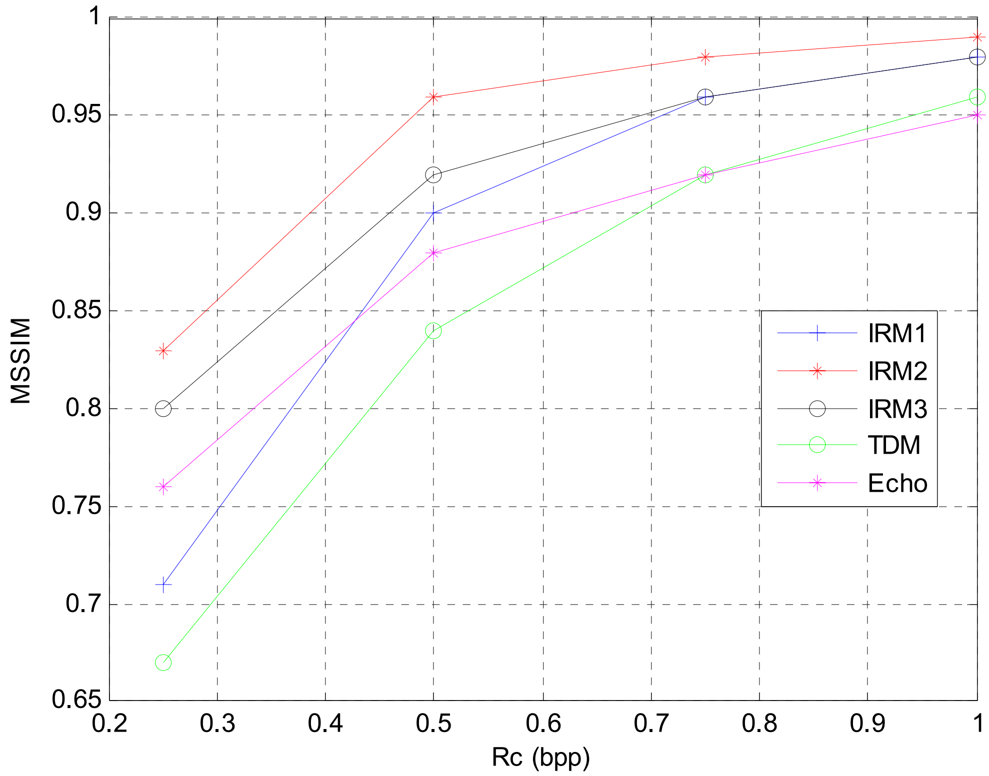
Fig. IV.11– Images de test

La figure (IV.12) présentée ci-dessous illustre la variation du PSNR, MSSIM et VIF pour différents types d'images médicales compressée par l'algorithme CDF9/7(Lifting scheme) + SPIHT. Nous remarquons d'après cette figure et le tableau (IV.6) que l'algorithme proposé est mieux adapté à la compression des images IRM.



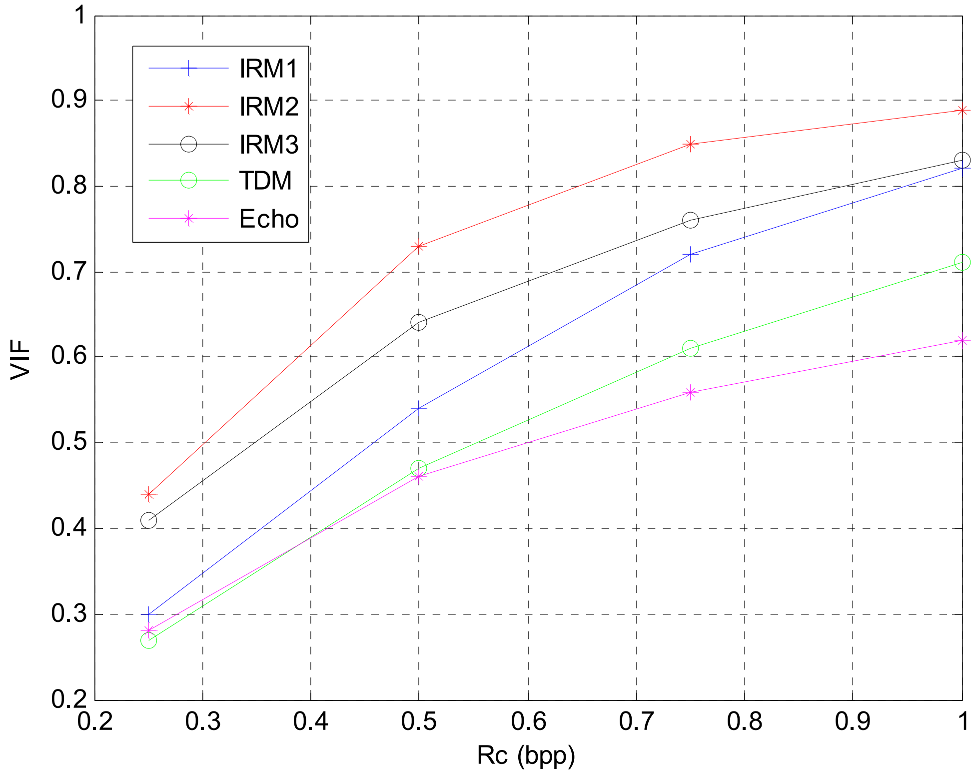
-a-

Variation de PSNR pour différents types d'images



-b-

Variation de MSSIM pour différents types d'images

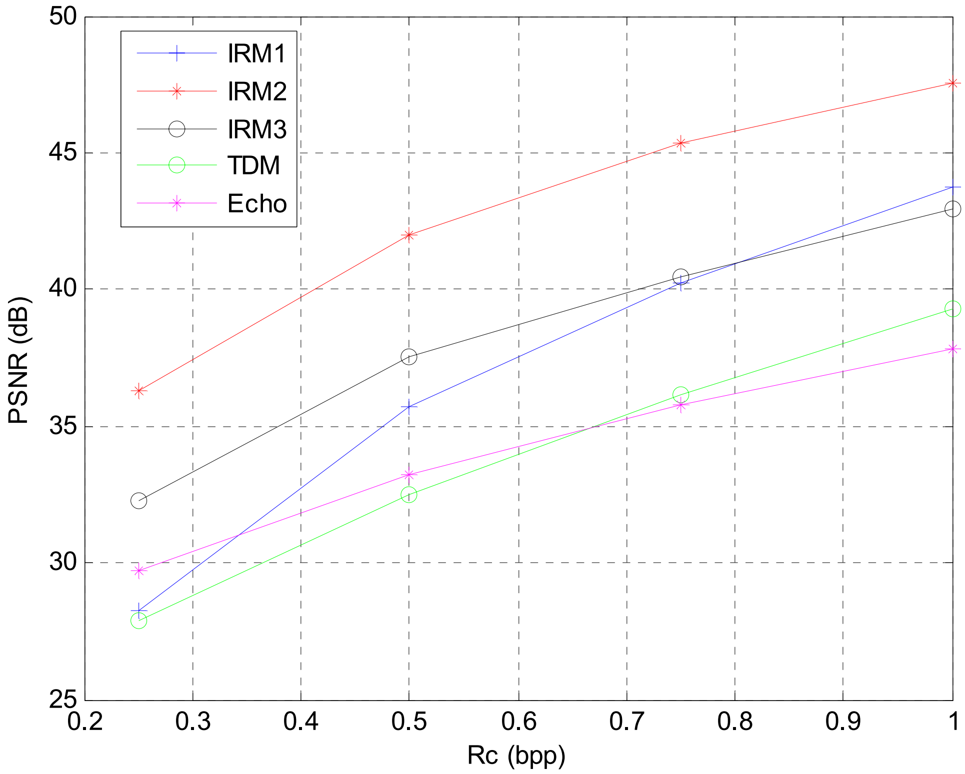


-c-

Variation de VIF pour différents types d'images

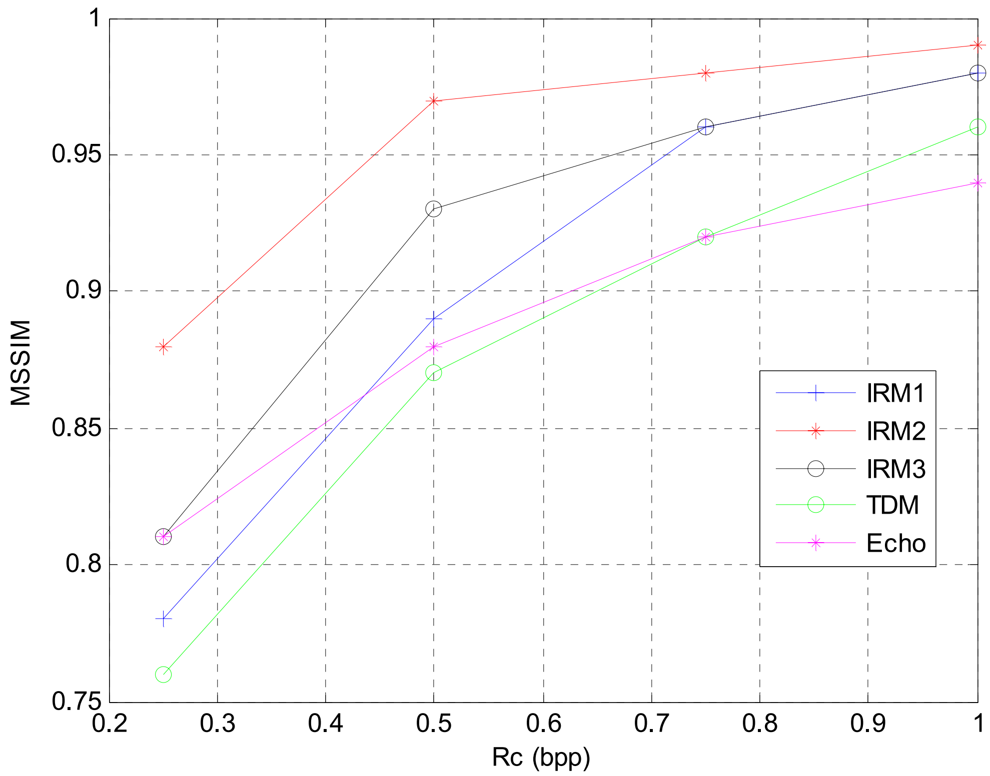
Fig. IV.12– Compression d'images par CDF9/7(Lifting scheme) + SPIHT

Les figures (IV.13) et (IV.14) indiquées ci-dessous illustrent la variation des paramètres d'évaluation pour différents types d'images médicales compressée par les deux algorithmes (QWT+SPIHT) et (QWT+QV). En comparant les différentes mesures de qualité pour les différentes modalités d'imagerie médicale (tableau (IV.7) et tableau (IV.8)), nous constatons que ces algorithmes donnent des meilleurs résultats pour les images IRM par rapport aux autres images médicales.



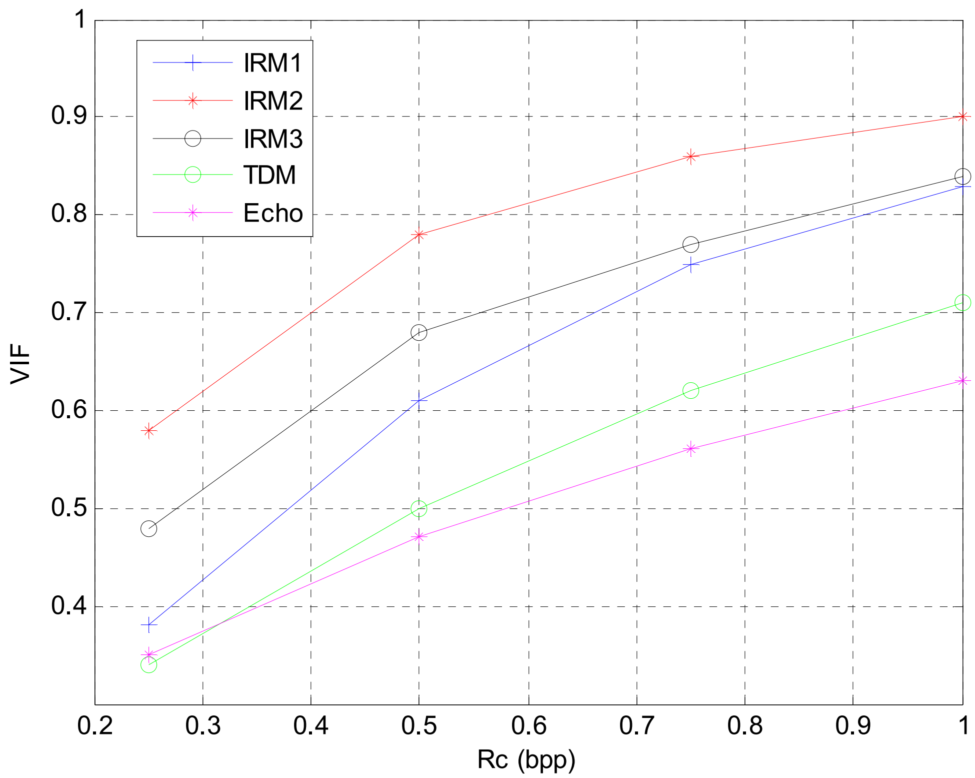
-a-

Variation de PSNR pour différents types d'images



-b-

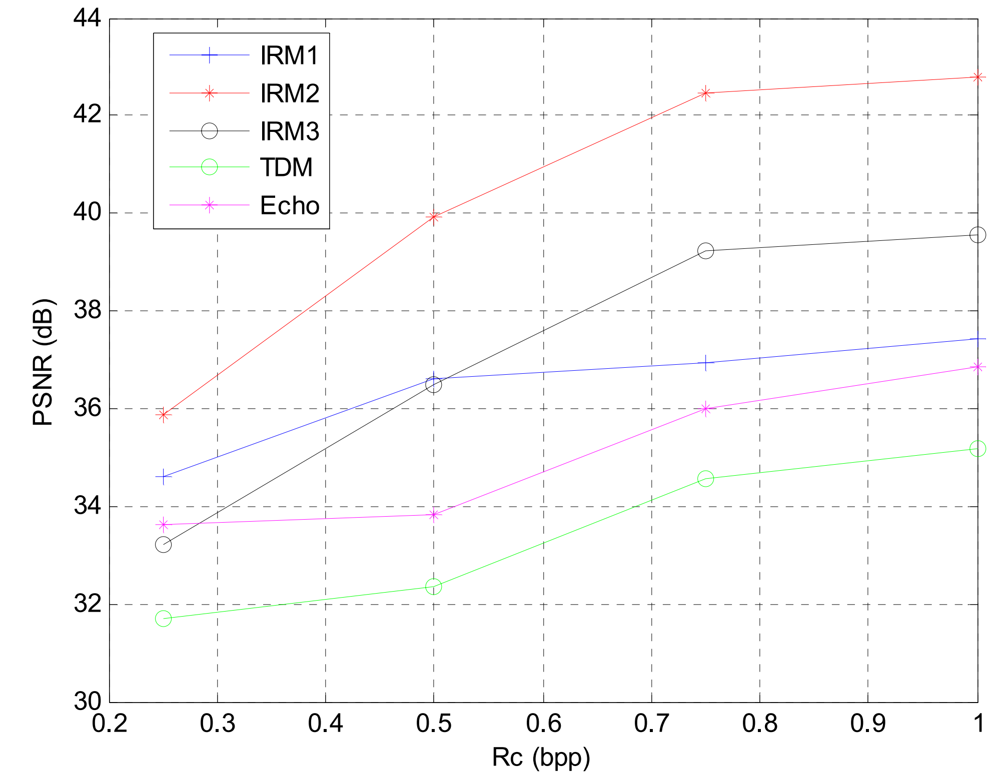
Variation de MSSIM pour différents types d'images



-c-

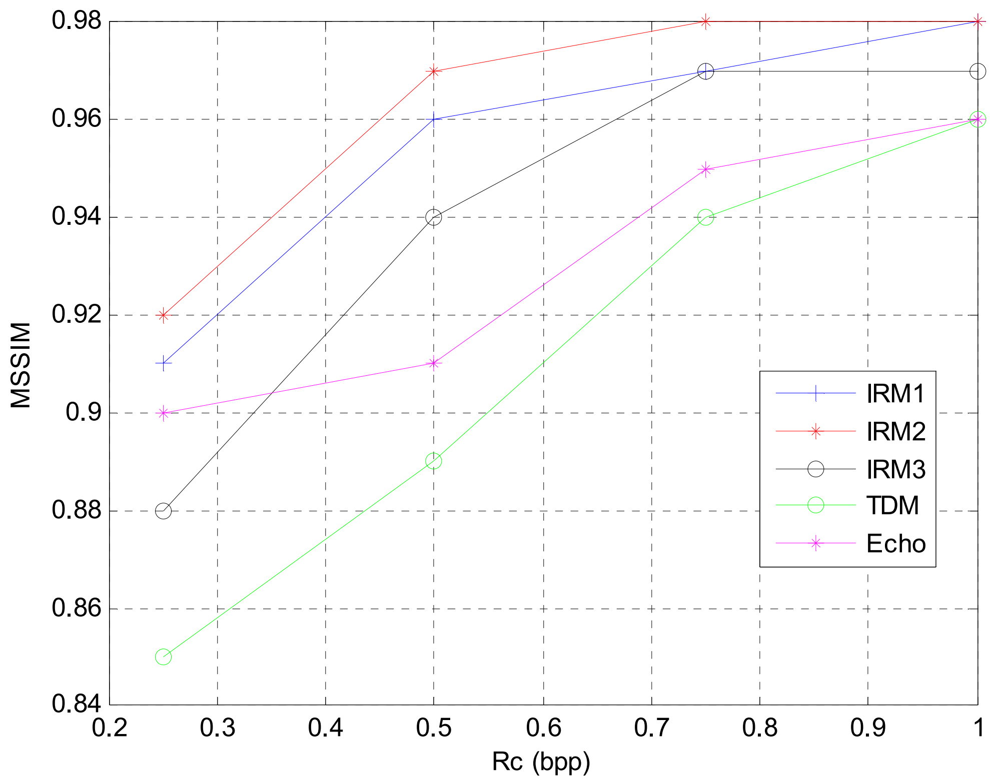
Variation de VIF pour différents types d'images

Fig. IV.13– Compression d'images par QWT + SPIHT



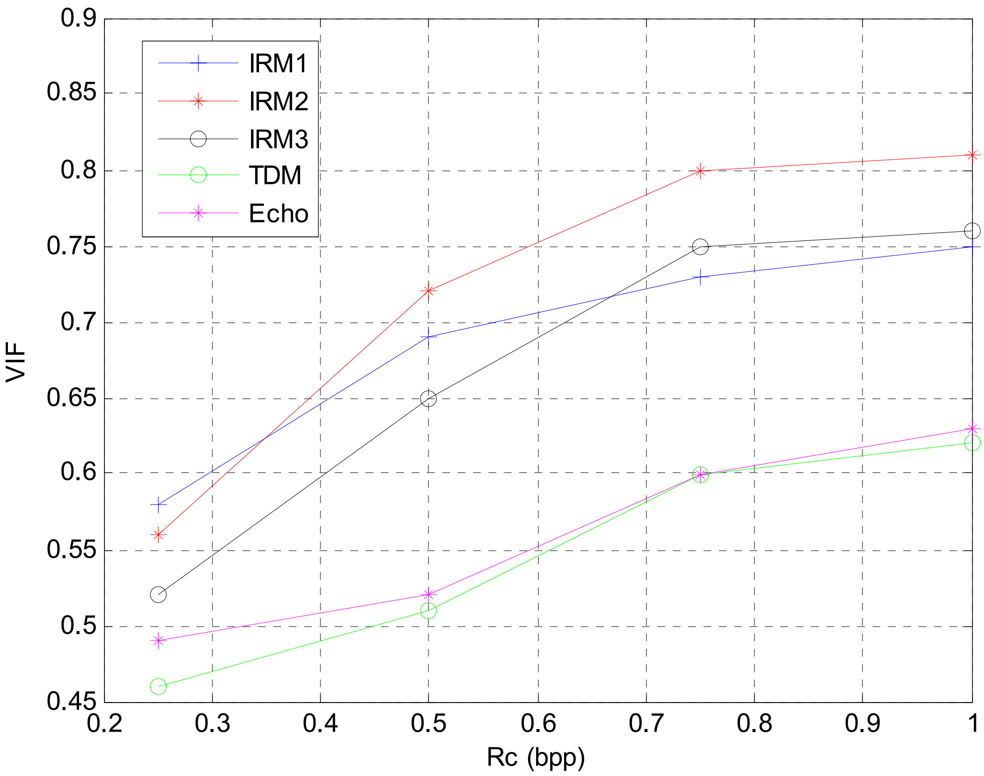
-a-

Variation de PSNR pour différents types d'images



-b-

Variation de MSSIM pour différents types d'images



-c-

Variation de VIF pour différents types d'images

Fig. IV.14– Compression d'images par QWT +QV

IV. 3 CONCLUSION

Rappelons que l'un des objectifs de cette thèse est indubitablement le rehaussement de la qualité des images médicales après l'étape de compression. Cette dernière est considérée comme étant un outil essentiel pour l'aide au diagnostic (stockage ou la transmission) en imagerie médicale. Nous avons utilisé la compression par l'ondelette biorthogonale CDF9/7 à base de lifting scheme couplée avec le codage SPIHT. Après diverses applications, nous avons constaté que cet algorithme donne des meilleurs résultats que d'autres techniques de compression. Nous avons proposé un nouvel algorithme de compression basé sur la transformée en odelettes quinconce (QWT). Nous avons couplé cette transformée non redondante avec le codeur SPIHT et la QV. Nous avons interprété nos résultats à l'aide des nouveaux paramètres d'évaluation de qualité basés sur le système visuel humain. Nous avons pu montrer que l'algorithme proposé est mieux adapté à la compression d'images médicales.

Conclusion générale et perspectives

Conclusion Générale et Perspectives

L'imagerie médicale permet une investigation de plus en plus fine des organes humains. La contrepartie réside dans une masse de données générée chaque jour dans un service de radiologie considérable. La nécessité de compresser les images apparaît donc aujourd'hui incontournable pour remplir les fonctionnalités d'archivage et de transmission rapide. Dans ce manuscrit, nous avons exposé le fait que la compression dite "sans perte" ne permettait pas une réduction significative du volume de ces données. Nous avons ensuite investigué la compression "avec pertes" maîtrisées, à savoir les méthodes de compression qui reposent sur la transformée en ondelettes. Cependant, malgré le succès des ondelettes dans divers domaines de traitement d'images, des faiblesses ont été constatées quant à leur utilisation pour la détection et la représentation des contours d'objets de l'image. Les décompositions multirésolutions classiques semblent former une catégorie restreinte et limitée. Afin de pallier à ce problème, de nouvelles transformée mieux adaptées à la représentation des images ont été proposées. Ces méthodes offrent la possibilité d'augmenter considérablement les taux de compression à qualité image équivalente.

Nous avons introduit tout d'abord une adaptation et amélioration de l'algorithme SPIHT à la structure Lifting afin de réduire les limites des ondelettes classiques à banc de filtre. Notre but apparait particulièrement intéressant de réduire les débits pour lesquels la qualité de l'image reste acceptable. Nous avons testé l'algorithme proposé sur des images naturelles et médicales dont, nous avons utilisé deux types d'ondelettes (CDF9/7, Gall5/3) et deux codeurs progressifs à savoir les algorithmes SPIHT et EZW. Nous avons introduit plusieurs paramètres d'évaluation (PSNR, EDGE, WPSNR, MSSIM, VIF, VSNR, WSNR) afin de juger la qualité de l'image reconstruite. Les différentes simulations nous ont montré que l'algorithme proposé donne des résultats satisfaisants et encourageants par rapport aux méthodes basées sur les bancs de filtre.

Dans notre deuxième contribution, Nous avons proposé une nouvelle transformée en ondelettes basée sur la structure quinconce dont le facteur de dilatation entre deux échelles successives égal à 2. Cette transformée permet de représenter une image avec moins de sous-bande que les transformées précédente. Nous avons appliqué cette transformée non redondante couplée avec le SPIHT puis avec le QV à la compression des différentes images médicales. En comparant les résultats obtenus, nous avons pu montrer que la méthode proposée (QWT+SPIHT) est mieux adaptée à la compression d'images médicales.

Afin de mieux confronter nos résultats, nous avons comparé l'algorithme proposé aux différents algorithmes utilisés précédemment (CDF 9/7 (Filter bank) ; Gall5/3 (Lifting scheme) et CDF9/7 (Lifting scheme)) couplés avec le codage SPIHT et la CDF9/7(Lifting scheme) couplée avec le codage EZW. Afin d'étudier l'influence du choix de la méthode, nous faisons varier le débit binaire (bit-rate) et nous calculons les paramètres d'évaluation. Nous avons pu constater que l'algorithme proposé donne des valeurs importantes de PSNR, de MSSIM et de VSNR pour un débit binaire inférieur à 0.7bpp. L'erreur de gradient (EDGE) présente une légère différence pour un débit binaire inférieur à 1bpp par rapport aux algorithmes cités précédemment. Les autres paramètres (WPSNR, VIF, WSNR) confirment ces résultats. De ce fait, nous pouvons dire que l'algorithme (QWT+SPIHT) donne des résultats très satisfaisants dans le domaine médical en terme de taux de compression, et de qualité de l'image compressée par rapport aux méthodes classiques.

Pour conclure, ce manuscrit a investigué un sujet très peu étudié à notre connaissance : la compression avec pertes des images médicales. Ce travail a montré que sous certaines conditions, la compression avec pertes des images médicales volumiques était possible, offrant ainsi des gains de compression significatifs par rapport aux méthodes sans pertes. Il ouvre ainsi de nombreux champs pour l'avenir de ce type de compression dans le domaine médical. En ce qui nous concerne, ces résultats prometteurs de la compression avec pertes nous encouragent à poursuivre nos collaborations dans ce domaine.

Nous allons tester notre algorithme ainsi que d'autres méthodes pour évaluer l'incidence de la compression avec pertes sur différents traitements classiques en imagerie médicale (recalage, segmentation, mesure de volumétrie en radiothérapie). Par ailleurs, nous avons vocation à améliorer notre algorithme en lui insérant des fonctionnalités (telles que le codage sans perte, l'amélioration de la qualité par raffinement, ou encore les régions d'intérêt).

Il est souhaitable que cette étude soit exploitée aux images en 3D, la mise en œuvre d'autres algorithmes est plus que nécessaire. D'autre part le traitement d'image en temps réel est envisageable.

ANNEXES

Annexes

A.1 RECAPITULATIF DES METHODES EXISTANTES EN IMAGERIE MEDICALES

Le tableau suivant résume les caractéristiques des différentes méthodes présentées.

Techniques	Rayons X	Echographie	IRM	Médecine Nucléaire
Contraste révélé	Absorption des rayons X	Propriétés mécaniques	Environnement des protons	Concentration d'un traceur
Type d'informations	Morphologiques	Morphologiques et fonctionnelles (Doppler)	Morphologiques et fonctionnelles (fMRI)	Fonctionnelles
Agent de contraste	Parfois (produits radio-opaques comme l'iode)	Parfois (micro-bulles d'air ou de gaz)	Généralement non	Oui (traceur radioactif)
Première apparition	Début du siècle	Début des années 1950	Années 1970	Milieu des années 1970
Résolution spatiale	1 mm (scanner)	2 mm 4 mm (Doppler)	1,5 mm	10 mm (SPECT) 5 mm (PET)
Temps d'acquisition d'une image	30 ms (radiologie) 1 s(scanner)	25 ms 50 ms (Doppler)	1 min (image 3D)	15 min(SPECT) 45 min (PET)
Coût d'un appareil (ME = million d'euros)	moins de 1 ME (scanner)	40 000 à 150 000 euros	1,5 ME	cyclotron: 2 ME caméra:0,5 ME TEP:1,5 ME

A.2 QUELQUES APPAREILS MEDICAUX

A.2.1 Radiologie conventionnelle

Fig. A.1– Radiologie

A.2.1.1 *Equipements radiologiques*

L'appareil de radiologie le plus utilisé au bloc opératoire se trouve être le mobile de radioscopie ou arc en C de par sa forme où sont montés en opposition à ses extrémités l'amplificateur de brillance et le tube à rayons X. Il est équipé d'une chaîne de traitement d'image permettant une visualisation statique ou dynamique sur un écran de télévision.

Fig. A.2– Appareil de rayons X utilisé pour des examens médicaux et des traitements avec irradiation continue

A.2.2 Scanner X

L'appareil balaye la section examinée avec un faisceau étroit de rayons X et enregistre, pour chaque position du faisceau, l'intensité transmise. Pour recueillir suffisamment d'informations, le balayage du plan doit se faire en plusieurs fois, sous des angles différents. En répétant l'opération sur plusieurs coupes successives, on en construit une image X tridimensionnelle.

Pour passer un scanner, il est nécessaire d'être à jeun pendant les 4 à 6 heures pour les scanners à visée abdominale ou pelvien, ou avant un examen qui nécessite l'injection d'un produit de contraste. On vous demandera de vider votre vessie 30 à 40 minutes avant le début de l'étude.

Après la prise en charge par l'équipe soignante, on vous placera sur un lit d'examen qui coulissera dans un arceau où se réaliseront les coupes de l'étude. Cet arceau n'est pas un tunnel et le patient ne sera pas enfermé. On vous expliquera le déroulement de l'étude tomodensitométrique, et en particulier l'importance de contrôler sa respiration afin que les coupes soient obtenues au même niveau d'arrêt respiratoire (car on vous demandera de bloquer votre respiration le temps de réaliser une coupe). Si nécessaire, on vous demande de boire plusieurs verres d'un produit de contraste et on vous injecte au cours de l'examen une autre catégorie de produit de contraste. L'étude tomodensitométrique dure en moyenne 15 à 30 minutes.

Fig. A.3–Un scanner aux rayons X

Fig. A.4–Le scanner X et la salle d'analyse des réalisations

A.2.3 Echographie

L'échographie consiste à appliquer une sonde contre la peau en face de l'organe à explorer. Cette sonde émet des ultrasons qui traversent les tissus et sont renvoyés sous la forme d'un écho. Ce signal est recueilli et analysé par un système informatique qui retransmet en direct une image sur un écran vidéo. En effet, les échos renvoyés et enregistrés par l'appareil sont des signatures des obstacles qu'ils ont rencontrés.

L'échographe est constitué de cinq composants principaux : la sonde permettant l'émission et la réception d'ultrasons, un système informatique qui transforme le signal reçu en image, une console de commande permettant différents réglages, un moniteur et un système d'enregistrement des données.

Pour réaliser une échographie, le médecin applique un gel froid sur la peau. Ce gel est destiné à améliorer le contact entre la sonde et la peau.

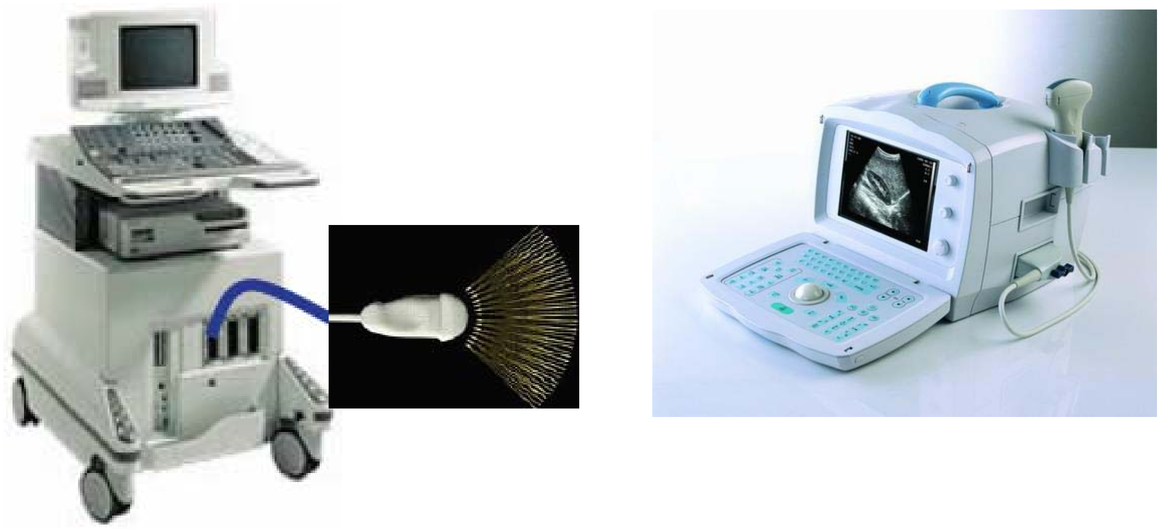


Fig. A.5–L'échographe

A.2.4 Imageur IRM

Le module de balayage IRM (scanner) se compose de quatre composants principaux: l'aimant qui produit B_0, les bobines de gradients de champ magnétique qui permettent le codage du signal dans l'espace, l'émetteur avec le récepteur de R.F et un calculateur performant qui assure la synchronisation et l'acquisition.

Fig. A.6–L'imageur IRM

A.2.4.1 *Quelques antennes de réception*

-a-
Antenne seins
Siemens

-b-
Antenne épaule
Siemens

-c-
Antenne tête

Fig. A.7– Antennes de réception pour l'imageur IRM

B.1 L'ALGORITHME DE CODAGE SPIHT

Le codeur SPIHT est composé de deux passages. Le passage de commande et le passage d'amélioration. Dans le passage de commande SPIHT essaye de commander les coefficients selon leur grandeur. Dans le passage d'amélioration la quantification des coefficients raffinés. La commande et raffiner est faite relativement à un seuil. Le seuil est convenablement initialisé et sans interruption alors rendu plus petit avec chaque rond de l'algorithme.

SPIHT maintient trois listes de coordonnées des coefficients dans la décomposition. Ce sont la liste de Pixel insignifiants (LÈVRE « LIP »), la liste des Pixel significatifs (LSP) et la liste des ensembles insignifiants (LIS). Pour décider si un coefficient est significatif ou pas le SPIHT utilise la définition suivante.

Un coefficient est considéré significatif à un certain seuil si sa grandeur est plus grande ou égale au seuil.

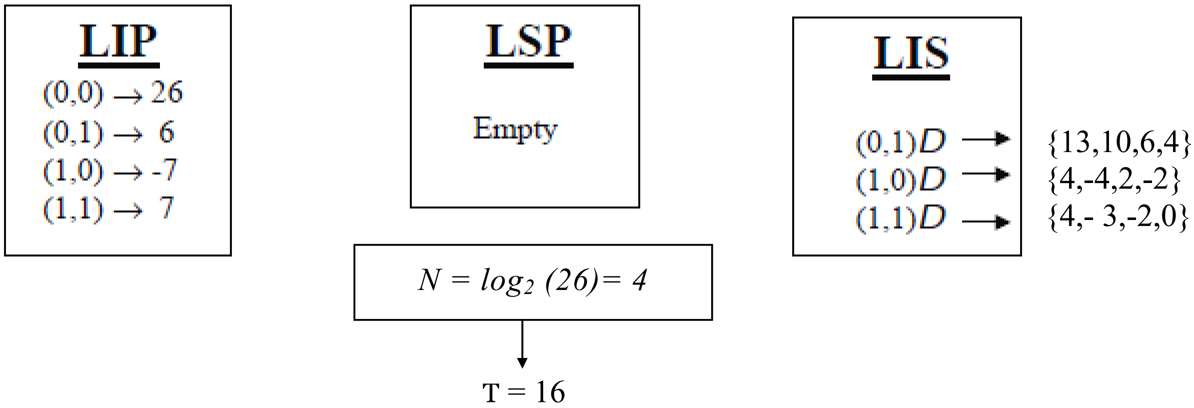
En utilisant la notion d'importance de la LÈVRE « LIP », le LIS et le LSP peuvent être expliqués.

- La LÈVRE « LIP » contient des coordonnées des coefficients qui sont insignifiants au seuil courant.
- Le LSP contient des coordonnées des coefficients qui sont significatifs au même seuil.
- Le LIS contient des coordonnées des racines des arbres spatiaux de parent – enfants.

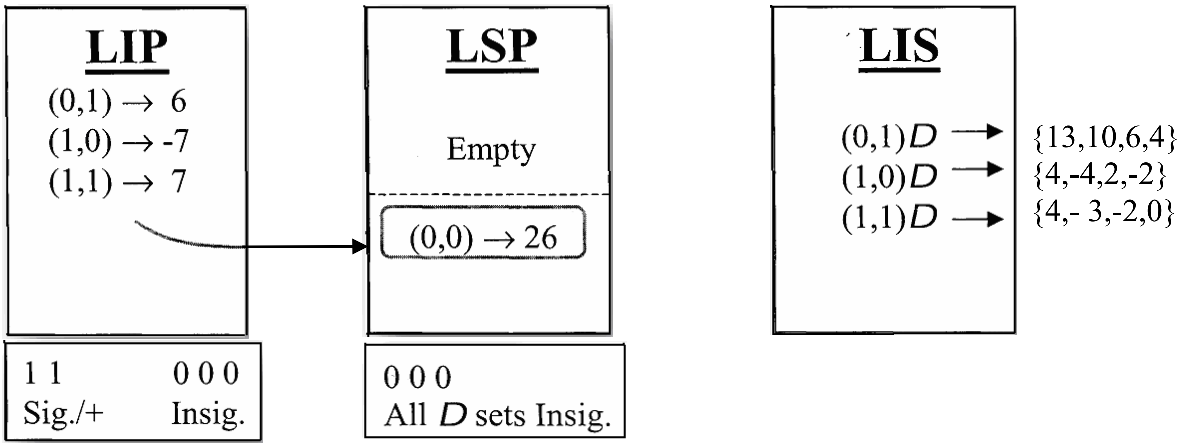
B.1.1 Exemple sur le codeur SPIHT

26	6	13	10
-7	7	6	4
4	-4	4	-3
2	-2	-2	0

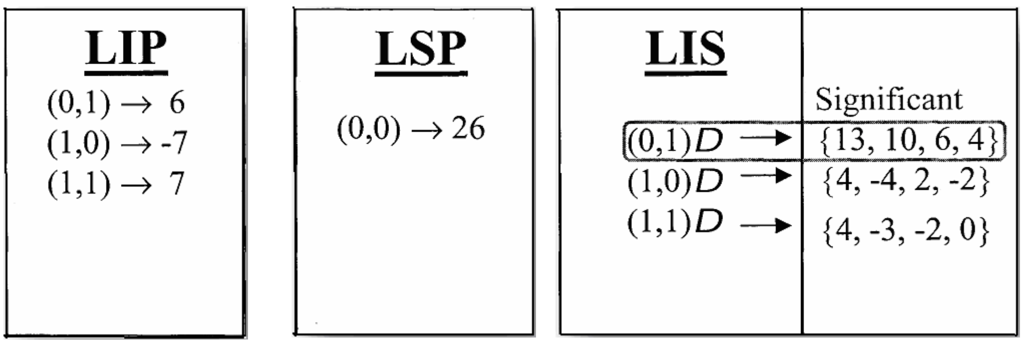
Initialisation



Après la première passe de tri

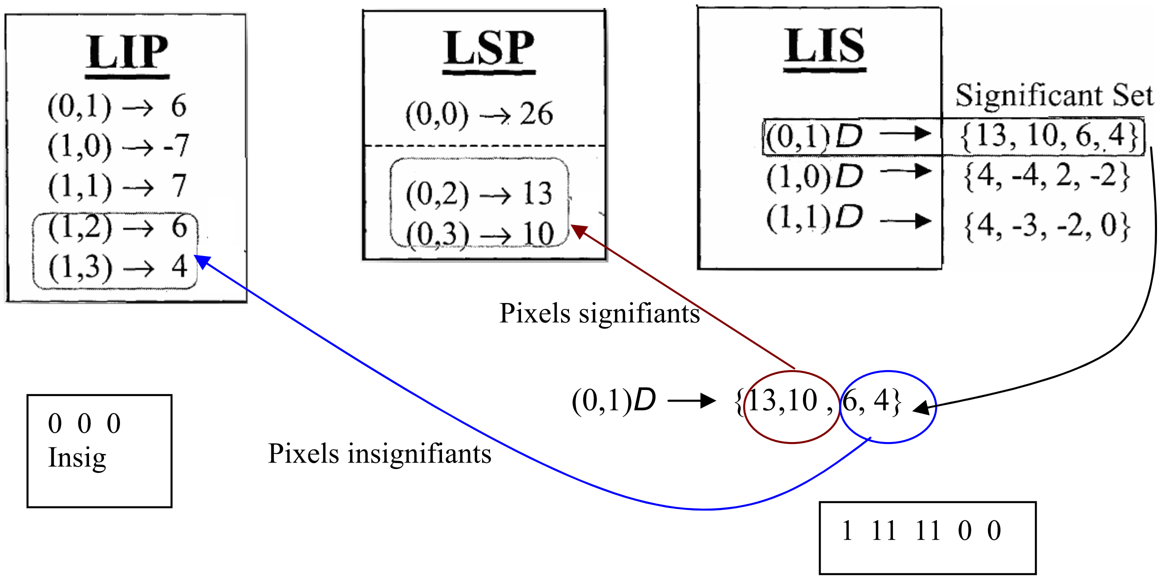


Après la première passe de raffinement



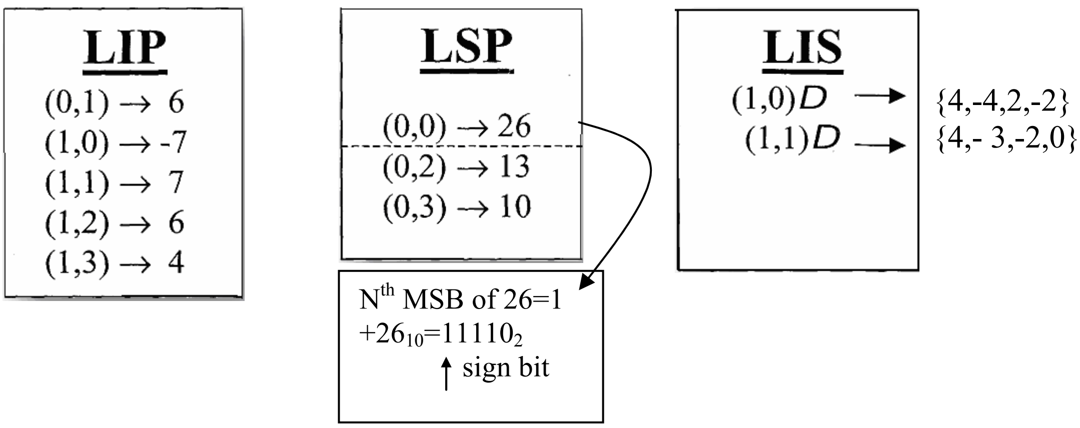
N = 3; T = 8

Pendant la seconde passe de tri



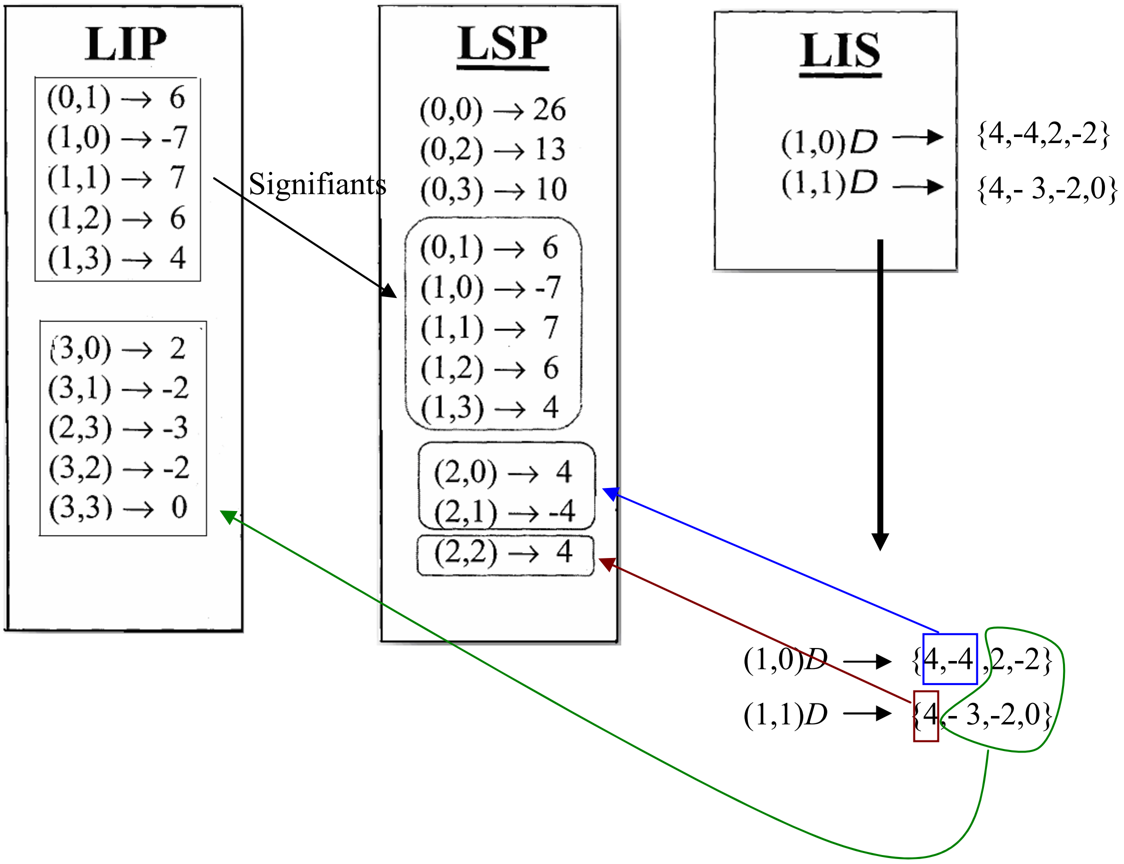
N=3; T = 8

Après la seconde passe de tri



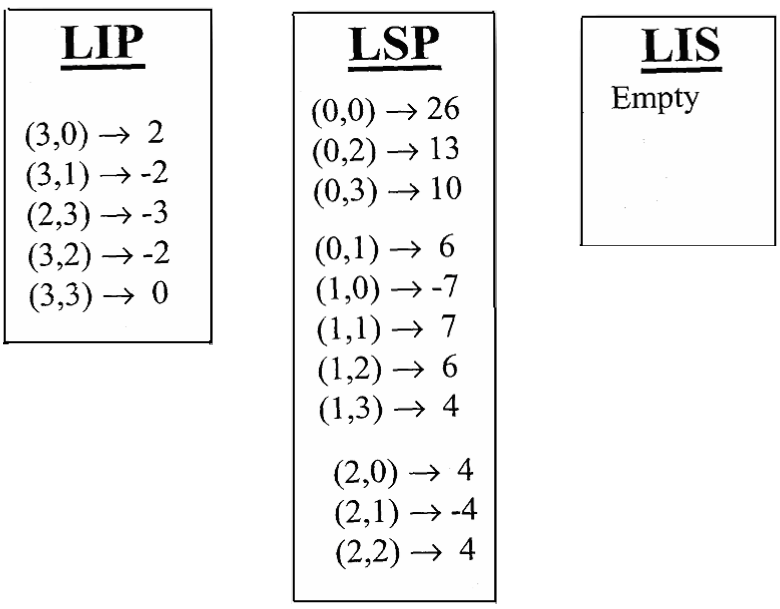
T = 4

Pendant la troisième passe de tri



T = 4

Après la troisième passe de tri



C.1 PANORAMA D'ONDELETTES DYADIQUES UTILISEES EN CODAGE D'IMAGE

Il existe de nombreuses ondelettes dyadiques décrites dans la littérature (Spline, Shannon-Nyquist, Daubechies, etc...) utilisées en codage, débruitage ou analyse de signaux. Nous présentons ici quelques ondelettes couramment utilisées en codage d'image.

C.1.1 Ondelette Daubechies-4

L'ondelette Daubechies-4 (db4) fait partie de la famille des ondelettes orthogonales de Daubechies, possédant un support de $2N$ échantillons pour N moments nuls. L'ondelette db4 possède donc $N = 2$ moments nuls et un support de $p = 4$ échantillons. Les coefficients de la réponse impulsionnelle de son filtre passe-bas h_0 sont dressés dans la partie droite du Tab. C.1 On peut montrer que les ondelettes de cette famille ont une largeur de support minimale et un déphasage minimal pour un nombre de moments nuls donné. Elles sont pourtant peu utilisées en codage car elles sont fortement asymétriques et très irrégulières. Cependant, l'ondelette db4 illustrée en Fig. C.1 est courte, orthogonale et suffisamment régulière pour susciter un intérêt en codage.

n	$h_0[n]$
0	0.48296291314483
1	0.83651630373771
2	0.22414386804192
3	-0.12940952255095

Tab.C.1– Coefficients de la réponse impulsionnelle du filtre passe-bas d'analyse $h_0[n]$ associé à l'ondelette de db4.

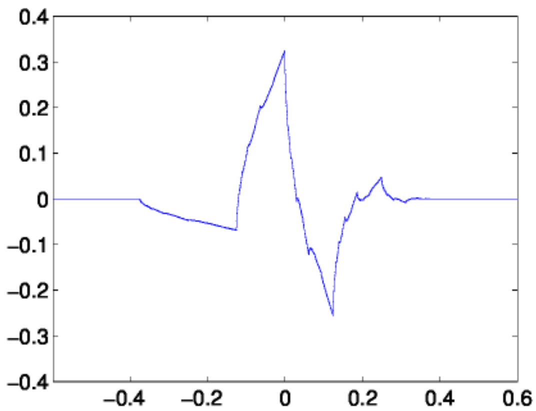


Fig. C.1–ondelette db4

C.1.2 Ondelettes biorthogonales 5/3

Les ondelettes biorthogonales 5/3 font partie de la famille des ondelettes biorthogonales symétriques de Cohen-Daubechies-Feauveau (CDF). Elles sont dénommées ainsi car la largeur du support de leurs filtres passe-bas, détaillés dans le Tab.C.2, est de $p=5$ échantillons à l'analyse et $p=3$ à la synthèse. De plus, elles possèdent $N=\widetilde{N}=2$ moments nuls. De part leur relative simplicité et la symétrie qu'elles offrent, les ondelettes 5/3 présentées en Fig. C.2 sont assez utilisées en codage d'image.

Les ondelettes de cette famille sont aussi dénommées CDF($N,\widetilde{N}$), où N désigne le nombre de moments nuls de l'ondelette d'analyse ψ et $\widetilde{N}$ son équivalent à la synthèse. Comme pour les ondelettes de Daubechies, il est possible de montrerque les ondelettes CDF ont un support minimal pour un nombre de moments nuls ($N,\widetilde{N}$) donnés.

n	$h_0[n]$	$\widetilde{h}_0[n]$
0	1.06066017177982	0.70710678118655
1	0.35355339059327	0.35355339059327
2	-0.17677669529664	

Tab.C.2– Coefficients des réponses impulsionnelles symétriques des filtres passe-bas d'analyse $h_0[n]$ et de synthèse $\widetilde{h}_0[n]$ associés aux ondelettes CDF 5/3.

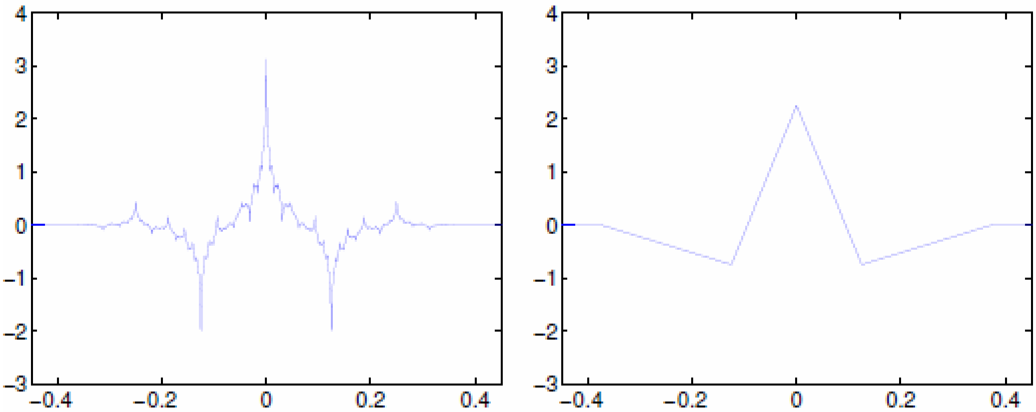


Fig. C.2– Ondelette CDF 5/3 d'analyse ψ et sa duale $\widetilde{\psi}$.

C.1.3 Ondelettes biorthogonales 9/7

Tout comme les ondelettes 5/3, les ondelettes biorthogonales 9/7 font partie de la famille des ondelettes biorthogonales symétriques CDF. Les filtres passe-bas associés aux ondelettes 9/7 possèdent ainsi $p = 9$ coefficients à l'analyse, $p = 7$ coefficients à la synthèse et sont décrits dans le Tab. C.3 Les ondelettes biorthogonales 9/7 sont illustrées en Fig. C.3 et possèdent $N = 4$ moments nuls à l'analyse et $\widetilde{N}=4$ à la synthèse.

Les ondelettes 9/7 possèdent un grand nombre de moments nuls pour un support relativement court. Elles sont de plus symétriques et très proches de l'orthogonalité. C'est une caractéristique importante en codage qui lui permet d'assurer que l'erreur de reconstruction soit très proche de l'erreur de quantification, en terme d'erreur quadratique moyenne. Antonini et Barlaud furent les premiers à montrer la supériorité de la transformée en ondelettes biorthogonale 9/7 pour la décorrélation d'images naturelles. Elle est depuis très utilisée en codage d'image et est utilisée par le codec JPEG-2000. Une étude assez complète des propriétés théoriques des ondelettes biorthogonales 5/3 et 9/7 est présentée dans**.**

n	$h_0[n]$	$\widetilde{h}_0[n]$
0	0.85269867900940	0.78848561640566
1	0.37740285561265	0.41809227322221
2	-0.11062440441842	-0.04068941760956
3	-0.02384946501938	-0.06453888262894
4	0.03782845550699	

Tab.C.3– Coefficients des réponses impulsionnelles symétriques des filtres passe-bas d'analyse $h_0[n]$ et de synthèse $\widetilde{h}_0[n]$ associés à l'ondelette CDF 9/7.

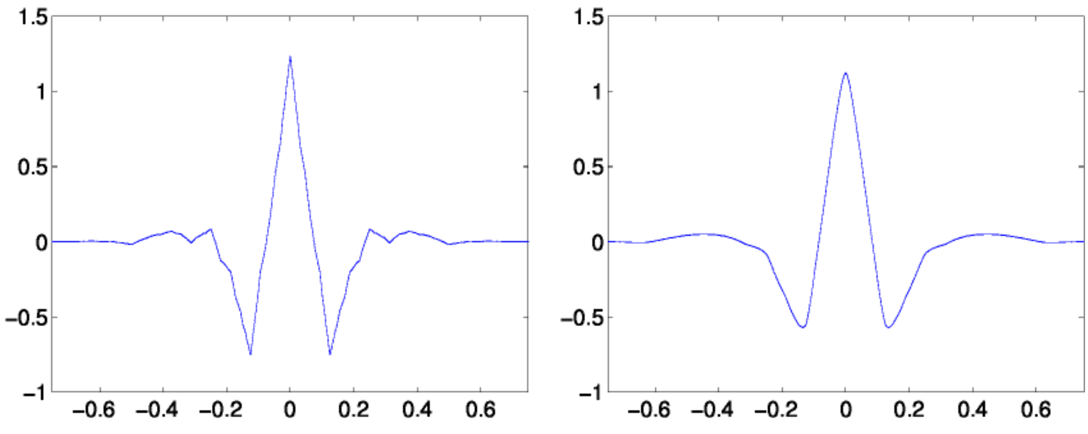


Fig. C.3– Ondelette CDF 9/7 d'analyse ψ et sa duale $\widetilde{\psi}$.

BIBLIOGRAPHIE

Bibliographie

[1] S. MALLAT, "A Wavelet Tour of Signal Processing". Academic Press, An Imprint of Elsevier, San Diego, California, 1999.

[2] S. LAVIELLE, "Synthèse de molécules fluorées pour le développement d'un nouvel outil de nano imagerie. Application a l'imagerie de l'angiogenese pathologique", Thèse de doctorat , Spécialité : Chimie organique, Université BORDEAUX 1, Décembre 2009.

[3] M. GOUTAYER, "Nano-émulsions pour la vectorisation d'agents thérapeutiques ou diagnostiques ; étude de la biodistribution par imagerie de fluorescence in vivo", Thèse de doctorat, Spécialité : Chimie Physique et Chimie Analytique, Université pierre et marie curie, Paris, Décembre 2008.

[4] J. SELB, "Source virtuelle acousto-optique pour l'imagerie des milieux diffusants", Thèse de doctorat, Spécialité : Optique, Université PARIS XI, Novembre 2002.

[5] A. LE BRAS, "Exploration des potentialités du système eos pour la Caractérisation mecanique de structures osseuses : Application a l'extrémité supérieure du fémur", Thèse de doctorat, Spécialité: Biomécanique, Ecole Nationale Supérieure d'Arts et Métiers de Paris, Avril 2004.

[6] G.N. HOUNSFIELD, "Computerized transverse axial scanning (tomography). Part I: Description of system. part II: Clinical applications", British Journal of Radiology, 46, pp 1016–1022, 1973.

[7] J. Y. TANGUY , "Tomodensitométrie", Centre hospitalier Angers, Novembre 2007.

[8] S. AUBRY, "Modélisation tridimensionnelle des vertèbres à but didactique en radio-anatomie et radiologie interventionnelle sous guidage tomodensitométrique", Thèse de doctorat, Spécialité : Physique, Université de Franche-Comté, Décembre 2007.

[9] J. PERGRALE, "Echographie Médicale: Principes et applications", Philips Medical Systems Research Paris, Janvier 2005.

[10] M. FINK, "L'imagerie du corps humain", chapitre : Les méthodes ultrasonores en imagerie médicale, pages 1–51. Responsable scientifique: J. Lewiner, les éditions de physique édition, (1984).

[11] V. BARRA, "Fusion d'images 3D du cerveau : Etude de Modèles et Applications", Thèse de doctorat, Université d'Auvergne, juillet 2000.

[12] O. BALEDENT, " Quantification de la dynamique cérébrale du sang et du liquide cérébro-spinal par un traitement informatique original d'images IRM de flux", Thèse de doctorat, Spécialité : Génie biologique et médical, Université De Picardie Jules Verne, Décembre 2001.

[13] A.M. BERNARD, J.D. DE CERTAINES, J.J. LE JEUNE, "Résonance Magnétique Nucléaire". Edition Masson,1988.

[14] I. M. VAVASOUR, "Magnetic resonance of human and bovine brain", Doctor of Philosophy, University of British Columbia, February 1998.

[15] CL. GUINET, J.GRELLET, " Introduction à l'IRM de la théorie à la pratique", édition Masson, 1992.

[16] G.KORACH, T. MUNIER, and J.VIGNAUX," Manuel de techniques de l'imagerie par résonance magnétique", édition Masson, 1993.

[17] Z. E. BITAR, "Optimisation et validation d'un algorithme de reconstruction 3D en Tomographie d'Émission Monophotonique à l'aide de la plate forme de simulation GATE", Thèse de doctorat, Spécialité : Physique Corpusculaire, Université Blaise Pascal, Décembre 2006.

[18] T. G. TURKINGTON, "Introduction to PET Instrumentation", Journal of Nuclear Medicine Technology, Vol 29, N° 1, pp 4-11 March 2001.

[19] F. H. FAHEY, DSc, "Data Acquisition in PET Imaging", Journal of Nuclear Medicine Technology, Vol 30, N° 2, pp 39-49, June 2002.

[20] T.F. MASSOUD, S.S. GAMBHIR, "Molecular imaging in living subjects: seeing fundamental biological processes in a new light". Genes & Development, 17(5): pp 545-580,2003.

[21] J. M. CHASSERY, A. MONTANVERT,"Géométrie discrète en analyse d'images", Edition Hermès, Paris, 1991.

[22] M. BELADGHAM, "Segmentation, Analyse et compression d'image par ondelettes : application aux images IRM", Mémoire de Magister, Département d'Electronique, Université Aboubakr Belkaïd-Tlemcen, Décembre 2003.

[23] P. PERONA, J.MALIK, "Scale space and edge detection using anisotropic diffusion", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990.

[24] C. TAUBER, "Filtrage anisotrope robuste et segmentation par B-spline snake: application aux images échographiques", Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, Février 2005.

[25] C.CHESNAUD, "Techniques statistiques de segmentation par contour actif et mise en ouevre rapide ", Thèse de doctorat, Université d'Aix-marseille, Février 2000.

[26] R. M. HARALICK, L. G. SHAPIRO, "Survey: Image segmentation techniques", Computer Vision Graphics and Image Processing, 29: pp100-132, May 1985.

[27] M. KASS, A. WITKIN, and D. TERZOPOULOS, " Snakes: Active contour models", International Journal of Computer Vision, pp 321-331,1988.

[28] F. DERRAZ, M. BELADGHAM and M. KHELIF, "Application of Active Contour Models in Medical Image Segmentation", ITCC 04, IEEE, Vol. 2, pp.675, Las Vegas 2004.

[29] M. BELADGHAM, F. DERRAZ, and M. KHELIF, "Application du modèle de contour actif géométrique pour la segmentation des images IRM", Conférence MAJECSTIC'04, France, 2004.

[30] J. F. MANGIN, "Mise en correspondance d'images médicales 3D multi-modalités multi-individus pour la corrélation anatomo-fonctionnelle cérébrale", thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, Paris.

[31] M. C. JAULENT, P. DEGOULET, "Systèmes d'aide à l'interprétation des images médicales : application à l'interprétation des angiographies numérisées", Informatique et Santé, Springer-Verlag, Paris, Vol 5 ,1992.

[32] J.WAKU KOUOMOU, "Ondelettes et Applications en Imagerie et Calcul de Surface ", Thèse de doctorat de l'université Joseph Fourier, Grenoble1, Spécialité : Mathématique Appliquées, Novembre 1993.

[33] P. BEUREPAIRE, "Compression d'Images Appliquée aux Angiographies Cardiaques : Aspects Algorithmiques, Evaluation de la Qualité Diagnostiques", Génie Biologique et Médical, Thèse de doctorat de l'école doctorale des sciences pour l'ingénieur de Lyon, 1997.

[34] J. M. M. RODRIGUES, "Transfert sécurisé d'images par Combinaison de techniques de Compression, cryptage et marquage ", Thèse de doctorat, Université Montpellier II, Octobre 2006.

[35] J. M. NGONO, "Compression des Images de Radar à Synthèse d'Ouverture dans le Cadre de leur Utilisation dans les Systèmes d'Information Géographique", Thèse de doctorat, Ecole Polytechnique de Yaoundé, Novembre 2001.

[36] J. STORER, "Image and Text Compression", Kluwer Academic Publishers, 1992.

[37] P. HOWARD and J. VITTER, "Practical Implementations of Arithmetic Coding", Appears in Image and text Compression, James A. Storer, ed., Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA, pp 85-112,1992.

[38] J. ZIV and A. LEMPEL, "A universal algorithm for sequential data compression", IEEE transactions on information theory, vol. 23, no. 3, pages 337–343, May 1977.

[39] A. LEMPEL and J. ZIV, "Compression of two-dimensional data", IEEE transactions on information theory, vol. 32, no. 1, pages 2–8, January 1986.

[40] D. HUFFMAN, "A method for the construction of minimum redundancy codes", in proceedings of IRE, pages 1098–1101.

[41] D. DUTTWEILER and C. CHAMZAS, "Probability estimation in arithmetic and adaptative-Huffman entropy coders", IEEE transactions on image processing, Vol. 4, No. 6, pp 237–246, June 1995.

[42] T. TOTOZAFINY, "Compression d'Images Couleur pour Application à la Télésurveillance Routière par Transmission Vidéo à très bas Débit", Thèse de doctorat, Université de Pau et Des Pays de L'Adour, Juillet 2007.

[43] P. FICHE, V. RICORDEL, and C. LABIT, "Etude d'algorithmes de quantification vectorielle arborescente pour la compression d'images fixes", IRISA, 1994.

[44] G. PATANÉ, M. RUSSO, "The enhanced LBG algorithm", Neural Networks, 14(9), pp 1219–1237, November, 2001.

[45] C. DELGORGE, "Proposition et Evaluation de techniques de compression d'images ultrasonores dans le cadre d'une télé-échographie robotisée", PhD thesis, Université d'Orléans, 2005.

[46] Y.MAYER, "Méthodes Temps-Frequence et Temps-Echelle en Traitement du Signal et de l'Image", INRIA, 1991.

[47] P.FLANDRIN, N. MARTIN, "Analyse Temps-Frequence et Temps-Echelle", Traitement du Signal et Image, Vol. 9, No.1, 1992.

[48] S. MALLAT, "A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation", IEEE Trans. On Pami, Vol. 11, No.7, 1989.

[49] I. DAUBECHIES, "Othonormal bases of Compactily Supported Wavelet", com.pure Appl.Math.Vol.41, pp. 909-996, November 1988.

[50] M. BARRAT, O. LEPETIT, " Calcul Rapide de la Transformée en Ondelettes", Traitementdu Signal et Image.Vol. 8. No.1 pp.43-49, 1991.

[51] J. C. FEAUVEAU, "Analyse Multirésolution par Ondelettes non Orthogonales et Bancs de Filtres Numériques", Thèse de l'université, paris sud, Janvier 1990.

[52] A. MUNTEANU , J. CORNELIS , and P. CRISTEA, "Wavelet Lossy and Lossless Image Compression Techniques - use of the Lifting Scheme", Digital Signal Processing Department, Politehnica, University of Bucharest, Spl. Independentei 313, Bucharest 77206, Romania.

[53] S.Y. WANG, C. CHEUNG, K. WAI CHEUNG and L. MAN PO,"Successive Partition Zero Coder for Embedded Lossless Wavelet-based Image Coding", Dept. of Electronic Engineering City University of Hong Kong, Tat Chee Avenue, Hong Kong

[54] S. M. LOPRESTO, K. RAMCHANDRAN, and M. T. ORCHARD, "Image coding based on mixture modeling of wavelet coefficients and a fast estimation-quantization framework", IEEE Data Compression Conference, pp. 221-230, 1997.

[55] J.SHAPIRO, "Embedded Image Coding using Zerotree of Wavelet Coefficients", IEEE trans. Signal processing. Vol. 41,pp. 3445-3463, December, 1993.

[56] E. SJÖBLOM, "Compression of Medical Image Stacks using Wavelets and Zero-Tree Coding", Master thesis, Division of Image Coding, Department of Electrical Engineering, Linköping University,junry, 2002.

[57] A. SAID, W. A.PEARLMAN, "A new fast and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees", IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 6, p243 – 250, June 1996.

[58] S.G. MIAOU, S.T. CHEN, and S.N. CHAO, "Wavelet-based lossy-to-lossless medical image compression using dynamic VQ and SPIHTcoding", Biomedical engineering-applications, basis & communications, Vol. 15 No3, p 235-242, December 2003.

[59] C. YEN-YU, T. SHEN-CHUAN, "Embedded medical image compression Using DCT based subband decomposition and modified SPIHT data organization", Proceedings of the Fourth IEEE, (BIBE’04), 2004.

[60] A. CZIHÓ, "Quantification vectorielle et compression d'image. Application à l'imagerie médicale", Thèse de doctorat, Université de Rennes1, Mai 1999.

[61] M. Mark, S. GRGIC, and M. GRGIC, "Picture Quality Measures in Image Compression Systems", EUROCON 2003, IEEE, pp 233-237, Ljubljana, Slovenia, 2003.

[62] R. SAKULDEE, S. UDOMHUNSAKUL," Objective Performance of Compressed Image Quality Assessments", World Academy of Science, Engineering and Technology, pp154-163, 2007.

[63] S. D. DESAI, L. KULKARNI, "A Quantitative Comparative Study of Analytical and Iterative Reconstruction Techniques",International Journal Of Image Processing (IJIP), Volume (4): Issue (4), pp 307-319, 2010.

[64] N. YAMSANG, S. UDOMHUNSAKUL,"Image Quality Scale (IQS) for Compressed Images Quality Measurement", Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists, IMECS 2009, Vol 1, Hong Kong, March 2009.

[65] K. NAVAS, M. ARAVIND, and M. SASIKUMAR, "A Novel Quality Measure for Information Hiding in Images", IEEE proceding, 978-1-4244-2340, 2008.

[66] D. MOHAMMED, F. ABOU-CHADI, "Image Compression Using Block Truncation Coding", Journal of Selected Areas in Telecommunications (JSAT), pp 9-13, February Edition, 2011.

[67] W.S. GEISLER, M.S. BANKS," Visual performance", in Handbook of Optics (M. Bass, ed.), McGraw-Hill, 1995.

[68] A.B. WATSON, L. KRESLAKE, "Measurement of visual impairment scales for digital video", in Human Vision, Visual Processing, and Digital Display, Proc. SPIE, Vol. 4299, 2001.

[69] Z. WANG, A.C. BOVIK, H.R. SHEIKH and E.P. SIMONCELLI, "Image quality assessment: From error visibility to structural similarity", IEEE Transactions on Image Processing, Vol.13, No.4, 2004.

[70] Z. WANG, A.C. BOVIK, "A universal image quality index", IEEE Signal Processing Letters, Vol. 9, pp. 81–84, 2002.

[71] H. R. SHEIKH and A. C. BOVIK, "Image information and visual quality", IEEE Trans. Image Processing, September, 2004.

[72] K. SESHADRINATHAN, H. R. SHEIKH, Z. WANG, and A. C. BOVIK, "Structural and Information Theoretic Approaches to Image Quality Assessment", Multi-Sensor image fusion and ITS Application, pp 1-39, July 2005.

[73] E. DUMIC, S. GRGIC, and M. GRGIC, "New image-quality measure based on wavelets", Journal of Electronic Imaging 19(1), 011018, Mar 2010.

[74] A. K. MOORTHY, Z. WANG, and A. C. BOVIK, "Visual Perception and Quality assessment", Chapiter19 in Optical and digital image processing, Wiley, 2010.

[75] Z. WANG, Q. LI, "Information Content Weighting for Perceptual Image Quality Assessment", IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 20, No. 5, pp 1185-1198, May 2011.

[76] D. M. CHANDLER, S. S. HEMAMI, "VSNR: A Wavelet-Based Visual Signal-to-Noise Ratio for Natural Images", IEEE Transactions on Image processing, vol. 16, no. 9, pp 2284-2298, September 2007.

[77] T.D. KITE, B.L. EVANS, and A.C. BOVIK, "Modeling and quality assessment of halftoning by error diffusion", IEEE Transactions on Image Processing, pp 909-922, 2000.

[78] W. JIANG, T.S. Ho ANTHONY, and H. TREHARNE, "A Novel Least Distortion Linear Gain Model for Halftone Image Watermarking Incorporating Perceptual Quality Metrics", Y.Q. Shi (Ed.): Transactions on DHMS IV, LNCS 5510, pp. 65–83, Berlin Heidelberg, Springer-Verlag, 2009.

[79] N. BAAZIZ, C. LABIT, " Transformation pyramidales d'images numériques", publication interne N°526, IRISA, Mars 1990.

[80] S. MICHEL, " Traitement d'image et parallélisme", mémoire Dea informatique, université louis pasteur, strasbourg, 1995.

[81] D. GABOR, "Theory of communication", J. Inst. Elec. Eng. Vol. 93(3) pp. 429-457, 1946.

[82] Y.MAYER, "Ondelettes et fonction splines : Semaire équation aux dérivées partielles", Ecole Polytechnique, Paris, Décembre 1986.

[83] P. J. BRUT, E. H. ADELSON, "The laplacian pyramid as a compact image code", IEEE Trans. On com. Vol. COM-31(4), pp.337-345, April 1983.

[84] S. MALLAT, "Multiresolution approximations and wavelet orthonormal bases of L2(R) ", Trans. Amer. Math. Soc., 315:69–87, Septembre 1989.

[85] Y. MEYER, "Ondelettes et Opérateurs", tome 1. Hermann, Paris, 1990.

[86] H. G. STARK, "Wavelets and Signal Processing", Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Printed in The Netherlands, 2005.

[87] P. RAVIER, "Cours ondelettes", Espeo-Univesité d'Orléans 2000.

[88] E. B. BOUCHEREAU, " Analyse d'images par transformées en ondelettes : application aux images sismiques", Thèse de doctorat, Spécialité : Mathématique Appliquées, Université Joseph Fourier, Grenoble1, Mars1997.

[89] P. P. VAIDYANATHAN, "Multirate systems and filter banks", Prentice Hall, Englewood Cliffs, 1993.

[90] A. MERTINS, "Signal Analysis:Wavelets, Filter Banks, Time-Frequency Transforms and Applications", John Wiley & Sons Ltd, Print ISBN 0-471-98626-7 Electronic ISBN 0-470-84183-4,1999.

[91] A. BULTHEEL, "Wavelets with applications in signal and image processing", September 2003.

[92] W. SWELDENS, "The lifting scheme: A construction of second generation wavelets" Technical Report 1995:6, Industrial Mathematics Initiative, Department of Mathematics, University of South Carolina, 1995.

[93] W. SWELDENS, "The Lifting Scheme: A Custom-design Construction of Biorthogonal Wavelets", Applied and Computational Harmonic Analysis, Vol. 3, No. 2, pp. 186-200, April 1996.

[94] I. DAUBECHIES, W. SWELDENS, "Factoring wavelet transforms into lifting steps", Journal of Fourier Analysis and Applications, Vol.4, No.3, pp245–267,1998.

[95] B. GIROD, S. HAN. "Optimum motion-compensated lifting", IEEE Signal Processing Letters,12(2), Février 2005.

[96] D. SALOMON, "Data ompression", The Complete Reference, Fourth Edition, Springer-Verlag London, 2007.

[97] V. CHAPPELIER, "Progressive coding of images by directed wavelet", Phd. Thesis, Rennes1 University, December 2005.

[98] F. TRUCHETET, "Wavelets for digital signal", Hermes Edition, Paris, January 1998.

[99] Y. TANAKA, M. IKEHARA and Q. N. TRUONG, "A New Combination of 1D and 2D Filter Banks for Effective Multiresolution Image Representation" , IEEE, pp 2820-2823, 2008.

[100] M. VETTERLI, J. KOVACEVÉ, "Wavelets and Subband Coding", Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 1995.

[101] F. MANUELA, VD. DIMITRI and U. MICHAEL, "An Orthogonal Family of Quincunx Wavelets With Continuously Adjustable Order", IEEE Transactions On Image Processing, Vol. 14, No. 4, APRIL 2005.

[102] VD. DIMITRI, B. THIERRY and U. MICHAEL,"On the Multidimensional Extension of the Quincunx Subsampling Matrix", IEEE Signal Processing Letters, Vol.12, No.2, FEBRUARY 2005.

[103] Y. CHEN, AD. MICHAEL and L. WU-SHENG, "Design of Optimal Quincunx Filter Banks for Image Coding", EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, Vol. 2007.

[104] S. C. PEI, J. J. SHYU, "Design of 2-D FIR Digital Filters by McClellan Transformation and Least Squares Eigencontour Mapping", IEEE Transactions on Circuits and Systems-II: Analog and digital signal processing, Vol. 40, No. 9, pp.546-555, September 1993.

[105] L. Lee, V.A. Oppenheir, "Proprerties of approximate parks-McClellan filters", IEEE, pp.2165-2168, 1997.

[106] S. C. PEI, J. J. SHYU, "Design of two-dimensional FIR digital filters by McClellan transformation and least-squares contour mapping", Signal Processing, 44, pp. 19-26, 1995.

[107] R.W. BUCCIGROSSI, E.P. SIMONCELLI, "Image compression via joint statistical characterization in the wavelet domain", IEEE Trans. Image processing, Vol. 8, pp. 1688–1701, December 1999.

[108] D. M. CHANDLER, S. S. HEMAMI, "Additivity models for suprathreshold distortion in quantized wavelet-coded images", in Human Vision and Electronic Imaging VII, Proc. SPIE, Vol. 4662, Jan. 2002.

[109] M. BELADGHAM, A.BESSAID, A. MOULAY LAKHDAR, M. BEN AISSA , A. BASSOU, " MRI image compression using biorthogonal CDF wavelet based on lifting scheme and SPIHT coding" CIGE’10, Proc. JRS, Vol. 2, N. 0,pp. 225-232,Université de Bechar, Novembre 2010.

[110] M. BELADGHAM, A. BESSAID, A. MOULAY LAKHDAR, A. TALEB AHMED, " Improving quality of medical image compression using biorthogonal CDF wavelet based on lifting scheme and SPIHT coding ", Serbian Journal of Electrical Engineering, Vol. 8, Issue 2, ISSN 1451-4869 , pp. 163-179,doi:10.2298/SJEE1102163B, May 2011.

[111] www.GE Medical System.com (database).

[112] M. BELADGHAM, A. BESSAID, A. TALEB-AHMED, and I. BOUCLI HACENE, "Medical image compression using Quincunx wavelets and SPIHT coding", Journal of Electrical Engineering & Technology ,Vol.7, No.2, ISSN 1975-0102, pp.264-272, doi:10.5370/JEET.2012.7.2.264, Mars 2012.

[113] M. BELADGHAM, A. BESSAID, A. MOULAY-LAKHDAR, A. TALEB-AHMED, " Medical image Compression using Quincunx wavelets and VQ coding ", International Review on computers and software (IRECOS). ISSN 1828-6003.Vol. 5, N.6, pp. 601-608, November 2010.

[114] www. GE Healthcare.com (database).

RESUME

Le développement remarquable des technologies de l’information et des télécommunications durant ces dernières années a engendré une évolution considérable dans le domaine de la médecine. Le télédiagnostic, qui est actuellement parmi les secteurs potentiels en télémédecine, est une discipline qui permet à deux ou plusieurs équipes médicales d’échanger des images médicales et de les commenter dans une démarche d’aide au diagnostic.

L'imagerie médicale moderne génère des données considérables pouvant rapidement saturer les systèmes de transmission et de stockage. La nécessité de compresser les images apparaît donc aujourd'hui incontournable. Actuellement, la compression dans un service de radiologie est toujours effectuée sans perte quand qu’elle existe car elle constitue à ce jour le seul type de compression toléré par les experts. En effet, la compression sans perte garantit l’intégrité des données et permet d’éviter les erreurs de diagnostic. Cependant, ce type de compression n’offre pas de réduction significative du volume de ces données. Dans ce contexte, la compression avec perte peut être la réponse la plus appropriée.

Les méthodes actuelles de compression d’images médicales reposent sur la transformée en ondelettes. La première contribution de cette thèse est de proposer une adaptation et amélioration de l’algorithme SPIHT à la structure Lifting afin de réduire les limites des ondelettes classiques à banc de filtre.

Les résultats sur une base d’IRM et TDM montrent une supériorité visuelle et numérique de notre méthode par rapport aux méthodes classiques. Ces résultats visuels prometteurs sont confirmés par des nouveaux paramètres d’évaluation (WPSNR, MSSIM, VIF, VSNR, WSNR…).

La seconde et la principale contribution de cette thèse est de proposer une nouvelle transformation appelée ondelettes quinconce (QWT), plus performante que l’ondelette classique (DWT). Nous appliquons cette transformée non séparable (QWT) couplée avec le codeur SPIHT. Les résultats obtenus, à l’aide de l’algorithme que nous proposons, sont très satisfaisants et encourageants comparés à plusieurs des meilleurs codeurs cités dans la littérature. Dans notre dernière contribution, nous proposons un algorithme basé sur la QWT et la QV.

Mots Clès : *Compression, Imagerie médicale, Ondelettes, Structure Lifting, Ondelettes quinconce, SPIHT, QV, Paramètres d’évaluation.*