Generated by Foxit PDF Creator © Foxit Software
http://www.foxitsoftware.com For evaluation only.

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE MINISTERE DE L' ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE UNIVERSITE DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE D'ORAN
-MOHAMMED BOUDIAF- USTO-MB

Faculté des Sciences

Département d'Informatique

OPTION : Imagerie,Vision Artificielle et Robotique Médicale

MEMOIRE DE MAGISTER

Thème de recherche

LA COMPRESSION DES IMAGES 3D

PRESENTE PAR MANSOURI Dou el kefel

Soutenu publiquement le / / 2011 dans la salle des soutenances à

Compositon du jury :

Mr Abdelkader BENYETTOU	Prof.Dépt.informatique-USTOMB	Président
Melle Nacéra BENAMRANE	MCA.Dépt.informatique-USTOMB	Rapporteur
Mr Baghdad ATMANI	MCA.Dépt.informatique-UNIV-ORAN	Examinateur
Mr Bachir DJEBBAR	Prof.Dépt.informatique-USTOMB	Examinateur
Mr Abdelkrim MEBARKI	MCB.Dépt.informatique-USTOMB	Invité

Generated by Foxit PDF Creator © Foxit Software
http://www.foxitsoftware.com For evaluation only.

Remerciements

Je tiens à remercier mes parents, mon frère et mes sœurs pour leur soutien et leur patience.

Je remercie mon encadreur, Melle Benamrane Nacéra pour son accueil dans le laboratoire, son suivi et ses précieux conseils et aussi pour la confiance qu'elle m'a accordée tout au long de ce mémoire.

J'adresse mes remerciements les plus sincères à Monsieur le Professeur A. Benyettou qui a accepté de présider le jury de ce mémoire.

Je remercie Mr Athmani , Mr,Djebbar et Mr Mebarki pour avoir accepté de faire parti de mon jury .

Enfin, un merci très spécial à mon amie seif eddin qui m'a encouragé et fortement soutenu tout au long de ces trois années.

TABLE DES MATIERES

INTRODUCTION GENERALE……1

Généralités sur l'imagerie tridimensionnelle

I.1 Introduction……4
Qu'est ce que la 3D……4
Notions de modèle 3D……4
I.2 Techniques d'acquisition ……6
I.2.1 Palpeur ……6
I.2.2 Triangulation passive ……6
I.2.3 Triangulation active ……7
I.2.3.1 Lumière structurée : point……8
I.2.3.2 Lumière structurée : ligne ……9
I.2.3.3 Lumière structurée : motif ……9
I.2.4 Temps de vol (Time of Flight: TOF) ……10
I.3 Traitement des images 3D ……10
I.4 Conclusion……11

Généralités sur la compression

II.1 Introduction……13
II.2 Mesures de performance de la compression d'image……13
II.2.1 Rapport et taux de compression……13
II.2.2 Entropie……13
II.2.3 Mesures de distorsion……14
II.3 Compression sans perte……14
II.3.1 Codage de Huffman……15
II.3.2 Codage de Shannon……16
II.3.3 Codage arithmétique……16
II.3.4 Codage RLE……18
II.3.5 L'algorithme LZW……19
II.3.6 Codage par prédiction……19
II.4 Compression avec perte……19

II.4.1 Transformation…….....20
II.4.1.1 Transformation en cosinus discrète DCT……21
II.4.1.2 Transformation en ondelettes DTW…….....22
II.4.1.2.1 Analyse multi-résolution……24
II.4.1.2.3 Lifting……25
II.4.2 Quantification……..……..……..26
II.4.2.1 La quantification scalaire……26
II.4.2.2 La quantification vectorielle……28
II.4.2.3 Codage ……..……..29
II.5 Domaine spatial……29
II.5.1 Fractales……...29
II.5.2 Quadtree……...30
II.5.3 Décomposition en plans binaire……31
II.6 Domaine fréquentiel……...31
II.6.1 JPEG……...31
II.6.2 JPEG 2000……32
II.6.3 JPEG LS……32
II.6.4 GIF……33
II.6.5 PNG……33
II.6.6 TIFF……33
II.6.7 LOCO-I……...33

Etat de l'art : méthodes de compression des images 3D

III.1 Introduction …….…… ……36
III.2 EZW 3D ……...……..36
III.3 SPIHT 3D ……..…….…....37
III.4 Le Cube Splitting (CS)..…..……41
III.5 QTL 3D……...…..……..41
III.6 CS EBCOT…….…….....42
III.7 ESCOT 3D……...……..….42
III.8 SPECK 3D……43
III.9 Conclusion…..…….. …….....43

Transformées directionnelles

IV.1 Introduction……45
IV.1.1 Approches non-adaptatives……..45
IV.1.1.1 Transformée de Radon……..45

IV.1.1.2 Ridgelets……..46
IV.1.1.3 Curvelets……47
IV.1.1.4 Contourlets……..48
IV.1.1.5 Ondelettes complexes……..49
IV.1.1.6 Transformée cortex……...50
IV.1.1.7 Pyramide orientable……..…51
IV.1.2 Approches adaptatives ……51
IV.1.2.1 Matching pursuit……51
IV.1.2.2 Beamlets……..53
IV.1.2.3 Bandelettes……..53
IV.1.2.3.1 Première génération de bandelettes……..53
IV.1.2.3.2 Seconde génération de bandelettes……..54
IV.2 Conclusion……..54

CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES……75
ANNEXE A……76
ANNEXE B……78
RFERENCES……81

LISTE DES FIGURES

Figure 1 : Scènes 3D……4
Figure 2 : Un des premiers modèles de visage ……5
Figure 3 : Graphe des systèmes d'acquisition 3D……..5
Figure 4 : Graphe des systèmes optiques……....6
Figure 5 : Détail d'un palpeur……6
Figure 6 : Principe de la vision Stéréoscopique……7
Figure 7 : Principe de la triangulation active……..…..7
Figure 8 : Les trois types de la triangulation active……...8
Figure 9: Têtes Laser……....8
Figure 10: Scanner Replica Reversa……....9
Figure 11: Projection de lumières……9
Figure 12: Scanners AtosIII de Gom et Comet5 de Steinbichler…….10
Figure 13: la préparation à la numérisation, l'acquisition et les post-traitements…..……..10
Figure 14: Schéma général d'un codeur sans perte……....15
Figure 15 : algorithme d'Huffman……..……15
Figure 16 : algorithme de Shannon……...16
Figure 17 : Exemple de Codage par plage RLE……..18
Figure 18 : Schéma type d'un système de compression avec pertes d'images……20
Figure 19 : La transformation en ondelettes……..……22
Figure 20 : respectivement l'ondelette de Haar, dérivée seconde de gaussienne, partie réelle de l'ondelette de Morlet……..23
Figure 21 : Analyse multi-résolutions en deux dimensions……23
Figure 22 : Single Level Two-Dimensional DWT Decomposition of an Image……...24
Figure 23: Example of 3-Level Two-Dimensional DWT Decomposition of an Image……24
Figure 24: lifting sheme……...26
Figure 25: Caractéristique typique d'un quantificateur scalaire de N = 6 niveaux……26
Figure 26: quantification scalaire uniforme……..27
Figure 27: quantification scalaire non uniforme……...27
Figure 28: quantification vectorielle……...28
Figure 29: schéma d'un quantificateur vectoriel……..28
Figure 30 : Illustration de la comparaison entre les blocs source et blocs domaine……30
Figure 31: compression par fractales……30
Figure 32: Décomposition en quadtree……31
Figure 33: Décomposition en plans binaires des bits de poids forts jusqu'aux bits de poids faibles……31
Figure 34: schéma de codage et décodage par JPEG……..32
Figure 35:Schéma typique d'un codeur JPEG 2000……...32
Figure 36:Description schématique du codeur CALIC……..34
Figure 37: Diagramme de la structure en arbre 3D de EZW 3D……..36
Figure 38 : structure arborescente de SPIHT……..38

Figure 39 : structure arborescente de SPIHT en 3D……..39
Figure 40: Illustration de la partition effectuée par le Cube Splitting en isolant les coefficients significatifs……..…….41
Figure 41 : Représentation d'un plan de bits (CS)……..42
Figure 42 : Partitionnement de l'ensemble *S* ……..43
Figure 43: Transformée de Radon…….46
Figure 44: Relation entre transformées……...46
Figure 45: Exemple de transformée de Ridgelets……47
Figure 46: comparaison entre les deux transformées ondelettes et curvelettes……47
Figure 47: exemples de curvelets……..47
Figure 48: principe de contourlets……48
Figure 49: exemples de contourletes……48
Figure 50: Ondelettes complexes ……..……..49
Figure 51: Transformation en ondelettes complexes : les arbres……..49
Figure 52: Transformation en cortex……50
Figure 53: Principe de la transformation en cortex……50
Figure 54: Transformée en pyramides orientables……51
Figure 55: Transformée en pyramides orientables pour k=2……51
Figure 56: Algorithme de Matching pursuit……52
Figure 57: Beamlets définis sur une grille 8x8……53
Figure 58 : Dictionnaire des bases directionnelles……54
Figure 59 : Le cercle virtuel pour un essaim de sept particules……..57
Figure 60 : Bases Mise à jour d'une particule ……..57
Figure 61 : Etapes principales du traitement……59
Figure 62 : Bases directionnelles……..60
Figure 63 : Caractéristiques des bases……...61
Figure 64 : Bases de polynômes de Legendre d'ordre 2 à 4……..61
Figure 65 : Base de bandelettes d'angle 18.4°…… ..62
Figure 66 : Différentes étapes du traitement……63
Figure 67 : Images IRM de type T1…… 64
Figure 68 : Images IRM de type T2 ……64
Figure 69 : Séquence T1 et images reconstruites ……65
Figure 70 : Séquence T2 et images reconstruites ……66
Figure 71 : Image reconstruites par PSO et PSO-TL……..67
Figure 72 : Etapes principales du traitement ……..……68
Figure 73 : Image lena et images reconstruites ……69
Figure 74 : Image cerveau et images reconstruites ……..70
Figure 75 : Optimisation d'image cerveau par PSO et PSO-TL ……72
Figure 76 : Bandelettes et JPEG ……73

LISTE DES ALGORITHMES

Procédure de codage d'Huffman……...15
Procédure de codage de Shannon……16
Procédure de codage arithmétique……17
Algorithme de SPIHT……40
Algorithme de matching pursuit……52
Algorithme d'optimisation par essaims particulaires……..62
Algorithme d'optimisation par essaims particulaires et recherche taboue……67

ABREVIATIONS ET NOTATIONS

DCT **:** Discret Cosinus Transform.
DWT **:** Discret Wavelet Transform.
EBCOT **:** Embedded Block Coding with Optimal Truncation.
EQM **:** Erreur Quadratique Moyenne.
EZW **:** Embedded Zerotree Wavelet.
JPEG **:** Joint Photographic Expert Group, la norme JPEG établie par ISO et IEC.
JPEG 2000 **:** Nouveau standard en codage d'image.
JPEG-LS **:** Nouveau standard de compression sans perte de la norme JPEG, utilise l'algorithme LOCO-I.
LOCO-I **:** Codeur sans perte (utilisé dans la norme JPEG-LS).
PSNR **:** Peak Signal to Noise Ratio, Pic du Rapport Signal à Bruit exprimé en anglais.
SPIHT **:** Set Partitioning In Hierarchical Trees, codeur entropique permettant du codage progressif en qualité.
GIF **:**Graphic Interchange Format.
MSE **:** Mean Square Error.
RLC**:** Run Length Coding.
LZW **:** Lempel –Ziv-Welch.
QV **:** Quantification Vectorielle.
QS **:** Quantification Scalaire.
2D **:** deux dimensions.
3D **:** trois dimensions.
PSO **:** Optimisation par essaims particulaires *(Particle Swarm Optimization).*
Gbest **:** Particule ayant obtenu la meilleure *qualité.*
X_i **:** Position de la ***i*** ***ième*** particule.
$Q\ (X_i)$ **:***Qualité* obtenue à la position de la ***i*** ***ième*** particule.
p_g **:** Position de la ***g*** ***ième*** particule ayant obtenu la meilleure *qualité.*
$Q\ (p_g)$ **:** *qualité* obtenue à la meilleure position de la ***g*** ***ième*** particule.
V_i **:** Vitesse de la ***i*** ***ième*** particule.
V_{max} **:** Vitesse maximum de déplacement des particules.
X_{min} **:** Position minimum des particules.
X_{max} **:** Position maximum des particules.
I **:** Bloc original .
$\hat{I}$ **:** Bloc d'approximation.
R **:** Le nombre de bits par pixel.
P(k) **:** La probabilité d'apparition des niveaux de gris dans l'image.
K **:** La valeur de gris.
i , j **:** Représente les indices de ligne et de colonne dans la matrice des données.
u ,v **:** Représente les indices de ligne et de colonnes des coefficients transformés.

Generated by Foxit PDF Creator © Foxit Software
http://www.foxitsoftware.com For evaluation only.

INTRODUCTION GENERALE

Le monde numérique est devenu un moyen hyper-nécessaire dans notre vie quotidienne, il n' y a pas un seul domaine qui, à l'heure actuelle, peut gérer ces activités sans se référer à l'informatique, si on pense au domaine médical le développement des systèmes d'imagerie, comme le scanner, l'IRM ..., a bougrement contribué au diagnostic précoce et plus précis des maladies en donnant une représentation plus précise des différentes parties du corps humain. Si on pense en imagerie satellitaire les images acquises par les nouveaux satellites sont actuellement en nette augmentation, grâce à la haute technologie des satellites les images sont produites en un délai très court avec une précision indiscutable, la vidéo-conférence, la télévision haute définition, la télécopie sont tous des applications qui proviennent de l'imagerie numérique et donc les exemples de l'imagerie numérique ne peuvent pas se limiter en un seul domaine. Maintenant on se vire à la problématique, les nouveaux systèmes d'imagerie servent à fournir des données de plus en plus précises et détaillées et aussi plus complexes. La nécessité de stockage de ces informations est donc patente, mais les espaces de stockage sont considérables et ne cessent d'augmenter suivant l'évolution des technologies. La réponse à la gestion de cette quantité importante de données et le seul moyen de réduction de la taille de ces informations pour le stockage est la compression, cette dernière consiste à éliminer les informations superflues dans les images et permet la représentation la plus compacte et la plus succincte des données. On distingue deux types de compression : la compression sans perte (ou réversible), qui consiste à préserver l'intégralité des données en conduisant à une reconstruction parfaite. Il y a aussi la compression avec perte (ou irréversible), c'est la plus répandue, elle consiste à la représentation approximative et compacte de l'information originale en générant des dégradations qui permettent d'atteindre des taux de compression très élevés, ce type de compression comporte trois étapes essentielles : une étape de transformation, de quantification, et de codage. On se concentre sur l'étape de transformation puisque notre contribution, dans ce mémoire, s'est bien trouvée là, la transformation en ondelettes est la plus utilisée en compression d'images, elle a gagné un intérêt considérable en traitement du signal du fait de son idée de représenter le signal à différentes résolutions. Malgré le succès des ondelettes pour la représentation de singularités ponctuelles, elles ne sont pas, dans les images, adaptées à la représentation des singularités le long des contours à cause de leur schéma séparable qui n'est pas adapté à la représentation des contours. L'exploitation de cette régularité a suscité beaucoup de chercheurs de trouver une transformée qui n'est pas redondante et qui surmonte ce problème de régularité.Nous avons, dans ce mémoire, proposé une nouvelle transformée qui permet une représentation parcimonieuse et adaptée au contours .

Le manuscrit est structuré de la façon suivante :

Dans le premier chapitre on présente des généralités sur l'imagerie tridimensionnelle et les pistes de recherches potentielles liées à la numérisation 3D.

Le deuxième chapitre est dédié à la représentation des différentes techniques de compression 2D, c'est une véritable introduction en présentant les techniques actuelles de transformées et de codage.

Generated by Foxit PDF Creator © Foxit Software
http://www.foxitsoftware.com For evaluation only.

Le chapitre 3, résume les différentes techniques de la compression des images 3D, nous préciserons, dans cette partie, les méthodes de compression appropriées aux volumes et celles adaptées aux séquences 2D.

Le chapitre 4 c'est le cœur de ce travail, il porte sur les nouvelles transformées et les dérivées des ondelettes pour la représentation parcimonieuse des images.

Le chapitre 5, notre approche, s'emploie à décrire l'implémentation de l'approche étudiée et les résultats obtenus, avec une discussion de ces derniers.

En conclusion, nous récapitulerons les principales contributions du mémoire et nous terminerons par la présentation de quelques perspectives.

Generated by Foxit PDF Creator © Foxit Software
http://www.foxitsoftware.com For evaluation only.

Chapitre I

Généralités sur l'imagerie tridimensionnelle

Generated by Foxit PDF Creator © Foxit Software
http://www.foxitsoftware.com For evaluation only.

Generated by Foxit PDF Creator © Foxit Software
http://www.foxitsoftware.com For evaluation only.

I.1 Introduction

La vision tridimensionnelle a envahit petit à petit de nombreux domaines tel que l'industrie, l'archéologie, la médecine, le sport et encore les jeux vidéos. Les trois dernières décennies ont connu un véritable progrès en ce qui concerne l'acquisition et la modélisation des données 3D, de nouvelles types de cameras de très haute qualité ont été fabriqués essentiellement pour les images 3D, de nombreux travaux ont porté sur l'utilisation d'images acquises par les caméras pour la construction 3D. Bref nous sommes définitivement ancrés dans l'ère de la 3D.

Une image en trois dimensions est une image définie sur trois axes que l'on pourrait appeler longueur, hauteur et profondeur ;

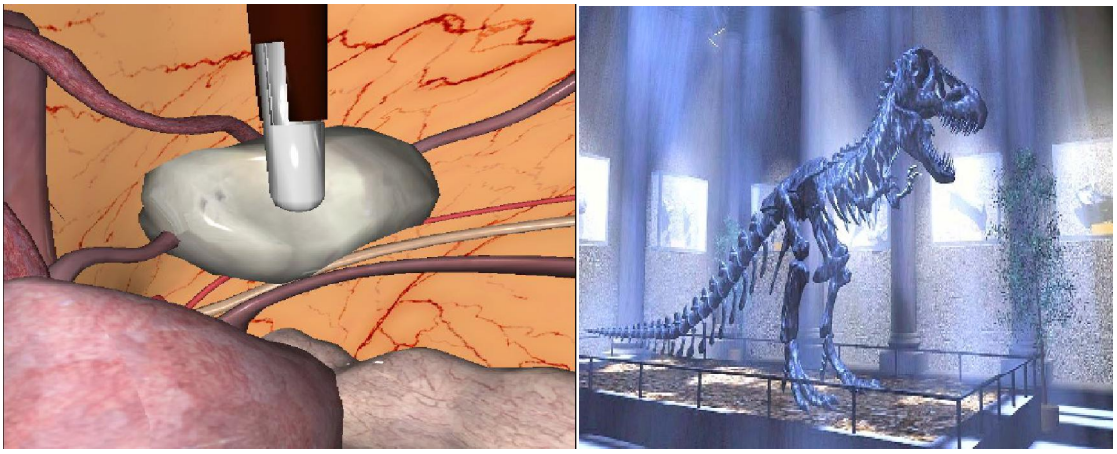


Figure1 : *Scènes 3D.*

Les images 3D sont acquises à partir de la scène observée, par exemple les systèmes d'imagerie par résonance magnétique ou tomographique sont utilisés pour acquérir des images médicales. La procédure de la numérisation des volumes 3D se décompose en trois étapes : la préparation à la numérisation, l'acquisition, les traitements des données acquises, la présence de l'opérateur est obligatoire pour chaque étape afin de contrôler et donner les différents points de vue.

Le modèle 3D est une structure de données qui représente un objet, suivant des conditions (variation des points de vue, l'éclairage), en permettant d'en calculer une multitude de vues.

Généralement le modèle 3D est une liste de triangles ou de polygones, malgré qu'on dispose d'une grande souplesse à l'utilisation de ces formats, ces derniers ne constituent pas la meilleure représentation pour plusieurs formes (*les polygones ne constituent pas la meilleure des représentations pour les sphères ou les surfaces courbées (visages)*). Pareillement, les triangles doivent être copieusement présentés pour que le modèle et ses contours externes n'apparaissent pas trop anguleux.

Generated by Foxit PDF Creator © Foxit Software
http://www.foxitsoftware.com For evaluation only.

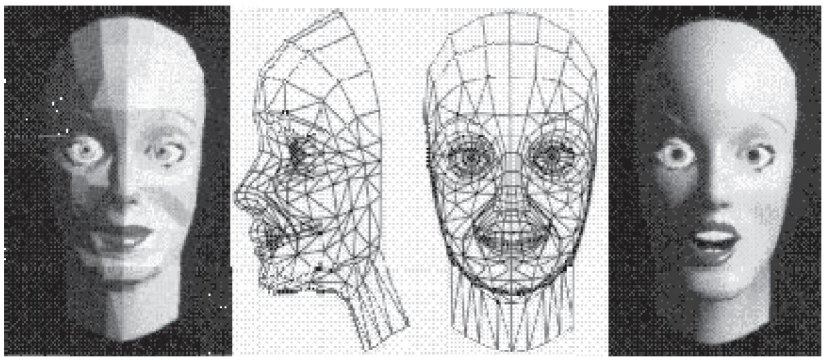


Figure 2 : *Un des premiers modèles de visage [90]*

L'approximation d'un visage par le modèle 3D peut être pour l'incarnation d'un individu réel (*dans un univers virtuel par exemple*). L'avatar est donc le mot qui entre (*on en parle ordinairement*). Si l'avatar est assez ressemblant (*par exemple à un acteur ou une personnalité*), on pourra dire qu'il s'agit d'un clone. S'il est texturé plutôt que peint, il permettra d'obtenir un rendu photo-réaliste.

Avant la modélisation 3D il faut l'acquisition des images, le suivant paragraphe décrit les différentes techniques d'acquisition 3D, selon [89] nous pouvons dresser le graphe des systèmes d'acquisition 3D suivant :

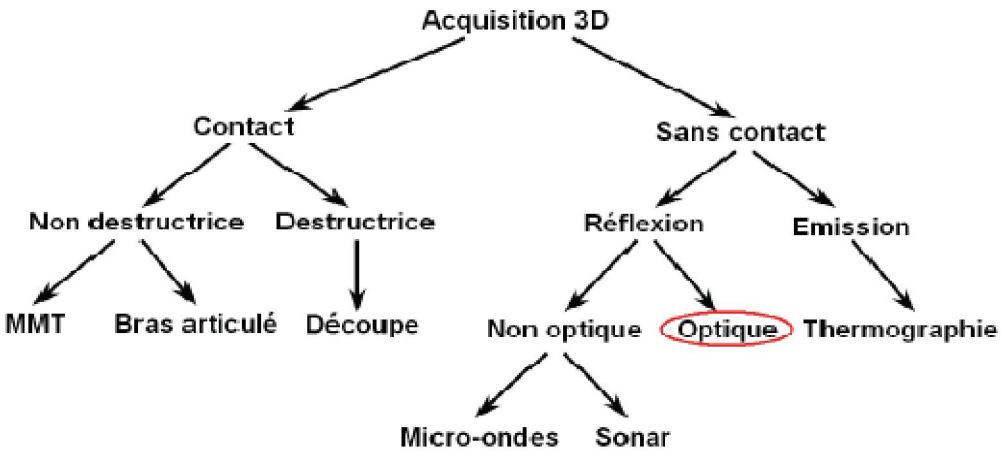


Figure 3 : *Graphe des systèmes d'acquisition 3D [89].*

Generated by Foxit PDF Creator © Foxit Software
http://www.foxitsoftware.com For evaluation only.

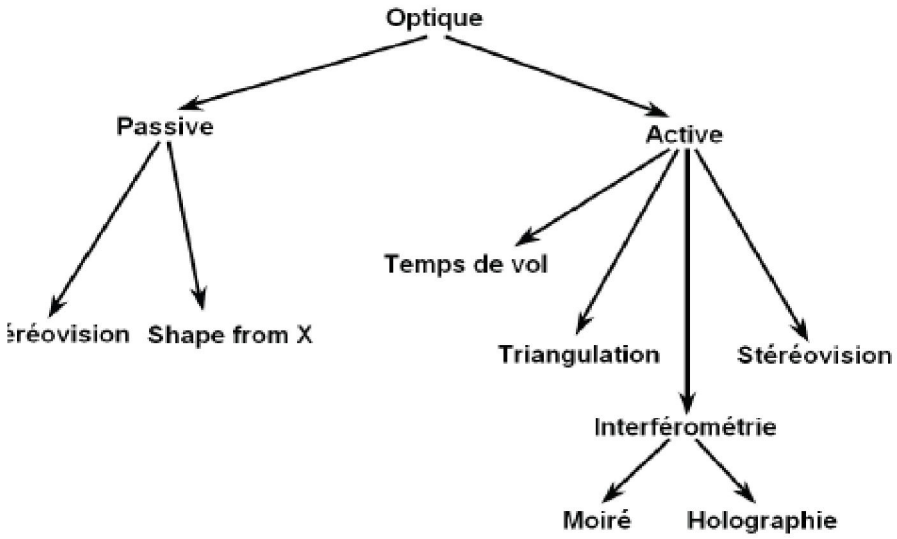


Figure 4 : *Graphe des systèmes optiques [89]*

I.2 Techniques d'acquisition

I.2.1 Palpeur

L'acquisition au moyen d'un palpeur est parmi les techniques les plus précises qui dépendent des performances du système de positionnement utilisé, lors de génération de signal (contact de la bille du palpeur avec l'objet et le signal, voir fig. 5) la mémorisation de la position de la machine est provoquée.

Figure 5 : *Détail d'un palpeur [89]*

I.2.2 Triangulation passive

La triangulation passive n'exige nulle source de lumière additionnelle pour effectuer les mesures, les systèmes d'acquisitions (une caméra ou plus) sont suffisants pour intervenir au principe de mesures. La vision stéréoscopique [89] est une technique de la triangulation passive, elle permet l'interprétation des disparités entre deux ou plusieurs images d'une scène pour calculer la profondeur de la scène par triangulation. Le principe de la stéréovision passive est donné par le schéma ci-dessous, Deux caméras (deux points de vue) calibrées sont présentes, leurs paramètres intrinsèques (focale, ouverture,..) et extrinsèques (positionnement dans l'espace) doivent être connus. O1 et O2 sont les centres des images obtenues, et P1, P2 les centres optiques des deux caméras ; par la formule de Thalès on trouve les coordonnées de P (l'intersection des deux lignes (O1 P1) et (O2 P2)).

Generated by Foxit PDF Creator © Foxit Software
http://www.foxitsoftware.com For evaluation only.

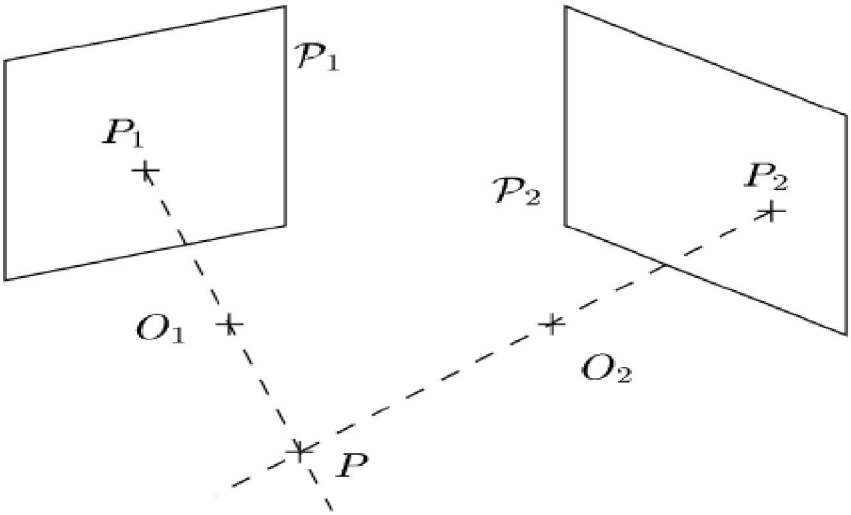


Figure 6 : *Principe de la vision Stéréoscopique [89].*

Le problème de la stéréovision passive réside dans le cas d'occlusion où des points d'une image ne trouvent pas leurs correspondants sur la deuxième image, Salvi et al [92] ont proposé une méthode pour faciliter la mise en correspondance, il s'agit d'une projection d'éclairage texturé sur la scène, mais cette dernière a paru non suffisante pour la mesure tridimensionnelle.

I.2.3 Triangulation active

Aller à l'encontre de la triangulation passive, les sources de lumières additionnelles participent à la reconstruction tridimensionnelle dans la triangulation active.la figure suivante illustre le principe de la triangulation active :

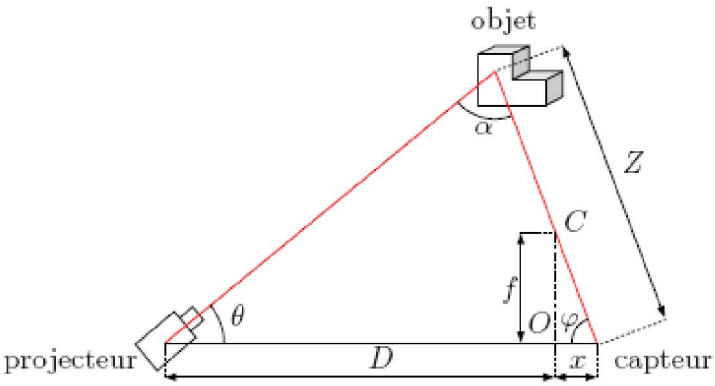


Figure 7 : *Principe de la triangulation active [91].*

Au lieu d'utiliser deux capteurs (2 caméras) comme dans la triangulation passive, on remplace l'un des deux caméras par la source lumière, ce sera une triangulation active .on note C le centre optique du capteur et O le centre de l'image, l'orientation du projecteur est donnée par θ , et avec une loi de sinus on peut déterminer Z.

Generated by Foxit PDF Creator © Foxit Software
http://www.foxitsoftware.com For evaluation only.

Nous distinguons trois types de triangulation active selon le motif lumineux projeté : point, ligne ou motif [93].

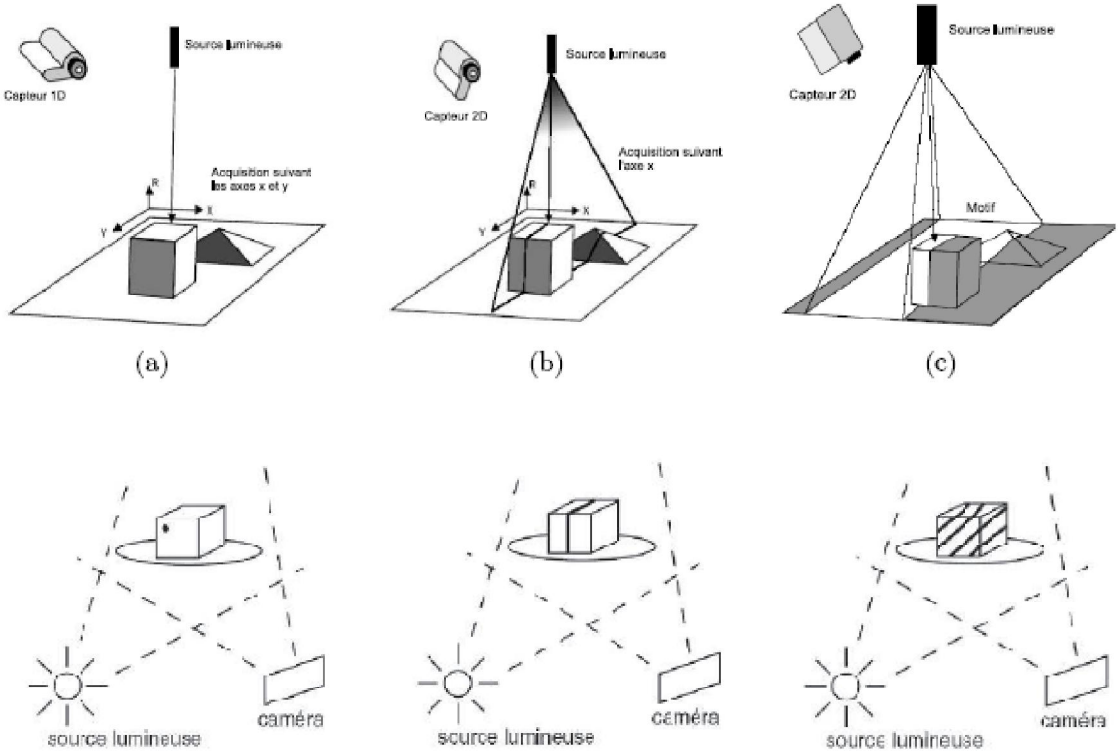


Figure 8 : *Les trois types de la triangulation active : (a) projection point (b) ligne (c) motif [89][91].*

I.2.3.1 Lumière structurée : point

Cette technologie nécessite une source laser, la figure 8 montre deux exemples des têtes laser point. Le projecteur lumineux et le capteur doivent être mobiles, afin de couvrir entièrement l'objet.

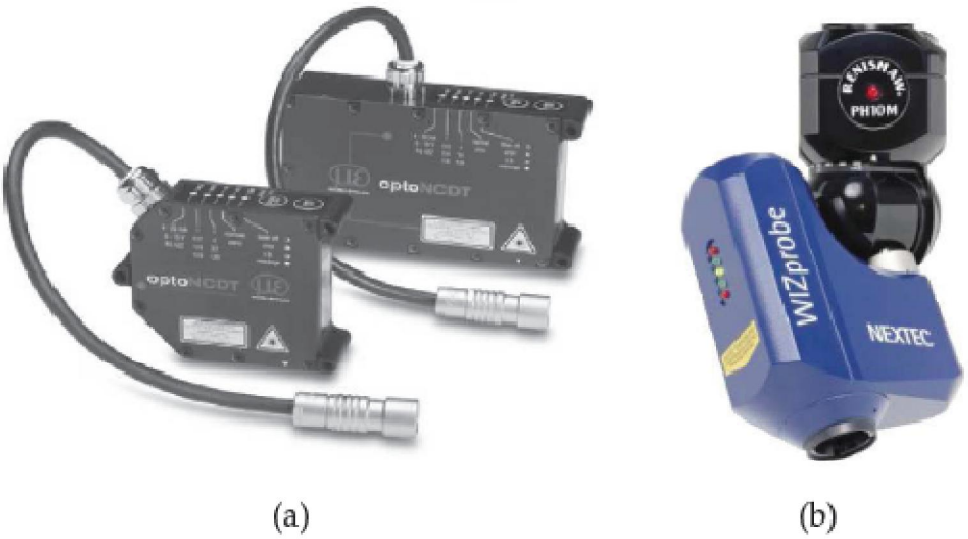


Figure 9 : *(a) µEpsilon (b) Nextec (WizProbe)[89]*

Generated by Foxit PDF Creator © Foxit Software
http://www.foxitsoftware.com For evaluation only.

I.2.3.2 Lumière structurée : ligne

Les scanners qui utilisent cette technologie sont plus rapides que ceux qui utilisent la projection point, La longueur de la ligne et le nombre de points sur la ligne varient en fonction du modèle du capteur (entre 15mm et 150mm pour la longueur de ligne, et entre 500 et 1000 points par ligne).

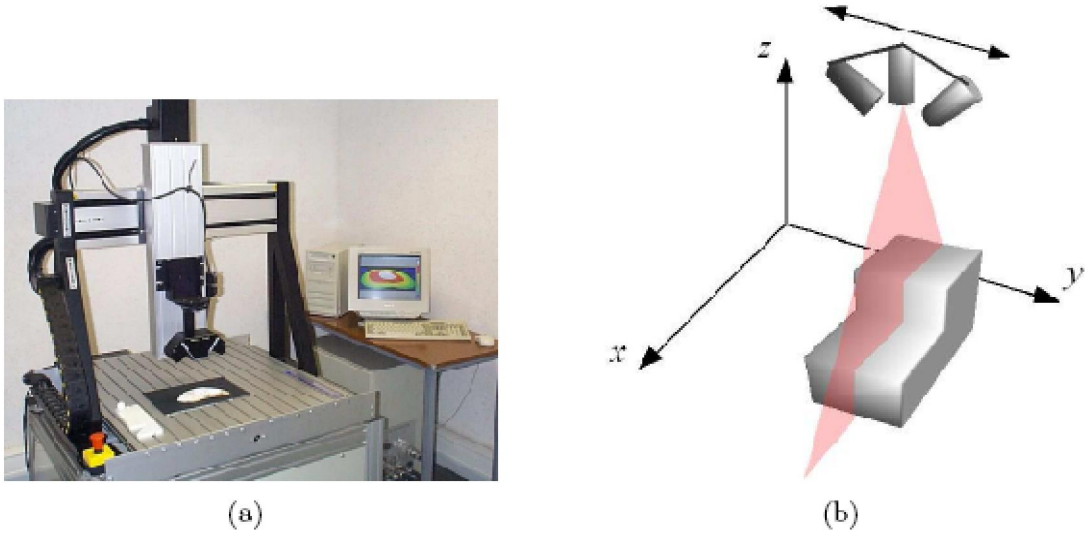


Figure 10 : *Scanner Replica Reversa (a), principe (b) [91].*

I.2.3.3 Lumière structurée : motif

Ce qui distingue cette technologie par rapport aux autres citées auparavant est qu'elle utilise la projection de points, de lignes parallèles, de grilles ou de motifs codés, l'acquisition est donc très rapide.

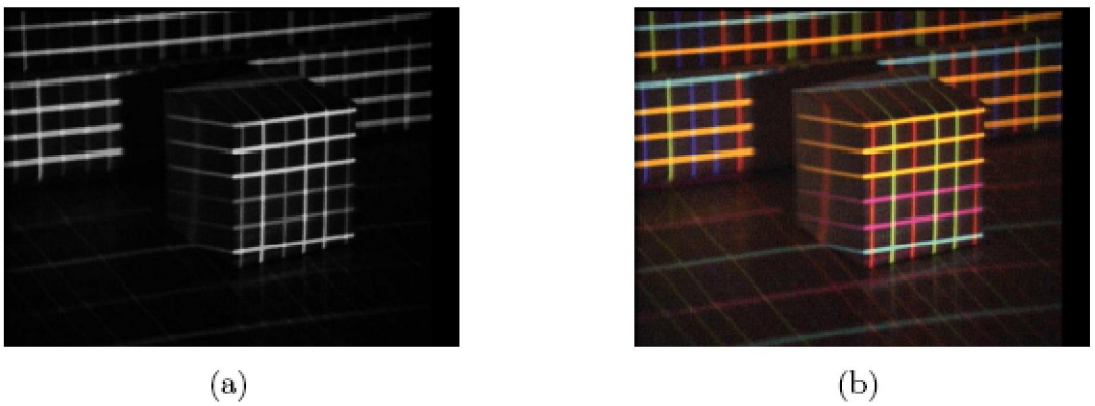


Figure 11 : *Projection de lumières : (a) grille simple, (b) grille codée [91].*

Generated by Foxit PDF Creator © Foxit Software
http://www.foxitsoftware.com For evaluation only.

(a) (b)

Figure 12 : *(a)Scanners AtosIII de Gom (b) Comet5 de Steinbichler [89].*

I.2.4 Temps de vol (Time of Flight: TOF) [89][93]

Cette technologie est utilisée lorsque l'objet est très grand (bâtiment), les scanners ont une portée pouvant aller jusqu'à 300 mètres et ont une précision de l'ordre du millimètre, suivant la distance de travail et la technologie utilisée, ils calculent la distance à un objet, en évaluant le temps de parcours d'un faisceau laser émis puis rétro-diffusé par la surface.

I.3 Traitement des images 3D

Il s'agit d'un ensemble d'opérations qui interprètent ou affectent la représentation de l'image 3D. L'acquisition de l'image est la première étape de traitement, nous avons déjà cité dans les paragraphes précédents les techniques d'acquisition modernes, la compression est aussi une étape très importante pour le traitement des images 3D, elle est en but de réduire la taille des images pour diminuer l'espace nécessaire à leur stockage sur le disque ou leur transfert par le réseau, le filtrage, la segmentation, le recalage sont tous des traitements qui peuvent être appliqués sur l'image 3D. Le schéma ci-dessous montre la procédure générale de la numérisation 3D.

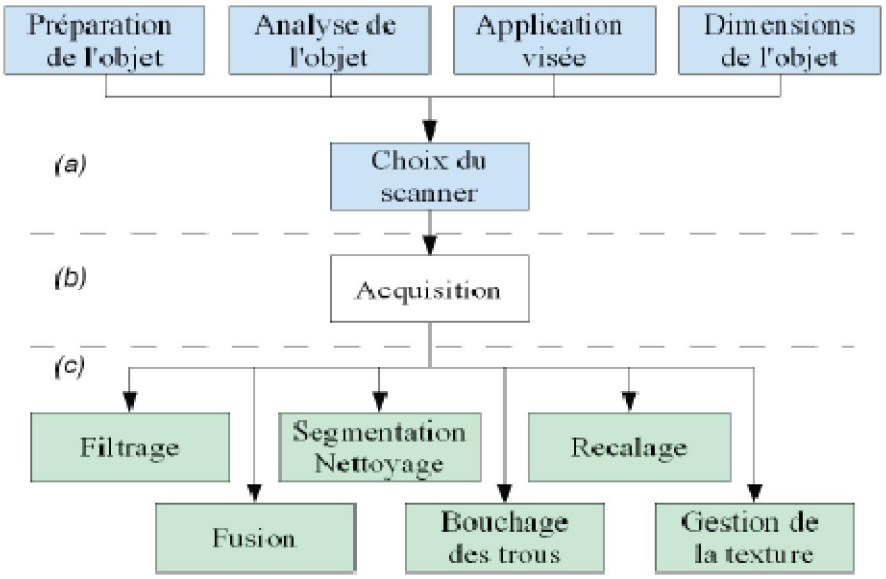


Figure 13 : *(a) la préparation à la numérisation, (b) l'acquisition (c) les post-traitements [89]*

Generated by Foxit PDF Creator © Foxit Software
http://www.foxitsoftware.com For evaluation only.

I.4 Conclusion

A présent, Les systèmes d'imagerie s'emparent de plusieurs domaines, le traitement d'images est devenu omniprésent dans de nombreux domaines de la science, de l'industrie ou grand public, la numérisation 3D commence à être indispensable notamment lorsque les systèmes d'acquisition se terminent capables d'acquérir l'image en 3 dimension, et capter des informations très importantes que les ex-systèmes ne pouvaient pas les percevoir .Nous avons dans ce premier chapitre évoqué d'une façon succincte les principales techniques d'acquisition des images 3D, dans le chapitre suivant nous aborderons une étape très importante dans le traitement d'image , qui est : *la compression.*

Generated by Foxit PDF Creator © Foxit Software
http://www.foxitsoftware.com For evaluation only.

Chapitre II

Généralités sur la compression

II.1 Introduction

À l'heure actuelle la représentation numérique des images est devenue un grand problème, les diverses applications, telles que la télécopie la vidéoconférence l'imagerie médicale et satellitaire, la télévision haute définition la télésurveillance, nécessitent de plus en plus des espaces très grands pour le stockage d'informations et un débit très fort pour la transmission, ces deux contraintes restent toujours non résolues malgré le développement de la technologie. La compression est donc un moyen inévitable pour surmonter ces contraintes, elle s'impose comme une étape incontournable pour optimiser l'utilisation de ces grands volumes d'informations dans les réseaux informatiques. On connaît une variété de méthodes de compression mais laquelle qui répond à ces problèmes de capacité pour tous les types de données. Afin de répondre à ces problématiques nous verrons dans ce chapitre les deux fameux types de compression avec les principales techniques de chaque type.

II.2 Mesures de performance de la compression d'image

II.2.1 Rapport et taux de compression

Le taux de compression est utilisé pour déterminer le degré de compression obtenu. On peut le représenter par :

$$T_c = \left[1 - \frac{1}{\text{rapport de compression}}\right] \times 10 \qquad (1)$$

Avec, *rapport de compression* = $\frac{\text{nombre de bits de l'image originale}}{\text{nombre de bits de l'image comprimée}}$ (2)

Plus le taux de compression est important, plus les distorsions apparaissent dans l'image.

II.2.2 Entropie

Dans une image, l'entropie est une grandeur qui caractérise la quantité d'information que contient cette dernière, si par exemple l'image est redondante alors son entropie est faible par contre l'entropie est forte si l'image n'est pas redondante.
Par définition, l'entropie d'ordre zéro est donnée par :

$$H = -\sum_{k=0}^{2^R-1} p(k).\, log_{2\, p(k)} \qquad (3)$$

Avec

R : le nombre de bits par pixel.
P(k) : la probabilité d'apparition des niveaux de gris dans l'image.
K :la valeur de gris.

II.2.3 Mesures de distorsion

L'erreur quadratique moyenne MSE : utilisée pour mesurer la distorsion entre une image I de taille N×M et son approximation $\hat{I}$. Une petite valeur de MSE correspond à une petite distorsion.

$$MSE = \frac{1}{M.N} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} [I(m,n) - \hat{I}\,(m,n)\,]^2 \qquad (4)$$

Le rapport crête signal sur bruit PSNR : mesure la fidélité de la compression.

$$\text{PSNR}=10\log_{10}\frac{X^2\max}{\text{MSE}} \quad (5)$$

Avec X_{max} : la luminance maximale possible.

Des petites distorsions correspondent à des grandes valeurs du PSNR (si le PSNR égale à ∞ l'image est parfaitement reconstruite).

Ces mesures sont utilisées pour comparer les méthodes ou les taux de compression. Elles ne permettent pas de localiser une erreur dans une image mais donnent une appréciation de la qualité d'ensemble de l'image.

II.3 Compression sans perte

Le codage sans perte[1] est un codage conservateur qui n'occasionne aucune perte de données. Ce type de codage est utilisé dans des applications comme l'archivage des images médicales, l'imagerie satellitaire et tout autre type de donnée nécessitant une conservation à l'identique des données .Le processus de codage sans perte crée des "mots-codes" à partir d'un dictionnaire statique ou d'un dictionnaire construit dynamiquement. Ces processus s'appuient sur des informations statistiques de l'image. Parmi Les codes statistiques les plus répandus on trouve le codage d'Huffman et le codage arithmétique. Le codage statistique permet de s'approcher au mieux de l'entropie [1].Ils ont pour principe d'associer aux valeurs les plus probables les mots binaires les plus courts.
La plupart des systèmes de compression sans perte des images comportent trois étapes (*voir figure14*) [11]:

- ***Prédiction***: tend à réduire la redondance entre pixels voisins en exploitant la corrélation spatiale qui existe
- ***Modélisation de contexte*** : comme la décorrélation[2] complète ne peut pas être atteinte par la prédiction seule, la modélisation de contexte est introduite pour exploiter la redondance restante.
- ***Codage entropique*** [10].

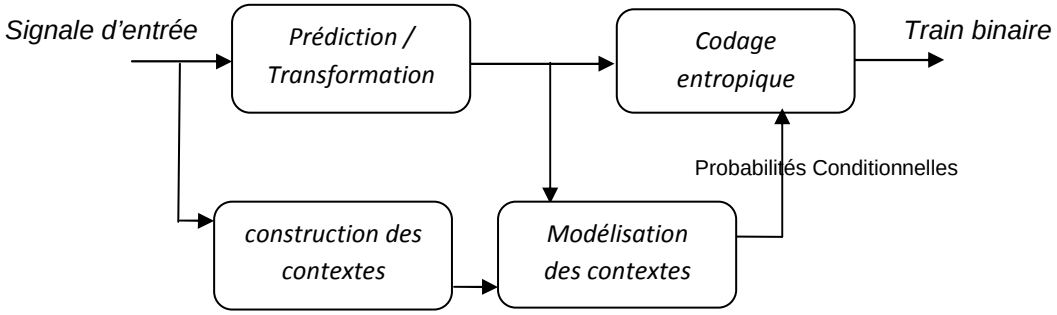


Figure 14 *: Schéma général d'un codeur sans perte [11].*

[1] Le codage sans perte ou le codage entropique ou bien le codage révérsible.
[3] La phase de décorrélation permet de réduire la corrélation qui existe entre pixels par prédiction dans le cas d'un codage prédictif ou par transformée dans le cas d'un codagepar transformée ou par un banc de filtres dans le cas d'un codeur en sous-bandes.

II.3.1 Le codage de Huffman

David huffman [2] a suggéré ,en 1952, une méthode statistique appelée compression à arbre de Huffman qui permet d'attribuer un mot-code binaire aux différents symboles (pixel) à compresser. La probabilité d'occurrence du symbole dans l'image est prise en compte en attribuant aux plus fréquents des codes courts, et aux plus rares des codes longs.

Procédure de codage

- On calcule la fréquence d'apparition de chaque symbole.
- On rassemble les deux symboles de plus faible poids pour former un nœud, dont le poids est égale à la somme des poids des deux symboles qui le composent.
- On affecte la valeur 0 au symbole le plus petit et la valeur 1 au symbole le plus grand des deux.
- On recommence les deux étapes précédentes en considérant chaque nœud formé comme un symbole jusqu'à n'avoir plus qu'un nœud, la racine.

Le tableau de gauche de la figure suivante montre que nous avons au total 21 symboles qui sont représentés en octets équivalant à 168 bits. Après la construction de l'arbre d'Huffman nous pouvons constater un taux de compression de $\sigma = \frac{45}{168}$ de 26, 79 %.

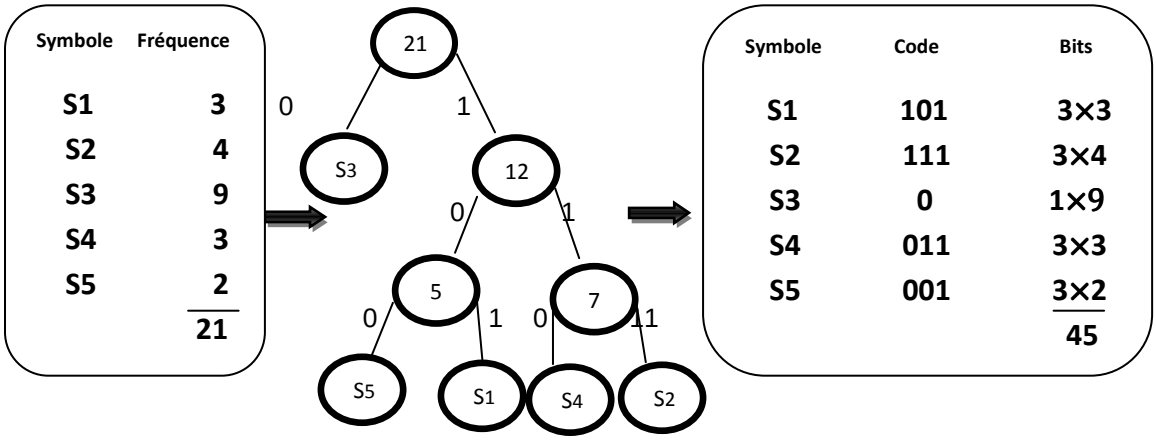


Figure15 : *algorithme d'Huffman [34].*

II.3.2 Le codage de Shannon

Shannon [3] a développé une méthode de codage basée sur de simple connaissances de la probabilité d'occurrence de chaque symbole dans le message.

Procédure de codage

- Classer les n fréquences non nulles $\{fi\}$ par ordre décroissant.
- Deviser l'ensemble des messages en deux sous ensembles de fréquences aussi proche que possible.
- Attribuer à chaque sous ensemble un bit 0 ou 1.
- Rediviser chaque sous ensemble en deux nouveaux sous ensembles de fréquences équivalentes afin de réitérer l'algorithme jusqu'à ce qu'il n'y ait plus qu'un seul élément dans chaque sous ensemble.

Exemple

voici la chaine que l'on va traiter :*ACBBCDECECBCEEECCCCABCECBDBDBD*

f(A)=2, *f*(B)=7, *f*(C)=11, *f*(D)=4, *f*(E)=5.

Octet	Fréquence processus	Code
C	11 — 11 (0)	0
B	7	10
E	5	110
D	4	1110
A	2	1111

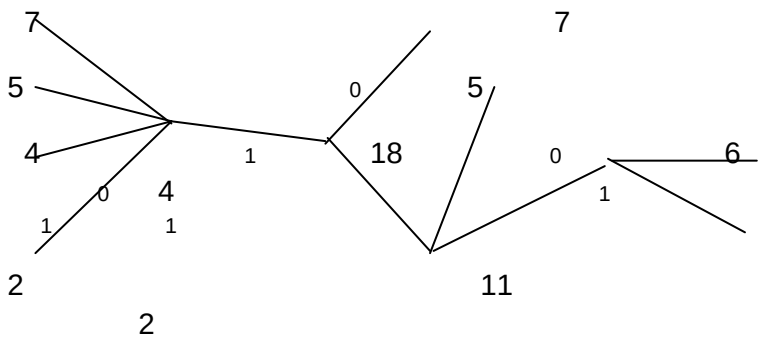


Figure 16 ***:*** *algorithme de Shannon [31]*

Le tableau montre qu'après le codage de shannon le fichier compressé comporte 64 bits contre 196 bits pour le fichier originale.

II.3.3 Le codage arithmétique

Le codage arithmétique [4] est un codage statistique qui attribue un "mot de code" à chaque ensemble de données. Ces "mots de code" correspondent à des intervalles semi-ouverts disjoints inclus dans [0, 1].

Contrairement au codeur d'Huffman le codage arithmétique produit un code pour une séquence de symboles tout entière, et non pas un code par symbole. Chaque nouveau symbole lu modifie de façon incrémentale le code de sortie.

Procédure de codage

- Calculer la probabilité associée à chaque symbole dans la chaine à coder.
- Associer à chaque symbole un sous intervalle proportionnel à sa probabilité dans l'intervalle [0,1[(l'ordre de rangement des intervalles sera mémorisé car c'est nécessaire au codeur).
- Initialiser la limite inférieure de l'intervalle de travail à la valeur 0 et la limite supérieur à la valeur 1.

Tant qu'il reste un symbole dans la chaine à coder :

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

- La limite inférieure code la chaine de manière unique.

Example

On considère la chaîne "*compressee*" :

Symbole	Occurrences	Probabilité
c	1	0.1
e	3	0.3
m	1	0.1
o	1	0.1
p	1	0.1
r	1	0.1
s	2	0.2

Maintenant on associe à chaque symbole 'd' un *domaine* dans l'espace des probabilités, La table d'associations sera transmise avec le message encodé.

Symbole	Probabilité	Domaine
c	0.1	$0.0 \leq d < 0.1$
e	0.3	$0.1 \leq d < 0.4$
o	0.1	$0.4 \leq d < 0.5$
m	0.1	$0.5 \leq d < 0.6$
p	0.1	$0.6 \leq d < 0.7$
r	0.1	$0.7 \leq d < 0.8$
s	0.2	$0.8 \leq d < 1.0$

La représentation arithmétique du message "*compressee*" sera :

Symbole	Borne supérieu	Borne inférieure
	0	1
c	0.0	0.1
o	0.04	0.05
m	0.045	0.046
p	0.0456	0.0457
r	0.04567	0.04568
e	0.045671	0.045674
s	0.0456718	0.0456720
s	0.0456726	0.0456728
e	0.04567262	0.04567268
e	0.045672626	0.045672644

II.3.4 Le codage par plage[3]

Le codage par plage [1] ou RLE *Run Length Encoding est recommandé* lorsque nous observons des répétitions de symboles consécutifs.son principe est simple, il consiste à reconnaître les répétitions et à réécrire le texte en les mettant en évidence. Prenons par exemple le texte suivant:

"ainsi font font font les petites marionnettes, ainsi font font font les petites marionnettes,"

Cette phrase contient 94 caractères (l'espace comptant comme un caractère). Ainsi, en suivant cette méthode nous obtenons le texte suivant:

(ainsi (font)×3 les petites marionnettes,) ×2

Cette écriture est dans un format compressé et indique que la partie du texte placée entre parenthèses doit être répétée autant de fois indiquée par le nombre qui suit.Donc, lors de la décompression nous obtenons:

Ainsi(font) ×3 sera remplacé par " font font font "

La phrase contient désormais 42 caractères. Nous avons donc compressé un texte contenant 94 caractères en un texte comprenant 42 caractères.

La figure suivante montre un autre example de RLE

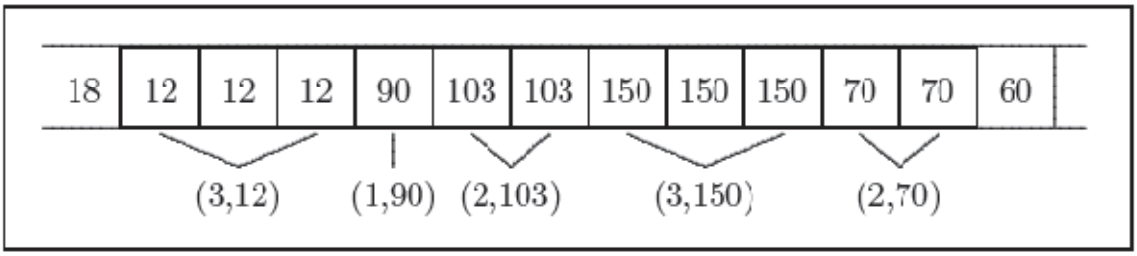


Figure 17 ***:*** *Exemple de Codage par plage RLE*

II.3.5 Le codage par dictionnaire adaptatif

Le codage LZW [5] *Ziw et Welch* vise à *d*éceler des suites de bits ou d'octets similaires, autrement dit à identifier des motifs qui se retrouvent dans la succession de valeurs décrivant l'image. Chaque fois qu'une telle suite est rencontrée, l'algorithme la range dans un dictionnaire et lui affecte un identificateur. Les valeurs isolées sont conservées telles quelles. Les données sont alors communiquées par le dictionnaire accompagnées de la succession de codes d'identification et valeurs isolées.

Example

Université de l'usto Université de l'usto mohamed boudiaf mohamed boudiaf

Université est remplacé par *code 1*
de est remplacé par *code 2*

[4] Ce type de codage est assez bon dans certain cas par example les images monochromes ou 256 couleurs mais très coûteux pour des images dont la couleur est codée sur 16 ou 24 bits.

l'usto est remplacé par *code 3*
mohamed est remplacé par *code 4*
boudiaf est remplacé par *code 5*

II.3.6 Le codage par prédiction linéaire

La prédiction tend à réduire la redondance entre pixels voisins en exploitant la corrélation spatiale qui existe. Il s'agit de prédire la valeur d'un pixel en fonction de la valeur des pixels voisins et de ne coder que l'erreur de prédiction.par exemple sur une image 24 bits un pixel (j, i) dont la valeur rouge est 200 et un pixel (j, i+2) dont la valeur rouge égale 200, on peut prédire la valeur de pixel (j, i+1) et on suppose que sa valeur est égale 200. Le voisinage peut être défini selon sa connexité (4-connexité ou 8-connexité) ou selon l'ordre du parcours choisi pour accéder aux pixels voisins. Parmi les techniques simples de prédiction on peut citer la DPCM *Differential Pulse Code Modulation* [6], qui effectue une prédiction à base d'une combinaison linéaire des valeurs des pixels voisins. Kyung et al [7] ont proposé une version adaptative ADPCM en utilisant différentes formes de prédiction et de voisinage selon le contexte et le contenu de l'image.Une autre proposition par Babel et al [8] ,le codage progressif et multirésolution LAR *Locally Adaptive Resolution,* C'est un codeur qui associe le DPCM à une décomposition multi-couches suivi d'une transformée Mojette[4].

Malgré l'efficacité et la simplicité de mettre en œuvre des prédicteurs linéaires, ils peuvent être dans certaines situations peu efficaces, dans ce cas il est préférable d'utiliser des prédicteurs non linéaires comme ceux à base de réseaux de neurones [9].

II.4 Compression avec perte

Le codage avec perte[5] ou non conservateur ne s'applique qu'aux données perceptuelles(sonores ou visuelles), qui peuvent subir une modification,parfois importante, sans que cela ne soit perceptible par l'œil humain[6].La perte d'information est irréversible donc il est impossible ,après une telle compression, de retrouver les données originales.La perte d'information est toujours discutable et nous nous posons alors la question de la limite acceptable qui est définie par le type d'application (*par exemple images médicales ou satellitaires*).La compression avec perte suit les trois étapes classiques de compression d'images naturelles (*voir figure 18*):

- ***la transformation:*** est accomplie par l'application d'une transformation à l'image pour réduire la redondance entre pixels.
- ***la quantification:*** dégrade de manière irréversible le signal.
- ***le codage entropique :*** des valeurs quantifiées, elle produit un flux binaire.

Le fait d'utiliser un canal de transmission ou un support de stockage limité en débit ou en taille nous oblige à contrôler le débit du codeur en ajustant les pas de quantification. Cette allocation cherche à obtenir un meilleur compromis débit-distorsion, c'est-à-dire une qualité de reconstruction maximale pour un débit donné ou un débit minimal pour une qualité donnée [11].

[4] C'est une transformation qui projette des informations disposées en 2D sur des vecteurs 1.
[6] Le codage avec perte ou irrévérsible.
[6] On parle de modèles psychovisuels (voir thèse de doctorat de M. Rodrigues, ''transfert sécurisé d'images par combinaison de techniques de compression, cryptage et marquage'').

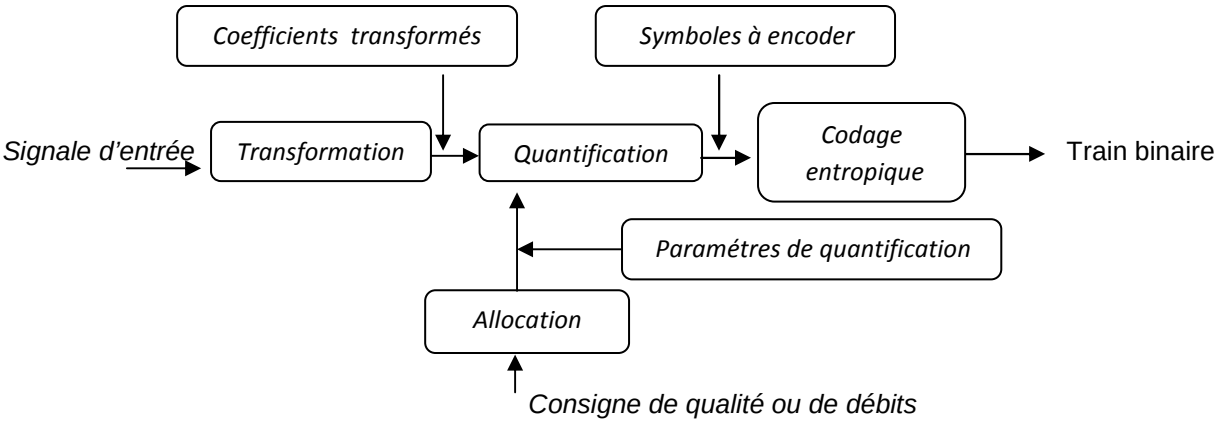


Figure 18 *: Schéma type d'un système de compression avec pertes d'images [11].*

II.4.1 Transformation[7]

La transformation permet de réorganiser l'information et de représenter les composantes importantes d'un signal avec le moins d'éléments possibles. Les pixels passent d'un espace où ils sont fortement corrélés dans un autre espace où leur corrélation est moindre, le but de codage par transformée est donc de trouver une base dans laquelle, d'une part les échantillons du signal se trouvent naturellement décorrélés,et d'autre part les informations pertinentes sont facilement identifiables. Parmi les principales transformées utilisées en codage d'images, citons :

- Transformation en cosinus discrète(TCD).
- Transformée en ondelettes discrète (DWT) et les décompositions par bancs de filtres.
- On mesure l'efficacité de ces transformations par : l'efficacité de décorrélation, la concentration de l'énergie, et l'existence d'algorithmes rapides pour calculer les transformations.

II.4.1.1 Transformation en cosinus discrète

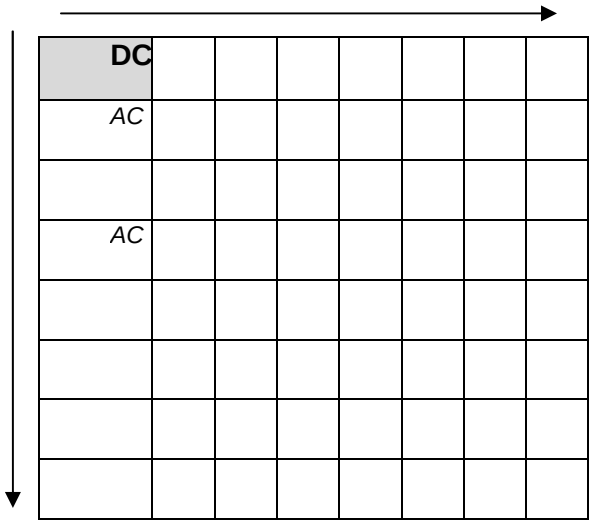
La DCT [12] est une transformation orthogonale proche de la transformée de fourier discrète (DFT),elle convertit des données spatiale en une représentation fréquentielle groupée par niveaux d'intensité. Avant d'appliquer la DCT sur une image on la découpe en blocs (de taille 8x8, 4x4, 4x8 ou 8x4) qui sont traités indépendament les uns des autres. Ensuite la DCT traduit l'information contenue dans le bloc de l'image en une somme de fonctions de référence pondérée par des coefficients réels. A partir des intensités des pixels *p (i, j),* nous obtenons les coefficients DCT associés à F (u, v) (*voire équation E1*). Le premier de ces coefficients DC (la composante continue) représente la quantité d'information la plus importante.

$$F(u,v) = \frac{2}{n} C(u)C(v) \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} p(i,j) cos\left(\frac{\pi(2i+1)u}{2n}\right) cos\left(\frac{\pi(2j+1)v}{2n}\right) \quad (6)$$

[7] La transformation ne compresse absolument rien. La compression vient plus tard, en utilisant d'autres procédés de quantification et de codage entropique.

Où
$$\begin{cases} C(x) = \frac{1}{\sqrt{2}} & si\ x = 0 \\ C(x) = 1 & sinon \end{cases}$$

- *i* , *j* : représente les indices de ligne et de colonne dans la matrice des données.
- *u* ,*v* :représente les indices de ligne et de colonnes des coefficients transformés.
- Les deux cosinus définissent la fréquence du signal respectivement dans chacune des deux directions du plan de l'image.
- Les coefficients *DCT*, *F(u, v),* définissent l'amplitude des signaux. Pour limiter leur grandeur, les intensités des pixels définies entre 0 et 255, sont centrées autour de 0, entre -128 et 127.



Le coefficient DCT, F(0, 0) est appelé composante continue ou composante DC (Direct Current). Il possède la propriété d'être proportionnel à la moyenne des intensités des pixels sur le bloc considéré. Les autres coefficients sont appelés AC (Alternating Current). Sur les coefficients ACs, les énergies sont groupées en basse moyenne et haute fréquences. La transformée en Cosinus Discrète Inverse que l'on appellera IDCT permet de revenir au domaine spatial à partir des coefficients DCT, elle est donnée par *E2* :

$$p(i,j) = \frac{2}{n}\sum_{i=0}^{n-1}\sum_{j=0}^{n-1} C(u)C(v)F(u,v)cos\left(\frac{\pi(2i+1)u}{2n}\right)cos\left(\frac{\pi(2j+1)v}{2n}\right) \quad (7)$$

II.4.1.2 La transformation en ondelettes

La transformée en ondelette *DTW* est une théorie mathématique d'analyse de signal, apparue au début des années 80 dans les travaux de *J.Morlet* sur les signaux sismique, elle est utilisée pour surmonter les problèmes temps-fréquence de la transformée de Fourier [13]. La compression d'images est l'une des applications principales de la DTW, du fait sa capacité à compacter l'énergie sur un petit nombre de coefficients permettant un codage efficace de l'image.Le concept d'analyse multi-résolution a été introduit par *S. Mallat* [14].Il s'agit de construire l'approximation d'un signal *f* à diverses résolutions. En analyse par ondelette 1D on distingue deux fonctions : l'ondelette mère et la fonction d'échelle,

L'ondelette mère génère une famille d'ondelettes constituée de ses dilatées et de ses translatées :

$$\psi_{x,a}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\psi\left(\frac{t-x}{a}\right) \text{ , } x \in R, a \in R^{+*} \quad (8)$$

La transformée en ondelettes continue d'une fonction $f \in L^2(R)$ est

$$\forall\, x \in R, \forall\, a > 0\,, Wf(x,a) = \langle f, \psi_{x,a}\rangle = \int f(t)\frac{1}{\sqrt{a}}\psi(\overline{\frac{t-x}{a}})dt \quad (9)$$

x : le paramètre de translation pour lequel l'ondelette sera déplacée pour être centrée sur lui.
a : le paramètre d'échelle qui décide la finesse de l'analyse, plus il est grand, l'ondelette sera plus dilatée.

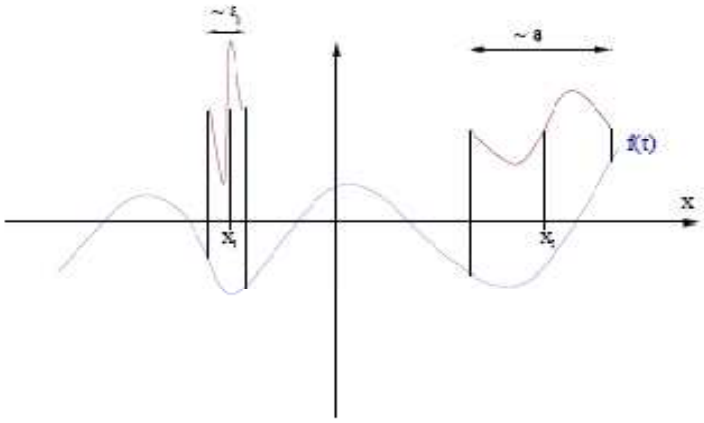


Figure 19 : $\frac{1}{\sqrt{a1}}\psi\left(\frac{t-x1}{a1}\right), \frac{1}{\sqrt{a2}}\psi\left(\frac{t-x2}{a2}\right)$ *[94]*

Il existe de nombreuses ondelettes mères possibles telles que : l'ondelette de Morlet et l'ondelette de Haar,

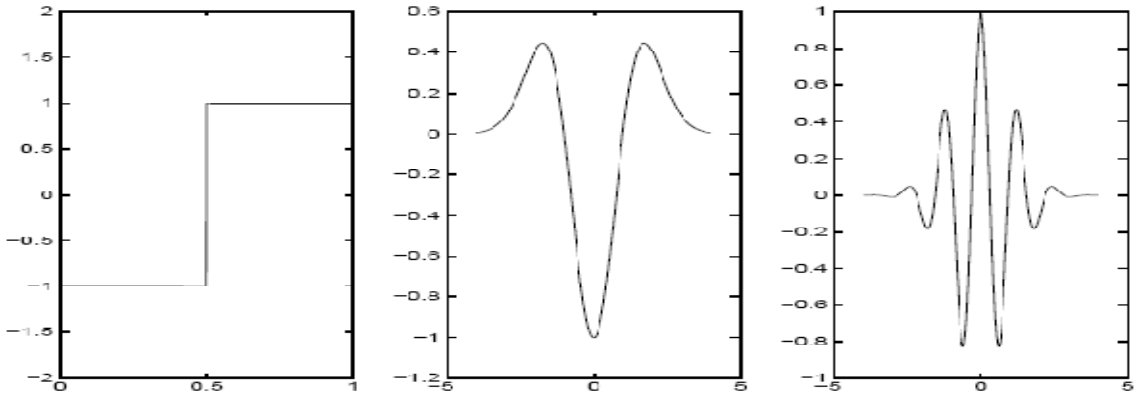


Figure 20 : respectivement *l'ondelette de Haar, dérivée seconde de gaussienne, partie réelle de l'ondelette de Morlet [94].*

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

$$\psi(x_1, x_2) = \psi(x_1)\psi(x_2) \quad (10)$$

Ainsi trois ondelettes directionnelle :

$$\begin{cases} \emptyset^H(x_1,x_2) = \psi(x_1)\emptyset(x_2) \\ \emptyset^V(x_1,x_2) = \emptyset(x_1)\psi(x_2) \\ \emptyset^D(x_1,x_2) = \emptyset(x_1)\emptyset(x_2) \end{cases} \tag{11}$$

Avec $\emptyset^H, \emptyset^V, \emptyset^D$ respectivement les ondelettes : horizontale ,verticale et diagonale.avec ces fonction ,on peut décomposer l'image en quatre sous-bandes ,la décomposition est appliquée itérativement de façon à engendrer une décomposition pyramidale dyadique.

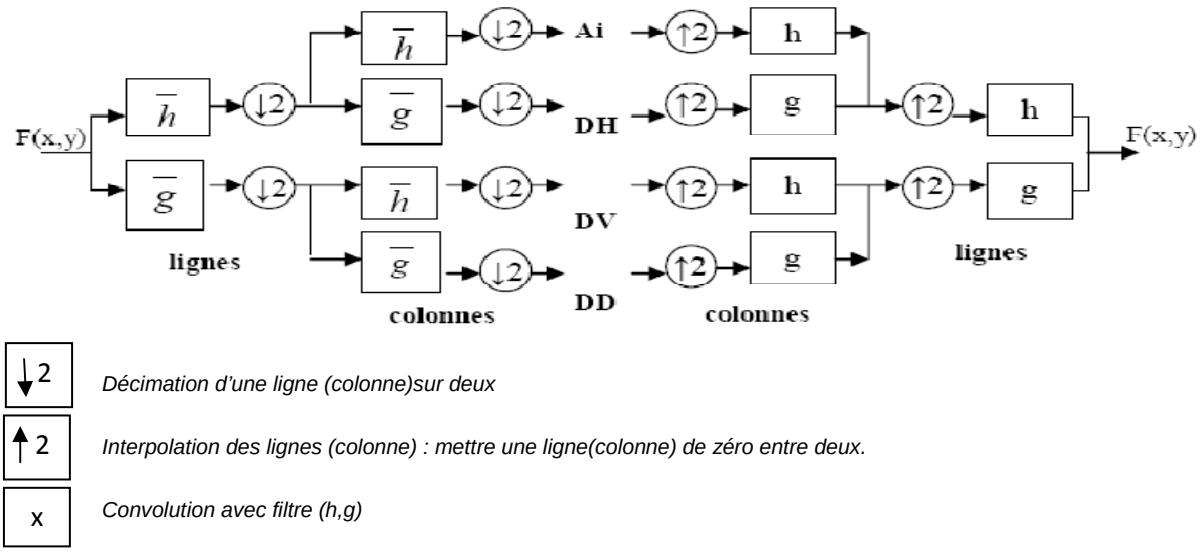


Figure 21 : *Analyse multi-résolutions en deux dimensions [33]*

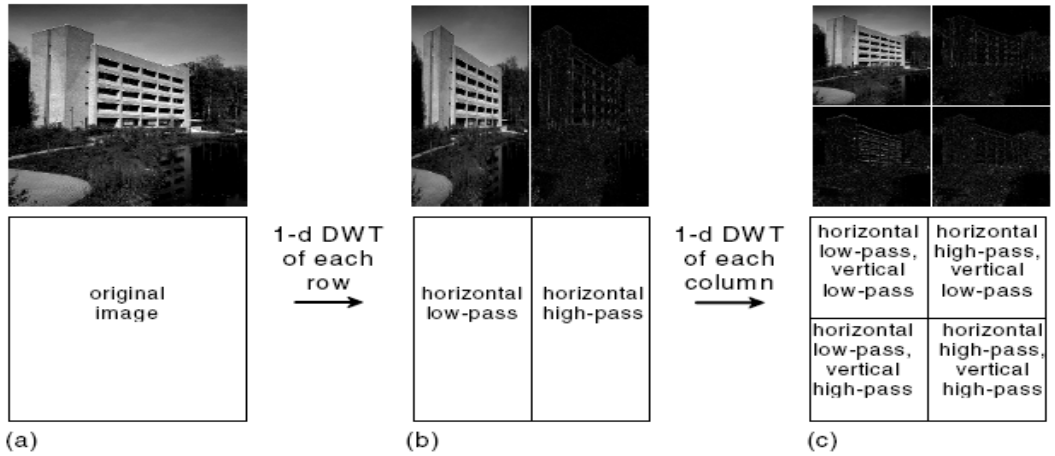


Figure 22 :*Single Level Two-Dimensional DWT Decomposition of an Image [32].*

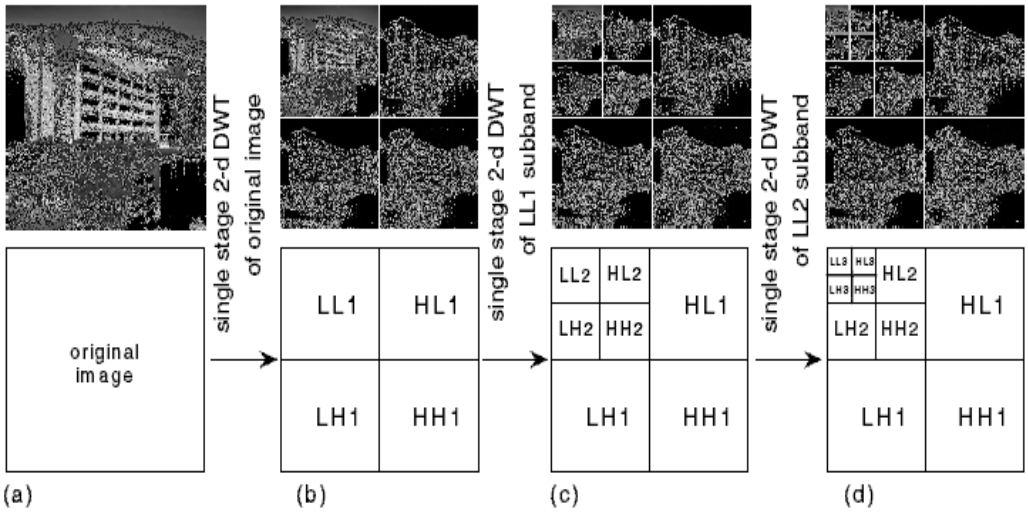


Figure 23: *Example of 3-Level Two-Dimensional DWT Decomposition of an Image [32]*

La TO est couramment utilisé dans le cas des images 2D par application de filtres séparables dans les deux directions (axe *x* et y) [26]. La corrélation "temporelle" en imagerie médicale volumique a conduit à étendre cette transformée à la troisième dimension (axe z ou inter coupes) pour décorréler les trois dimensions. Cette transformée qui se nomme transformée en ondelettes 3D (*TO3D*) est maintenant admise comme référence en compression d'images volumiques [27], [28].

II.4.1.2.1 Analyse multi-résolution

Le concept d'analyse multi-résolution a été introduit par S.Mallat [29].Il s'agit de décomposer un signal donné à différents niveaux de résolution en coefficient d'approximation et de détails et peut être implantée en utilisant un couple de filtres discrets à travers un schéma classique d'analyse /synthèse [30]. L'analyse multirésolution (AMR) de l'espace des signaux d'énergie finie de $L^2(\Re)$ consiste en une suite de sous espaces fermés emboîtés $(V_j)_{j=-\infty\ldots+\infty}$ ($\ldots \subset V_2 \subset V_1 \subset V_0 \subset V_{-1} \subset \ldots$), dont l'intersection est réduite à {0} et l'union dense dans de $L^2(\Re)$. Ces espaces sont déduits de l'espace V_0 par contraction (pour j<0) ou dilatation (pour j>0) :

$$f(t) \in V_j \Leftrightarrow f(2t) \in V_{j-1} \text{ pour } j \in Z \qquad (12)$$

Et enfin, Il existe une fonction φ de V_0 qui engendre V_0 :

$$V_0=\{f \in L^2(R) \mid f(t) = \sum_{k\in Z} e_k \varphi(t-k), (e_k) \in I^2(Z)\} \qquad (13)$$

$I^2(Z)$ est l'espace des suites de carré sommable.

Les {*Vj*} servent d'espace d'approximation. *j* s'appelle la résolution et représente le niveau d'analyse de la fonction *f*; l'approximation dans V_j de *f* est deux fois plus fine que celle dans V_{j-1}, mais deux fois moins bonne que celle dans V_{j+1}.

A l'opposé de l'espace d'approximation {*Vj*}, on définit l'espace de détails {*Wj*}, ou *Wj* est le supplémentaire orthogonal dans V_{j-1} :

$$V_j = V_j \oplus W_j \quad \text{et} \quad V_j \perp W_j \qquad (14)$$

Les *Wj* contiennent l'information de détails nécessaires pour passer d'une approximation d'une résolution à une approximation de résolution supérieure. Le signal est la somme de ces détails. Les *Wj* forment une base orthonormée d'ondelettes de $L^2(\Re)$, ils sont engendrés par $\{\psi_{j,k}\}_{k\in Z}$ et V_j sont engendré par les $\{\varphi_{j,k}\}_{k\in Z}$. [31]

Dès la fin de 1980, un algorithme de décomposition/ reconstruction rapide a été proposé par Mallat. Il établit le lien entre les bases orthonormées d'ondelettes et les bancs de filtre classiques en traitement de signal. Selon l'algorithme rapide de Mallat, quatres filtres sont utiles pour calculer les coefficients : deux sont associés à la fonction d'échelle φ et les deux autres sont associés à la fonction ψ. La suite h détermine les filtres associés à φ et la suite *g* détermine ceux associés à ψ.

$$\varphi_{j+1,0} = \sum_{k\in Z} h_k\, \varphi_{j,k} \quad , \quad \psi_{j+1,0} = \sum_{k\in Z} g_k\, \psi_{j,k} \qquad (15)$$

II.4.1.2.2 Lifting [46]

Un *lifting* en ondelettes est en mathématiques un schéma d'implantation d'une transformation en ondelettes un peu différent de celui plus habituel réalisé par les bancs de filtres.Le *lifting en ondelettes* est l'expression retenue pour désigner le procédé d'amélioration des propriétés des ondelettes par utilisation réciproque des bandes passe-bas et passe-haut. À l'origine, le but du lifting scheme, introduit par Sweldens [46], était de proposer un procédé de construction d'ondelettes biorthogonales dont les moments s'annulent pour des ordres de plus en plus élevés,"un ascenseur" (lift) vers de hauts moments nuls. C'est une alternative intéressante au schéma de filtrage convolutif classique de la transformée, car beaucoup moins complexe. En effet, le nombre d'opérations est divisé par un rapport allant jusqu'à deux en comparaison avec un schéma classique. De plus, une implantation par lifting scheme est très économique en mémoire, qui ne dépend pas du nombre d'échantillons du signal à décomposer.

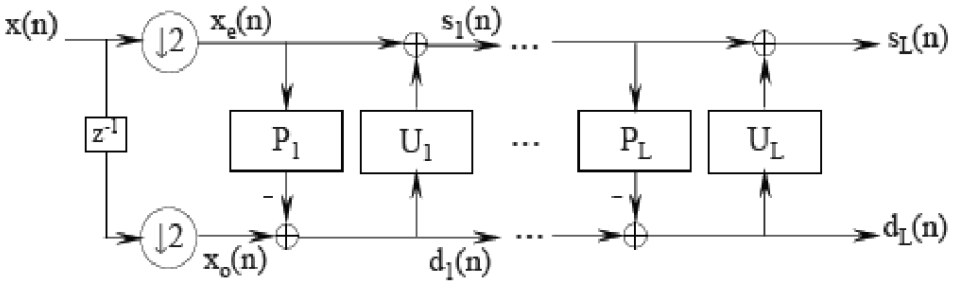


Figure 24*: lifting sheme[11]*

II.4.2 Quantification

C'est une étape non conservatrice permet de réduire la taille des coefficients résultants à la sortie de la transformation de façon que cette réduction n'apporte pas de dégradations visuelles à l'image.la quantification selon *Gersho et al* d'un espace continu *E* se définit comme un partitionnement selon des classes d'équivalence auxquelles on associe une

valeur particulière de *E* appelée niveau de quantification ou représentant. On distingue deux types de quantification :

- la quantification scalaire : consiste à quantifier chaque coefficient séparément.
- la quantification vectorielle : permet de quantifier plusieurs coefficients à la fois.

II.4.2.1 Quantification scalaire

La quantification scalaire [15] *Scalar Quantization* est la forme la plus couramment utilisée en compression d'images, c'est une procédure qui associe à une variable continue *X* une variable discrète *x.* Pour cela on associe à *x* la valeur quantifiée $x_q = Q(X)$, où *Q* est une fonction (non linéaire) de quantification.il s'agit d'une entrée divisée en une famille finie d'intervalles $P_i = [x_{i-1}, x_i[$ et la valeur de sortie *yi* est choisie dans l'intervalle *Pi.* Le codage consiste à trouver l'intervalle auquel appartient une valeur d'entrée *x(n)* et à lui associer le numéro de cet intervalle *i(n)* ∈ *1, ...,L* qui sera transmis ou stocké.

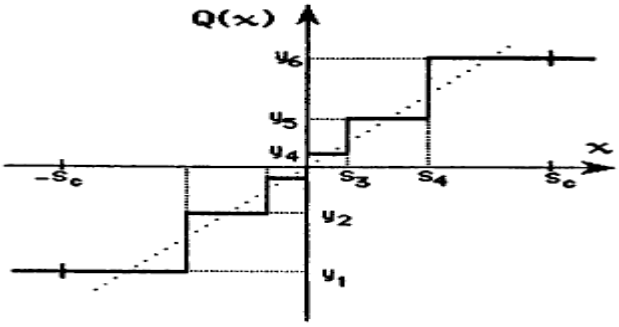
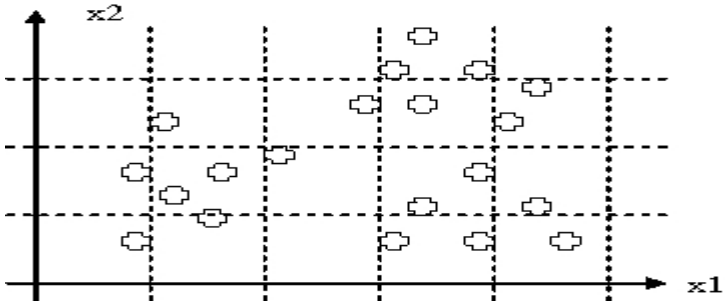


Figure 25: *Caractéristique typique d'un quantificateur scalaire de N = 6 niveaux* [8]*[95]*

Il existe plusieurs formes de quantifications scalaires dont :

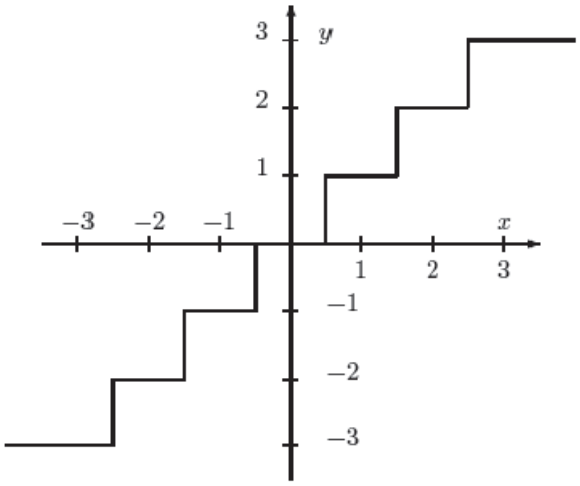
- ***quantification scalaire uniforme*** : si les seuils sont équidistants.

  Pour définir un quantificateur scalaire uniforme, il faut :
  1. partitionner l'intervalle *[a, b]* en $L = 2^R$ intervalles distincts de même longueur $q = (b - a)/\ 2^R$;
  2. associer un numéro à chaque intervalle "*i*" ;
  3. définir un représentant par intervalle "*yi*", par exemple le milieu de l'intervalle.



(a)

[8] A titre d'exemple si *x* se trouve entre les seuils S_3 et S_4 il est arrondi à la valeur Y_5.



(b)

Figure 26: *(a) et (b) quantification scalaire uniforme.*

o ***quantification adaptée,*** sinon

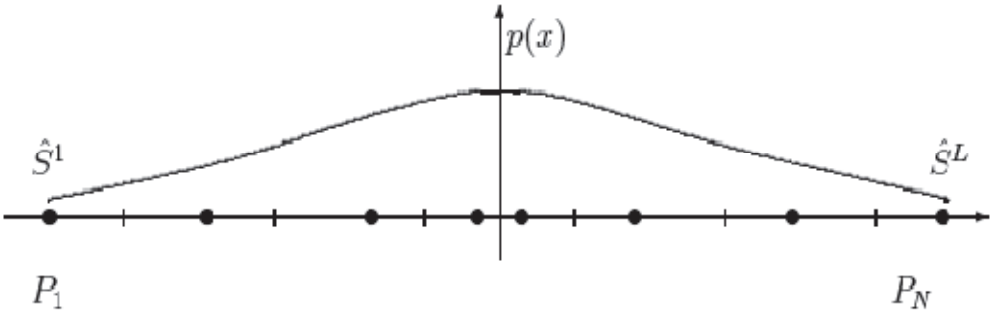


Figure 27: *quantification scalaire non uniforme.*

La quantification scalaire jouit d'une simplicité qui permet des traitements temps réel dans des applications difficiles comme les radars ou la télévision.

II.4.2.2 Quantification vectorielle

La quantification vectorielle *Vector Quantization* est une oppération irréversible développée par Gersho et Gray [16], Elle n'est qu'une généralisation de la quantification scalaire où son sens le plus général est l'approximation d'un signal d'amplitude continue par un signal d'amplitude discrète. la QV consiste à remplacer des vecteurs de l'image (bloc de pixels) par des vecteurs appartenant à un ensemble fini appelé dictionnaire, ce dernier est caractérisé par deux paramètres importants :

- Nombre de vecteurs représentants.
- Dimension des vecteurs représentants.

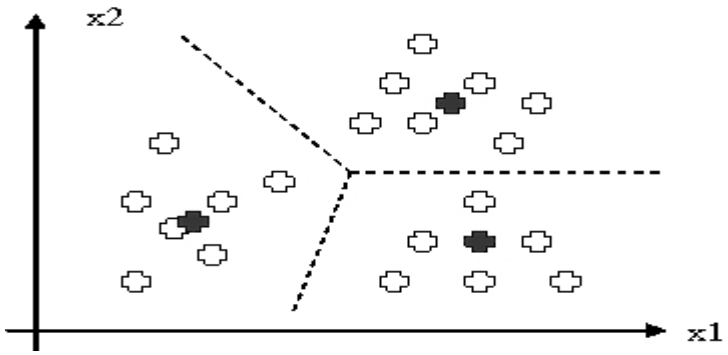


Figure 28: *quantification vectorielle (construire un dictionnaire).*

Le principe de la QV est d'associer par un quantificateur vectoriel[9] à chaque vecteur d'entrée $X_i=(x_j, j=1... k)$ un vecteur $Y_i = (y_j, j=1… k)= Q(X_i)$, ce vecteur Y_i étant choisi parmi un dictionnaire (*codebook*)de taille finie.

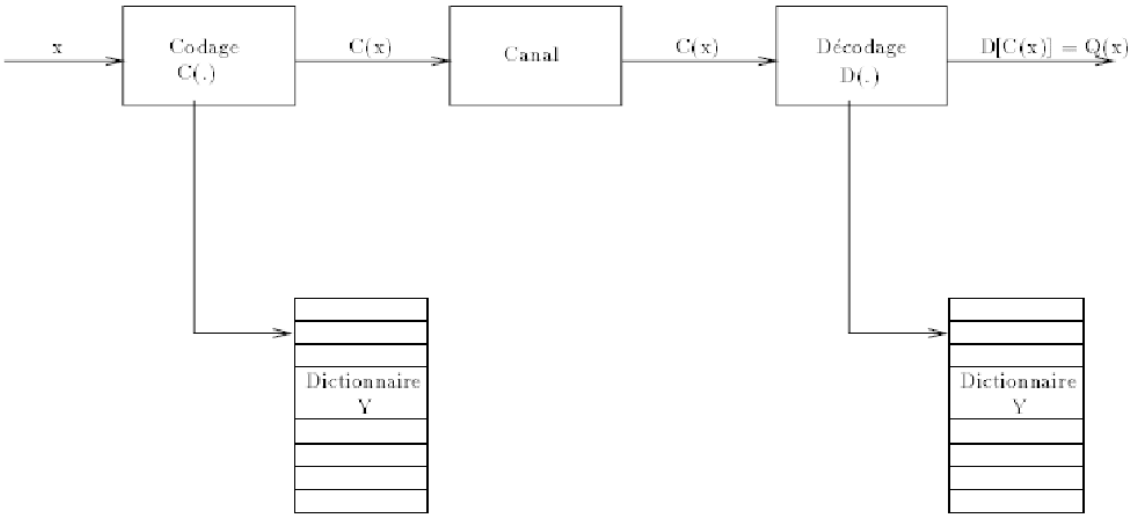


Figure 29: *schéma d'un quantificateur vectoriel [17].*

Si le codage par QV est simple, la conception d'un dictionnaire est plus compliquée et a donné lieu à de nombreux algorithmes. Un des plus utilisés est l'algorithme LBG (Linde, Buzo et Gray) ou algorithme de Lloyd généralisé. Le succès d'un quantificateur vectoriel dépend de son dictionnaire, si le codebook contient des blocs qui sont bien représentatifs des images ,la qualité de la compression sera bonne,inversement [18].

L'inconvénient de la quantification vectorielle est sa complexité, qui limite la taille des vecteurs utilisés. Pour contourner ce problème le dictionnaire est structuré de façon à simplifier la recherche du représentant, Ceci est réalisable avec la quantification vectorielle arborescente ou d'utiliser des transformations linéaires (telle que la décomposition en sous-bandes et les transformées en ondelettes) et d'appliquer la quantification vectorielle sur les coefficients [11].

[9] Le quantificateur vectoriel se décompose en deux applications : codeur , et décodeur [17].

II.4.2.3 Codage

La phase de codage est la seule étape indispensable à tous les algorithmes de compression. Elle permet de générer un flux binaire comprimé. Il existe plusieurs techniques de codage parmi les plus utilisées nous citons les codages: d'Huffman, Arithmétique et EBCOT *Embedded Block Coding with Optimized Truncation*.

II.5 Domain spatial

Les méthodes de compression d'images dans le domaine spatial exploitent la redondance entre un pixel et son voisinage, ou entre certaines régions de l'image.

II.5.1 Fractales

La compression par fractale est une technique de compression avec pertes proposée par M.Barnsly en 1988, elle consiste à exploiter les similarités présentes au sein d'une image [19]. La compression par fractale s'appuie sur la détection de récurrence de motifs, éliminant ainsi la redondance d'information dans l'image. Une fractale est une structure géométrique qui se reproduit infiniment, par transformation affine (translation, rotation et mise à l'échelle). Jacquin a proposé, en 1989, un algorithme automatique de compression d'images réelles par fractales consiste à partitionner l'image et à mettre chacun des blocs obtenus en correspondance avec un autre bloc de taille supérieure, ce dernier est recherché n'importe où dans l'image .Il existe plusieurs façons pour partitionner l'image dont :

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

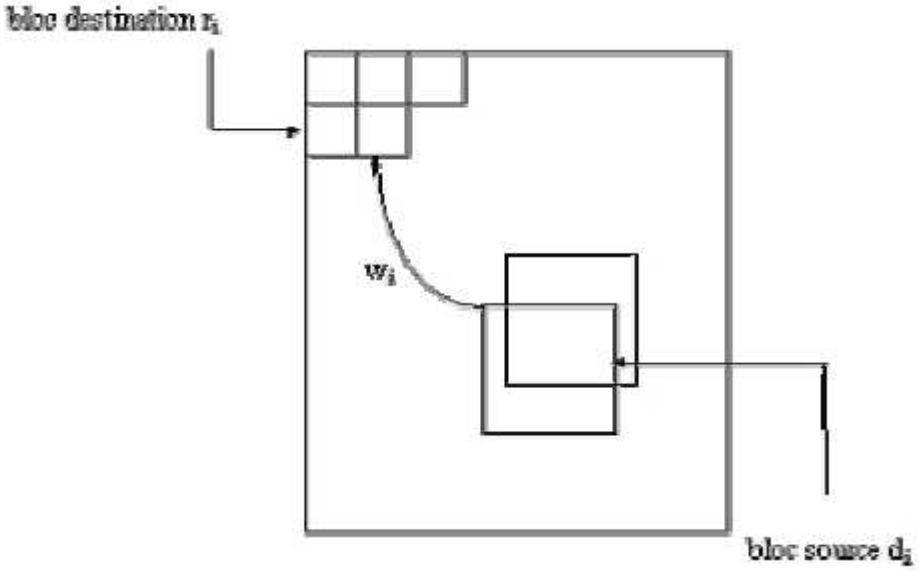


Figure30 : *Illustration de la comparaison entre les blocs source et blocs domaine*

Figure 31: *compression par fractales.*

la compression par fractale permet un puissant zoom fractal pour agrandir une image sans effet de pixellisation,son taux de compression est très avantageux, tout en conservant un aperçu fidèle.mais elle présente des inconvénients comme :

- elle n'a pas encore fait l'objet de l'édition d'une norme.
- La compression reste lente malgré toutes les améliorations.
- La compression produit un flou dans l'image.

II.5.2 Quadtree

La technique de décomposition par quadtree est basée sur une approche récursive d'un codage arborescent. Une image hétérogène de taille 2n × 2n est alors divisée en quatre sous-régions, de taille 2n−1×2n−1. Ce processus est refait jusqu'à ce que chacune des régions soit déclarée homogène selon un critère choisi. Certains travaux proposent d'optimiser ce compromis en découpant l'image en blocs de tailles variables [45]. Des zones considérées homogènes seront découpées en grands blocs alors que des zones texturées ou contenant des contours seront découpées en blocs plus petits comme le montre la figure suivante.

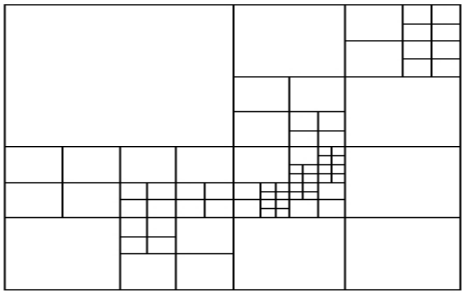


Figure 32: *Décomposition en quadtree.*

II.5.3 Décomposition en plans binaire

Cette technique est principalement employée pour les images en niveau de gris. L'idée est de décomposer l'image en huit images binaires, une pour chaque bit de niveau de gris, en commençant par les bits de poids les plus forts.

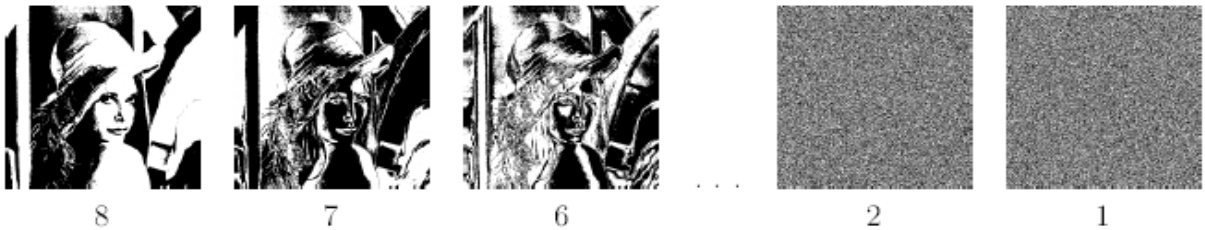


Figure 33: *Décomposition en plans binaires des bits de poids forts jusqu'aux bits de poids faibles..*

Sur chaque image binaire sont lancées des procédures particulières pour effectuer la compression. L'image binaire représentant le bit de poids le plus fort, première image (8), apporte le plus haut taux de compression, tandis que la compression sur l'image binaire de poids le plus faible, dernière image (1) a quasiment une compression nulle.

II.6 Domain fréquentiel

Les techniques de compression dans le domaine fréquentiel s'appuient sur une transformation de l'image vers un nouvel espace de représentation d'énergie fortement dé-corrélée. Cette décorrélation provoque une nouvelle représentation de l'image par la redistribution de l'énergie dans un nombre restreint de coefficients transformés. Cette énergie de l'image transformée est distribuée sous la forme de tranches énergétiques de basse, moyenne et haute intensités. Les transformations d'espace les plus courantes sont la DCT et la DWT (détaillés dans l'annexe A).

II.6.1 JPEG

JPEG *Joint Photographic Experts Group* (également appelé JPG) est le format d'image le plus populaire, il a été conçu à la fin des années 80 par les deux groupes ISO (*International Standards Organisation*) et CEI (*Commission Electronic International*). Le JPEG est aujourd'hui largement utilisé dans les secteurs de l'informatique et de la communication (appareils photo numériques, scanners, imprimantes, télécopieurs...). Il est devenu le format le plus populaire très rapidement parce qu'il a été conçu avec différentes contraintes :

- L'algorithme JPEG doit être implémentable sur une grande variété de types de CPU (unité centrale de calcul) et sur des cartes plus spécialisées (appareil photo numérique et téléphone portable par exemple).
- Il doit pouvoir compresser efficacement tout type d'images réelles (images photographiques, médicales) avec pertes et sans perte.
- Il possède quatre modes de fonctionnement : séquentiel (baseline), progressif (extended DCT-based), sans perte Lossless, hiérarchique hierarchical.

Le mode séquentiel est le plus répandu, il connaît trois étapes essentielles : la transformation DCT, quantification scalaire et le codage[10] d'Huffman sur pixels de 8 bits par plan de couleur.

[10] Le codage de la matrice DCT quantifiée se fait en parcourant les éléments dans l'ordre imposé par une séquence appelée Séquence zigzag.

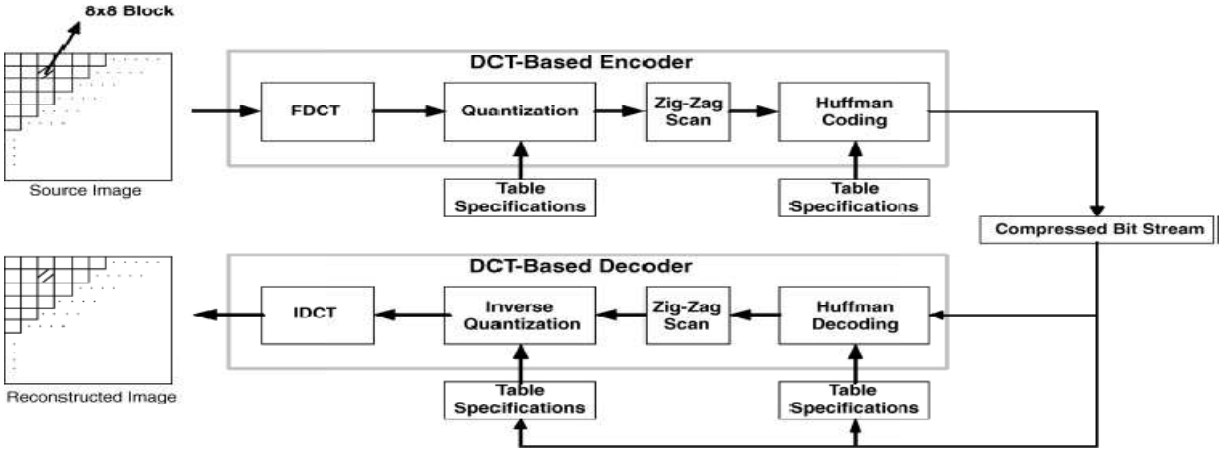


Figure 34: *schéma de codage et décodage par JPEG [20].*

II.6.2 JPEG2000[11]

A cause da la qualité piètre des images obtenus par la téchnique JPEG à des taux de compression plus élevés, ainsi le manque de la fléxibilité de cette dernière le nouveau standard de compression d'images JPEG 2000 [21] arrive avec une réponse aux exigences des nouvelles applications les plus diversifiées, comme la multirésolution par exemple. Le JPEG 2000 est capable de travailler avec ou sans pertes, utilisant une transformation en ondelettes (méthode d'analyse mathématique du signal). En compression irréversible, JPEG 2000 est plus performante que la méthode de compression JPEG. On obtient donc des fichiers d'un poids inférieur pour une qualité d'image égale. Les performances en compression de JPEG 2000, sont meilleures que JPEG. La résistance aux erreurs de transmission, le codage sans pertes, et les diverses extensions visant diverses applications font l'intérêt de la norme.

Figure 35:*Schéma typique d'un codeur JPEG 2000.*

II.6.3 JPEG-LS

Le JPEG-LS est nouveau standard de compression sans perte de la norme JPEG, utilise l'algorithme LOCO-I. il est basé sur une variation de la méthode LOCO-I - (low complexity lossless compression method) [22]. Le JPEG-LS est composé de trois parties : la prédiction de la valeur du pixel qui est faite par rapport aux pixels voisins en utilisant l'approche de prédiction MED (Median Edge Detection) ; la détermination d'un contexte. Ce contexte représente l'environnement du pixel à coder et ses voisins. L'idée est de prendre le meilleur environnement qui affine la prédiction avant le codage et de réduire le nombre de paramètres de l'erreur de prédiction ; le codage de l'erreur de prédiction dont l'approche est de réinsérer l'erreur de prédiction dans le système puis de la comparer à d'autres mesures d'erreur. Le JPEG-LS possède une option de haut taux de compression, mais cette option est quasiment sans perte (near lossless). Les observations expérimentales montrent que pour des taux supérieurs à 1,5 bpp, le JPEG-LS en mode near lossless donne de meilleures performances que JPEG.

[11] Plus de détails sont disponibles à l'adresse http://www.jpeg.org/JPEG2000.htm

II.6.4 GIF

Le Graphics Interchange Format : GIF Ce format utilise l'algorithme de compression sans perte le format GIF a été étendu pour permettre le stockage de plusieurs images dans un fichier. Ceci permet de créer des diaporamas, voire des animations si les images sont affichées à un rythme suffisamment soutenu. Chaque image d'une animation peut avoir sa propre palette, ce qui permet de créer des images contenant 16.777.215 couleurs simultanément, mais d'une taille non négligeable. Le format GIF (Graphic Interchange Format) a été conçu spécifiquement par CompuServe vers la fin 1980 pour la diffusion en ligne. Il est devenu depuis un des grands standards de l'image destinée au Web.Toute image au format GIF est nécessairement une image dite «indexée», c'est-à-dire qu'à chaque image GIF correspond une palette de couleurs dont le nombre sera inférieur ou égal à 256. Le GIF existe en 2 versions différentes : GIF87a et GIF89a. La première accepte l'entrelacement ; la seconde y ajoute la transparence et l'animation ... (voir la fiche *les gifs animés*) La transparence permet d'enregistrer une image en conservant des zones de transparence. Quant à l'animation, vous avez sans doute entendu parler des gifs animés : il s'agit d'un fichier image où l'image n'est pas fixe mais où elle change en fonction du temps. La création des GIF animés est de l'ordre de logiciels plus spécifiques comme Animation Shop, GIF animator. Les options d'entrelacement et de transparence sont maintenant courantes dans les logiciels de retouche photographique et/ou de graphisme. De façon générale, on utilisera le GIF pour tout ce qui est de l'ordre du graphique et du dessin. Autrement dit, toute image qui ne contient peu ou pas de dégradés de couleur.

II.6.5 PNG

Le PNG (Portable Network Graphics) est un format d'images numériques, qui a été créé pour remplacer le format GIF, il a timidement fait son apparition dans les pages web et il commence à être pris en compte par les principaux navigateurs du marché.PNG exploite une méthode de compression sans perte de données. Il permet ainsi de conserver tous les détails d'une image sans aucune perdition de qualité et se rapproche du GIF dans ce sens. En outre, l'opération de compression s'effectue avec un excellent rendement et se rapproche ainsi du JPEG. Le PNG autorise l'entrelacement et la transparence mais il ne permet pas l'animation. Il est aujourd'hui souvent conseillé d'utiliser le PNG, surtout parce que des rumeurs circulent sur le fait que Compuserve souhaiterait rendre le format GIF payant. Cela dit, l'utilisation du format GIF est tellement universelle, que l'application d'une telle exigence paraît difficile.

II.6.6 TIFF

Le Tagged Image File Format généralement abrégé TIFF est un format de fichier pour image numérique. Le TIFF non compressé est un format courant et lu par beaucoup des logiciels de traitement d'image matricielle. Il permet d'utiliser de nombreux types de compression, avec ou sans perte de données.

II.6.7 LOCO-I

LOCO-I *Low Complexity, Context-Based, Lossless Image Compression Algorithm* est un codeur sans perte utilisé dans la norme JPEG-LS il a été développé par Weinberger et al. [23]. Il est considéré par le comité de l'ISO comme un remplacement du standard LJPEG

Chapitre III

Etat de l'art : Méthodes de compression des images 3D

III.1 Introduction

L'étape de transformation est nécessaire pour décorreler les données brutes de l'image, cependant il est toujours possible d'observer des dépendances statistiques entre les coefficients résultant de la transformée. Pour exploiter ces dépendances, les auteurs se sont référés aux codeurs emboités progressifs et non progressifs, on peut citer entre autres : EQ, SFQ, EZW, SPIHT, SPECK…, l'ensemble des codeurs emboités progressifs permet un décodage progressif de l'image en tronquant un flux binaire représentant. Le EZW est le premier codeur qui a donné des résultats remarquables en terme de débit/distorsion, les autres codeurs successifs comme le SPIHT, SPECK ont apporté une amélioration en terme d'efficacité et de rapidité. Dans ce chapitre, nous allons présenter les différents codeurs progressifs avec une extension aux images 3D

III.2 EZW 3D[1]

EZW est un codage progressif a été introduit en 1993 par Shapiro [36], Son schéma de codage, appelé Embedded Zerotree Wavelet coding est très rapidement devenu populaire pour ses multiples avantages, notamment parce qu'il a permis la construction des systèmes unifiés de compression avec et sans pertes. Ce codeur est appliqué particulièrement aux images traitées par une transformée en ondelette, EZW 3D est l'extension aux images 3D volumiques d'EZW qui s'appuie sur des relations parents/enfants dans trois dimensions [37].on peut observer ces relations sur la figure ci-dessous :

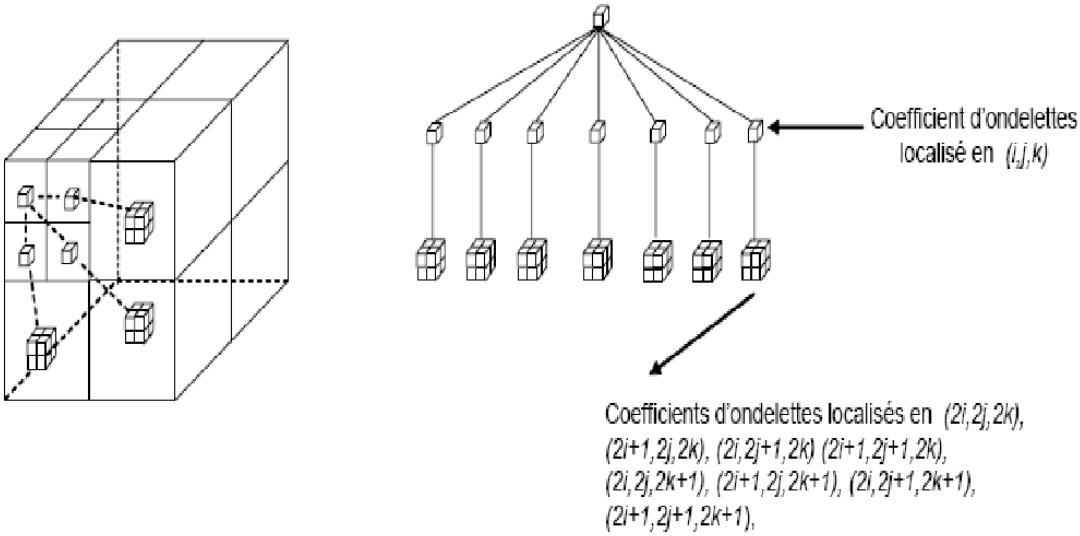


Figure 37 : *Diagramme de la structure en arbre 3D d'EZW 3D [35].*

La figure ci-dessus montre que le nœud racine a seulement 7 enfants contrairement aux autres nœuds qui ont 8 nœuds, dans ce cas le lien parent enfant (à l'exception du nœud racine et des extrémités de l'arbre) pour EZW 3D devient :

$$O(i,j,k) = \begin{cases} (2i,2j,2k),(2i,2j+1,2k),(2i+1,2j,2k) \\ (2i+1,2j+1,2k),(2i,2j,2k+1),(2i+1,2j,2k+1) \\ (2i,2j+1,2k+1),(2i+1,2j+1,2k+1) \end{cases} \quad (16)$$

[1] Embedded image coding using Zerotrees of Wavelet coefficients.

$O(i,j,k)$: Ensemble de coordonnées de tous les enfants du nœud(i,j,k) .

Une autre formule pour définir la relation parent enfant pour un coefficient du nœud racine est donnée par :

$$O_{LLL}(i,j,k) = \begin{cases} (i+l_x,j,k),(i,j+l_y,k),(i,j,k+l_z) \\ (i+l_x,j+l_y,k),(i+l_x,j,k+l_z) \\ (i,j+l_y,k+l_z),(i+l_x,j+l_y,k+l_z) \end{cases} \quad (17)$$

$O_{LLL}(i,j,k)$: Ensemble de coefficient enfants pour le coefficient de la sous-bande LLL_D avec l_x , l_y et l_z les dimensions de la sous- bande racine.

L'EZW utilise 4 symboles pour la codification :

SP : coefficient significatif positif.
SN : coefficient significatif négatif.
ZTR : zerotree root : coefficient et tous ses descendants non significatifs
IZ : isolated zero : coefficient non significatif a des descendants significatifs.

Pour chaque plan de bits on teste les coefficients d'ondelettes selon un seuil et on donne à chaque coefficient le symbole qui lui convient. L Algorithme à 2 passes pour chaque plan de bits :

Significance pass (passe de signification) codage des coefficients.
Refinement pass (passe de raffinement) codage du bit suivant des coefficients déclarés significatifs.

III.3 SPIHT 3D

Pour caractériser les dépendances entre les coefficients d'ondelettes, Saïd et Pearlman ont proposé en 1996 un algorithme repose sur la même idée de celle de Shapiro (EZW) mais relativement simple, rapide, n'exige pas l'information préalable, et plus efficace pour la codification des cartes de signification qui est l'algorithme de SPIHT. Il utilise trois concepts de base :

1) recherche des ensembles dans des arbres à orientation spatial dans une transformation par ondelettes ;
2) division des coefficients de transformation par ondelettes dans ces arbres en des ensembles définis par le niveau du bit significatif le plus élevé dans une représentation de bit-plan de leurs grandeurs ;
3) ordonnancement de la transmission des bits de raffinement.

Les arbres de spatial-orientation sont des groupes de coefficients de transformation par ondelettes organisés en arbres enracinés dans la plus basse fréquence, SPIHT est une stratégie efficace pour coder l'information de tri, qui profite pleinement des propriétés de la transformation par ondelettes. Les coefficients de transformation sont organisés dans les arbres (*voir la fig. 34*) avec un coefficient de bande de base comme racine ; chaque arbre correspond rudement à une région carrée de l'image originale, la racine elle-même peut être considérée comme version passe-bas de cette région tandis que les descendants correspondent à des détails plus fins et plus fins.

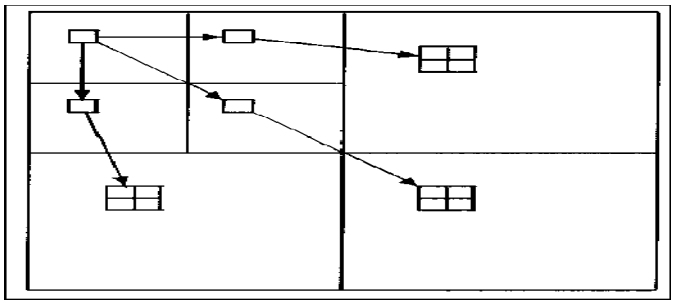


Figure 38 : *structure arborescente de SPIHT [35]*

Trois « arbres spatiaux d'orientation » s'écartent de la racine, dans les sous-bandes horizontales, verticales, et diagonales. Maintenant, puisque l'image est pour la plupart lisse, des coefficients significatifs sont habituellement concentrés dans les niveaux supérieurs des arbres et seulement rarement dans les couches inférieures.

Le SPIHT a été étendu au 3D pour la vidéo [38] et pour la compression d'images volumiques [39,40,41] La manière évidente de prolonger le SPIHT à une source à trois dimensions est à prendre une transformation par ondelettes à trois dimensions de l'image, SPIHT 3D utilise deux types d'arbres de zéros. Le premier (type A) consiste en une simple racine ayant tous ses descendants à 0 pour un plan de bits donné et le type B qui est similaire mais exclut les huit enfants de la racine. Les arbres de type B contiennent uniquement les petits-enfants, arrières petits-enfants ... de la racine. les arbres sont définis dans SPIHT 3D, de tel manière que le noeud ne possède pas de descendants (les feuilles) ou 8 descendants qui forment un groupe adjacent de 2× 2× 2. Les coefficients de la sous-bande basse fréquence LLLD correspondant aux racines de l'arbre sont également groupés en coefficients 2 × 2 × 2 adjacents. Dans chaque groupe de 2 × 2 × 2 de LLLD un des coefficients n'a pas de descendants. Ainsi, tous les coefficients w(i, j, k) qui possèdent trois coordonnés impaires (i, j, k) n'ont pas de descendant. En fait, la relation OLLL n'est plus valable dans SPIHT 3D pour caractériser les relations parent enfant dans cette sous bande.
La méthode de codage présenté par la suite utilise les ensembles de coordonnées suivants :

— O(i, j, k) : Ensemble des coordonnées de tous les enfants du noeud (i, j, k).
— D(i, j, k) : Ensemble des cordonnées de tous les descendants du noeud (i, j, k) (type A d'arbres de zéros)
— L(i, j, k) = D(i, j, k)− O(i, j, k) (type B d'arbre de zéros)

Les règles de partitions sont les suivantes :

1. partition initiale formée des ensembles {(i, j, k)} et D(i, j, k) , pour tous (i, j, k) ∈ LLLD qui ont un descendant.
2. Si D(i, j, k) est significatif alors il est découpé en L(i, j, k) plus 8 ensembles d'un seul élément avec (l,m, n) ∈ O(i, j, k).
3. Si L(i, j, k) est significatif alors il est partitionné en 8 sous-ensembles D(l,m, n) avec (l,m, n) ∈ O(i,j,k).

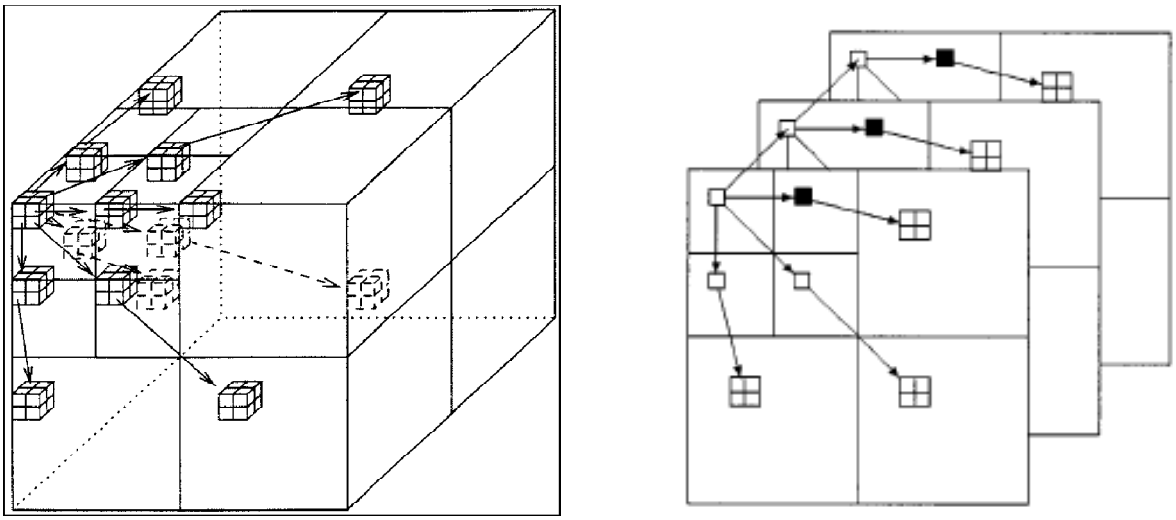


Figure 39 : *structure arborescente de SPIHT en 3D [97]*

L'algorithme de codage du SPIHT 3D procède de la manière suivante :
Stockage de l'information de signification dans 3 listes :

— (LCS) Liste des Coefficients Significatifs.
— (LCN) Liste des Coefficients Non significatifs.
— (LEN) Liste des Ensembles Non significatifs.

l'entrée de chaque liste est représentée par un triplet de coordonnées (i, j, k),qui sont les coefficients individuels dans les deux listes LCS et LCN et l'ensemble D(i, j, k) ou L(i, j, k) dans LEN. Pendant la passe de signification, les coefficients dans LCN, qui étaient non significatifs dans la passe précédente sont testés. Ceux qui deviennent significatifs sont mis dans LCS. Similairement, les ensembles de LEN sont évalués dans leur ordre d'entrée, et quand un ensemble est trouvé significatif il est supprimé de cette liste puis est partitionné. Les nouveaux ensembles avec plus d'un élément sont ajoutés à la fin de LEN avec le type (A ou B), alors que les simples coefficients sont ajoutés à la fin de LCS ou LCN suivant leur signification. La liste LCS contient les coordonnées des coefficients qui seront visités dans la prochaine passe de raffinement. Nous rappelons l'algorithme de base de SPIHT 3D . Pour cela, nous définissons l'opérateur de signification σ_{T_n} qui évalue la signification d'un sous-ensemble E pour un seuil donné T :

$$\sigma_{T_n} = \begin{cases} 1 \; si \; \exists w \in E : |w| \geq T_n \\ 0 \; si \; \forall w \in E : |w| < T_n \end{cases} \tag{18}$$

Algorithme de SPIHT [35]

1.Initialisation :$sortie\ n = \lfloor log_2(w_{max}) \rfloor \Leftrightarrow T_n = 2^{\lfloor log_2(w_{max}) \rfloor}; LCS = \emptyset; LCN = \{(i,j,k) \in LLL_D\}$
$LEN\ contient\ les\ meme\ coefficients\ que\ LCN\ exépté\ ceux\ qui\ n'ont\ pas\ de\ descendants.$

2.Passe de signification

2.1 $pour\ chaque\ (i,j,k) \in LCN\ \ faire$
2.1.1 $sortie\ \sigma_{T_n}(i,j,k)$
2.1.2 $si\ \sigma_{T_n}(i,j,k) = 1\ alors\ mettre\ (i,j,k) dans\ LCS\ et\ coder\ le\ signe\ de\ w(i,j,k)$

2.2 $pour\ chaque\ (i,j,k) \in LEN faire$:
2.2.1 $si\ l'entrée\ est\ de\ type\ A$

a $sortie\ \sigma_{T_n}(D(i,j,k))$
b $si\ \sigma_{T_n}\big(D(i,j,k)\big) = 1\ alors$

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

2.2.2 $si\ l'entrée\ est\ de\ type\ B$

a $sortie\ \sigma_{T_n}(L(i,j,k))$
b $si\ \sigma_{T_n}\big(L(i,j,k)\big) = 1$ alors
-mettre (l,m,n) à la fin de LEN comme une entrée de type A
-supprimer (i,j,k) de LEN

3.Passe de raffinement : *pour chaque coefficient (i,j,k)* $\in LCS$ à $l'exceptionde\ ceux\ inclusedans\ \ la$ *meme passe de , sortie le n-ième bit significatif de* $|w(i,j,k)|$

4.Modification du pas de quantification $T_n \leftarrow \frac{T_n}{2}\ aller$ à $l'étape2$

III.4 Le Cube Splitting (CS)

L'algorithme Cube splitting [42] fait partie des méthodes intra-bande il est dérivé du codeur SQP[2] de Munteanu et Cornelis. Deux étapes nécessaires pour la codification des coefficients : une passe de signification et une autre de raffinement. Les sous-bandes sont codées de manière indépendante car le partitionnement isolera des sous-bandes (volumes) *g* pour un plan de bits donné qui ne seront pas codées [35].au départ on a un volume complet et au fur et à mesure et selon un seuil le volume sera partitionné.

$$\sigma_{T_n} = \begin{cases} 1 \; si \; \exists w \in V(c,l): |w| \geq T_n \\ 0 \; si \; \forall w \in V(c,l): |w| < T_n \end{cases} \tag{19}$$

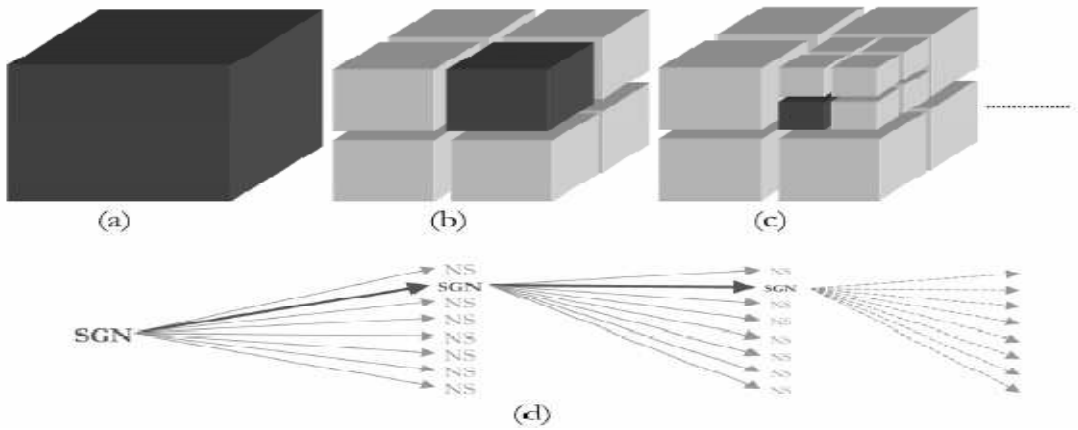


Figure 40 *: Illustration de la partition effectuée par le Cube Splitting en isolant les coefficients significatifs. Quand un coefficient d'ondelettes significatif est rencontré, le cube (a) est découpé en huit sous-cubes (b), et ainsi de suite (c) jusqu'au niveau du pixel. Le résultat est une structure en arbre en octons. (d) (SGN = noeud significatif ; NS = noeud non significatif) [35].*

III.5 QTL 3D

Le QTL 3D [43] procède de la même manière que le cube spliting CS, les seules différences est que le partitionnement de volume est stoppé une fois le volume du nœud est plus petit qu'un volume seuil prédéfini, et l'ajout d'une passe supplémentaire dans QTL 3D est nécessaire. La passe supplémentaire est appelée la passe non significative. Elle permet de mettre les cordonnés de coefficient trouvés non significatifs pendant la première passe dans la liste LCN. Pendant, les étapes suivantes de codage la signification des coordonnés enregistrées dans la LNC est codée en premier. Ce choix est motivé par les remarques suivantes :

— Les coefficients enregistrés dans la LNC sont localisés dans le voisinage des coefficients qui ont déjà été classés comme significatifs à l'étape de codage courante ou précédente.

[2] SQuare Partitioning coding.

— Il y a une forte probabilité pour ces coefficients de devenir significatifs à la prochaine étape de codage du fait de la propriété de d'agglutinement sur laquelle les codeurs par découpe sont basés.

La phase de contexte et le codage entropique basé sur contexte des symboles générés pendant les 3 passes de codage sont plus élaborés c'est donc la 3ième différence de QTL par rapport au CS.

III.6 CS EBCOT

Le CS-EBCOT [35] est une méthode intra-bande, les deux algorithmes CS et EBCOT sont présents dans cette méthode, la décomposition des coefficients en des cubes se fait par l'algorithme CS et le EBCOT est appliqué quand les nœuds feuilles significatifs sont isolés. Le CS-EBCOT comprend 2 parties principales :

— *Niveau 1* : association imbriquée du CS et d'un codage par plan de bits en plusieurs passes grâce à un codeur arithmétique basé sur contexte identique à EBCOT.

— *Niveau 2* : formation de paquets et de couches.

Pour l'isolement des sous-cubes contenant des coefficients d'ondelettes significatifs on active le CS, le teste de signification est fait par l'opérateur σ, donc le découpage des code-bloc est réalisé tant que $Tn\ \sigma_{T_n}$(B) = 1. Une fois tous les nœuds significatifs sont isolés la partie codage par plan de bits est déclenchée. Le codage est effectué plan par plan jusqu'à codé tout le "code-bloc", le CS est réappliqué pour chaque plan.

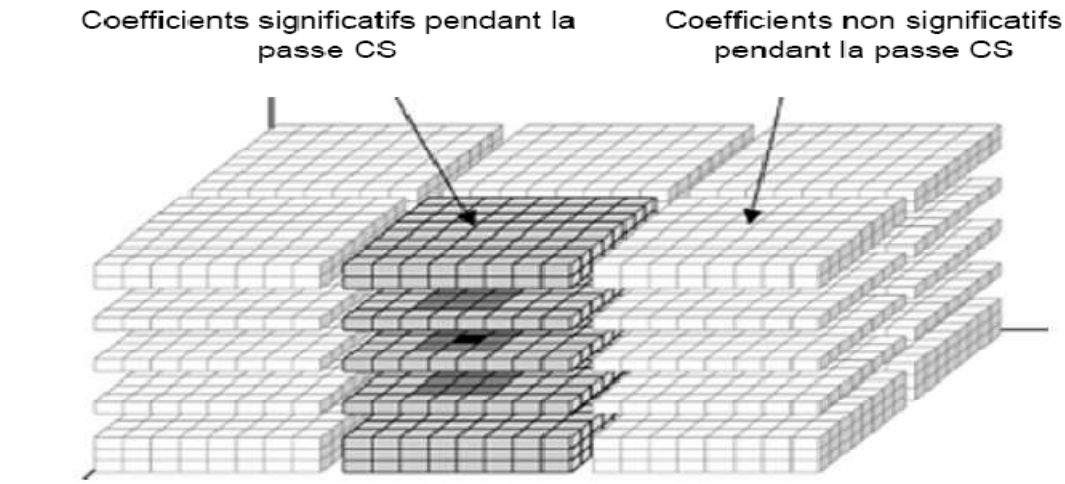


Figure 41 *:* *Représentation d'un plan de bits. Pour chaque plan de bits, la passe de signification, la passe de raffinement, la passe de partitionnement en cubes et la passe de normalisation sont appelées successivement sauf pour le premier plan de bits où les deux premières passes sont enlevées[35].*

III.7 ESCOT

L'extension d'EBCOT en 3D donne une autre technique intra-bande : l'ESCOT, son principe est similaire au CS EBCOT, le seul changement réside dans la manière de partitionner les cubes significatifs. Dans [35] La principale contribution d'ESCOT 3D dans sa version pour l'imagerie médicale volumique est liée à la formation et la modélisation des contextes 3D pour le codage arithmétique des plans de bits. L'estimation de la probabilité conditionnelle de

$P(W/C)$ est pour réaliser un modèle de contexte 3D, avec w le coefficient d'ondelettes compressé et C un contexte causal approprié. Le contexte comprend huit coefficients voisins connectés avec le coefficient d'ondelettes courant. L'extension 3D est possible pour exploiter les dépendances dans l'axe Z.

III.8 SPECK 3D

L' algorithme de SPECK est un codeur très efficace et moins complexe par rapport aux autres codeurs , le SPECK est semblable au SPIHT ,il utilise la transformée en ondelettes sur les images comme SPIHT, la différence entre les deux réside dans le partitionnement du domaine de la transformée en ondelettes. Le principe de SPECK est d'exploiter les structures d'ensembles de coefficients non signifiants en blocs plutôt qu'en arbres. Initialement on part avec deux ensembles S et I ,le premier contient les coefficients de basses fréquences et le seconde contient le reste.A ce niveau on utilise les listes de SPIHT :LIS et LSP ,la première contient les blocs de coefficients de taille variable(les blocs sont triés dans LIS de plus petits aux plus grands), le traitement commence par les blocs de S, Les autres coefficients appartenant à I sont traités ensuite. Nous pouvons étendre SPECK en 3D, la suite de l'algorithme est détaillée dans [44].

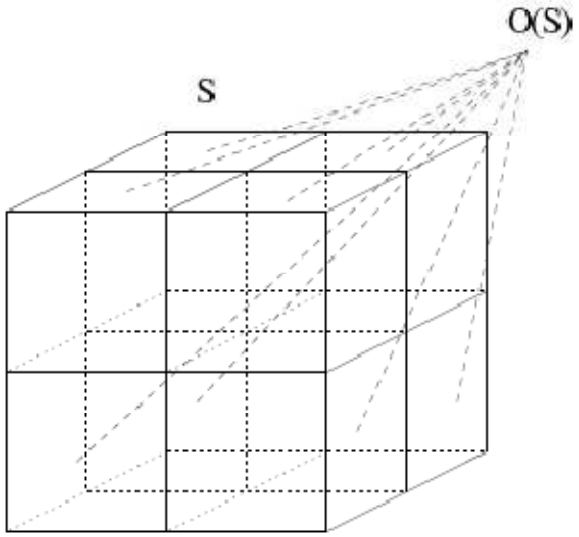


Figure 42 : *Partitionnement de l'ensemble S [96]*

III.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons cité quelques méthodes utilisées pour la compression des images 3D, elles s'appuient sur la transformée en ondelettes 3D et sur des algorithmes de quantification et de codage très efficaces, Il n'y a pas une méthode, parmi les méthodes citées, qui donne toujours la meilleure performance (méthode universelle), il convient de choisir la technique adaptée à la nature de l'information à compresser et au cas d'utilisation.

Chapitre IV

Transformées directionnelles

IV.1 Introduction

Malgré le succès des ondelettes dans différents domaines, et l'idée de la représentation multi-échelles qu'elles nous ont apporté, le fait d'appliquer la transformée en ondelettes que sur les axes horizontales et verticales (pour l'image 2D) rend cette dernière moins efficace pour la représentation des singularités le long des contours. Pour palier à ce problème, de nouvelles approches ont été utilisées, parmi elles : les dérivées de la transformée en ondelettes. Pour que la représentation de l'image après traitement soit optimale, Do et Vetterli [47] ont listé des propriétés :

1. la multirésolution ;
2. la localisation spatiale et fréquentielle des éléments de base ;
3. l'échantillonnage critique ;
4. la multi-directionnalité : les éléments de base doivent être orientés dans de multiples directions ;
5. l'anisotropie : les éléments de base doivent être plus ou moins allongés.

Mais à l'heure actuelle ,il n'existe aucune technique qui peut garantir toute ces conditions ,il y a toujours un compromis à prendre. Dans ce chapitre ,nous allons faire un tours d'horizon des nouvelles dérivées,en récapitulant chacunes d'elles. Nous pouvons divisées l'ensembles de nouvelles approches en deux :des approches adaptatives et non adaptatives ,les paragraphes suivants vont éclarcir les deux approches.

IV.1.1 Approches non-adaptatives

La plupart de ce type de transformées ne sont pas utilisées en compression à cause de la redondance qu'elles connaissent (les informations en sortie sont beaucoup plus que l'entrée).

IV.1.1.1 Transformée de Radon

La transformée de Radon [48,49] a vu le jour en 1917 par J.Radon, c'est une transformée linaire utilisée souvent en tomographique. Le principe de la transformée de Radon est de projeter l'image sur un nombre d'orientations (l'image doit être intégrée le long de la direction orthogonale à la projection) et, par la suite, de réaliser une transformée de Fourier des projections selon un ongle θ pour obtenir la transformée de Fourier bidimensionnelle de$f(x,y)$ selon une droite du plan de Fourier incliné de l'angle θ .La transformée de Radon de$f(x,y)$, notée $R_f(\rho,\theta)$ est définie par :

$$R_f(\rho,\theta) = \iint f(x,y)\delta(\rho - x\,cos\theta - y\,sin\theta)dxdy \qquad (20)$$

La transformation de Fourier 2D inverse revient à une projection $R_f(\rho,\theta)$.et donc on obtient l'image reconstruite avec TF inverse [50,51,52].

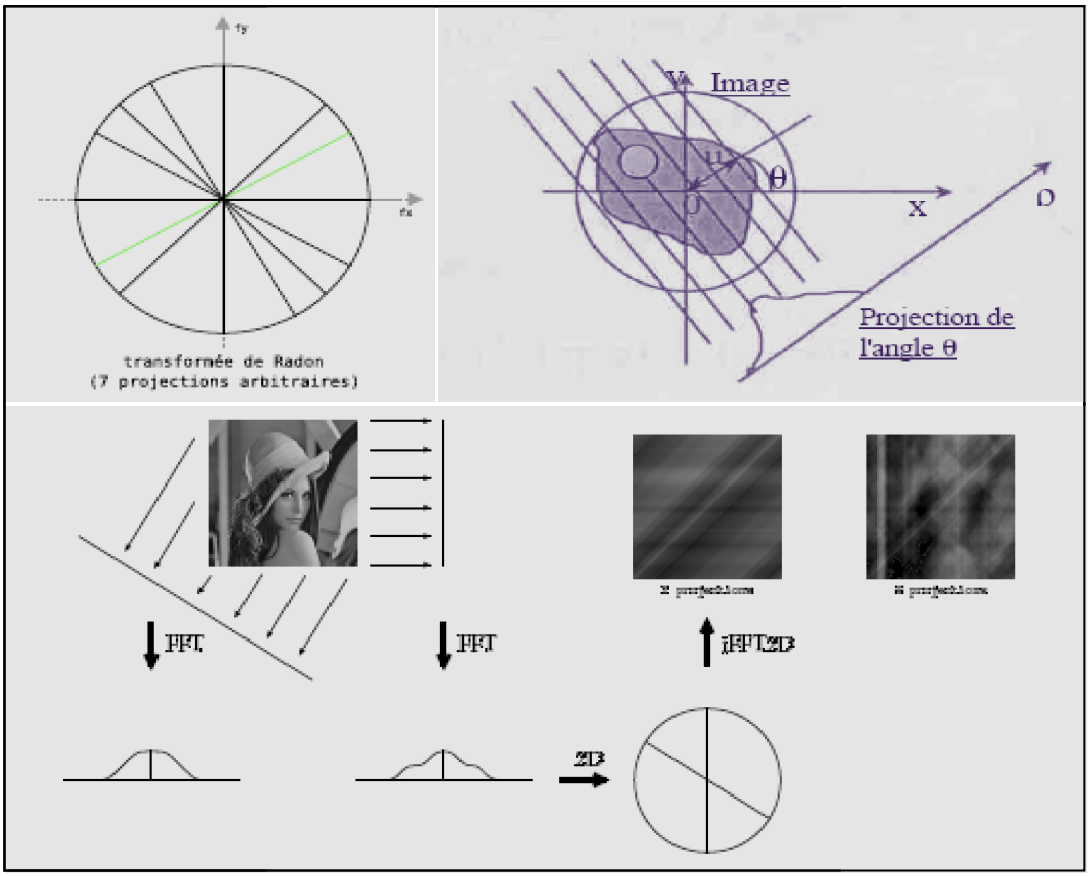


Figure 43 : *Transformée de Radon [98] .*

IV.1.1.2 Ridgelets

La transformation Ridgelet [53,54,55] a été créé spécifiquement pour représenter avec précision les arêtes dans une image, c'est une extension de la transformée Radon (nombre de directions est limité), ses coefficients son obtenus après une transformation d'ondelette 1D des projections de Radon. La transformation Ridgelet permet une analyse optimale des ruptures linéaires dans une image. Trois étapes nécessaires pour obtenir la transformation Ridgelet :

1- Calcul de la transformée de Fourier FFT 2D.
2- Conversion des cordonnées cartésiennes en cordonnées polaires.
3- Calcul FFT inverse 1D.

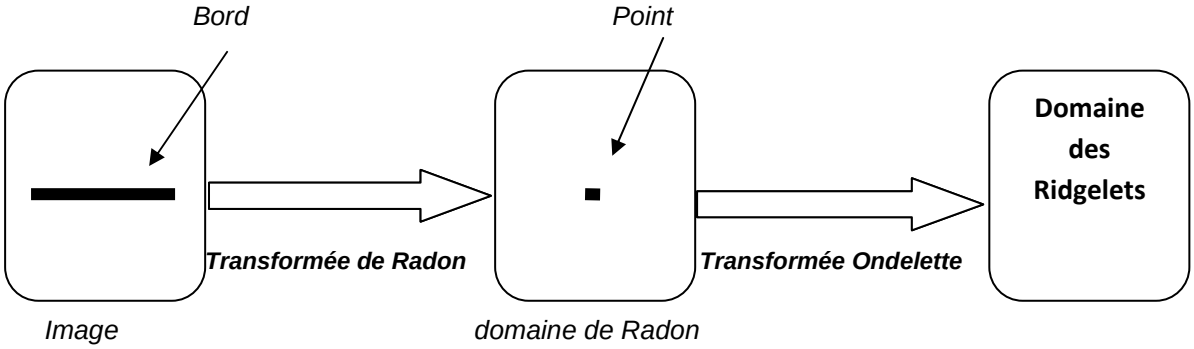


Figure 44 : *Relation entre transformées [53].*

On distingue deux générations des curvelets, la première consiste à décomposer l'image en des sous bandes, de partitionner les sous bandes en des blocs, et d'appliquer par la suite une transformée en ridgelet sur chaque bloc. La seconde génération [57] est plus générale que la première, elle est définie à partir d'une fonction d'échelle φ et d'une forme d'onde γ

$$\gamma_{\mu}(x) = 2^{\frac{3j}{2}}\gamma(D_j R_{\theta j}, x - k). \tag{22}$$

Là où a matrice de sous-échantillonnage du changement d'échelle $D_j = \begin{pmatrix} 2^{2j} & 0 \\ 0 & 2^j \end{pmatrix}$; et la rotation d'ongle$\theta j = \pi/2^j$.

IV.1.1.4 Contourlets

La transformée en contourlets a été proposée par M. Do et M. Vetterli [58, 59], elle connaît deux étapes principales : l'analyse multiré-solution et l'analyse directionnelle [60] la première se fait par la décomposition de l'image au moyen d'une pyramide laplacienne ,qui est une représentation multirésolution redondante résulte d'une décomposition de signal en une approximation de basse résolution et l'erreur de reconstruction correspondant à chaque échelle, et la deuxième par l'utilisation d'un banc de filtres appliqué sur les sous bandes de haute fréquences da la pyramide . La figure suivante montre le principe des contourlets.

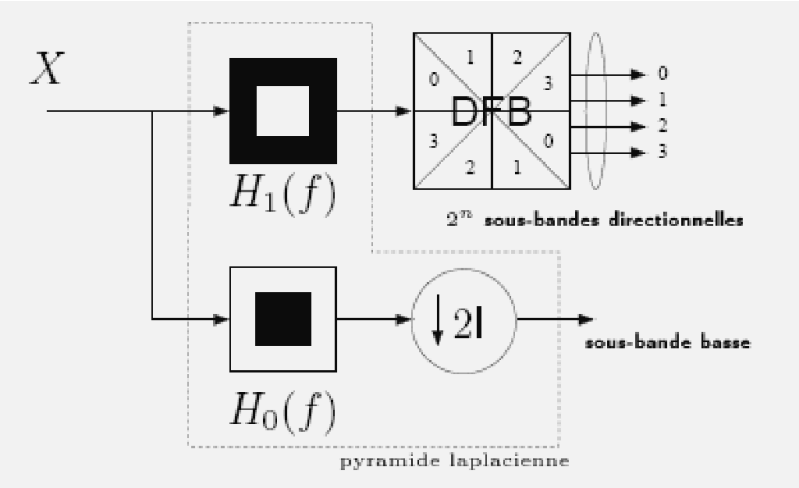


Figure 48 : *principe de contourlets [98] .*

Figure 49 : *exemples de contourletes [98].*

La formule de la transformation Ridgelet est :

$$r_s(a,b,\theta) = \int \varphi_{a,b}(t) R_s(\theta,t) dt. \quad (21)$$

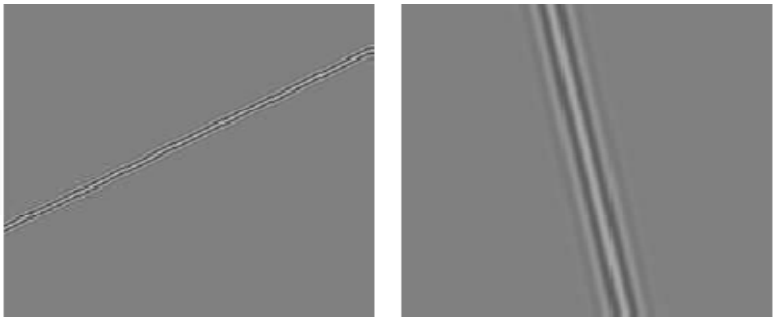


Figure 45 : *Exemple de transformée de Ridgelets [98] .*

IV.1.1.3 Curvelets

La transformée de curvelet [56] est une transformée multi-échelles, qui se dérive des ridgelets multiéchelles, a été proposée par E. Candès et D. Donoho, ces derniers ont construit des bases de curvelets pour mieux s'adapter à la régularité des images et pour une représentation parcimonieuse des contours. Les curvelets peuvent représenter les contours avec moins de coefficients par rapport aux ondelettes qui prennent beaucoup de coefficients pour représenter les contours d'une manière précise, la figure suivante montre la différence entre les deux transformées.

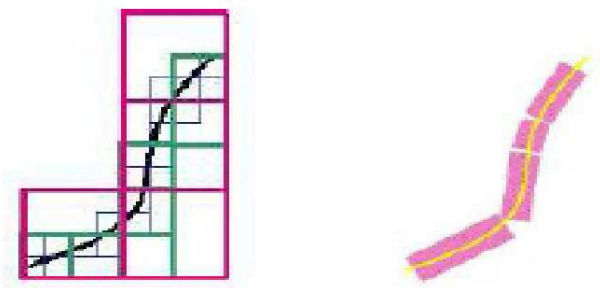


Figure 46 : *comparaison entre les deux transformées ondelettes et curvelettes .*

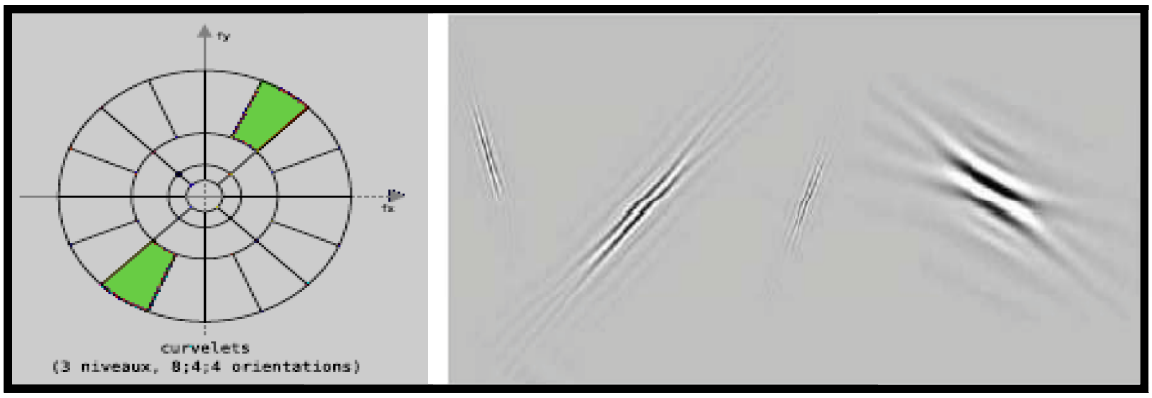


Figure 47 : *exemples de curvelets [98] .*

IV.1.1.5 Ondelettes complexes

La transformée en ondelettes complexe [61, 62, 63, 64] a été utilisé pour surmonter les problèmes de la transformation en ondelettes continue et discrète (Transformation en ondelettes continue : trop coûteux ; Transformation en ondelettes discrète : problème lié à la localité).Elle peut discriminer les signaux orientés selon une direction diagonale (+45°) des signaux orientés selon une direction antidiagonale (- 45°) en effectuant un filtrage dans les deux fréquences de signale (positives et négatives). La transformée en ondelettes complexes est un cas de la transformée multi-ondelettes 2D, elle donne des résultats meilleurs en terme de redondance et de reconstruction que les pyramides orientables.

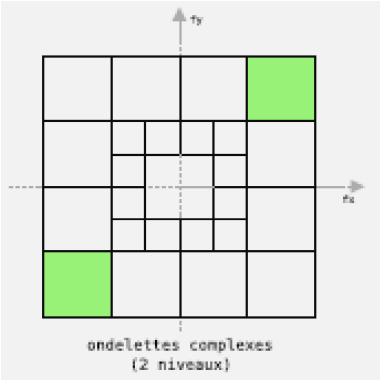


Figure 50 : *ondelettes complexes [98].*

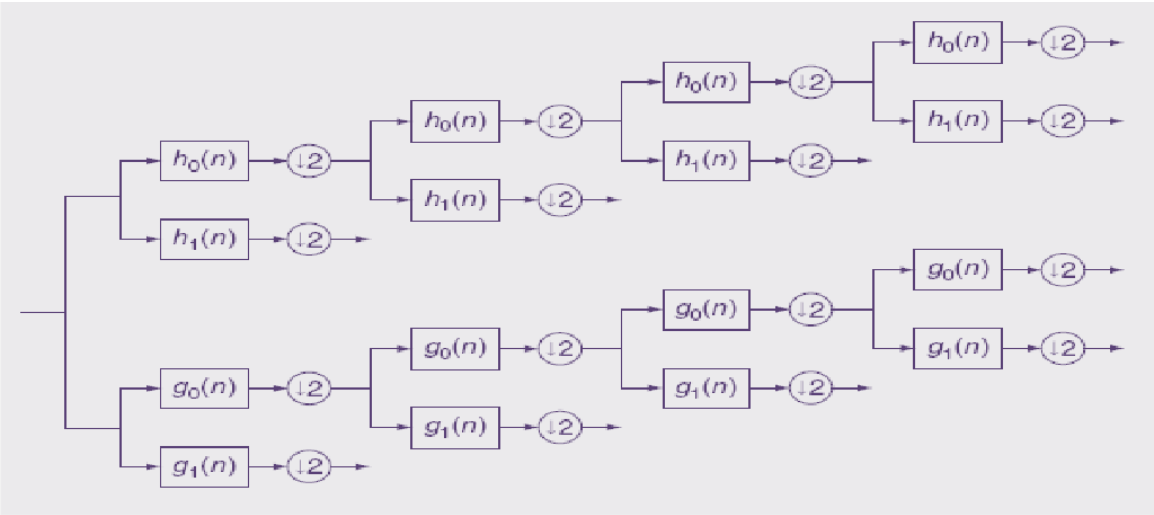


Figure 51 : *Transformation en ondelettes complexes I : les arbres [98].*

IV.1.1.6 Transformée cortex

La transformée en cortex [65] provient du domaine de la vision par ordinateur, elle est utilisée pour modéliser le comportement du système visuel humain .les travaux effectués par des biologistes ont montré que la transformation effectuée par les premiers neurones visuels peut être vue comme la décomposition d'une image sur des ondelettes orientées.une suite de travaux a été effectué pour l'étayage de cette hypothèse [66,67,68,69,70].

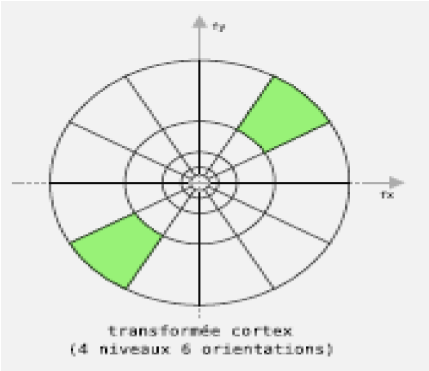


Figure 52 : *transformation en cortex [98].*

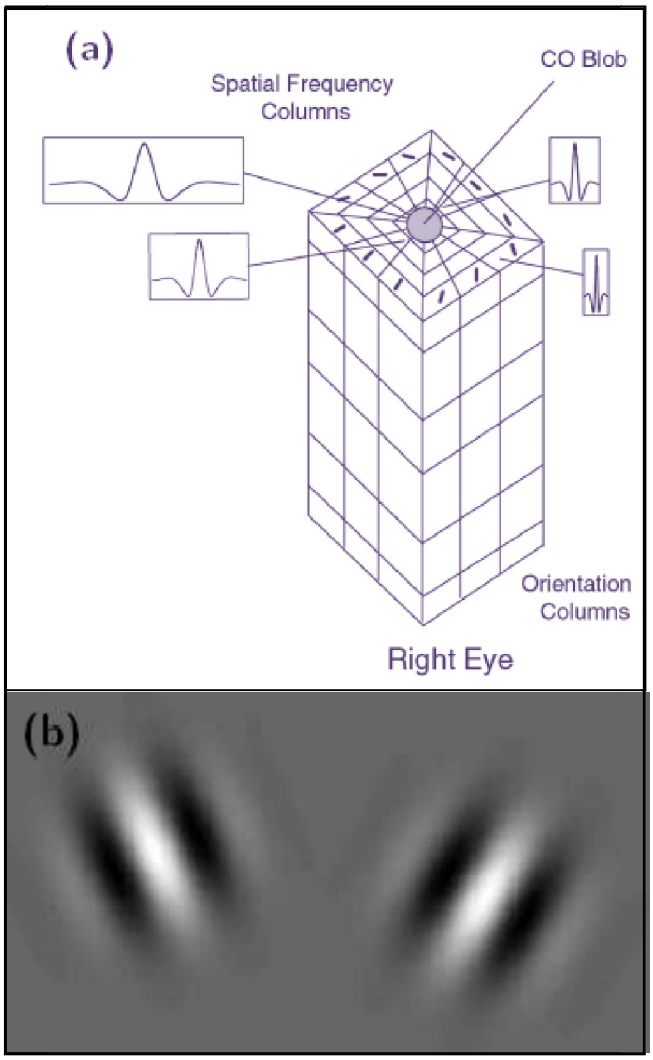


Figure 53 : *Principe de la transformation en cortex [98].*

IV.1.1.7 Pyramide orientable

La pyramide orientable [71,72,73,74,75] est une transformée multiéchelle a été introduite par Simoncelli, et al ,elle repose sur le principe de pyramide laplacienne en filtrant les imagettes resultent de la décomposition de l'image originale selon un nombre d'orientations(le filtrage correspondent aux calculs des dérivées jusqu'à un certain ordre) .

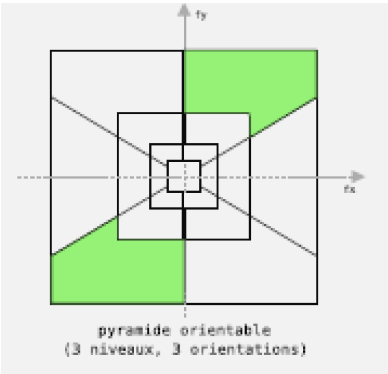


Figure 54 *: Transformée en pyramides orientables [98].*

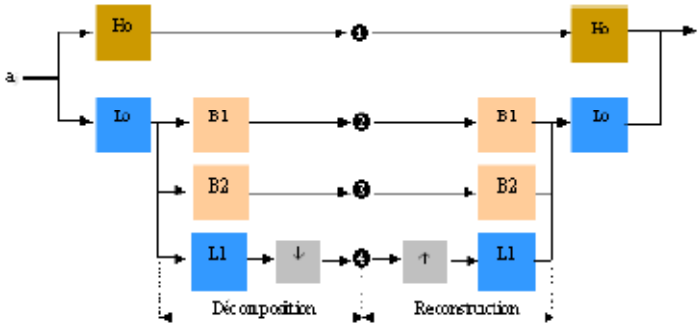


Figure 55 *: Transformée en pyramides orientables pour k = 2 [98].*

IV.1.2 Approches adaptatives

Ce sont des approches qui dépendent du signal, et qui offrent une plus grande flexibilité que les approches non adaptatives.

IV.1.2.1 Matching pursuit

Le Matching pursuit est un algorithme [93], proposé par Mallat [76], permet la sélection des atomes[1] temps/fréquences d'un dictionnaire structuré, la combinaison de ces atomes sert à une représentation plus précise et mettre clairement les structures locales d'un signal donné. La sélection des atomes est réalisée après avoir projeté le signal sur l'ensemble des vecteurs du dictionnaire, les atomes sélectionnés sont conservés pour représenter le signal. Afin de pouvoir représenter une image $I(m,n)$ avec une quantité d'informations réduites en conservant les structures locale de cette dernière, on peut considérer le dictionnaire D, soit $g_{\gamma\theta} \epsilon D$ et l'image $I(m,n)$ est décomposée sous la formule suivante :

[1] Atomes : des ondes résultent de la décomposition d'un signal.

$$I(m,n) = \langle\, I(m,n),\ \ g_{\gamma x\theta}(n) * \ \ g_{\gamma y\theta}(m)\rangle\ \ g_{\gamma\theta}(n,m) + RI(n,m). \qquad (23)$$

Avec RI : image résiduelle.
Il faut trouver l'atome $g_{\gamma\theta}$ qui maximise la valeur absolue du produit scalaire :

$$\langle\, I(m,n),\ \ g_{\gamma\theta}(n,m)\rangle = \sum_n \sum_m I(m,n)\ \overline{g_{\gamma x\theta}(n)\ g_{\gamma y\theta}(m)}. \qquad (24)$$

Algorithme 1 Algorithme du *Matching Pursuit*

ENTRÉES : Le signal source y, le dictionnaire A et le seuil ρ

INITIALISATION : $\widehat{y}^{(0)} = 0, R_y^{(0)} = y$ et $k = 1$

Tant que $\left\|R_y^{(k-1)}\right\|^2 \geq \rho$ **faire**

- Recherche de l'atome le plus corrélé : $\gamma_k = \arg\max_{\gamma} \left|\left\langle R_y^{(k-1)}, a_\gamma\right\rangle\right|$
- Calcul du nouveau coefficient : $x_{\gamma_k} = \left\langle R_y^{(k-1)}, a_{\gamma_k}\right\rangle$
- Mise à jour des données :
  1. de l'estimée : $\widehat{y}^{(k)} = \widehat{y}^{(k-1)} + x_{\gamma_k} a_{\gamma_k}$
  2. du résidu : $R_y^{(k)} = y - \widehat{y}^{(k)} = R_y^{(k-1)} - x_{\gamma_k} a_{\gamma_k}$
  3. du vecteur parcimonieux : $x[\gamma_k] \leftarrow x_{\gamma_k}$

Fin Tant que

Figure 56 : *Algorithme du Matching Pursuit [93].*

IV.1.2.2 Beamlets

La transformée en *beamlet* a été introduite par Donoho [77]. Elle permet de représenter les courbes ou les segments par un ensemble fini d'éléments de base appelés *beamlet*, où chaque coefficient associé est égale à

$$T(X,L,\theta) = \int_{-L/2}^{L/2} f(x+\gamma cos\theta, y+\gamma sin\theta)d\gamma \qquad (25)$$

Les coefficients de beamlets sont liés par une relation multiéchelle où chaque coefficient est rangé en fonction de leur taille :

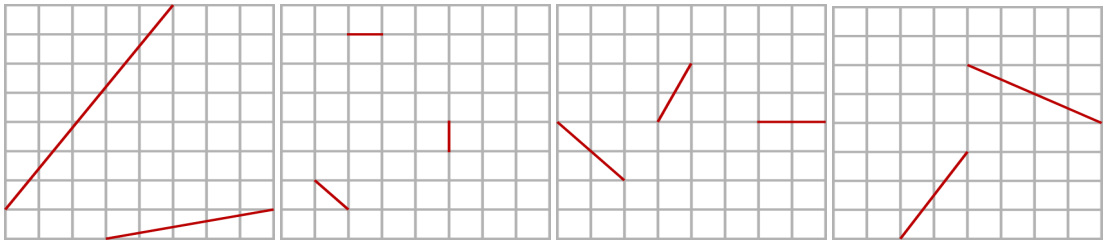


Figure 57 *: Beamlets définis sur une grille 8x8 respectivement à l'échelle 0, 1, 2 et 3.*

IV.1.2.3 Bandelettes

La transformée en bandelettes a été Introduite par Le Pennec et Mallat [78,79,80], les bandelettes sont construites à partir d'ondelettes bidimensionnelles déformées le long du flot géométrique. On distingue deux générations des bandelettes, la première génération proposée par Le Pennec en 2002 et une seconde génération développée par Peyré en 2005 [81].

IV.1.2.3.1 Première génération de bandelettes

Selon Le Pennec et Mallat Les bandelettes sont des frames qui garantissent une représentation optimale des fonctions de θ_α. Elles forment un dictionnaire de frames adaptées aux images de θ_α. Pour tout $f \in \theta_\alpha$. il existe un frame de bandelettes B dans lequel l'erreur d'approximation non linéaire est bornée par

$$\|f - f_M\|_2^2 \leq CM^\alpha \qquad (26).$$

Au départ la construction des bandelettes se faite localement au voisinage d'une singularité sur des domaines en forme de tubes ou de bandes. La représentation de la bande donnée par la formule :

$$B=\{(x_1,x_2) : x_1 \in [a1,b1], x_2 \in [g(x_1)+a2, g(x_1)+b2]\} \qquad (27).$$

la représentation d'une déformation locale de l'image est donnée par

$$W f (x_1,x_2) = f(x1,x2+ g(x1)) \qquad (28).$$

Avec g la géométrie locale. WB est un rectangle qui a une base orthogonale adaptée à la régularité de W *f, voici* la base B de bandelettes, son support est dans une bande autour de la courbe g.

$$B=\{\varphi_{l,m1}(x1)\varphi_{j,m2}(x2-g(x1)) ; \varphi_{j,m1}(x1)\phi_{j,m2}(x2-g(x1))$$

$$\varphi_{j,m1}(x1)\varphi_{j,m2}(x2-g(x1))\} \quad (j, ,l>j,m1,m2)\in I_B \qquad (29).$$

IV.1.2.3.2 Seconde génération de bandelettes

La transformée en bandelettes par groupements est une version de la transformée en bandelette pour la compression, son objectif est d'exploiter les régularités géométriques le long des contours dans les sous-bandes de la transformée en ondelettes. Cette seconde génération considère un champ d'orientations plutôt qu'un nombre restreint de courbes. Ce champ indique l'orientation locale à l'intérieur de blocs de l'image. Comme on a déjà cité, les ondelettes ne peuvent pas exploiter la régularité géométrique surtout sur une longueur d'une dizaine de pixels, pour cela on divise les sous-bandes de détails de la transformée en ondelettes en blocs de taille 4 × 4 (16 coefficients), et par la suite on transforme les coefficients de ces blocs en des coefficients de bandelettes en projetant les coefficients d'ondelettes de chaque bloc dans une base polynomiale. Pour chaque bloc on effectue un groupement des pixels (coefficients) selon un ensemble de directions. Il existe des dictionnaires qui contiennent un ensemble de bases directionnelles, chaque base contient 16 blocs de 16 coefficients, par une simple projection des blocs de coefficients d'ondelette sur les blocs des bases de bandelettes de ces dictionnaires on trouve les coefficients de bandelettes.

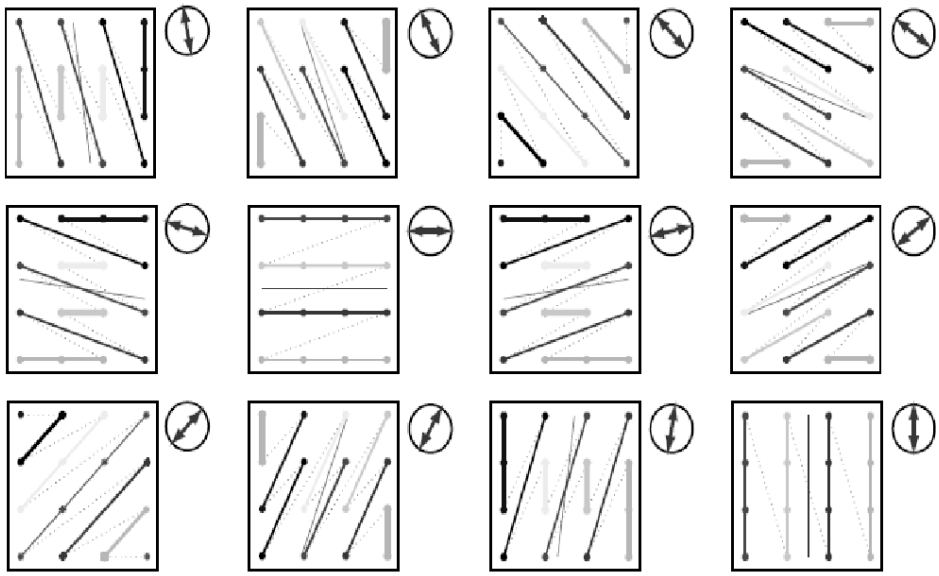


Figure 58 : *Dictionnaire des bases directionnelles*

Dans ce mémoire ,nous avons utilisé la seconde génération de bandelettes (transformée en bandelettes par groupements) pour traiter les images (*voir le chapitre 5*).

IV.2 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons dressé un état de l'art sur les techniques utilisées spécifiquement pour l'analyse d'objets anisotropes dans l'image (lignes, contours), certaines de ces techniques ont l'inconvénient d'être redondantes, dans ce cas il n'est pas possible de les utiliser en compression puisque le but principale de cette dernière et de réduire les informations redondantes dans l'image, d'autres techniques ont gagné un grand succès en donnant une très bonne représentation des images avec une précision très forte des contours et des formes anisotropiques.

CONCLUSION GENERALE

La recherche d'une méthode de compression universelle est la question qui reste toujours sans réponse, des standards, par exemple JPEG et JPEG2000, ont été produits pour absorber ce type de besoins mais toujours on s'attend à en trouver mieux. Ce qui caractérise le standard JPEG2000 est qu'il utilise la transformée en ondelettes, cette dernière a montré son efficacité en compression par le fait de représenter un signal à différentes résolutions, grâce aux ondelettes la représentation de singularités ponctuelles est remarquable, cependant la représentation des singularités le long des contours pour les images 3D n'est pas satisfaisante, malheureusement le schéma séparable de la transformée en ondelettes n'est pas adapté à la représentation des contours (*il existe deux direction :horizontale et verticale*). Dans le domaine médicale, la précision des contours est hyper-importante particulièrement si l'image contient des zones suspectes (*zones cancéreuses par exemple*). Au cours de ce mémoire nous somme concentrés sur l'étape de la transformation, nous avons fait un tour d'horizon des nouvelles transformées qui filtrent directement le long des contours de l'image. La transformée en bandelettes est celle qu'on a jugé utile pour notre étude, elle permet une représentation parcimonieuse et adaptée au contours. Nous avons testé l'efficacité de cette transformée sur des images 3D (*séquence 2D,images IRM*), avec un dictionnaire de bases directionnelles. Nous avons modifié les coefficients de détails de la transformée d'ondelettes et pour séléctionner la meilleure base de dictionnaire adopté nous avons utilisé la technique d'optimisation par essaims particulaires. Cettre dernière est une métaheuristique inventée par R. Eberhart et J. Kennedy, qui se base sur les particules qui sont considérées comme des bases pour notre cas. Ces particules se déplacent selon des règles dans un espaces en testant la meilleure entre elles. Nous avons également hybridé cette technique d'optimisation PSO avec la technique de recherche tabou cette dernière en but de surmonter les problèmes de la PSO et accélérer le traitement.

Notre approche a été testée sur des sequences 2D et sur des images fixes, elle peut être également adaptée à des images 3D (*volume*) en étendant les bases de bandelettes à l' axe z. D'autres techniques d'optimisation peuvent être utilisées.

ANNEXE A

IMAGES UTILISEES DANS LES TESTS

Image naturelle

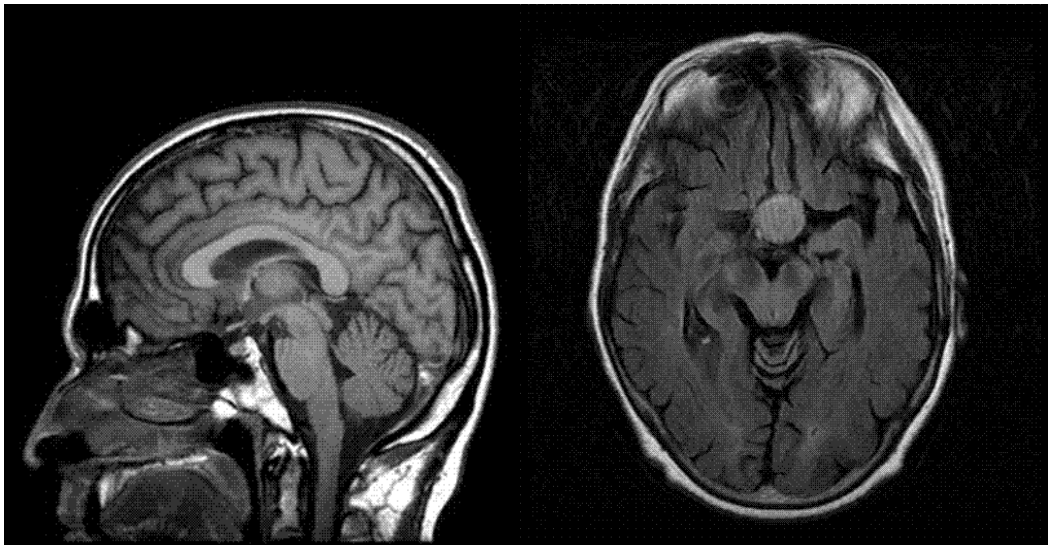
Cameraman,128×128

Girl, 512×512

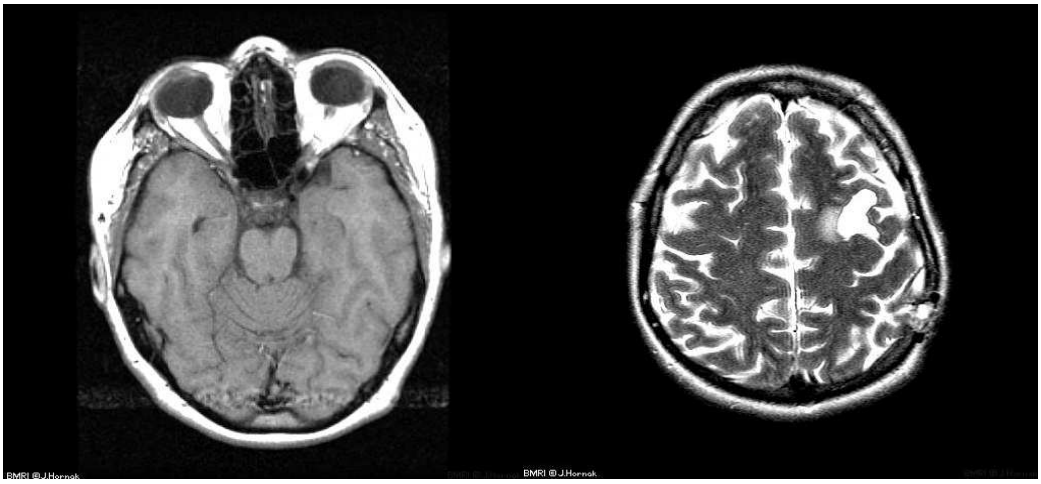
Lena,128×128

fleur,128×128

Image médicales IRM



Brain1,128×128 **Brain2,128×128**



Brain3,512×512 **Brain4, 512×512**

ANNEXE B

Exemple pour EZW

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

Le coefficient peut prendre les 4 symboles :

POS : coefficient significatif positif.
NEG : coefficient significatif négatif.
ZTR : coefficient et tous ses descendants non significatifs.
IZ : coefficient non significatif mais a des descendants significatifs.

Les Seuils successifs correspondants aux plans de bits sont :

T_5 = 32, T_4 = 16, T_3 = 8, T_2 = 4, T_1 = 2, T_0 = 1

Déroulement

1. Le premier coefficient a la valeur 63, il est supérieur au seuil courant (32), le symbole POS est émis.
2. (-31) est non significatif, mais il possède un descendant qui est significatif (47) c'est un zéro isolé, IZ est émis.
3. (23) est non significatif et tous ses descendants sont non significatifs, il s'agit donc d'un arbre de zéros, ZTR est émis.
4. (7) est non significatif et comme la sous-bande HL1 n'a pas de descendant, les symboles IZ et ZTR peuvent ˆêtre regroupés en un seul symbole Z.
5. (47) est significatif, le symbole POS est émis. Comme ce symbole sera traité pendant la passe de raffinement, il pourra être considéré comme étant 0 pour les passes suivantes (le symbole 14 de la LH2 sera alors une racine d'un arbre de zéros).

En supposant que EZW utilise 2 bits pour coder les symboles POS, NEG, ZTR et IZ et 1 bit pour coder le symbole Z, on obtient un débit de 26+7=33 bits.

Le tableau suivant montre les résultats obtenus :

Sous-bande	Valeurs du coefficient	Symbole	
LL3	63 (0,0)	POS	(1)
HL3	-34 (1,0)	NEG	
LH3	-31 (0,1)	IZ	(2)
HH3	23 (1,1)	ZTR	(3)
HL2	49 (2,0)	POS	
HL2	10 (3,0)	ZTR	
HL2	14 (2,1)	ZTR	
HL2	-13 (3,1)	ZTR	
LH2	15 (0,2)	ZTR	
LH2	14 (1,2)	IZ	
LH2	-9 (0,3)	ZTR	
LH2	-7 (1,3)	ZTR	
HL1	7 (4,0)	Z	(4)
HL1	13 (5,0)	Z	
HL1	3 (4,1)	Z	
HL1	4 (5,1)	Z	
HL1	-1 (2,4)	Z	
HL1	47 (3,4)	POS	(5)
HL1	-3 (2,5)	Z	
HL1	-2 (3,5)	Z	

Exemple pour SPIHT

Pour le même exemple ,
Trois listes sont maintenues :

LSP : List of Significant Pixels.
LIP : List of Insignificant Pixels.
LIS : List of Insignificant Sets (spécifiée par coordonnées de la racine).

Types d'arbres de zéro :

Type A : D(i,j) n'est pas significatif.
Type B : L(i,j) n'est pas significatif.

Déroulement

Pour chaque plan de bits :

- pour chaque entrée de la LIP :

Si le coefficient est significatif : déplacer le coefficient dans LSP sinon : envoyer 0

- Pour chaque entrée de la LIS :

  - Si l'ensemble est de type A :
  - si D (i,j) est non significatif, envoyer 0
  - sinon envoyer 1 et

    - vérifier les 4 enfants O(i,j)si significatif, déplacer dans la LSP, sinon, envoyer 0 et déplacer dans la LIP.
    - si L(i,j) n'est pas vide, déplacer (i,j) à la fin de la LIS, type B sinon, enlever (i,j) de la LIS.

- Si l'ensemble est de type B :
  - si L(i,j) n'est pas significatif, envoyer 0
  - sinon, envoyer 1 et
    - ajouter les 4 enfants O(i,j) à la fin de la LIS, type A.
    - enlever (i,j) de la LIS.

- Raffinement : pour chaque entrée de la LSP (sauf les entrées de la passe actuelle) : envoyer le *k*ième bit de la valeur absolue.
- Seuil suivant (plan de bits suivant) : on recommence.

Le tableau suivant montre les différents résultat

Coeff. ou ens. testé	Sortie	Action	Liste	
			LIS = {(1,0)A,(0,1)A, (1,1)A} LIP = {(0,0),(1,0),(0,1),(1,1)} LSP = ∅	(1)
(0,0)	1+	(0,0) dans LSP	LIP = {(1,0),(0,1),(1,1)} LSP = {(0,0)}	(2)
(1,0)	1-	(1,0) dans LSP	LIP = {(0,1),(1,1)} LSP = {(0,0),(1,0)}	
(0,1)	0	rien		
(1,1)	0	rien		
$\mathcal{D}$(1,0)	1	tester les descendants		(3)
(2,0)	1+	(2,0) dans LSP	LSP = {(0,0),(1,0),(2,0)}	
(3,0)	0	(3,0) dans LIP	LIP = {(0,1),(1,1),(3,0)}	
(2,1)	0	(2,1) dans LIP	LIP = {(0,1),(1,1),(3,0),(2,1)}	
(3,1)	0	(3,1) dans LIP	LIP = {(0,1),(1,1),(3,0),(2,1),(3,1)}	
		chgt type	LIS = {(0,1)A, (1,1)A, (1,0)B}	(4)
$\mathcal{D}$(0,1)	1	tester les descendants		
(0,2)	0	(0,2) dans LIP	LIP = {(0,1),(1,1),(3,0),(2,1),(3,1),(0,2)}	
(1,2)	0	(1,2) dans LIP	LIP = {(0,1),(1,1),(3,0),(2,1),(3,1),(0,2),(1,2)}	
(0,3)	0	(0,3) dans LIP	LIP = {(0,1),(1,1),(3,0),(2,1),(3,1),(0,2),(1,2),(0,3)}	
(1,3)	0	(1,3) dans LIP	LIP = {(0,1),(1,1),(3,0),(2,1),(3,1),(0,2),(1,2),(0,3),(1,3)}	
		chgt type	LIS = {(1,1)A, (1,0)B, (0,1)B}	
$\mathcal{D}$(1,1)	0	rien		(5)
$\mathcal{L}$(1,0)	0	rien		(6)
$\mathcal{L}$(0,1)	1	ajouter des ensembles	LIS = {(1,1)A, (1,0)B, (0,2)A, (1,2)A, (0,3)A, (1,3)A}	(7)
$\mathcal{D}$(0,2)	0	rien		
$\mathcal{D}$(1,2)	1	tester les descendants		
(2,4)	0	(2,4) dans LIP	LIP = {(0,1),(1,1),(3,0),(2,1),(3,1),(0,2),(1,2),(0,3),(1,3),(2,4)}	
(3,4)	1+	(3,4) dans LSP	LSP = {(0,0),(1,0),(2,0),(3,4)}	
(2,5)	0	(2,5) dans LIP	LIP = {(0,1),(1,1),(3,0),(2,1),(3,1),(0,2),(1,2),(0,3),(1,3),(2,4),(2,5)}	
(3,5)	0	(3,5) dans LIP	LIP = {(0,1),(1,1),(3,0),(2,1),(3,1),(0,2),(1,2),(0,3),(1,3),(2,4),(2,5),(3,5)}	
$\mathcal{L}$(1,2)=∅		enlever (1,2)	LIS = {(1,1)A, (1,0)B, (0,2)A, (0,3)A, (1,3)A}	(8)
$\mathcal{D}$(0,3)	0	rien		
$\mathcal{D}$(1,3)	0	rien		
			LIS = {(1,1)A, (1,0)B, (0,2)A, (0,3)A, (1,3)A} LIP = {(0,1),(1,1),(3,0),(2,1),(3,1),(0,2),(1,2),(0,3),(1,3),(2,4),(2,5),(3,5)} LSP = {(0,0),(1,0),(2,0),(3,4)}	(9)

RFERENCES

[1] Richard E. Woods Rafael C. Gonzalez. Digital Image Processing. Addison-Wesley Pub Co, ISBN : 0201180758, Paris, January 2002.
[2] D. A. Huffman. A Method of the Construction of Minimum Redundancy Codes. In IRE, volume 40, pages 1098-1101, 1952.
[3] Shannon C. E., “A Mathematical Theory of Communication”, Bell Sys. Tech.Journ, Vol. 27, pp. 379-423 and 623-656, 1948.
[4] Paul G. Howard and Jeffery Scott Vitter. Arithmetic Coding for Data Compression. Technical Report Technical report, DUKETR, 1994.
[5] Ziv.J et Lempel. A, A universal algorithm for sequential data compression, IEEE transactions of information theory,23:227-343, may 1976 .
[6] N. Moreau. Techniques de compression des signaux. Masson, Paris, 1995.
[7] Kyung Sub Joo, D. R. Gschwind, and T. Bose. ADPCM encoding of images using a conjugate gradient based adaptive algorithm. In ICASSP - IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing, volume 4, pages 1942-1945, 1996.
[8] M. Babel, O. Déforges, and J. Ronsin. Décomposition pyramidale à redondance minimale pour compression d'images sans perte. In GRETSI, volume 1, page CD-ROM, 2003.
[9] Hong G., Hall G. and Terrell T., “Prediction by Back-propagation Neural Net work for Lossless Image Compression”, Proceedings of ICSP’96 International, 1996
[10] M. J. Weinberger and G. Seroussi, “Sequential Prediction and Ranking in Universal Context Modeling and Data Compression”, IEEE Transactions on Information Theory, Vol. 43, No. 5, pp. 1697-1706, September 1997.
[11] Hocine Bekkouche. Synthèse de bancs de filtres adaptés, application à la compression des images, thèse de doctorat de l’université paris-sud XI, 2007.
[12] N. Ahmed, T. Natarajan, and K. R. Rao, Discrete cosine transform, *IEEE Trans. on Computers*, vol. C-23, pp. 90–93, 1974.
[13] Gwénolé Quellec, Indexation et fusion multimodale pour la recherche d’information par le contenue. Application aux bases de données d’images médicales ,these de doctorat ,19 septembre 2008. tel.archives-ouvertes.fr/docs/00/32/61/31/PDF/ these_GQuellec.pdf
[14] Mallat S., Une exploration des signaux en ondelettes, Les Éditions de l’École Polytechnique, 2000.
[15] Z. Brahimi and K.A. Saadi. Color image coding based on embedded wavelet zerotree and scalar quantization. In International Conference on Pattern Recognition, volume 1, pages 504-507, 2004.
[16] A. Gersho and R. M. Gray. Vector quantization and signal compression. Kluwer, Boston, 1992.
[17] Etude d’algorithmes de quantification vectorielle arborescente pour la compression d’images fixes, rapport de recherche n° 2241, Unité de recherche INRIA Rennes IRISA France.
[18] S.A Elhannachi, Compression des images fixes en couleur par hybridation d’un réseau de neurones et fractale, thèse de doctorat de l’université MB-USTO, 2005.

[19] Y. Iano, F.S. da Silva, and A.L.M. Cruz. A fast and efficient hybrid fractal-wavelet image coder. IEEE Transactions on Image Processing, 15(1) :98-105, 2006.
[20] C.-H. Chen, C.-Y. Lee: A JPEG-like texture compression with adaptive quantization for 3D graphics application, Springer-Verlag ,Published online: 2 October 2001.
[21] David S. Taubman and Michael W. Marcellin. JPEG 2000 : Image Compression Fundamentals, Standards and Practice. Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA, USA, 2001.
[22] M. J. Weinberg, G. Seroussi, and G. Sapiro. The LOCO-I Lossless Image Compression Algorithm : Principles and Standardization into JPEG-LS. IEEE Trans. Image Processing, 2000.
[23] Weinberger M., Seroussi G. et Sapiro G.,LOCO-I : A Low Complexity, Context-Based, Lossless Image Compression Algorithm, Proc. IEEE Data Compression Conference, mars 1996.
[24] Wallace G. K.,The JPEG Still Picture Compression Standard, Comm. ACM ,30–44, April 1991.
[25] Wu X. et Memon N., Context-based, Adaptive, Lossless Image Coding, IEEE Trans. on Communication, April 1997.
[26] M. Antonini, M. Barlaud, P. Mathieu et I. Daubechies, Image coding using wavelet transform, IEEE Trans. Image Proc., 1(2) pp. 205-220, April 1992.
[27] Gloria Menegaz et Jean-Philippe Thiran, 3D Encoding 2D Decoding of Medical Data , IEEE Transactions on Medical Imaging, vol.22, mars 2003.
[28] P. Schelkens, A. Munteanu, J. Barbarien, M. Galca,X.Giro-Nieto et J. Cornelis,Wavelet Coding of volumetric Medical Datasets, IEEE Transactions on Medical Imaging, vol 22, mars 2003.
[29] Mallat S, A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation, IEEE Trans. on Pattern Anal and Machine Intelligence, 11 :674–693, juil 1989.
[30] Ouddane Samira., compression des images médicales 3D, mémoire de magister, université MB-USTO,2007.
[31] BOUCHAMA Samira, Le tatouage des images Appliqué à l'imagerie médicale, mémoire de magister ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE ALGERIE, 2007.
[32] Pen-Shu Yeh,Philippe Armbruster, Aaron Kiely,Bart Masschelein, Gilles Moury, Christoph Schaefer, Carole Thiebaut, The New CCSDS Image Compression Recommendation,25January,2005,http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.113.1994&rep=rep1&type=pdf
[33] Z. BAARIR, N. DOGHMANE, A. OUAFI, N. TERKI, "COMPRESSION D'IMAGES FIXES BIOMEDICALES PAR TRANSFORMEE EN ONDELETTES, QUANTIFICATION VECTORIELLE ET CODAGE ENTROPIQUE", Laboratoire de recherche LESIA, Algérie http://www.lesialab.net/Pdf/Publis_LESIA/PN-Baarir_2002.pdf
[34] José Marconi M. Rodrigues, TRANSFERT SÉCURISÉ D'IMAGES PAR COMBINAISON DE TECHNIQUES DE COMPRESSION, CRYPTAGE ET MARQUAGE, thèse de doctorat de l'université de Montpelier.
[35] Yann-Gaudeau, "Contributions en compression d'images médicales 3D et d'images naturelles 2D", thèse de doctorat de l'université de Henri Poincaré, Nancy 1, 2006.
[36] Shapiro J. M., "Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients", IEEE Trans. on Signal Proc., 41(12) :3445–3462, dec 1993.
[37] A. Bilgin, G. Zweig, and M.V. Marcellin, "Three-dimensional image compression with integer wavelet transform", Applied Optics, vol. 39, N. 11, pp. 1799-1814, 2000.

[38] B-J. Kim and W.A. Pearlman, "An Embedded Wavelet Video Coder Using Three-Dimensional Set Partitioning in Hierarchical Trees," IEEE Data Compression Conference, pp. 251-260,mars 1997.
[39] Y. S. Kim and W. A. Pearlman, "Lossless volumetric Image Compression," in Applications of Digital Image Processing XXII, Proceedings of SPIE vol.3808, pp. 305-312, 1999.
[40] Y. S. Kim and W. A. Pearlman, "Lossless volumetric Image Compression," in Applications of Digital Image Processing XXII, Proceedings of SPIE vol. 3808, pp. 305-312, 1999 .
[41] S. Cho, D. Kim, and W. A. Pearlman, "Lossless compression of volumetric medical images with improved 3-D SPIHT algorithm," Journal of Digital Imaging , vol. 17, N◦1, pp. 57-63, mars 2004.
[42] P.Schelkens, J Barbarien et J.Cornelis, "Compression of volumetric medical data based on cube-splitting", Proc SPIE Compression on Applications of Digital Image Processing XXIII, vol 4115, pp. 91-101, août 2000.
[43] P. Schelkens, A. Munteanu, J. Barbarien, M. Galca,X.Giro-Nieto et J. Cornelis,"Wavelet Coding of volumetric Medical Datasets", IEEE Transactions on Medical Imaging, vol 22, mars 2003.
[44] Xaoli Tang, William A. Pearlman and James W. Modestino, Hyperspectral Image Compression Using Three-Dimensional Wavelet Coding, Center for Image Processing Research Rensselaer Polytechnic Institute Troy, NY 12180-3590.
[45] T. Uto, M. Ikehara, and M. Okuda. Wavelet packet algorithm for quadtree-based embedded image coding. In ICASSP-IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing, volume 4, pages 3517-3520, 2002.
[46] Sweldens W., “The Lifting Scheme : A New Philosophy in BiorthogonalWavelet Constructions”, dans Wavelet Applications in Signal and Image Processing III, éditeurs A. F. Laine et M. Unser, pp. 68–79. Proc. SPIE 2569, 1995.
[47] M. N. Do et M. Vetterli. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation. IEEE Transactions on Image Processing, 14(12), p. 2091–2106, December 2005.
[49] P. V. C. Hough, “Machine analysis of bubble chamber pictures,” in International Conference on High Energy Accelerators and Instrumentation, 1959.
[50] R. O. Duda and P. E. Hart, “Use of the hough transformation to detect lines and curves in pictures,”in Communications of the ACM, vol. 15, pp. 11-15, Jan. 1972.
[51] F. Matús and J. Flusser, “Image representation via a finite radon transform,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 15(10), pp. 996-1006, Oct 1993.
[52] M. L. Brady and W. Yong, “Fast parallel discrete approximation algorithms for the radon transform,” in 4th Annual ACM Symposium on Parallel Algorithms and Architectures, pp. 91-99, 1992.
[53] E. J. Candes, Ridgelets : Theory and Applications, Ph.D. thesis, Department of Statistics, Stanford University, 1998.
[54] M. N. Do and M. Vetterli, “Orthonormal finite ridgelet transform for image compression,”in IEEE International Conference on Image Processing, vol.2, pp. 367-370, 2000.
[55] D. L. Donoho, “Orthonormal ridgelets and linear singularities,” Tech. Rep., Stanford University, 1998.

[56] E. J. Candes and D. L. Donoho, Curvelets " a surprisingly effective nonadaptive representation for objects with edges, pp. 1-10, Vanderbilt University Press, Nashville, TN, 1999.
[57] E. Candès et D. L. Donoho. New tight frames of objects with piecewise C2 singularities. mathematics, 57(2), p. 219–266, 2004.
[58] M. N. Do et M. Vetterli. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation. IEEE Transactions on Image Processing, 2003.
[59] R. Eslami and H. Radha, "Wavelet-based contourlet coding using an SPIHT-like algorithm," in IEEE International Conference on Image Processing, Oct. 2004.
[60] M. Do and M. Vetterli, "Pyramidal directional filter banks and curvelets," in IEEE International Conference on Image Processing, 2001.
[61] N. G. Kingsbury, "The dual-tree complex wavelet transform : a new efficient tool for image restoration and enhancement," in European Signal Processing Conference, pp. 319-322, Sept. 1998.
[62] N. G. Kingsbury, "Shift invariant properties of the dual-tree complex wavelet transform," in IEEE Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 1999.
[63] P. De Rivaz, Complex Wavelet Based Image Analysis and Synthesis, Ph.D. thesis, University of Cambridge, UK, 2000.
[64] F. Fernandes, Directional, Shift-Insensitive, Complex Wavelet Transforms with Controllable Redundancy, Ph.D. thesis, Rice, Houston, TX, August 2001.
[65] A. B. Watson, "The cortex transform : rapid computation of simulated neural images," Computer Vision, Graphics, and Image Processing, vol. 39(3), pp. 311-327, Sept. 1987.
[66] D. H. Hubel and T. N. Wiesel, "Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex," Journal of Physiology (London), vol. 160, pp. 106-154, 1962.
[67] D. H. Hubel and T. N. Wiesel, "Sequence regularity and geometry of orientation columns in the monkey striate cortex," Journal of Comparative Neurology, vol. 158, pp. 267-293, 1974.
[68] S. Daly, "The visible differences predictor : An algorithm for the assessment of image fidelity," in A. B. Watson, Digital Image and Human Vision, pp. 179-206, MIT Press, 1993.
[69] A. B. Watson, "Efficiency of a model human image code," Journal of the Optical Society of America A, vol. 4, pp. 2401-2417, 1987.
[70] J. Pinilla-Dutoit and S. I. Woolley, "Robust perceptual coding of over complete frame expansions," in SPIE Human Vision and Electronic Imaging, vol. 4299, pp. 143-149, 2001.
[71] E. P. Simoncelli and E. H. Adelson, "Noise removal via bayesian wavelet coring," in IEEE International Conference on Image Processing, Sept. 1996.
[72] A. Karasaridis and E. P. Simoncelli, "Filter design technique for steerable pyramid image transforms," in IEEE Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, May 1996.
[73] E. P. Simoncelli and W. T. Freeman, "The steerable pyramid : A flexible architecture for multi-scale derivative computation," in IEEE International Conference on Image Processing, Nov. 1995.
[74] E. P. Simoncelli, W. T. Freeman, E. H. Adelson, and D. J. Heeger, "Shiftable multiscale transforms," IEEE Transactions on Information Theory : Special Issue on Wavelets, vol. 38(2), pp. 587-607, Mar. 1992.
[75] W. T. Freeman and E. H. Adelson, "The design and use of steerable filters," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 13(9), pp. 891-906, Sept. 1991.

[76] S. G. Mallat and Z. Zhang, “Matching pursuit with time-frequency dictionaries,” in IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 41, pp. 3397-3415, Dec. 1993.
[77] D. L. Donoho and X. Huo, “Beamlet pyramids : a new form of multiresolution analysis, suited for extracting lines, curves and objects from very noisy image data,” in SPIE Conference on Wavelet Applications in Signal and Image Processing, vol. 4119, pp. 434-444, 2000.
[78] E. Pennec and S. Mallat, “Image compression with geometrical wavelets,” in IEEE International Conference on Image Processing, vol. 1, pp. 661-664, 2000.
[79] E. Le Pennec and S. Mallat, “Sparse geometric image representation with bandelets,” in submitted to IEEE Transactions on Image Processing, 2003.
[81] G. Peyré and S. Mallat, “Surface compression with geometric bandelets,” in SIGGRAPH, Aug. 2005.
[82] Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995). Particle Swarm Optimization. In Proceedings of IEEE International Conference on Neural Network, vol. IV, pp. 1942–1948.
[83] Kennedy J. & Eberhart R.C. Swarm Intelligence. Morgan Kaufman Publishers. 2001
[84] Reynolds, C. W. (1987). Flocks, Herds, and Schools: A Distributed Behavioural Model. Computer Graphics (SIGGRAPH ’87 Conference Proceedings), vol. 21, n°4, p. 25–34, 1987.
[85] Ioan C. Trelea , The particle swarm optimization algorithm: Convergence analysis and parameter selection. Information Processing Letters, 85(6):317–325, 2003.
[86] Merwe, D.W.: Engelbrecht A P. Data Clustering Using Particle Swarm Optimization. Evolutionary Computation, CEC '03. The 2003 Congress on. (2003) 215 - 220, 2003.
[87] Kennedy, J., and Eberhart, R.C(1995). Particle swarm optimization. IEEE International Conference on Neural Networks (Perth, Australia), IEEE Service Center, Piscataway, NJ, IV, 1942-1948.
[88] Shi, Y, and Eberhart, A modified particle swarm optimizer. IEEE International Conference on Evolutionary Computation, Piscataway, NJ: IEEE Press, 69-73, 1998
[89] Benjamin Loriot, Automatisation de l’Acquisition et des Post-traitements en Numérisation 3D, Université de Bourgogne, thèse de doctorat soutenue mars 2009
[90] Frédéric Elisei, clones 3D pour communication audio et vidéo, thèse de doctorat novembre 1999.
[91] Olivier Morel, Environnement Actif pour la Reconstruction Tridimensionnelle de Surfaces Métalliques Spéculaires par Imagerie Polarimétrique, thèse de doctorat soutenue novembre 2005.
[92] Salvi,J.,Batlle, Pattern codification strategies in structured light systems, 2004, http://citeseer.ist.psu.edu/viewdoc/download;jsessionid=3AFE0386C636E697AEF079B60DD2D9E9?doi=10.1.1.163.6920&rep=rep1&type=pdf
[93] Aurélie Martin. Représentations parcimonieuses adaptées à la compression d’images, thèse de doctorat soutenue Avril 2010.
[94] Olivier LE CADET, Méthodes d’ondelettes pour la segmentation d’images. Applications à l’imagerie médicale et au tatouage d’images, thèse de doctorat soutenue septembre 2004.
[95] Jean-Pierre ADOUL , La quantification vectorielle des signaux approche algébrique, ANN.Telecomm,n°34,1986. http://resources.metapress.com/pdfpreview.axd?code=f5275m30w762927w&size=largest
[96] Xaoli Tang, William A. Pearlman and James W. Modestino, Hyperspectral Image Compression Using Three-Dimensional Wavelet Coding, Center for Image Processing Research Rensselaer Polytechnic Institute Troy, NY 12180-3590, 2002

[97] Beong-Jo Kim, Zixiang Xiong, IEEE, and William A. Pearlman, Fellow, IEEE, Low Bit-Rate Scalable Video Coding with 3-D Set Partitioning in Hierarchical Trees (3-D SPIHT), 2002
[98] Vivien Chappelier, Codage progressif d'images par ondelettes orientées, thèse de doctorat, l'Université de Rennes 1, 2005
[99] PHILIPPE HENNIGES, PSO POUR L'APPRENTISSAGE SUPERVISÉ DES RÉSEAUX NEURONAUX DE TYPE FUZZY ARTMAP, MONTRÉAL, thèse de doctorat soutenue 2006.
[100] M. Clerc, P. Siarry, Une nouvelle métaheuristique pour l'optimisation difficile : la méthode des essaims particulaires (France Télécom ; Université Paris 12) Mise en ligne le 17/09/2004.http://www.j3ea.org/index.php?option=com_article&access=standard&Itemid=129&url=/articles/j3ea/pdf/2004/01/j3ea2004007.pdf
[101] Gabriel peyre, Bandelettes pour la compression d'images http://www.ceremade.dauphine.fr/~peyre/these/PeyreThese_chap3.pdf.
[102] Mansouri douelkifl, Benamrane nacéra, Comression des images basée sur les essaims particulaires et la recherche taboue, 8ième édition du Colloque sur l'Optimisation et les Systèmes d'Information, COSI 2011, Avril 2011 GUELMA.

Résumé

La compression des données numériques permet de diminuer la taille de stockages et de rendre possible leurs transports sur des réseaux de communications (Internet, GSM, câble, TV satellite). La transformée en ondelettes est un moyen efficace pour la compression des images numériques, elle donne une très bonne représentation aux singularités ponctuelles, mais le fait qu'elle est utilisée de manière séparable elle ne préserve pas les contours. Pour surmonter ce problème nous avons proposé une nouvelle transformée directionnelle nommée : La transformée en bandelettes par groupements, son objectif est d'exploiter les régularités géométriques le long des contours dans les sous-bandes de la transformée en ondelettes. Cette transformée considère un champ d'orientations qui indique l'orientation locale à l'intérieur de blocs de l'image. Nous avons testé l'efficacité de la transformée en bandelettes sur des images 3D (*séquence d'images 2D*) en utilisant un dictionnaire de dix bases de bandelettes. Afin d'accélérer le traitement nous avons hybridé la technique d'optimisation par essaim de particules PSO avec la technique de recherche tabou, dont l'objectif est de sélectionner la base qui donne la meilleure image en terme de PSNR.

Mots-clés : compression, ondelettes, bandelettes, essaims particulaires, recherche tabou.

Abstract

Digital data compression reduces the size of storage and enable their transport over communication networks (Internet, GSM, cable, satellite TV). The wavelet transform is an effective means to compress digital images, it gives a good representation for point singularities, but the fact that it is used separably it does not preserve edges. To overcome this problem we proposed a new directional transform called bandlets transform, its objective is to exploit the geometric patterns along the edges in the subbands of the wavelet transform. This transform considers a field guidance which indicates the local orientation within blocks of image. We tested the effectiveness of bandlets transform on images 3D (*sequence of 2D images*) using a dictionary of ten bandlets bases. To expedite processing, we hybridize the technique of particle swarm optimization PSO with the technique of tabu search, whose objective is to select the base that gives the best image in terms of PSNR.

Keywords : compression, wavelets, bandlets, particle swarms, tabu search.