

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
UNIVERSITE DES SCIENCES ET DE LA THECHNOLOGIE HOUARI BOUMEDIENE

FACULTE D'ELECTRONIQUE ET INFORMATIQUE



MÉMOIRE

Présenté pour l'obtention du diplôme de **MAGISTER**

EN : ELECTRONIQUE

Spécialité : Traitement du Signal et des Images

Par : Mustapha DELASSI

Sujet :

**Compression des empreintes digitales par les
wave atoms**

Soutenu publiquement, le 09/06/2011, devant le jury composé de :

Mr. Y. SMARA	Professeur à l'USTHB	Président
Mme. A. SERIR	Maître de conférences à l'USTHB	Directeur de mémoire
Mme. A. OUKIL	Maître de conférences à l'USTHB	Examineur
Mr. B. FERGANI	Maître de conférences à l'USTHB	Examineur
Mr. A. SKOUDARLI	Maître assistant/ A à l'USTHB	Invité

Dédicaces

Je dédie ce mémoire :

A mes très chers parents,

A mes sœurs et mes frères,

A toute ma famille,

A tous mes amis,

A tous ceux et celles qui m'ont aidés,

en particulier mes enseignants.

Mustapha

Remerciements

Ce travail a été réalisé au sein du Laboratoire de Traitement d'Image et Rayonnement LTIR de la faculté d'électronique et d'informatique de l'université des Sciences et de la Technologie Houari BOUMEDIENE USTHB.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance et ma gratitude à madame A. SERIR, Maître de Conférences à l'USTHB pour m'avoir encadré et aidé par ses précieux conseils et qui a m'a toujours encouragé durant toute ce travail et aussi pour sa disponibilité.

Je remercie tout les membres du laboratoire du traitement numérique des images 2D et 3D qui on eux toujours des mots juste de soutien et d'encouragement, ainsi que ceux et celles qui ont apporté une contribution à ce projet.

Je remercie les membres de jury qui on accepté d'évaluer ce travail et pour leur précieuse évaluation et l'intérêt qu'ils ont portés à mon travail.

Je remercie le professeur Y. SMARA pour m'avoir fait l'honneur de présider le jury et d'examiner mon travail.

Je remercie les membres de jury Mme OUKIL , Mr FERGANI et SKOUDARLI pour leur précieuse évaluation et l'intérêt qu'ils ont portés à mon travail.

Sommaire

Introduction générale.....	01
CHAPITRE I LA BIOMERTIE ET L'EMPREINTE DIGITALE	
I.1 Introduction.....	04
I.2 La biométrie.....	05
I.2.1 Définition.....	05
I.2.2 Qu'est ce que la biométrie.....	05
I.2.3 Pourquoi la biométrie.....	06
I.2.4 Architecture des systèmes de reconnaissance biométrique.....	06
I.2.5 Les caractéristiques biométriques.....	06
I.2.6 Les différentes étapes de la biométrie.....	07
a) Capture de l'élément biométrique.....	07
b) Traitement de l'information.....	07
c) Vérification.....	08
d) Evaluation de performance.....	08
I.2.7 Les applications de la biométrie.....	08
I.2.8 Les techniques de la biométrie les plus utilisées.....	09
I.3 L'Empreinte digitale.....	10
I.3.1 Caractérisation d'une empreinte digitale.....	10
I.3.2 Les différentes classes des empreintes digitales.....	12
I.4 Les bases de données des empreintes digitales	12
I.5 La conclusion.....	13
CHAPITRE II GENERALITÉS SUR LA COMPRESSION	
II.1 Introduction.....	14
II.2 Images numériques.....	14
II.3 La compression de données.....	14
II.4 Caractérisation de la compression.....	15
Taux de compression.....	15
Taux de compression et redondance.....	16
II.5 Les méthodes de compression.....	16
II.5.1 Compression sans perte.....	16
II.5.2 Compression avec pertes.....	16
II.5.3 L'entropie.....	17
II.6 Le processus de compression-décompression.....	17

II.6.1 Première étape : Transformation des données.....	19
II.6.2 Deuxième étape : Quantification.....	19
Quantification scalaire (QS).....	20
a) Quantificateurs scalaires uniformes.....	21
b) Quantification scalaire avec zone morte.....	21
II.6.3 La troisième étape : le codage.....	22
Codage d'Huffman.....	22
Codage arithmétique.....	24
Codage RLE.....	24
Codage par prédiction linéaire.....	25
II.7 Appréciation des erreurs de compression.....	25
a) MSE.....	26
b) PSNR.....	26
II.8 Quelques standards de compression.....	26
- JPEG.....	26
- JPEG2000.....	27
II.9 Conclusion.....	27
CHAPITRE III LES TRANSFORMEES MULTIRÉSOLUTION (ONDELETTES ET PAQUETS D'ONDELETTES)	
III.1 Introduction.....	28
III.2 L'intérêt de la transformation.....	28
III.3 les ondelettes.....	29
III.3.1 Transformée en ondelettes.....	29
III.3.2 Transformation continue en ondelettes.....	31
- Régularité.....	32
- Oscillation.....	32
III.3.3 La fonction inverse.....	33
III.3.4 Transformée en ondelettes discrète.....	33
- Analyse multirésolution.....	34
- La fonction d'échelle.....	34
- Algorithme de Stéphane Mallat.....	35
- La Transformée discrète 2D.....	35
III.3.5 quelques types d'ondelettes.....	37
III.4 La décomposition en paquets d'ondelettes.....	37
III.5 LA WSQ (Wavelet Scalar Quantization).....	40
III.5.1 La norme de compression WSQ.....	40
III.5.2 Algorithme de compression par WSQ.....	40
III.5.3 Le schéma de décomposition en ondelettes de la WSQ.....	41
III.6 Les ondelettes entre succès et échecs.....	43

III.7 Curvelets et Ridgelets.....	44
III.7.1 La transformée en ridgelet.....	44
III.7.2 La transformée en curvelet.....	44
III.8 Conclusion.....	45
CHAPITRE IV LA TRANSFORMEE EN WAVE ATOM	
IV.1 Introduction.....	46
IV.2 Généralité sur les Wave atoms.....	46
IV.3 Définition des Wave atoms.....	49
IV.3.1 Définition.....	49
IV.4 Construction des Wave atoms discrète à 1D.....	50
• Calcule des coefficients	51
• Algorithme	52
IV.5 Wave atoms discrète 2D.....	53
IV.6 Conclusion.....	55
CHAPITRE V RESULTATS EXPERIMENTUX	
V.1 Introduction.....	56
V.2 Etudes des propriétés des transformations.....	56
V.2.1 Les transformations à bases d'ondelettes et seuillage (DWT + seuillage).....	56
V.2.2 La transformation en wave atoms et sélection des coefficients.....	56
V.3 Les différents schémas de compression.....	58
- Prétraitement.....	59
V.4 Schéma de décomposition par la transformation en ondelettes	59
V.5 Algorithme de la décomposition par la WSQ.....	62
V.6 Schéma de compression par la transformée en wave atoms.....	65
V.7 Appréciation par la détection de minuties.....	71
V.8 Conclusion.....	72
Conclusion générale.....	73
Références bibliographiques.....	75

Liste des figures

Figure 1: étapes de compression d'images par transformée.....	02
Figure I.1 - L'architecture d'un système de reconnaissance biométrique.....	07
Figure I.2 - Parts des technologies utilisées dans le secteur de la biométrie estimé par International Biometric Group.....	09
Figure I.3 - Les différents types de minutes : (a) terminaison, (b) bifurcation, (c) pont, (d) lac et ile.....	11
Figure I.4 - Les principaux points caractéristiques d'une empreinte.....	11
Figure I.5 - Les trois principales classes d'empreintes digitales.....	12
Figure II.1 - Le processus de compression-décompression.....	18
Figure II.2 - Le schéma général pour la quantification.....	19
Figure II.3 - Le principe de la quantification scalaire.....	21
Figure II.4 - Les types de quantification scalaire.....	21
Figure II.5 - La QS à zone morte.....	22
Figure II.6 - Algorithme de Huffman.....	23
Figure II.7 - Norme de compression JPEG.....	27
Figure III.1 - Comparaison des plans temps-fréquence (transformée de Gabor), à gauche, et temps-échelle (transformée en ondelettes), à droite.....	29
Figure III.2 - Ondelette de Morlet.....	29
Figure III.3 - Banc de filtres, algorithme de Mallat (banc d'analyse/synthèse à un étage) filtrage.....	30
Figure III.4 - Exemple de générations d'ondelettes par dilatations et translations.....	31
Figure III.5 - Schéma de décomposition image numérique à l'aide de l'algorithme de Mallat.....	35
Figure III.6 - Présentation d'une analyse multirésolution réalisée à l'aide de l'algorithme de Mallat.....	36
Figure III.7 - Représentation des approximations successives d'une même image à l'aide d'un algorithme pyramidal	36
Figure III.8- Image originale.....	37
Figure III.9- Résultat d'une analyse multirésolution utilisant l'algorithme de Mallat	37
Figure III.10 - Schéma de décomposition en paquet d'ondelette d'une image numérique..	38
Figure III.11 - représentation en arbre la décomposition en paquet d'ondelette d'une image numérique.....	38
Figure III.12- quelque exemple de découpage espace-fréquence en WP.....	39

Figure 3.13- algorithme codage-décodage par WSQ.....	41
Figure III.14 - la décomposition en ondelette pas Mallat et WSQ.....	42
Figure III.15- Filtres d'analyse.....	42
Figure III.16- Filtres de synthèse.....	42
Figure III.17 - Comparatif entre transformée en ondelettes et transformée.....	43
Figure IV.1 - Représentation dans le domaine fréquentiel sous forme de Tiling.....	47
Figure IV.2- Le diagramme en triangle de (α, β)	48
Figure IV.3- Représentation du Wave atom en espace et en fréquence pour différentes valeurs des indices $j, m1, m2$	49
Figure IV.4 - L'arbre des paquets ondelettes correspondante au wave atoms.....	51
Figure IV.5 - Opération enroulement warpping"	52
Figure IV.6 - Le pavage du wave atom du plan de fréquences.....	55
Figure V.1 - schéma standard de compression à base de transformation.....	58
Figure V.2 - Opérations de prétraitement.....	59
Figure V.3 L'images d'empreintes 101_4 compressées par la transformation en ondelettes pour un taux de 6.17.....	60
Figure V.4 L'images d'empreintes 103_5 compressées par la transformation en ondelettes pour un taux de 6.20.....	61
Figure V.5 - la décomposition en WSQ.....	61
Figure V.6 - L'histogrammes des allures de coefficients.....	62
Figure V.7 - L'images d'empreintes digitales 101_4 compressées par WSQ pour un taux de 5.90.....	63
Figure V.8 - L'images d'empreintes digitales 103_5 compressées par WSQ pour un taux de 5.93.....	64
Figure V.9 - Schéma de l'algorithme de compression proposé.....	65
Figure V.10 - Résultat de la compression de l'image 101_4 en appliquant la transformation en wave atoms avec 1% de coefficients.....	67
Figure V.11 - Résultat de la compression de l'image 103_5 en appliquant la transformation en wave atoms avec 10% de coefficients.....	67
Figure V.12 - Résultat de la compression de l'image 101_2 en appliquant la transformation en wave atoms avec 50% de coefficients.....	68
Figure V.13 - Comparaison entre les images issues de la compression par WSQ et par la transformation en wave atoms.....	69
Figure V.14 - Détection des minuties sur les images avant et après compression par la transformation en wave atoms.....	71

Liste des tableaux

Tab I.1 : Les quatre bases de données FVC2000.	13
Tableau III.1 : les coefficients des filtres du standard de compression du FBI.....	43
Tableau V.1 - Résultats de transformations en ondelettes avec seuillages.....	57
Tableau V.2 - Résultats des transformations en wave atoms avec sélection de coefficients	57
Tableau V.3 - Résultats de la compression par les ondelettes sur l'image 101_4.....	60
Tableau V.4 - Résultats de la compression par les ondelettes sur l'image 103_5.....	60
Tableau V.5 - Résultats de la compression par WSQ sur l'image 101_4.....	63
Tableau V.6 - Résultats de la compression par WSQ sur l'image 103_5.....	63
Tableau V.7 - Résultats de la compression de l'image 101_4.....	66
Tableau V.8 - Résultats de la compression de l'image 103_5.....	66
Tableau V.9 - Résultats de la compression de l'image 101_2.....	66
Tableau V.10 – comparaison des résultats de la compression de l'image 101_4.....	70
Tableau V.11 - comparaison des résultats de la compression de l'image 103_5.....	70

Liste des Abréviations

ADPCM	Adaptatif Différentiel Pulse Code Modulation
CA	Coefficients Approximations
CD	Coefficients Détails
CDD	les coefficients Détails Diagonaux
CDH	les coefficients Détails Horizontaux
CDV	les coefficients Détails Verticaux
DCT	Discrete Cosine Transformation
DPCM	Différentiel Pulse Code Modulation
DWT	Discrete Wavelet Transformation
EQM	Erreur Quadratique Moyenne
FBI	Federal Bureau of Investigation
FVC2000	Fingerprint Verification Competition 2002
g_a	Le filtre passe-haut d'analyse
g_s	Le filtre passe-haut de synthèse
h_a	Le filtre passe-bas d'analyse
h_s	Le filtre passe-haut de synthèse
JPEG	Joint Photographic Expert Group
LAR	Locally Adaptive Resolution
M	Moyen
MSE	Mean Squared Error
N_g	Niveau de gris
PC	Pourcentage de Coefficients.
PSNR	peak signal to noise ratio
QS	Quantification Scalaire
QSU	Quantification Scalaire Uniforme
QV	Quantification Vectorielle
RGB	Red Green Bleu
RLC	Run Length Coding
RLE	Run Length Encoding
TOD	Transformée Ondelettes Discretes
V	Variance
VLC	Variable Length Coding
WSQ	Wavelet Scalar Quantization
ZM	Zone Morte
1D	Une dimension
2D	Deux dimensions

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Introduction générale

Les multimédia on menés au développement rapide des applications informatiques, et s'est accompagné d'un accroissement important de l'utilisation des images numériques, qui posent par leurs tailles importantes, de nombreux problèmes quant à leur transmission ou à leur stockage, notamment dans les domaines de la biométrie, l'imagerie médicale, ou des transmissions satellitaires, ce qui montre sa présence imminente dans de nombreuses applications de notre vie.

La biométrie est l'ensemble des techniques informatiques permettant de reconnaître automatiquement un individu à partir de ses caractéristiques physiques, biologiques, voir comportementales. Les données biométriques sont des données à caractère personnel car elles permettent d'identifier une personne. Elles ont, pour la plupart, la particularité d'être uniques et permanentes (ADN, empreintes digitales, l'iris, ...). Elles se définissent comme un «identificateur unique universel», Le recours à l'empreinte digitale compte la plus grande part des procédés biométriques. Elle représente nettement la solution préférée des entreprises pour la sécurisation dans l'accès à certains lieux, ou données à caractère confidentiel, et aussi par les services de la police et de la justice. La force de ce procédé tient au fait que l'utilisation de l'empreinte digitale est généralement plus facile d'acceptation par la communauté et qu'elle est une des plus efficaces et des moins coûteuses.

Si on prend en considération le nombre important d'empreintes digitales qui peut être ajouté chaque jour à la base de données déjà existante, en vu de réaliser l'opération d'identification pour les personnes, cette importance qui est au niveau de la taille des bases de données, pose un réel problème, que se soit pour le stockage ou de la transmission, et dans ce cas on se trouve obligé de réaliser l'opération de compression pour gagner aussi bien en vitesse qu'en place, et pour ces raisons la compression des images est un thème de recherches très actif à l'heure actuelle.

En effet, aujourd'hui la compression de données est l'un des défis majeurs qui se projette dans la plupart des applications numérique et précisément dans le domaine de la biométrie "l'empreinte digitale" qui présente le centre d'intérêt de notre mémoire. L'enjeu est de pouvoir représenter de façon la plus proche possible la donnée ou l'information, avec le minimum

d'éléments possibles, en autorisant une perte d'informations, mais tout en gardant les caractéristiques importantes qui décrivent la donnée (ici la donnée et l'empreinte), c'est-à-dire arriver à utiliser une quantité d'informations réduites mais qui n'amène pas à des dégradations visuelles sur l'image. La relation (complexité des algorithmes-qualité des résultats) pesante elle aussi un intérêt lors du développement de méthodes de compression.

Les méthodes de compression des images en niveau de gris (l'empreinte digitale) sont en générales composées par les mêmes étapes qui sont représentées dans la figure 1, la première est la transformation du domaine de représentation de l'image, pour pouvoir maximiser l'énergie dans une zone réduite et du coût réduire la corrélation dans l'image, la transformation par décomposition en ondelettes est celle qui a fait un grand impact dans l'imagerie, mais elle présente des limites, par exemple quand il s'agit de suivre la direction des bords et contours, comme les données sont prêtes pour être exploitées, vient ensuite l'étape de quantification qui consiste à diviser les valeurs issues de la transformation en plusieurs intervalles, et de donner une valeur représentative pour chaque intervalle, ce qui introduit une perte de l'information, la troisième étape vise à coder les valeurs de la quantification par des codes binaires, il existe plusieurs possibilités pour réaliser chacune des trois étapes.

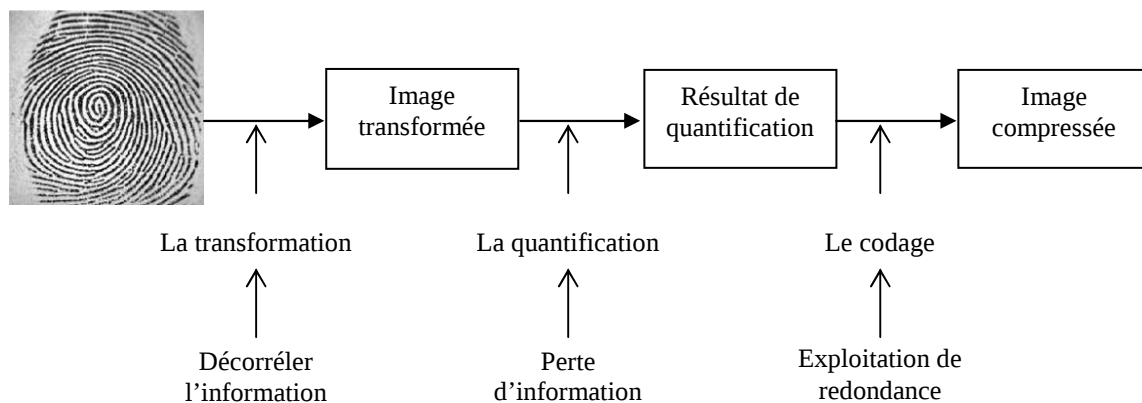


Figure 1- les étapes de la compression d'images par transformée.

La diversité au niveau des étapes a mené à la naissance des normes de compression différentes selon l'application voulue.

Le succès qu'a connu les ondelettes avec la norme JPEG2000, et la DCT avec la norme JPEG était grand, mais ses performances au niveau résultats restent limitées à un certain

type d'image, pour cela il y avait l'apparition d'autre types de transformation comme les ridgelets, les curvelets, et même au niveau d'ondelettes on trouve de multitudes de décomposition comme les paquets d'ondelettes et la WSQ (wavelet scalar quantization), cette dernière est la création du FBI (Federal Bureau Investigation), parmi les transformées qui suscitent l'intérêt dans la recherche pour la compression des images d'empreintes digitales est la transformée en wave atoms.

Pour ce qui nous concerne le plan dans le présent mémoire va suivre les chapitres comme suit :

- Une introduction à la biométrie et une vue sur les différentes techniques qui la représente et en s'intéressera plus exactement à l'empreinte digitale qui est notre point d'études et base de données.
- Dans le deuxième chapitre on donnera des généralités sur la compression des images, ses étapes et ses méthodes.
- Le chapitre suivant sera consacré aux transformations géométriques sur les images en consacrant une grande partie aux ondelettes.
- La transformation par les wave atoms qui est une nouvelle génération des transformées sur les images sera présenté dans le chapitre quatre.
- Dans le dernier chapitre, et comme première étape nous allons proposer les algorithmes de compressions, par la suite nous présenterons les résultats des différentes expériences réalisées en s'appuyant sur des comparaisons entre les différentes méthodes afin de déterminer la transformation la mieux appropriée à la compression des images d'empreintes digitales.

CHAPITRE I

LA BIOMERTIE ET L'EMPREINTE DIGITALE

I.1 Introduction

Plus qu'une technique avancée d'identification, la biométrie est en passe de devenir une partie importante des nouveaux systèmes de sécurité. Son originalité est d'identifier et de surveiller les individus et les populations en réduisant les parties permanentes du corps à un code numérique et en mettant en place un système de contrôle et de surveillance.

Son impact va toutefois au-delà des mondes de la sécurité et de la défense. Depuis les attentats du 11 septembre 2001, elle est devenue une norme internationale qui structure les rapports entre Etats et gère la mobilité des populations.

L'identification et l'authentification par biométrie désignent les systèmes et pratiques permettant de relier les identités numériques d'une personne (physique ou morale) à son identité physique, et de savoir démontrer une identité de manière probante. Les systèmes biométriques opèrent une comparaison statistique entre l'identité numérique de référence et l'empreinte captée. En pratique il existe plusieurs techniques biométriques qui permettent cette identification, on peut citer, le visage, les empreintes digitales, l'iris, etc. qui sont des exemples de caractéristiques physiques. La voix, l'écriture, le rythme de frappe sur un clavier, etc. sont des Caractéristiques comportementaux. Ces caractéristiques, qu'elles soient innées comme les empreintes digitales ou bien acquises comme la signature, sont attachées à chaque individu et ne souffrent donc pas des faiblesses des méthodes basées sur une connaissance ou une possession.

Parmi toutes les techniques biométriques de reconnaissance, l'empreinte digitale se positionne comme la plus utilisée. Le recours à l'empreinte digitale comme moyen d'identification d'une personne n'est pas nouvelle. En fait, les corps policiers utilisent cette technique depuis plus de 100 ans. Aujourd'hui, les empreintes digitales sont recueillies sur une scène de crime et sont ensuite comparées à celles contenues dans un serveur central.

Adoptée, l'empreinte digitale a un large champ d'utilisation dans le marché des procédés biométriques. Elle représente nettement la solution préférée des entreprises œuvrant dans ce domaine. La force de ce procédé tient au fait que l'utilisation de l'empreinte digitale est généralement plus facile d'acceptation par la communauté et qu'elle est une des plus efficaces et des moins coûteuses.

I.2 La biométrie

I.2.1 Définition

L'identification se faisait en général soit par connaissance (c'est ce qu'on sait) comme dans le cas d'un mot de passe (knowledge-based). Cette connaissance correspond par exemple au mot de passe utilisée au démarrage d'une session Unix ou au code qui permet d'activer un téléphone portable, soit par la possession (c'est ce qu'on possède) comme dans le cas d'une carte à puce, pièce d'identité, passeport (token-based), soit par les deux ensembles comme dans le cas de la carte magnétique (la carte et le mot de passe en même temps).

Toutefois ces dernières présentent des lacunes que se soit dues à l'utilisateur (perdre ou oublier son mot de passe), soit à leurs propres performances (un mot de passe peut être deviné ou piraté par des fraudeurs). On estime ainsi qu'une personne sur quatre écrits directement sur sa carte bleue son code secret afin de ne pas l'oublier [Jain 1998].

Pour cela il fallait trouver une alternative sûre et fiable, et la biométrie ('c'est ce que l'on est') a joué son rôle important. En utilisant les technologies biométriques, le corps lui-même devient un mot de passe à travers le quel on peut arriver à bien identifier une personne.

En effet, l'empreinte a trouvé un large domaine d'application vu sa simplicité et fiabilité.

I.2.2 Qu'est ce que la biométrie

La biométrie est l'ensemble de techniques informatiques visant à reconnaître (l'authentification) ou établir l'identité (l'identification) d'une personne en mesurant une de ses caractéristiques physiques, biologique, voire comportementales [Prab 2003]. Il peut y avoir plusieurs types de ces caractéristiques, certaines plus fiables que d'autres, mais toutes doivent être infalsifiables et uniques pour pouvoir être représentatives d'un seul individu.

On peut citer quelques exemples de ces caractéristiques

* L'identification de l'individu par des critères physiques, biologique :

- le motif de l'iris de l'œil,
- la géométrie de la main et des parties du visage,
- l'empreinte digitale,
- la reconnaissance faciale,
- l'ADN.

* L'identification par des critères comportementaux sont basées sur une action réalisée par la personne par exemple la voix et le mouvement des lèvres quand on parle ou la signature.

❖ Remarque

Il ne faut pas confondre identification et authentification. L'authentification consiste à se demander : "suis-je Mr X ou Mme Y ?". On compare le code de l'échantillon présenté avec celui enregistré, et le système permet de dire si oui ou non les deux données sont les mêmes (comparaison 1/1) ceci est valable dans le cas où on veut accéder à une chambre sécurisée alors on parlera ici d'une vérification. Pour l'identification, on se demande simplement "qui suis-je ?". A partir de l'échantillon, le système recherche dans sa base de données un gabarit correspondant par exemple lors d'un contrôle d'identité.

I.2.3 Pourquoi la biométrie

L'augmentation rapide de l'utilisation des mots de passe et des codes PIN, due à la révolution des technologies de l'information, amène à devoir limiter l'accès aux données confidentielles et personnelles. En remplaçant les codes PIN et les mots de passe, les techniques biométriques sont plus commodes pour l'utilisateur et peuvent potentiellement empêcher l'accès non autorisé ou l'utilisation frauduleuse de distributeurs de billets, de systèmes de gestion des horaires, de téléphones portables, de cartes à puce, de postes de travail et de réseaux informatiques. Les codes PIN et les mots de passe peuvent être oubliés, ainsi que les autres méthodes d'identification, comme les passeports, les permis de conduire et les cartes d'assurance, pouvant être aussi volés ou perdus [Geri 2003].

I.2.4 Architecture des systèmes de reconnaissance biométrique

Il existe toujours au moins deux modules dans un système biométrique: le module d'apprentissage et celui de reconnaissance [Liu 2001]. Le troisième module (facultatif) est le module d'adaptation figure I.1. Pendant l'apprentissage, le système va acquérir une ou plusieurs mesures biométriques qui serviront à construire un modèle de l'individu. Ce modèle de référence servira de point de comparaison lors de la reconnaissance. Le modèle pourra être réévalué après chaque utilisation grâce au module d'adaptation.

I.2.5 Les caractéristiques biométriques

Les caractéristiques collectées peuvent être diversement fiables mais, pour être représentatives d'un et un seul individu, elles doivent répondre à quelques points essentiels :

- universelles : exister chez tous les individus,
- uniques : permettre de différencier un individu par rapport à un autre même dans le cas des jumeaux,

- permanentes : autoriser l'évolution dans le temps(ne change pas avec le temps et l'âge),
- enregistrables : collecter les caractéristiques d'un individu avec l'accord de celui-ci,
- mesurables : autoriser une comparaison future.

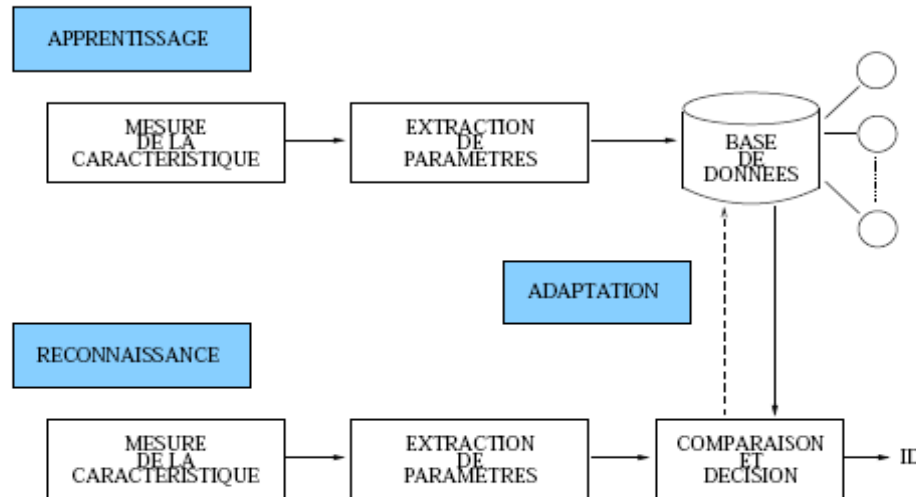


Figure I.1 - L'architecture d'un système de reconnaissance biométrique

I.2.6 Les différentes étapes de la biométrie

a) Capture de l'élément biométrique

Un système d'acquisition équipé d'un capteur est utilisé pour collecter et capturer une caractéristique spécifique de l'utilisateur. Cette étape peut être couplée, selon les techniques utilisées, à la numérisation de l'élément biométrique capturé.

b) Traitement de l'information

- Analyse de l'information.
- Production d'une "signature" ou "gabarit" : ce sont les données biométriques, c'est à dire, les éléments caractéristiques de l'information traitée.
- Enregistrement de ces données sur un support : dans la base de données (disque dur, sur une carte à puce, sur un code barre).

c) Vérification

Cette étape correspond à la comparaison entre les données biométriques de l'individu testé et celles de la base de données enregistrées lors de l'identification ou de l'authentification de cet individu. Elle doit conduire à la prise de décision.

Les systèmes biométriques permettent de mesurer, en temps réel, les données biométriques d'un individu afin de lui donner ou de lui refuser l'accès à un lieu physique ou virtuel, ou à des ressources.

d) Evaluation de performance

La performance d'un système d'identification peut se mesurer principalement à l'aide de trois critères : sa précision, son efficacité (vitesse d'exécution) et le volume de données qui doit être stocké pour chaque individu. Comme nous l'avons vu précédemment, l'identification et la vérification sont des modes opératoires différents. Elles nécessitent donc des mesures de précision différentes.

I.2.7 Les applications de la biométrie

Le champ d'application de la biométrie couvre potentiellement tous les domaines de la sécurité où il est nécessaire de connaître l'identité des personnes. Aujourd'hui, les principales applications sont la production de titres d'identité, le contrôle d'accès à des sites sensibles, le contrôle des frontières, l'accès aux réseaux, systèmes d'information, stations de travail et PC, le paiement électronique, la signature électronique et même le chiffrement de données. Cette liste n'est pas exhaustive, et de nouvelles applications vont très certainement voir rapidement le jour.

La liste des applications pouvant utiliser la biométrie pour contrôler un accès (physique ou logique), peut être très longue. La taille de cette liste n'est limitée que par l'imagination de chacun.

- Contrôle d'accès physiques aux locaux
 - * Salle informatique
 - * Site sensible (service de recherche, site nucléaire)
- Contrôle d'accès logiques aux systèmes d'informations
 - * Lancement du système d'exploitation
 - * Accès au réseau informatique
 - * Commerce électronique, paiement en ligne
 - * Transaction (financière pour les banques, données entre entreprises)
 - * Signature de document (lot de fabrication de médicaments)
 - * Tous les logiciels utilisant un mot de passe

On peut détailler ici une des applications citées au-dessus qui est l'authentification des transactions, elle représente un marché gigantesque puisqu'il englobe aussi bien le retrait d'argent au guichet des banques, les paiements par cartes bancaires, les transferts de fond, les paiements effectués à distance par téléphone ou sur internet, etc. Mastercard estime ainsi que les utilisations frauduleuses de cartes de crédit pourraient être réduites de 80% en utilisant des cartes à puce qui incorporeraient la reconnaissance des empreintes digitales. Les 20% restant seraient principalement dû aux paiements à distance pour lesquelles il existerait toujours un risque. Pour

les transactions à distance des solutions sont déjà employées en particulier pour les transactions par téléphone. Ainsi, la technologie de reconnaissance du locuteur de Nuance est utilisée par les clients du Home Shopping Network et de Charles Schwab, [Perr 2002].

I.2.8 Les techniques de la biométrie les plus utilisées

Comme on a pu voir au paravent il existe de nombreuses techniques biométriques qui sont plus au moins performantes, mais parmi toutes les techniques biométriques, l'indentification ou l'authentification par empreintes digitales représentent le moyen incontestable dans la différenciation et la reconnaissance. La figure I.2 montre la part d'utilisation de chaque technique sur le marché. Les résultats de la figure ont pour date 2008.

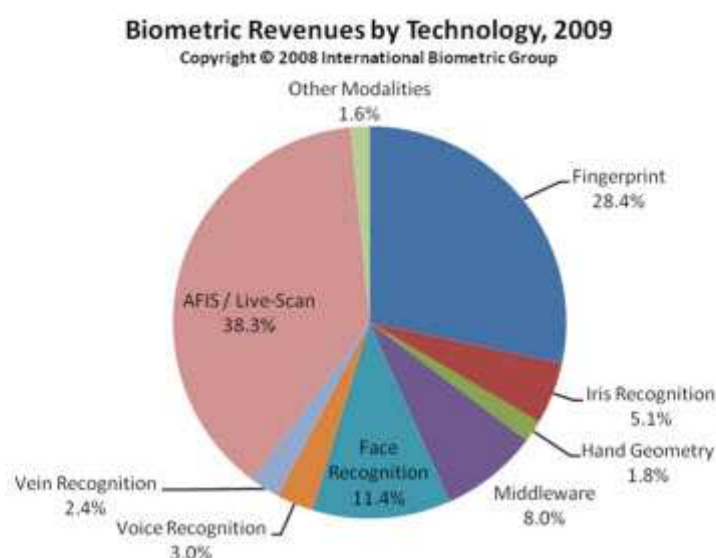


Figure I.2 - Parts des technologies utilisées dans le secteur de la biométrie estimé par International Biometric Group

AFIS : Automatics Fingerprint Identification Systems.

On voit que le recours à l'empreinte digitale compte pour près de la moitié du marché des procédés biométriques. Elle représente nettement la solution préférée des entreprises œuvrant dans ce domaine.

Mais avant de passer au point suivant, il faut dire que la biométrie ne présente pas que des cotés positifs, car en plus de la lourdeur en terme des moyens nécessaires pour sa réalisation on estime qu'il ya une atteinte à la vie privée des personnes et cela ne plaît pas a tout le monde.

I.3 L'Empreinte digitale

Les empreintes digitales sont utilisées depuis longtemps comme caractéristique biométrique fiable pour d'identification personnelle [Jain 1999]. En fait, les corps policiers utilisent cette technique depuis plus de 100 ans. Aujourd'hui, les empreintes digitales sont recueillies sur une scène de crime et sont ensuite comparées à celles contenues dans un serveur central.

Une empreinte digitale est une marque laissée par les crêtes des doigts, des mains, des orteils ou des pieds lorsqu'elles touchent un objet. Il en existe deux types : l'empreinte directe (qui laisse une marque visible) et l'empreinte latente (saleté, sueur ou autre résidu déposé sur un objet). Les empreintes digitales sont regroupées en trois catégories principales : arche, volute et boucle figure I.3. À l'intérieur de chacune de ces catégories, il y a un très grand nombre d'éléments qui nous différencient les uns des autres. En plus des cicatrices, il y a les fourches, les îlots et les espaces figure .4 qui donnent un caractère unique aux empreintes latentes.

La qualité d'image de l'empreinte digitale peut varier selon que la peau du doigt est sale, trop humide ou trop sèche, huileuse ou affligée d'une coupure. La pression que l'on exerce sur le lecteur optique de l'appareil est aussi déterminante quant aux détails qui sont recueillis. Un bon système biométrique tiendra compte de ces facteurs.

L'empreinte digitale est le modèle du relief cutané des doigts. Ce relief se forme durant la période fœtale.

I.3.1 Les différentes classes des empreintes digitales

Il existe trois grandes familles d'empreintes digitales selon la disposition du noyau :

- En boucle : les lignes se replient sur elles-mêmes, soit vers la droite, soit vers la gauche.

C'est un motif très courant

- En volute (verticille) : les lignes s'enroulent autour d'un point en formant une espèce de tourbillon

- En arc : les lignes sont disposées les unes au-dessus des autres et forment un "A". Les motifs en arc comptent parmi les plus rares.

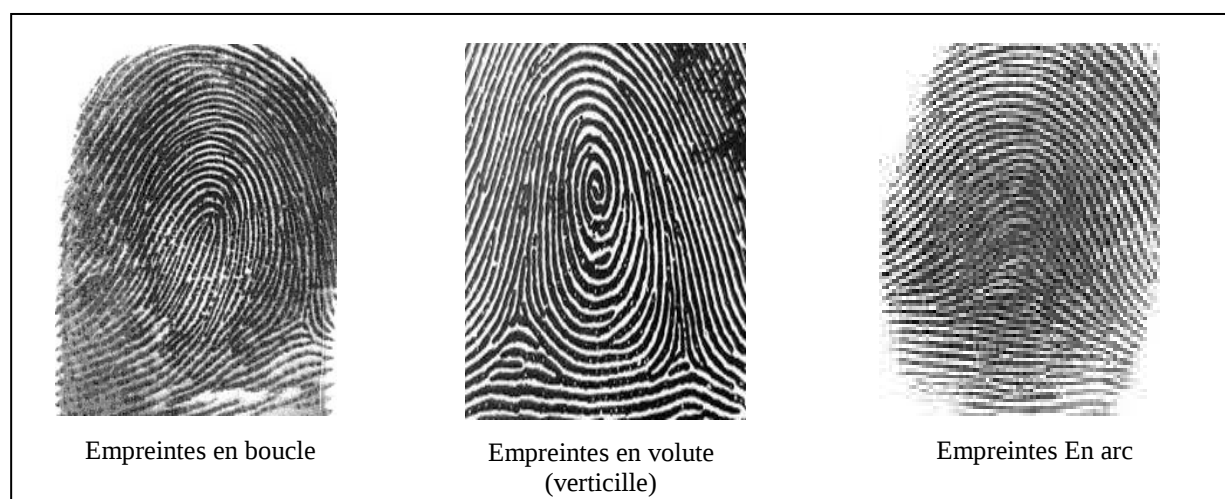


Figure I.3 - Les trois principales classes d'empreintes digitales

Une famille (classe) n'est pas caractéristique d'un individu. Les empreintes des dix doigts de la main sont toutes différentes, et peuvent ne pas appartenir aux mêmes classes. Ainsi, l'index peut appartenir à la famille des arcs alors que le pouce appartiendra, lui, à la famille des verticillés.

I.3.2 Caractérisation d'une empreinte digitale

La donnée de base dans le cas des empreintes digitales est le dessin représenté par les crêtes et sillons de l'épiderme. Ce dessin est unique et différent pour chaque individu. En pratique, il est quasiment impossible d'utiliser toutes les informations fournies par ce dessin car trop nombreuses pour chaque individu, on préférera donc en extraire les caractéristiques principales telles que les bifurcations de crêtes, les "îles", les lignes qui disparaissent, etc. Une empreinte complète contient en moyenne une centaine de ces points caractéristiques, appelés "minuties". Si l'on considère la zone réellement scannée, on peut extraire environ 40 de ces points. Pourtant, là encore, les produits proposés sur le marché ne se basent que sur une quinzaine de ces points (12 au minimum vis-à-vis l'importance de l'application), voire un peu moins pour beaucoup d'entre eux (jusqu'à 8 minimum). Le nombre 12 provient de la règle des 12 points selon laquelle il est statistiquement impossible de trouver 2 individus présentant les mêmes 12 points caractéristiques, même en considérant une population de plusieurs dizaines de millions de personnes [Laur 2006].

La probabilité de trouver deux empreintes digitales similaires est de 1 sur 10^{24} . Dans la pratique, il est évident que deux jumeaux issus de la même cellule ont des empreintes digitales très proches.

Une empreinte digitale peut être caractérisée par ses propriétés globales (points singuliers) et caractéristique locales (les minuties) [Malt 2003].

- les caractéristiques locales qui sont présentés par les minuties (voir figure I.4)
- les caractéristiques globales qui sont principalement :
 - a- le noyau qui est le point central autour duquel évolue le système central, il correspond à des lieux de rencontre de stries,
 - b- le delta qui correspond à des lieux de divergence des stries.

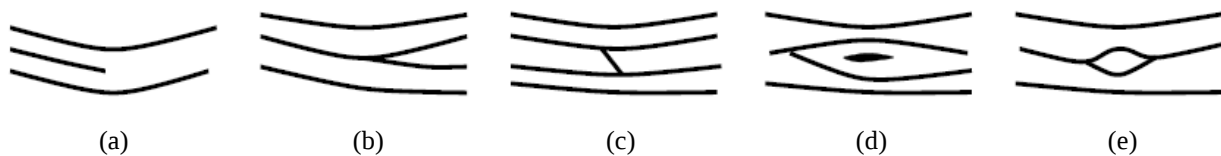


Figure I.4 - Les différents types de minutes : (a) terminaison, (b) bifurcation, (c) pont, (d) lac et ile. [Flor 2002]

L'image qui présente figure I.4 montre les points les plus caractérisant pour une empreintes digitales.

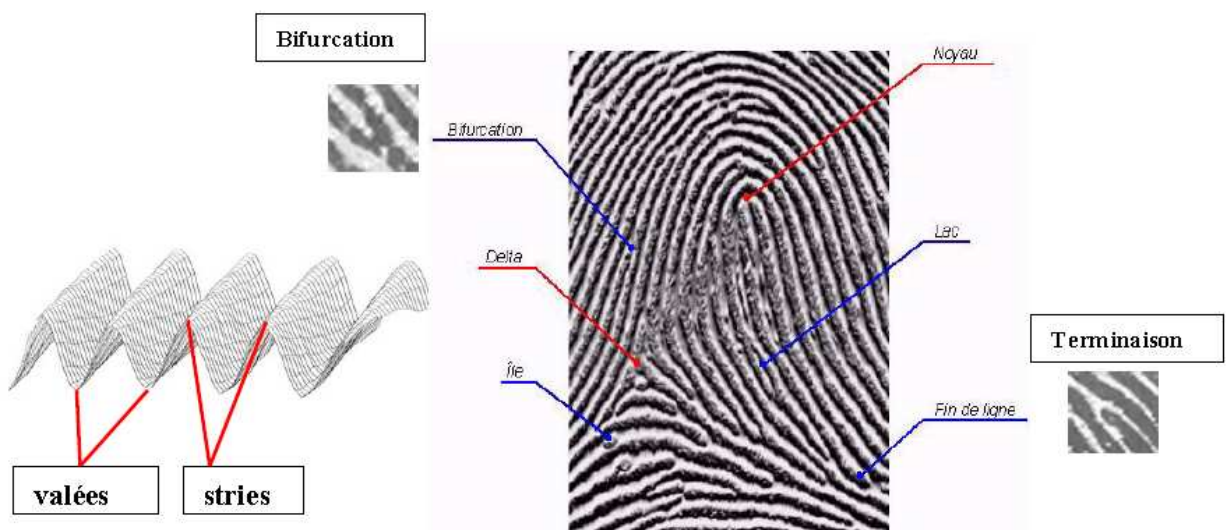


Figure I.5 - Les principaux points caractéristiques d'une empreinte

I.4 Les bases de données des empreintes digitales

Quatre bases de données différentes qui sont (DB1, DB2, DB3 et DB4) tableau I.1 ont été recueillies en utilisant les capteurs / technologies suivants:

DB1: capteur optique "Secure Desktop Scanner" par Keytronic.

DB2: Capteur capacitif "TouchChip" par ST Microélectronique.

DB3: Le capteur optique "DF-90" par Identicator Technologie.

DB4: Génération synthétique basée sur l'évolution de la méthode proposée dans [Capp 2000].

Chaque base de données comporte les empreintes issues de 110 doigts (w) avec 8 prises différentes (d) (880 empreintes digitales en global).

Tab I.1 : Les quatre bases de données FVC2000.

	Type du capteur	Taille de l'image	Ensemble A(wxd)	Ensemble B(wxd)	Résolution
DB1	Capteur optique	300x300	100x8	10x8	500ppp
DB2	Capteur captif	256x364	100x8	10x8	500ppp
DB3	Capteur optique (résolution supérieur)	448x478	100x8	10x8	500ppp
DB4	Générateur synthétique	240x320	100x8	10x8	Environ 500ppp

I.5 Conclusion

Dans un futur proche, les systèmes biométriques vont peu à peu remplacer l'utilisation de mots de passe, voire de clés qui sont utilisés actuellement pour les ordinateurs, les voitures, les accès contrôlés à des bâtiments ou à Internet. Les systèmes qui rencontreront le plus de succès seront ceux qui offriront l'interface la plus simple et la moins contraignante à l'utilisateur, tout en garantissant un bon niveau de sécurité. Finalement, l'authentification biométrique contribuera à rendre l'utilisation de certains systèmes plus simple et plus conviviale.

La biométrie par l'empreinte digitale est la technologie la plus employée à travers le monde. Et on voit quotidiennement innover des solutions de plus en plus abordables et performantes pour cette technique.

L'information contenue dans ces images est en même temps pertinente et aussi de taille importante.

La constitution de bases de données requiert des moyens de stockage et de transfert de données importants. Du fait que ces moyens sont toujours limités par rapport à la quantité d'information à stocker, il est crucial d'avoir recours à la compression des images stockées sans perdre les caractéristiques fondamentales permettant l'identification.

CHAPITRE II

GENERALITÉS SUR LA COMPRESSION

II.1 Introduction

De nos jours, la puissance des processeurs augmente plus vite que les capacités de stockage, et énormément plus vite que la bande passante des réseaux, car cela demande d'énormes changements dans les infrastructures de télécommunications. Ainsi, pour pallier ce manque, il est courant de réduire la taille des données en exploitant la puissance des processeurs plutôt qu'en augmentant les capacités de stockage et de transmission des données [Cohe 1994].

Le fichier central des empreintes digitales du Federal Bureau of Investigation (FBI) compte plus de 25 millions de fiches, chacune d'entre elles contenant 10 empreintes digitales. Après numérisation, chaque fiche nécessite un espace-mémoire d'environ 10 méga-octets. Un calcul rapide nous permet de constater que la taille de la base de données du fichier central est dans l'ordre de 250 téra-octets (ou 250 000 giga-octets) [Care 2000], ce qui représente une capacité de stockage énorme. Sans compression, la taille de cette masse de données rendrait le stockage ou le transfert pratiquement impossible.

Et dans ce registre la compression s'impose comme une étape incontournable pour optimiser l'utilisation de ces grands volumes d'information.

L'objectif principal de la compression c'est de réduire la quantité d'information nécessaire pour une représentation fidèle à l'image originale, en exploitant les redondances informationnelle dans l'image.

II.2 Images numériques

Une image numérique, telle qu'on peut la voir sur un écran d'ordinateur, est une mosaïque de pixels (picture elements) dont la couleur est choisie dans un ensemble fini : il s'agit d'un objet naturellement discret. Il s'identifie à une matrice à h colonnes et v lignes dont les éléments appartiennent à un ensemble fini E . Typiquement, pour une image en niveau de gris, E est constitué des entiers compris entre 0 et 255 et correspond à l'intensité lumineuse de chaque pixel. Ces 256 valeurs distinctes se codent avec 8 bits ($2^8=256$), d'où le nom d'image 8 bits. Pour les images couleurs, chaque pixel est caractérisé par 3 intensités lumineuses, celles des canaux rouge, vert et bleu, définissant des images $3 \times 8=24$ bits.

II.3 La compression de données

La compression consiste à réduire la taille physique de blocs d'informations. Une compression utilise un algorithme qui sert à optimiser les données en utilisant des considérations propres au type de données à compresser, une décompression est donc nécessaire pour

reconstruire les données originelles grâce à l'algorithme inverse de celui utilisé pour la compression.

La plupart des méthodes de compression visent à enlever la redondance présente dans l'image de manière à diminuer le nombre de bits nécessaires à sa représentation. Les types de redondance en termes de corrélation qui peuvent être considérés sont :

- * La redondance spatiale ou corrélation entre pixels voisins, exprime qu'un point ou une zone de l'image n'est généralement pas indépendante de son environnement,
- * La redondance spectrale exprime le fait que les composantes de l'image (RVB) ne sont pas indépendantes, les points sont fortement liés,
- * La redondance temporelle s'explique par le fait que, dans une séquence d'images, il y a statistiquement peu de changements en passant d'une image à une autre (séquence vidéo).

II.4 Caractérisation de la compression

La compression peut se définir par le quotient de compression, c'est-à-dire le quotient du nombre de bits dans l'image originale par le nombre de bits dans l'image compressée. Le taux de compression, souvent utilisé, est l'inverse du quotient de compression, il est habituellement exprimé en pourcentage. Enfin le gain de compression, également exprimé en pourcentage, est le complément à 1 du taux de compression : $\rho = 1 - (\text{Taille compressé} / \text{Taille normale})$

➤ Taux de compression

Le taux de compression est utilisé pour mesurer le résultat d'un procédé de compression. Il est représenté soit comme une formule, équation (a), soit comme un facteur, équation (b). Dans les équations (a) et (b), I_o est la taille de l'image originale en octet et I_c la taille de l'image comprimée. Le taux de compression peut être aussi quantifié par le nombre moyen de bits par pixel (bpp), équation (c). L'élément Bits_{I_c} est le nombre total de bits de l'image comprimée et Pixels_{I_o} est le nombre total de pixels de l'image originale.

$$(a) \sigma = \frac{I_o}{I_c}$$

$$(b) \sigma = \left(\frac{I_o}{I_c} \right) : (1)$$

$$(c) \sigma = \frac{\text{Bits}_{I_c}}{\text{Pixels}_{I_o}}$$

➤ Taux de compression et redondance

Le taux de compression soumis à une image est directement proportionnel à la quantité de redondance d'information qu'elle possède.

II.5 Les méthodes de compression

Comme nous avons déjà vu précédemment l'objectif de la compression est de réduire la quantité de mémoire nécessaire pour le stockage d'une image ou de manière équivalente de réduire le temps de transmission de celle-ci. Cette compression peut soit conserver l'image intacte, on parle alors de compression (codage) sans perte, soit autoriser une dégradation de l'image, on parle ici de compression (codage) avec perte [Bena 2007].

Les principaux critères d'évaluation de toute méthode de compression sont :

- La qualité de reconstitution de l'image ;
- Le taux de compression ;
- La rapidité du codeur et décodeur (codec).

II.5.1 L'entropie [Jami 2006]

La théorie de l'information définit le concept d'entropie d'un message [Shan 1948], c'est à dire la quantité d'information contenue dans celui-ci. C'est la limite minimale théorique du nombre de bits nécessaires au codage de l'information portée par un signal. Plus l'entropie d'un message est grande, plus l'information est dense, donc plus il est difficile à comprimer. Le but de toute méthode de compression est de supprimer au maximum la redondance, donc d'obtenir un message le plus entropique possible.

Un symbole est un élément d'un ensemble fini appelé alphabet. Une méthode disponible indique si deux symboles sont égaux ou différents. Très souvent, un symbole est un caractère ou un mot. Selon le théorème du codage de source de Shannon, si l'on considère une suite de symboles issus d'une source X , la taille optimale T d'un symbole s vaut

$$T(s_i) = \log_b \frac{1}{p(s_i)} = -\log_b p(s_i) \quad (2.1)$$

$T(s_i)$ est la quantité d'information, où b est le nombre de symboles utilisés pour former les codes en sortie (2 dans le cas de l'informatique) et $p(s)$ est la probabilité d'apparition du symbole s_i en entrée.

Par conséquent, l'entropie H d'un signal composé de n symboles s_i ($i \in \{1, \dots, n\}$) encodé en binaire vaut donc

$$H = \sum_{i=1}^n p(s_i) T(s_i) = -\sum_{i=1}^n p(s_i) \log p(s_i) \quad (2.2)$$

II.5.2 Compression sans perte

La compression sans perte (lossless) ou codage entropique ou codage réversible permet de retrouver la valeur exacte du signal comprimé lorsqu'il n'y a aucune perte de données sur l'information d'origine. En fait, la même information est réécrite d'une manière plus concise. 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. Les codes statistiques les plus répandus sont le codage d'Huffman et le codage arithmétique. Le codage statistique permet de s'approcher au mieux de l'entropie [Rich 2002]. Ils ont pour principe d'associer aux valeurs les plus probables les mots binaires les plus courts.

II.5.3 Compression avec pertes

Les méthodes avec pertes (lossy) ou irréversibles sont des méthodes qui tirent parti d'une corrélation (ou redondance) existante dans l'image. L'information perdue est due à l'élimination de cette redondance, ceci rend possible une compression plus importante. La perte d'information est toujours discutable et alors la question de la limite acceptable est toujours posée. Cette limite est définie par le type d'application, comme les images médicales ou satellites par exemple. La quantification est un des mécanismes utilisés dans les algorithmes de compression, qui produit des pertes d'information. L'objectif de la quantification est de réduire la taille des coefficients de façon que cette réduction n'apporte pas de dégradations visuelles à l'image.

II.6 Le processus de compression-décompression

Le processus global de compression-décompression d'image passe par une suite d'étapes de transformation et de conversion de l'information originale sous une forme plus adaptée à sa compression par encodage [Kara, 2000]. Sur la figure II.1, on présente le processus général couvrant un cycle conventionnel de compression décompression.

La première étape du processus est la transformation de l'information initiale en une forme plus compressible à l'aide de transformées choisies pour leur réversibilité. Cette propriété est rendue possible par la réduction des corrélations internes, par la modification de la distribution statistique de l'information ou encore par regroupement d'informations similaires. Plusieurs fonctions mathématiques sont utilisées pour réaliser de telles transformations. On peut citer notamment la transformée discrète par cosinus (Discrete Cosine Transformation-DCT)

[Ansa 2000], la décomposition par ondelettes ou encore la conversion de l'espace de couleur en un autre espace de couleur présentant une corrélation moins forte entre bandes.

La deuxième étape consiste à convertir l'image transformée en une série de symboles favorables à un encodage de plus faible volume. Plusieurs techniques de conversion existent, par exemple l'encodage de séquences par ligne (RLC) [Coll 1992] ou la partition. L'encodage de séquences par ligne considère les suites de 0 et 1 apparaissant lorsque l'information est exprimée sous forme binaire tel que représenté sur la figure II.1. La partition considère le regroupement d'informations voisines en un bloc auquel on attribue un symbole unique.

La troisième et dernière étape est l'encodage des symboles sous une forme compressée. L'encodage génère un flux d'information par assignation d'un code binaire à chaque symbole précédemment défini. La compression à proprement parler intervient uniquement lors de la quantification et le codage.

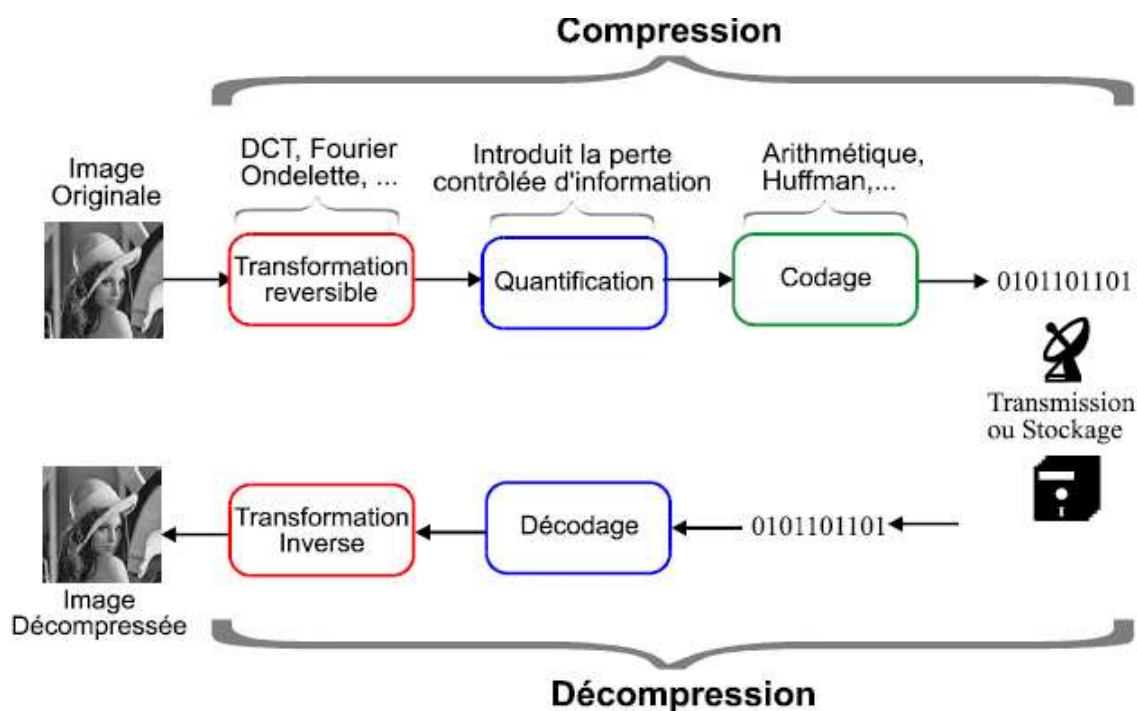


Figure II.1 - Le processus de compression-décompression

Comme c'est bien montré dans la figure II.1, la compression se résume en trois principaux blocs, chaque blocs renferme lui-même plusieurs méthodes qui détaillées dans ce chapitre.

II.6.1 Première étape : Transformation des données

Le principe du codage par transformée est d'utiliser une transformation (en général linéaire), afin de fournir un mode de représentation de l'image autre que celui ou l'on définit une

valeur en chaque point. Le codage est alors effectué par l'intermédiaire de ce nouveau mode de représentation.

Lorsque la transformation est linéaire, cela revient à un changement de base dans l'espace de l'image. On assimile d'ailleurs souvent une transformée aux bancs de filtres d'analyse et de synthèse qui la caractérisent. Le but d'un codage par transformée est alors de trouver une base dans laquelle, d'une part, la source se trouve naturellement décorrélée, et d'autre part les informations pertinentes sont facilement identifiables en vue d'un codage avec pertes.

Parmi les principales techniques de transformée utilisées en traitement et codage d'image, on citera :

- la transformée de Karhunen-Loève, optimale mais peu usitée en raison de sa complexité,
- la transformée en cosinus discret (Discrete Cosine Transform, DCT), fruit de la théorie de Fourier,
- la transformée en ondelettes discrète (Discrete Wavelet Transform, DWT).

Nous allons détailler quelques techniques basées sur cette transformation.

II.6.2 Deuxième étape : Quantification

Dans le schéma de compression, l'étape de quantification est celle qui dégrade de manière irréversible le signal. Elle est cependant d'une importance capitale dans la réduction du débit binaire. La quantification est une opération qui transforme un signal continu en un signal discret à l'aide d'un ensemble appelé dictionnaire [Gray 1998]. Ce passage du continu au discret peut s'effectuer échantillon par échantillon, dans ce cas on parlera de quantification scalaire (QS), ou bloc par bloc : c'est ce qu'on appelle la quantification vectorielle (QV). Le schéma suivant montre le principe général d'une quantification

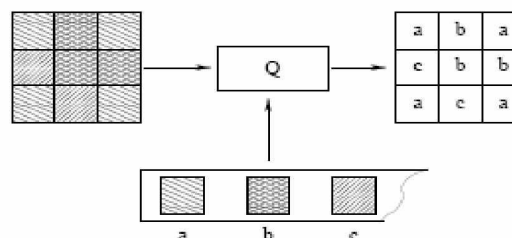


Figure II.2 - Le schéma général pour la quantification

On définit la fonction de quantification Q appliquée à un échantillon ou un bloc d'échantillons de la source X de la manière suivante :

$$Q: R \rightarrow C$$

$$X \mapsto Q(X) = \arg \min \|X - Y\|^2 \quad Y \in C \quad (2.3)$$

Le quantificateur Q associe à X le plus proche élément du dictionnaire C . L'objectif, lorsqu'on applique Q à une représentation creuse du signal (c'est-à-dire après transformation du signal), est de diminuer le nombre de bits nécessaires pour coder le signal. Les performances d'un quantificateur se mesurent en termes de débit binaire et de distorsion :

- Le nombre L d'éléments du dictionnaire détermine le débit binaire maximal $R_{\max}$:

$$R_{\max} = \lceil \log_2(L) \rceil \text{ bits / échantillon} \quad (2.4)$$

- La distorsion correspond à l'erreur quadratique moyenne. Lorsque l'on cherche à déterminer le meilleur quantificateur au sens d'un critère quadratique, il est parfois intéressant de s'appuyer sur un modèle probabiliste permettant de modéliser la source X . Si l'on considère la source X comme un vecteur aléatoire de taille N et de distribution conjointe $f(X)$, la distorsion D engendrée par la quantification s'écrit :

$$D = \int_{-\infty}^{+\infty} \|X - Q(X)\|^2 f_x(X) dX \quad (2.5)$$

La formule (2.5) est difficilement exploitable : il est souvent impossible de déterminer la distribution conjointe de l'ensemble du signal. Les modélisations classiques sont donc basées sur l'hypothèse d'une variable aléatoire de densité f , la formule de la distorsion devient alors :

$$D = \int_{-\infty}^{+\infty} (x - Q(x))^2 f(x) dx \quad (2.6)$$

L'étape de quantification a pour but de déterminer pour un débit cible le dictionnaire qui minimisera la distorsion. On parle alors de compromis débit-distorsion.

Il existe plusieurs types de stratégies que nous allons brièvement présenter :

➤ Quantification scalaire (QS)

La quantification scalaire est l'approximation de chaque valeur du signal aléatoire $x(t)$, par une valeur qui appartient à un ensemble fini de codes $\{y_1, y_2, \dots, y_l\}$. A toute amplitude x comprise dans l'intervalle $[x_{i-1}, x_i]$, on fait correspondre à x une valeur quantifiée y_i représentant de cet intervalle. Elle peut être donnée par :

$$y[n] = y_i = Q(x[n]) \text{ avec } x_{i-1} < x[n] \leq x_i$$

Et l'erreur de quantification est donnée par :

$$e[n] = x[n] - y[n]$$

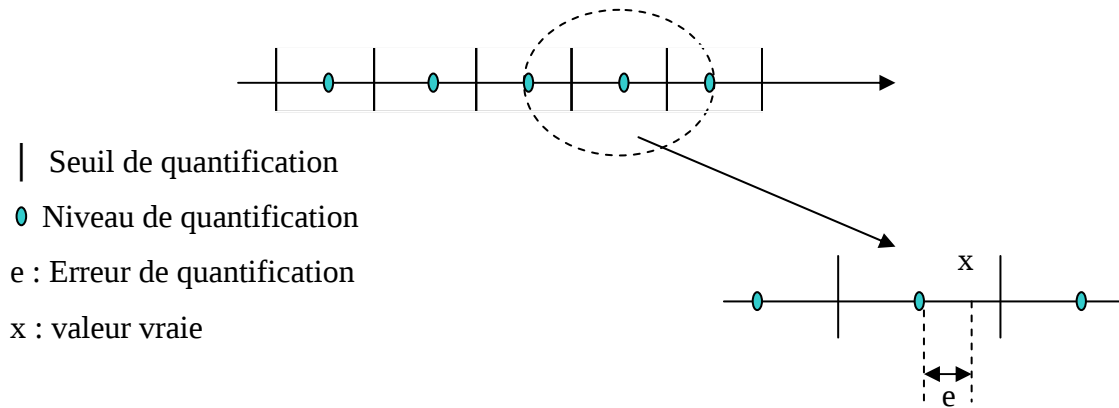


Figure II.3 - Le principe de la quantification scalaire.

a) Quantificateurs scalaires uniformes (QSU) : Les représentants du dictionnaire sont répartis uniformément sur l'axe réel : la distance Δ entre deux représentants est constante. Le paramètre Δ s'appelle le pas de quantification, le quantificateur Q est alors déterminé par :

$$Q(x) = \left\lceil \frac{x}{\Delta} \right\rceil \quad (2.7)$$

Ce type de quantification est très simple à mettre en œuvre du fait du réglage d'un seul paramètre pour obtenir le débit souhaité. Par voie de conséquence, c'est le quantificateur le plus couramment utilisé.

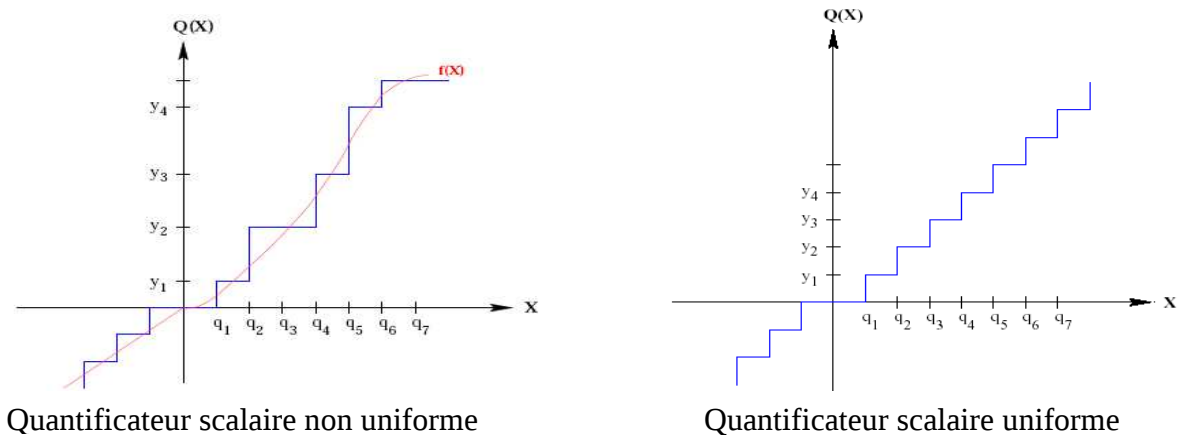


Figure II.4 - Les types de quantification scalaire.

b) Quantification scalaire avec zone morte : Les quantificateurs scalaires avec zone morte (ZM) occupent une place centrale dans la compression par ondelettes car ils permettent d'éliminer les coefficients non significatifs de faible magnitude en valeur absolue au profit des coefficients significatifs qui sont alors quantifiés plus finement. On définit ce type de quantificateur de la manière suivante :

$$Q(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } |x| < \delta \\ \left(\frac{x - \text{signe}(x) \times \left(\delta + \frac{\Delta}{2} \right)}{\Delta} \right) & \text{si non} \end{cases} \quad (2.8)$$

Avec δ le seuil de la zone morte.

L'intervalle de quantification est centré à l'origine et est de taille multiple de la taille des autres intervalles de quantification [Davi 2001], ceci concerne une zone centrale de largeur $2\Delta_b$

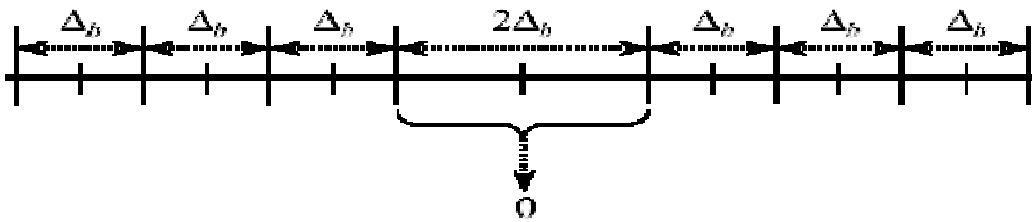


Figure II.5 - La QS à zone morte.

L'intérêt de la zone morte réside dans le fait qu'elle permet de quantifier plus finement les coefficients significatifs de la source. Le point délicat de cette approche réside dans la détermination du seuil δ [Raff 1998]. Nous ne pouvons pas clore ce paragraphe sans évoquer les travaux consacrés aux quantificateurs optimaux : le but dans ce cas est de déterminer les représentants du dictionnaire de manière à obtenir la distorsion totale la plus faible pour un débit donné. La méthode la plus connue est l'algorithme de Max-Lloyd [Gray 1998]. Le principe consiste à déterminer les représentants du dictionnaire de sorte qu'ils aient la même probabilité d'apparition. La répartition obtenue est optimale car elle minimise la distorsion pour un débit fixe donné voir la formule (2.4). Ces quantificateurs sont cependant plus complexes que les précédents car Δ varie. De plus ils semblent moins adaptés à la quantification des coefficients d'ondelettes car, de par leur principe, ils ont tendance à quantifier plus finement les coefficients non significatifs (les plus probables).

II.6.3 La troisième étape : le codage

➤ Codage d'Huffman

Huffman [Huff 1952] a suggéré une méthode statistique 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, VLC - Variable Length Coding. La suite finale de pixels codés à longueurs variables sera plus petite que la taille originale. Le codeur Huffman crée un arbre ordonné à partir de tous les symboles et de leur fréquence d'apparition. Les branches sont construites récursivement en partant des symboles les plus fréquents. Le code de chaque symbole correspond à la suite des codes le long du chemin allant de ce caractère à la racine. Plus le symbole est profond dans l'arbre plus la quantité de bits pour le représenter est importante. Les étapes à suivre sont :

- 1- Répartir les fréquences $f(i)$ des lettres ;
- 2- Classer les symboles dans l'ordre décroissant des fréquences d'occurrence. Le résultat de l'algorithme ne change donc pas si l'on remplace les fréquences f_i par leurs probabilités P_i ;
- 3- Regrouper par séquences les paires de symboles de plus faible probabilité, en les reclassant si nécessaire. Plus précisément : calculer $s = f(in) + f(in-1)$, la somme des deux plus faibles fréquences ;
- 4- Choisir le plus petit indice k tel que s soit supérieur ou égal à $f(ik)$, remplacer k par $k+1$;
- 5- Recomposer la table des fréquences en plaçant à la k ème position la valeur s et en décalant les autres d'une position vers le bas. Puis décrémenter n d'une unité, poursuivre jusqu'à ce que la table des fréquences ne comporte plus que deux éléments ;
- 6- Coder avec retour arrière depuis le dernier groupe, en ajoutant un 0 ou un 1 pour différencier les symboles préalablement regroupés.

La figure II.6 présente un exemple [Rodr 2006] de codeur d'Huffman. Le tableau de gauche 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 :

$$\sigma = \frac{45}{168} \text{ de } 26,79$$

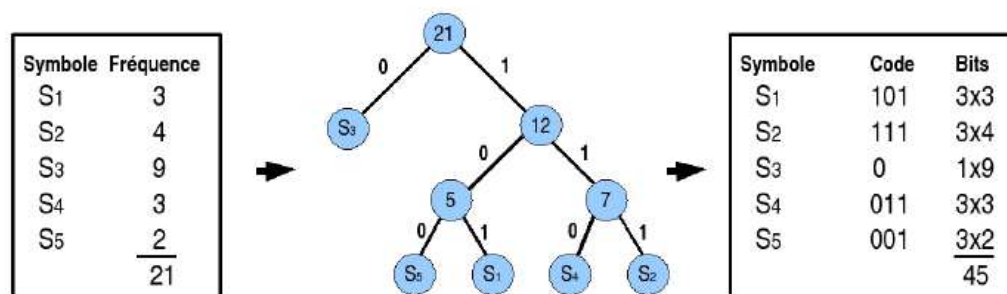


Figure II.6 - Algorithme de Huffman.

➤ Codage arithmétique

Le codage arithmétique (CA) [Paul 1994] est un codage statistique qui attribue à une suite de symboles une valeur réelle. Il consiste à découper l'intervalle des réels $[0, 1)$ en sous-intervalles, dont les longueurs sont fonction des probabilités des symboles. Le codage arithmétique n'attribue pas un code à chaque symbole comme Huffman et les autres codages par blocs, mais un code au message tout entier.

- Soit une source $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ avec $p_k = P(s_k)$

- $[L_{sk}, H_{sk}]$, est l'intervalle « assigné » au symbole s_k

Avec: $H_{sk} - L_{sk} = p_k = 1$

Algorithme de codage:

- 1- Initialisation: $L_{sk} = 0$; $H_{sk} = 1$, les limites de l'intervalle de codage $[L_{sk} H_{sk}]$
- 2- Déterminer les longueurs des sous intervalles liés aux symboles
- 3- Passer au codage sur le prochain symbole s_k
- 4- Déterminer, pour le sous-intervalle considéré, le raffinement en sous intervalles
- 5- Répéter les étapes 2, 3, et 4 jusqu'à obtenir le code de la séquence entière

Le codage arithmétique est présent dans la norme JPEG (dans les modes Extended DCT-based processes et Lossless processes) et JPEG2000 -ces normes vont être détaillées par la suite-.

Les méthodes de codage statistiques construisent les mots-codes à partir d'un dictionnaire prédéfini, basé sur les statistiques de l'image elle-même. Ce dictionnaire est indispensable pour le décodage. Des nouvelles études et améliorations pour cette approche ont été proposées, citons les travaux [Shie 2001].

➤ Codage par plage RLE

Le codage par plage ou RLE (Run Length Encoding) est recommandé lorsque nous observons des répétitions de symboles consécutifs. Il est utilisé par de nombreux formats d'images (BMP, TIFF, JPEG) [Rich 2002]. L'idée est de regrouper les pixels voisins ayant la même couleur. Chaque groupement définit un couple de valeurs $P = (\text{plage}, n)$ où *plage* est le nombre de points voisins ayant la même valeur, et *n* est cette valeur. Le RLE est d'autant plus performant que les groupements sont étendus, il n'est pas applicable dans tous les cas. Il est recommandé pour les images avec de larges zones uniformes. La compression d'une image peut être effectuée de manière adaptative : dans les régions uniformes le RLE est appliqué, et dans les zones non uniformes des règles particulières sont créées. Par exemple, au moins trois éléments se répètent consécutivement alors la méthode RLE est utilisée, sinon un caractère de contrôle est

inséré, suivi du nombre d'éléments de la chaîne non compressée. D'autres caractères de contrôle peuvent aussi être utilisés pour définir la fin de ligne ou la fin de colonne.

Par exemple, supposons la suite de codes suivante : aabbbbaaaabbbbbaabbaaaababb. L'encodage Run-Length de ces données est a2b3a4b4a2b2a4b1a1b2 : la lettre a apparaît 2 fois, suivie de la lettre b 3 fois, puis de la lettre a 4 fois ... Plus les lettres apparaissent isolément plus la compression se détériore puisqu'il faut coder une lettre par la lettre elle-même, suivie de 1 pour une seule apparition.

➤ Codage par prédiction linéaire

Les algorithmes qui utilisent le codage par prédiction exploitent la redondance spatiale. 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. Le gain en compression est accompli par la variation faible entre pixels voisins, sauf pour les pixels situés sur les contours. 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. L'une des techniques de prédiction la plus simple est la DPCM (Différentiel Pulse Code Modulation) [More 2000]. Cette technique effectue une prédiction à base d'une combinaison linéaire des valeurs des pixels voisins. Une version adaptative, ADPCM, qui utilise différentes formes de prédiction et de voisinage selon le contexte et le contenu de l'image a été présentée par Kyung et al. [Kyun 1996]. Récemment, Babel et al. [Babe 2003] ont proposé un codage progressif et multirésolution LAR - (Locally Adaptive Resolution). Il s'agit d'un codeur qui associe le DPCM à une décomposition multi-couches suivi d'une transformée Mojetta (C'est une transformation qui projette des informations disposées en 2D sur des vecteurs 1D). La profondeur de la décomposition détermine le type de compression, avec pertes ou sans perte pour le huitième niveau.

II.7 Appréciation des erreurs de compression

Après quantification, des pertes d'informations sont engendrées que l'on peut mesurer par des mesures objectives de distorsions, les mesures subjectives de la qualité, et des analyses statistiques. Nous nous intéressons au premier type de ces mesures.

Les mesures telles que l'erreur quadratique moyenne (mean squared error - MSE - en anglais) ou le rapport signal à bruit crête (peak signal to noise ratio - PSNR - en anglais). Ces critères qui correspondent à l'analyse numérique des valeurs des pixels avant et après compression sont très généraux et ne vont pas toujours refléter la qualité de l'image reconstruite [Gaud 2006]. Pour une image I de taille $n \times m$ pixels, on définit:

$$MSE = \frac{1}{n \times m} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (I - \hat{I})^2 \quad (2.9)$$

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

Le rapport signal à bruit crête se dérive de l'EQM par la relation définie de la manière suivante :

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{(255-1)^2}{MSE} \text{ en dB} \quad (2.10)$$

Où b représente le nombre de bits de codage. Dans le cas d'une image en niveau de gris $b=8$ d'où $(2^8-1)=255$ niveau de gris (N_g).

Ces mesures sont globales, en aucun cas elles ne permettent de localiser une erreur dans l'image. Elles donnent une appréciation de la qualité d'ensemble de l'image et sont utilisées essentiellement pour comparer les méthodes ou les taux de compression. Elles sont simples d'utilisation et entrent également dans les processus d'optimisation des algorithmes de traitement (ici de compression) pour lesquels on cherche bien entendu à minimiser les dégradations totales (MSE) à taux de compression fixé [Gaud 2006].

II.8 Quelques standards de compression

Il existe plusieurs standards de compression plus ou moins connus, ces standards sont différents selon leurs structures et leurs algorithmes. Le format standard JPEG est le format d'image le plus populaire, et il est devant la scène depuis quelques années. Son successeur, le JPEG 2000 est plus adapté pour les images numériques, Cependant, la plupart des appareils numériques (appareils photos, caméscopes, téléphones portable, ...) et les logiciels qui capturent et traitent les images sont au format JPEG.

* JPEG

Le comité Joint Photographic Expert Group a été créé en 1986 par la jonction (Joint) de plusieurs groupes qui travaillaient sur la photographie. Ce comité a produit la norme de compression d'images photographiques qui a été standardisée (ISO/IEC/10918-1/ 1994) et a reçu son nom JPEG. Il est devenu le format le plus populaire très rapidement parce qu'il a été conçu pour répondre à plusieurs exigences.

la norme JPEG est basée sur la transformation DCT, appliquée sur des blocs 8x8, quantification scalaire et le codage d'Huffman précédé par un balayage zig zag.

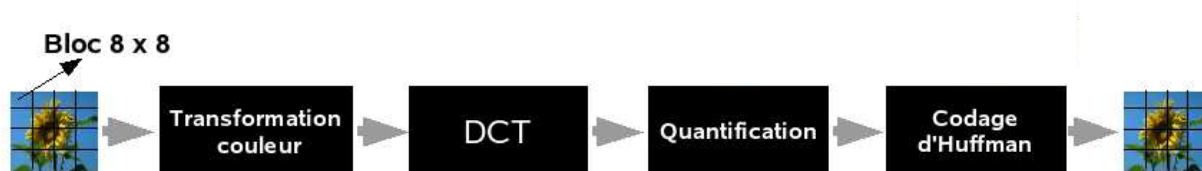


Figure II.7 - Norme de compression JPEG.

* JPEG2000

Ce standard a remplacé le JPEG pour répondre aux exigences des nouvelles applications. La principale différence entre les deux normes réside au niveau de la transformation, la décomposition de l'image en tuiles rend possible l'application du JPEG2000 sur des images de taille importante. La transformation de domaine est faite à l'aide d'une décomposition en ondelettes par schéma lifting [Swel 1996]. La transformation est appliquée sur l'ensemble de l'image ce qui n'est pas le cas dans le JPEG où un effet de blocs est présent dans les images reconstruites.

II.9 Conclusion

Nous avons passée en revue les différents éléments constitutifs et algorithmes du schéma de compression d'images fixes.

Appliquer la compression permet de rendre les données plus faciles à gérer, que ce soit en stockage ou transmission. Nous avons vu dans ce chapitre qu'il existe deux techniques de compression d'images celle sans perte et avec pertes. Pour arriver à des résultats acceptables, taux de compression et fidélité de reconstruction en général on suit trois principales étapes, la transformation, la quantification et le codage. D'une manière générale, toutes les approches énumérées précédemment utilisent d'une manière ou d'une autre les corrélations entre pixels voisins dans l'image. Ces corrélations sont le fondement de la compression car elles sont liées à la notion de redondance. Nous avons vu qu'après un changement de domaine les énergies sont groupées et que la transformation est généralement accompagnée d'une quantification. Nous avons aussi donné quelque concepts et mesures pour la compression d'images.

Nous aborderons dans le chapitre suivant différentes transformation susceptibles de mieux répondre aux structures locales des images empreintes digitales.

CHAPITRE III

LES TRANSFORMÉES D'ONDELETTES ET PAQUETS D'ONDELETTES OPTIMISEES

III.1 Introduction

La théorie des ondelettes a connu un réel essor depuis une vingtaine d'années, concrétisé par un grand nombre d'applications industrielles, dans le domaine de la compression d'images fixes.

Comme nous l'avons déjà dit au deuxième chapitre, la compression est une cascade de processus qui débute par une transformation bien sûr il ne faut pas oublier les étapes d'acquisition de la donnée et les prétraitements nécessaires pour arriver à l'image numérisée. Ces transformations sont différentes d'une norme de compression à une autre selon l'application, la DCT pour le JPEG et les ondelettes pour JPEG2000. Cette dernière a connu un véritable succès vu les performances et les résultats obtenus, et on se réfère pratiquement toujours à elle qui est présente dans de nombreux secteurs en particulier l'internet.

Dans ce chapitre, nous ferons tout d'abord une présentation du contexte qui a donné naissance à la transformée en ondelettes, en rappelant deux transformées classiques. Ensuite, nous étudierons de plus près différentes transformées en ondelettes (1D et 2D). Après, nous montrerons que les ondelettes sont capables de fournir des solutions intéressantes à divers endroits d'un système biométrique, en traitant des problèmes de compression, d'analyse et de débruitage. Finalement une partie de ce chapitre sera consacrée à une norme de compression basée sur la transformée en ondelettes qui est la WSQ (Wavelet Scalar Quantization), cette norme de compression est destinée à la compression des empreintes digitales.

III.2 L'intérêt de la transformation

Transformée en ondelettes fournit de nombreuses propriétés, telles que la représentation multi-résolution, la transmission progressive qui sont bénéfiques pour les applications de compression d'image [Anto 1992]. Le but de la transformée dans un schéma de compression est double. Produire une décorrélation des redondances spectrales, les pixels passent d'un espace où ils sont fortement corrélés dans un autre espace où leur corrélation est moindre. Ensuite, elle offre un haut niveau de la compacité de l'énergie dans le domaine des fréquences spatiales [Abdu 2009], c'est ce qu'on appelle donner une représentation creuse du signal ou, de manière équivalente, compacter l'énergie.

En plus de ça la transformée en ondelettes, comme la transformée de Fourier, est une transformation d'un espace d'entrée (espace temps) vers un autre espace (espace fréquentiel), le signal d'origine est remplacé par sa représentation dans un autre domaine. Et il faut signaler que c'est une transformation réversible.

III.3 les ondelettes

L'analyse multirésolution et en occurrence la transformée en ondelettes a révolutionné la compression des images par transformation.

III.3.1 Transformée en ondelettes

La transformée en ondelettes est une transformation orthogonale adaptée à l'analyse des signaux non stationnaires d'énergie finie. Elle permet d'obtenir une représentation locale de l'information contenue dans le signal analysé, alors que la transformée de Fourier fournit une information globale sur le signal. Il existe de nombreuses bases d'ondelettes qui ont des propriétés différentes. Ces bases sont toutes des fonctions oscillantes, bien localisée à la fois en temps et en fréquence [Ranc 2005].

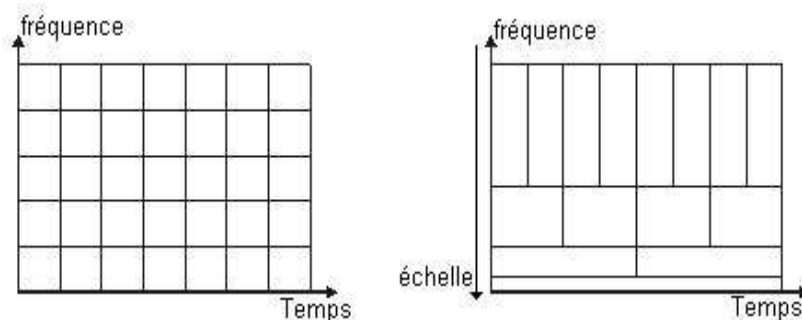


Figure III.1 – Comparaison des plans temps-fréquence (transformée de Gabor), à gauche, et temps-échelle (transformée en ondelettes), à droite.

Les ondelettes sont des fonctions générées à partir d'une fonction ψ par translation et dilatation. Grossmann et Morlet ont introduits [Gros 1984] cette fonction ψ qui, dilatée d'un facteur d'échelle 'a' et translatée d'un temps 'b' permet d'analyser un signal, de le manipuler puis de le resynthétiser. la figure III.2, montre une ondelette de Morlet.

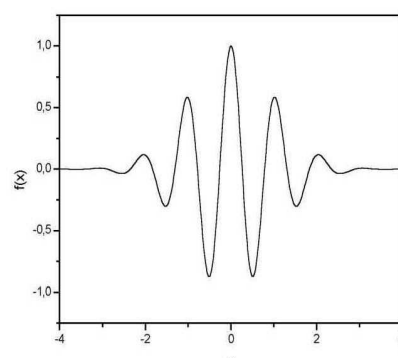


Figure III.2 - Ondelette de Morlet.

Il faut savoir qu'il existe de nombreuses ondelettes. Certaines ont des formules mathématiques explicites alors que d'autres sont construites à partir de propriétés mathématiques plus complexes[Mori 2009].

A l'origine, les ondelettes ont été définies sous forme de filtres [Mall 1989], analyse en bancs de filtres constituée de deux étapes, l'étape d'analyse, correspond à la décomposition en ondelettes du signal, et l'étape synthèse correspond à la reconstitution du signal à partir des coefficients d'ondelettes. On note ' h_a ' le filtre passe-bas d'analyse, ' g_a ' le filtre passe-haut d'analyse et ' h_s ' et ' g_s ' les filtres de synthèse, comme illustré sur la figure III.3.

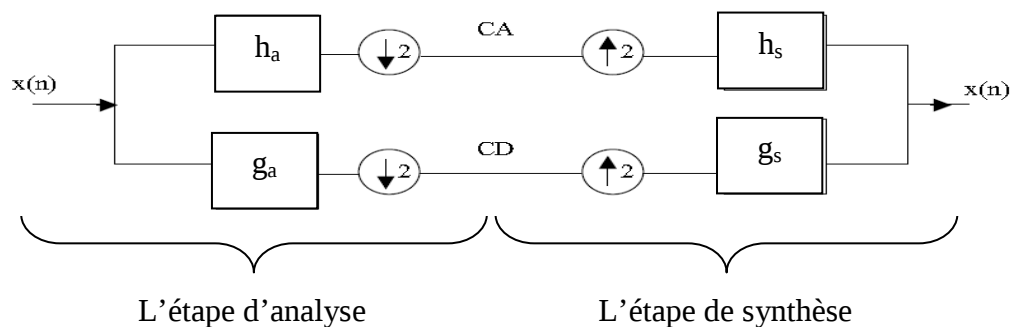


Figure III.3 - Banc de filtres, algorithme de Mallat (banc d'analyse/synthèse à un étage) filtrage.

CA coefficients d'approximation et CD coefficients de détail représente les signaux sous-échantillonné.

$\uparrow 2$ prendre un échantillon sur deux (décimation).

$\downarrow 2$ injecter un zéro entre deux échantillon (interpolation).

J. Morlet a construit une famille d'ondelettes engendrée par une seule ondelette $\psi(t)$ dite analysante et définie par:

$$\psi(t) = \cos(5t) \times a^{\frac{-t^2}{2}} \quad (3.1)$$

Il a construit les ondelettes $\psi_{a,b}$ à partir de l'ondelette analysante ψ , non pas par translation et modulation, comme pour la transformée de Fourier A fenêtre glissante, mais par translation en temps (paramètre ' b ') et contraction ou dilatation en temps selon que le paramètre ' a ' (fréquence) est plus petit ou plus grand que 1. Il suffit donc d'étirer et de dilater l'ondelette analysante ψ pour obtenir la famille des ondelettes $\psi_{a,b}$.

Comme exemple $\psi_{a,b}(t) = \psi(t-b) \cos(2\pi at)$:

La figure III.4 suivante présente un exemple de génération d'une base d'ondelettes :

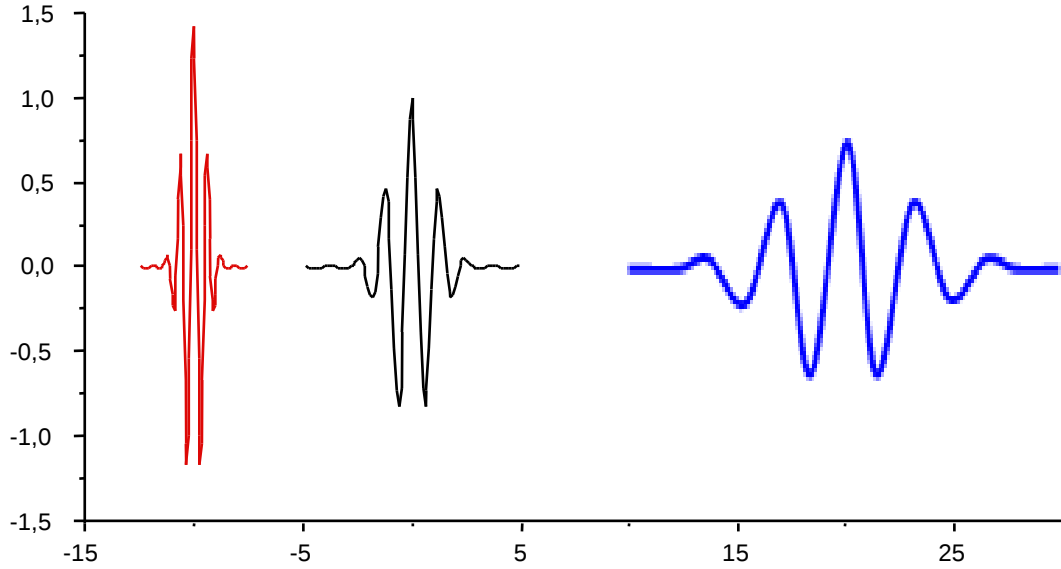


Figure III.4 - Exemple de générations d'ondelettes par dilatations et translations.

L'ondelette mère utilisée dans cet exemple est celle de Grossmann et Morlet (1984). Son équation est donnée par (3.8).

De gauche à droite, une ondelette contractée ($a = 0,5$; $b = -10$), l'ondelette mère ($a = 1$; $b = 10$) et une ondelette dilatée ($a = 2$; $b = 20$).

La fonction en ondelettes peut être considérée comme une forme d'onde oscillante qui oscille pour un seul ou quelques cycles [Tikk 1997].

III.3.2 Transformation continue en ondelettes

La transformée en ondelettes continue se formalise au cours des années 1980 grâce à une collaboration étroite entre physique théorique et traitement du signal [Gros 1984].

La fonction de base ψ de $L^2(\mathbf{R})$ appelée ondelette est donnée par:

$$\psi_{a,b}(t) = |a|^{-1/2} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3.2)$$

où a et b sont réels ($a \neq 0$). Comme cité au paravent le paramètre a est appelé "pas de dilatation" et b "pas de translation".

ψ , appelée ondelette mère doit vérifier les conditions d'admissibilité qui sont comme suit:

✓ Régularité

* Pour que la transformée en ondelettes d'une fonction existe, il faut que cette fonction appartienne à l'ensemble des fonctions de carré sommable que l'on note par $L^2(\mathbf{R})$. Autrement dit, il faut que son carré soit fini. Cette condition se traduit par [Ouss 1998] :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|}{\omega} d\omega < +\infty \quad (3.3)$$

où $\hat{\psi}$ est la transformée de Fourier de la fonction ψ , Cette condition implique que ψ décroît plus vite quand t tend vers $+\infty$ [Smar 2005].

La reconstruction de la fonction f à partir de sa transformée est possible dans le cas où l'intégrale est convergente [Ouss 1998].

✓ Oscillation

* L'ondelette doit être une fonction de moyenne nulle (moment nul), en d'autres termes, doit être une onde. Ce qui s'écrit mathématiquement [Dema 2003]:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (3.4)$$

Revenons en maintenant à la transformée continue.

Une transformée en ondelettes est dite continue lorsque les paramètres structurels des fonctions utilisées (c'est-à-dire les translations et les dilatations) peuvent prendre n'importe quelle valeur de l'ensemble des réels $\mathbf{R}$ (les dilatations doivent néanmoins être positives) [Ouss 1998]. Dans les conditions d'admissibilité, la décomposition ou la transformation continue en ondelettes d'une fonction $f \in \mathbf{R}^2$ est définie comme le produit scalaire de f et par l'ondelette ψ [Ouss 1998].

On faisant le produit scalaire entre la fonction f et l'ondelette $\psi_{a,b}$ décrit dans l'équation (3.2), on aura le résultat suivant:

$$Wf(a,b) = C_{a,b} = \langle f, \psi_{a,b} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) |a|^{-1/2} \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) \quad (3.5)$$

où $\psi_{a,b}$ est une ondelette analysante, ψ^* est le complexe conjugué de ψ . Dans ce cas, a et b sont définis comme précédemment et varient d'une façon continue [Smar 2005]. Pour une échelle a et une position b , l'équation $Wf(a,b)$ représente l'information contenue par $f(t)$ pour cette échelle et à cette position [Ranc 2001].

III.3.3 La fonction inverse

Pour que la transformée en ondelette admette une inversion, il faut que l'ondelette ψ vérifie les conditions d'admissibilité (équation (3.3) et (3.4)). La transformée inverse est donnée par la formule suivante:

$$f(t) = \frac{1}{C_\psi} \int \int_{-\infty}^{+\infty} Wf(a,b) \psi_{a,b}(t) \frac{da \cdot db}{a^2} \quad (3.6)$$

où C_ψ est la condition d'admissibilité de l'ondelette mère. Cette dernière équation peut être interpréter de deux manières [Ranc 2005] :

- On peut reconstruire la fonction f quand on connaît sa transformée en ondelettes ;
- On peut écrire f comme une superposition d'ondelettes

La transformation en ondelettes continue nous permet d'utiliser des ondelettes plus générales. Et elle est utilisée dans la détection de la singularité et dans l'interprétation ("caractérisation").

III.3.4 Transformée en ondelettes discrète

La plupart des capteurs actuels délivrent des signaux qui vont être discrétisés (théorème d'échantillonnage de Shannon), et la chaîne de traitement est souvent numérique, pour cette raison qu'est apparue une version discrète de la transformée en ondelettes [Ranc 2001].

La transformée discrète en ondelettes est issue de la version continue, à la différence de cette dernière, la TOD utilise des coefficients de dilatation ' a ' et de translation ' b ' discrétisés. On impose donc une grille de valeurs discrètes pour a et b . On pose $a = a_0^m$ et le choix du paramètre b est lié à celui de a , $b = nb_0 a_0^m$ avec $a_0 > 1$ et $(m,n) \in \mathbb{Z}^2$

Considérons une fonction $f(t)$ est sa transformée en ondelettes continue, $Wf(a,b)$ la discrétisation consiste en l'extraction d'un ensemble de coefficients $C_{a,b}$ permettant de trouver complètement l'information contenue dans la version continue.

Nous avons défini la décomposition ou analyse d'une fonction $f(t)$ dans le cas continu. De façon similaire, on a, dans le cadre des ondelettes discrètes :

$$Wf(a_0^m, nb_0) = C_{m,n}(f(t)) = \langle f, \psi_{m,n} \rangle \quad (3.7)$$

Ce qui nous donne l'équation (3.5) égale à:

$$a_0^{-m/2} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{m,n}^*(t) dt \quad (3.8)$$

Où $C_{m,n}$ est appelée le coefficient d'ondelette. Ce coefficient représente une mesure de l'intensité des variations locales du signal. De même, la reconstruction d'une fonction $f(t)$ à partir des coefficients d'ondelettes s'écrit [Smar 2005]:

$$f(t) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} c_{m,n}(f(t)) \psi_{m,n}(t) \quad (3.9)$$

✓ Analyse multirésolution

L'analyse en multirésolution permet d'analyser un signal en différentes bandes de fréquences, ce qui permet une vue de la plus fine à la plus grossière.

Jean Morlet suggérait de prendre $a = \alpha 2^j$, $b = k\beta 2^j$ où j (la résolution) et k sont des entiers relatifs, les pas d'échantillonnage α et β étant positifs. Cependant, on peut faire beaucoup mieux et Yves Meyer a établi que l'on peut construire une fonction ψ appartenant à la classe de Schwartz de sorte que les fonctions $\psi_{j,k} = 2^{j/2} \psi(2^j t - k)$, $j, k \in \mathbb{Z}$ constituent une base orthonormée de $L^2(\mathbb{R})$ composée d'ondelettes. La discrétisation des coefficients se faisant par des puissances de deux, on parle de transformée dyadique [Mori 2009].

Le développement de la transformée en ondelettes discrètes et de l'analyse multirésolution, ainsi que le développement du traitement numérique des signaux, a focalisé l'intérêt de la communauté scientifique sur les transformées en ondelettes discrètes *dyadiques*. Pour ces transformées, le paramètre a_0 est égal à 2 (d'où le terme de dyadique) et le paramètre b_0 est égal à 1 [Ranc 2001].

✓ La fonction d'échelle

Soit φ la fonction échelle. Elle doit être dans L^2 et ayant une moyenne non nulle.

On forme une base de fonctions d'échelle pour tout $i \in \mathbb{Z}$ comme suit :

$$\varphi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \varphi(2^j t - k) \quad (3.10)$$

et de la même manière la base d'ondelettes :

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^j t - k) \quad (3.11)$$

Le facteur d'échelle dyadique mène à :

$$\varphi(t) = \sum_k 2.h(k) \varphi(2^{-1} t - k) \quad (3.12)$$

$$\psi(t) = \sum_k 2.g(k) \varphi(2^{-1} t - k) \quad (3.13)$$

Les équations (3.12) et (3.13) représentent la décomposition de la fonction échelle et de l'ondelette en combinaisons linéaires de la fonction échelle à la résolution haute qui suit directement [Daub 1992], [Poul 1999].

On note que $h(k)$ et $g(k)$ sont les filtres passe bas et passe haut respectivement lors d'une décomposition par ondelettes.

✓ Algorithme de Stéphane Mallat

Mallat en 1989 a adapté l'algorithme de l'analyse multirésolution dans l'analyse des signaux bidimensionnels, par l'introduction d'une fonction d'échelle bidimensionnelle séparable définie par:

$$\varphi(x, y) = \varphi_{j,k}(x) \varphi_{j,k}(y) \quad (3.14)$$

où $\varphi_{j,k}(x)$ et $\varphi_{j,k}(y)$ sont respectivement la fonction d'échelle appliquée dans la direction "x", et la fonction d'échelle appliquée dans la direction "y".

L'expression de la différence d'information existant entre deux approximations successives d'une même image s'effectue à l'aide de trois ondelettes directionnelles qui s'expriment sous la forme:

$$\left. \begin{aligned} \psi^D(x, y) &= \psi_{j,k}(x) \cdot \psi_{j,k}(y) \\ \psi^H(x, y) &= \varphi_{j,k}(x) \cdot \psi_{j,k}(y) \\ \psi^V(x, y) &= \psi_{j,k}(x) \cdot \varphi_{j,k}(y) \end{aligned} \right\} \quad (3.15)$$

Où $\psi^D(x, y)$ et $\psi^H(x, y)$ et $\psi^V(x, y)$ sont respectivement les ondelettes permettant le calcul de la différence d'information dans les directions diagonales, horizontales et verticales.

✓ La Transformée en ondelettes discrète 2D

Dans le cas 2D, l'analyse consiste à décomposer une image en plusieurs sous-bandes de fréquence comme montre sur ce schéma.

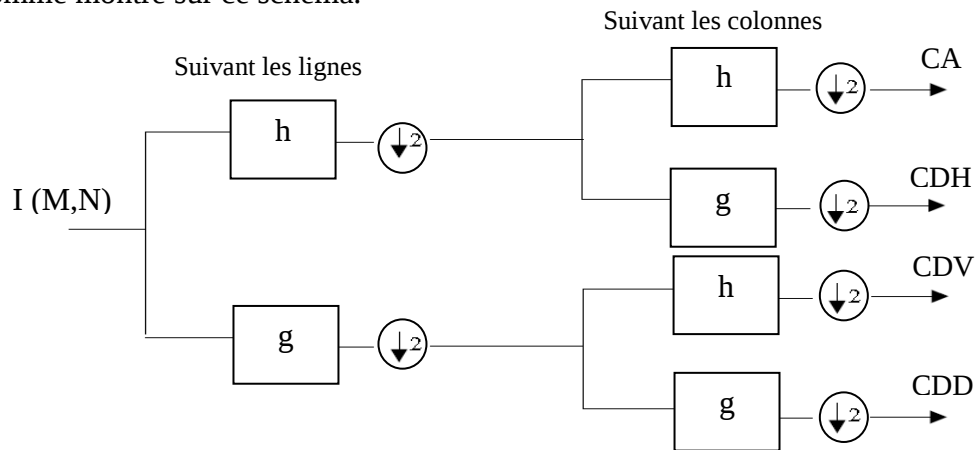


Figure III.5 - Schéma de décomposition image numérique à l'aide de l'algorithme de Mallat.

Le schéma montrant la décomposition des signaux bidimensionnels tels que l'image est présentée par la figure III.5. Cette architecture est adaptée à l'analyse des signaux bidimensionnels et spécialement à l'image. Après la décomposition d'une image (par exemple) de taille ($M \times N$) et après la décimation, quatre sous-images (sub-images) résultent dénotant CA (les coefficients d'approximations), CDH (les coefficients de détails horizontaux), CDV (les coefficients de détails verticaux) et CDD (les coefficients de détails diagonaux). La reconstruction est l'opération similaire mais inversement.

Image de contexte (toutes les échelles supérieures ou égales à la résolution $j=2$)	Image des structures "horizontales" à la résolution $j=2$	Image des structures "horizontales" à la résolution $j=1$
Image des structures "verticales" à la résolution $j=2$	Image des structures "diagonales" à la résolution $j=2$	
Image des structures "verticales" à la résolution $j=1$		Image des structures "diagonales" à la résolution $j=1$

Figure III.6 - Présentation d'une analyse multirésolution réalisée à l'aide de l'algorithme de Mallat.

Cet algorithme est basé sur la description pyramidale figure III.7, de l'analyse multirésolution. Le sommet de cette pyramide représente la résolution la plus grossière et sa base l'image originale.

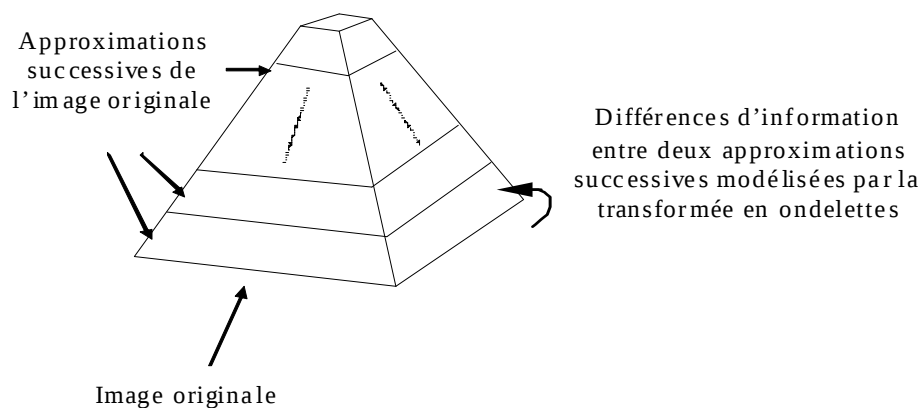


Figure III.7 - Représentation des approximations successives d'une même image à l'aide d'un algorithme pyramidal.

On peut donner un exemple explicatif qui illustre bien la décomposition on ondelette suivant l'algorithme de Mallat:

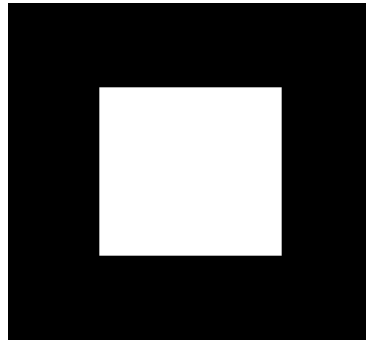


Figure III.8- Image original.

L'analyse de ce carré fait apparaître des coefficients d'ondelettes diagonaux, horizontaux et verticaux représentés en valeur absolue. Ces coefficients sont la représentation des irrégularités de l'image rencontrées à une résolution donnée dans une direction donnée [Ranc 2001].

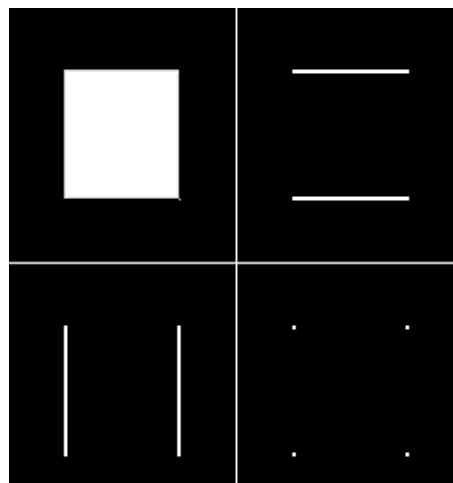


Figure III.9- Résultat d'une analyse multirésolution utilisant l'algorithme de Mallat.

III.3.5 Quelques types d'ondelettes

Il existe dans la littérature beaucoup d'ondelettes (Daubechies, splines, Meyer, Haar,...). Les ondelettes de Daubechies connaissent un grand succès, car elles ont la propriété d'avoir la plus petite taille possible, étant donné un nombre de moments nuls.

III.4 La décomposition en paquets d'ondelettes

La décomposition en paquets d'ondelettes (WPD) figure III.10, (parfois connu juste sous le nom paquets d'ondelettes) est une extension de la transformée en ondelettes discrète (D.W.T.

pour discrete wavelet transform) [Mano 1999], c'est une transformée en ondelettes où le signal passe à travers plus de filtres que la DWT. Ce sont donc la combinaison linéaire particulière des ondelettes. Dans la DWT, chaque niveau est calculé en faisant passer à chaque niveau de résolution les coefficients de l'image d'approximation précédente par un filtre passe-haut et bas suivant les lignes et les colonnes. Alors que dans le WPD, à la fois les coefficients des images détail et les coefficients d'image d'approximation sont décomposés [Kris 2009].

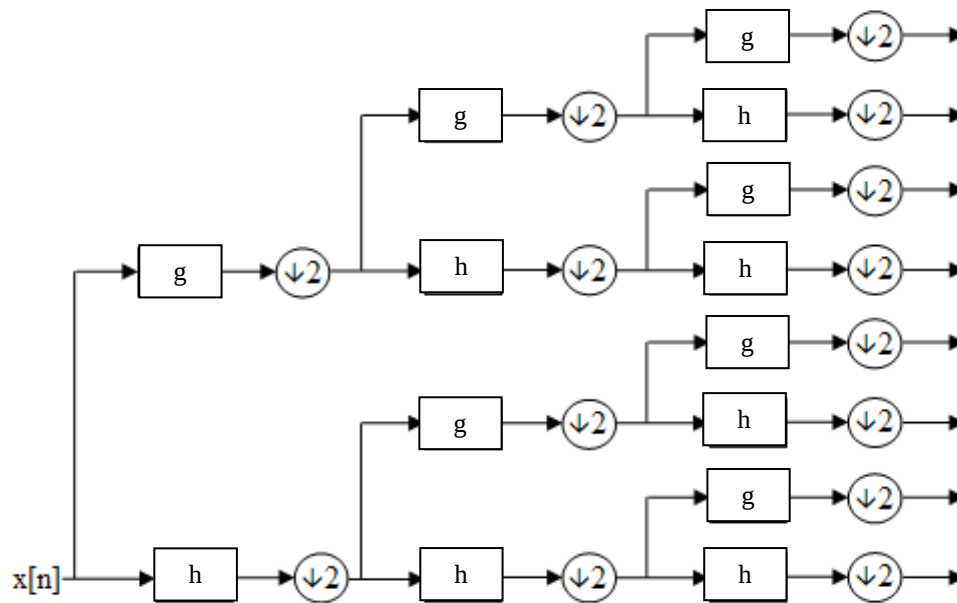


Figure III.10 - Schéma de décomposition en paquet d'ondelette d'une image numérique.

La figure III.11 représente l'arbre de décomposition quaternaire d'une image 2D où les coefficients des paquets sont obtenus par filtrages et décimations successives selon les lignes et les colonnes. Cette décomposition peut être interprétée comme la décomposition en sous bandes de ce signal (une image), à des résolutions fréquentielles croissantes [Mano 1999].

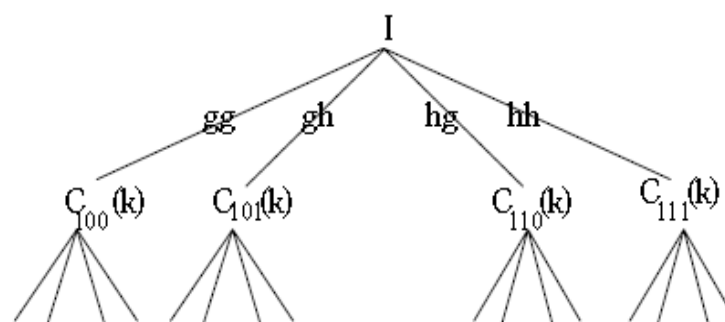


Figure III.11 - représentation en arbre la décomposition en paquet d'ondelette d'une image numérique.

La représentation obtenue est redondante et il est possible de sélectionner, à partir de cette décomposition, une base adaptée à l'image et à nos objectifs (la décomposition diffère selon les applications), celle-ci constituant alors une exploration particulière du plan temps fréquence (la DWT étant une base possible) (figure III.12)

De ce point de vue, ces représentations sont bien adaptées à différents problèmes de traitement de l'image. Les transformées en ondelettes discrètes et les décompositions en paquets d'ondelettes sont par exemple utilisées pour la compression [Wick 1992] et le débruitage [Coif 1995].

Dans la représentation quaternaire en paquets d'ondelettes, chaque paquet $C_{p;ij}$ correspondant à un nœud de l'arbre contient l'information relative à toute l'image dans la bande de fréquence indiquée par i,j et dont la taille est déterminée par le niveau de résolution p . Les coefficients du paquet sont notés $C_{p;ij}(k)$ où k est l'indice de translation [Mano 1999].

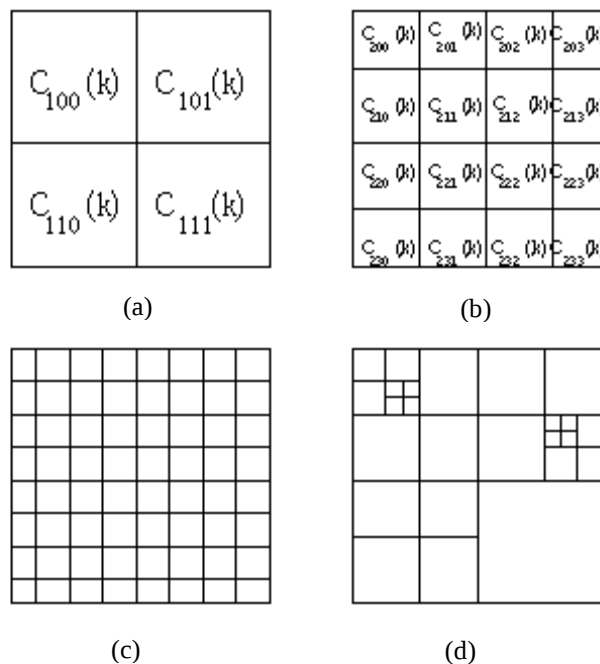


Figure III.12– quelque exemple de découpage espace-fréquence en WP

La figure III.12 présente des exemples des décompositions en paquet d'ondelette où (a) c'est un découpage à niveau 1 le (b) à niveau 2 et le (c) à niveau 3, alors que (d) est une représentation spécifique pour une application bien définie.

Après avoir donné une représentation de la décomposition en ondelette et en paquet d'ondelette nous allons maintenant nous intéresser à une norme de compression bien spécifique qui

a pour base une décomposition paquets en ondelettes adaptée à la compression des empreintes digitale, cette norme est connue sous le nom de la WSQ.

III.5 LA WSQ (Wavelet Scalar Quantization)

III.5.1 La norme de compression WSQ

Avec le développement rapide des méthodes biométriques qui utilisent les empreintes digitale et vue le nombre des d'images de ces dernières et surtout leur taille, il était impérative d'utiliser des méthodes de compression avec perte, et pour répondre à ces besoins, le FBI (Federal Bureau of Investigations) des états unis a développé une méthode de compression spécifique pour les images d'empreintes, cette méthodes est la WSQ (wavelet scalar quantization) [Hadd 2009].

III.5.2 Algorithme de compression par WSQ

La WSQ est une méthode de compression avec perte, elle est soigneusement conçue pour répondre à des critères, fidélité, robustesse et fiabilité [Kuma 2009]. La structure qu'elle suit est donnée par les étapes suivantes :

- décomposition en ondelettes,
- quantification,
- codage.

Nous allons faire un aperçu sur ces points.

La classe de codeurs WSQ implique une décomposition de l'image d'empreinte digitale dans un certain nombre de sous-bandes, dont chacun bande représente une information en fréquences particulière. La décomposition sous-bande est obtenue par une transformation en ondelettes discrètes de l'image d'empreinte digitale [CJIS 1997]. Cette étape est suivie par la quantification, c'est à ce niveau qu'il y aura la perte d'information.

Par la suite, les coefficients quantifiés sont transmis à une procédure de codage de Huffman, qui comprime les données, spécifications de la table Huffman doit être fournie à l'encodeur [CJIS 1997].

Ces étapes sont celles de la compression et pour reconstruire notre image originale il faut juste faire le chemin inverse c'est-à-dire appliquer à chaque étape son vis-à-vis inverse

On peut représenter le tout par un schéma qui décrit cet algorithme. Le schéma est représenté comme suit :

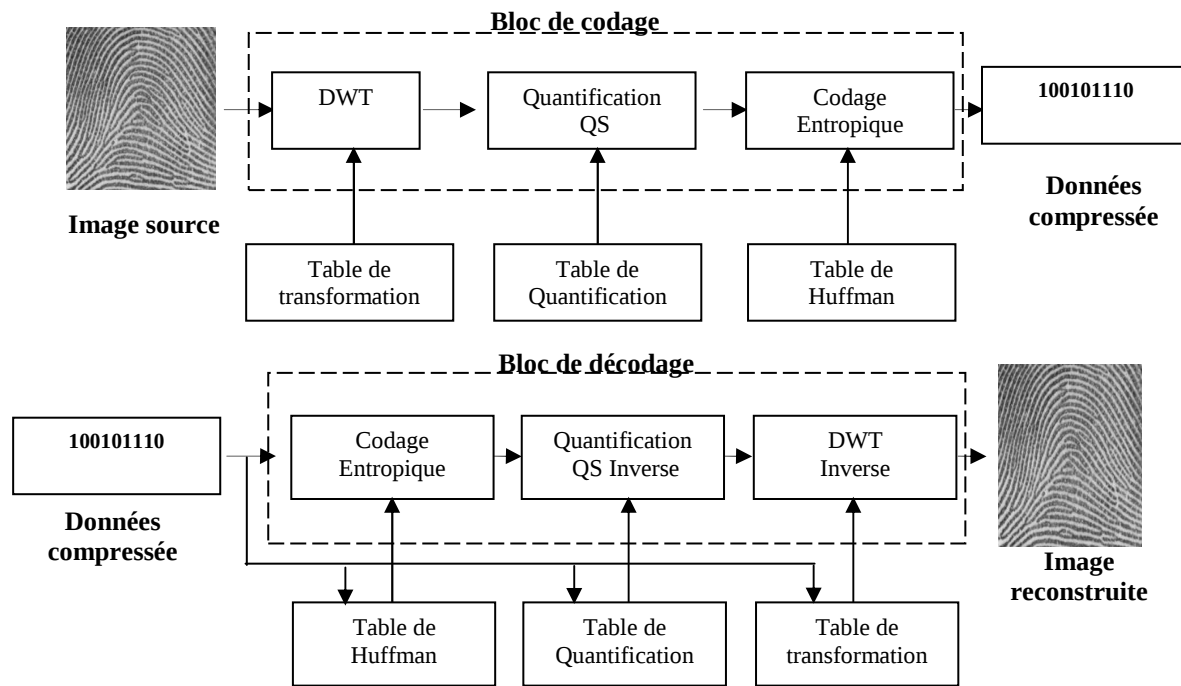


Figure III.13- algorithme codage-décodage par WSQ.

Comme on a bien parlé de la quantification scalaire et du codage Huffman dans le chapitre II, nous détaillerons seulement le schéma de la décomposition en ondelettes de la WSQ.

III.5.3 Le schéma de décomposition en ondelettes de la WSQ

Après avoir présenté le processus global de la compression des images empreintes digitales par la norme WSQ proposée par le FBI, on s'intéresse à présent à la décomposition en ondelettes adéquate qui permet la bonne représentation de l'image en domaine fréquentiel.

Il existe une variété de décomposition en structure d'arbre par ondelette qui peut être utilisée pour la compression des images, la figure III.14 représente deux cas différents, la première structure est celle de Mallat, qui est bien connue, et la deuxième est la WSQ qui est la base de cette norme de compression [Abdo 2002], c'est une décomposition qui permet de maximiser l'entropie des images empreinte digitale. Cette transformation a été adoptée pour la compression de ce type d'images

La figure III.14 montre deux décompositions particulières en paquet d'ondelettes. La première est celle de la transformation classique,

Les tests ont conclu que le meilleur arbre consiste en une décomposition en 64 sous bande [Hadd 2009].

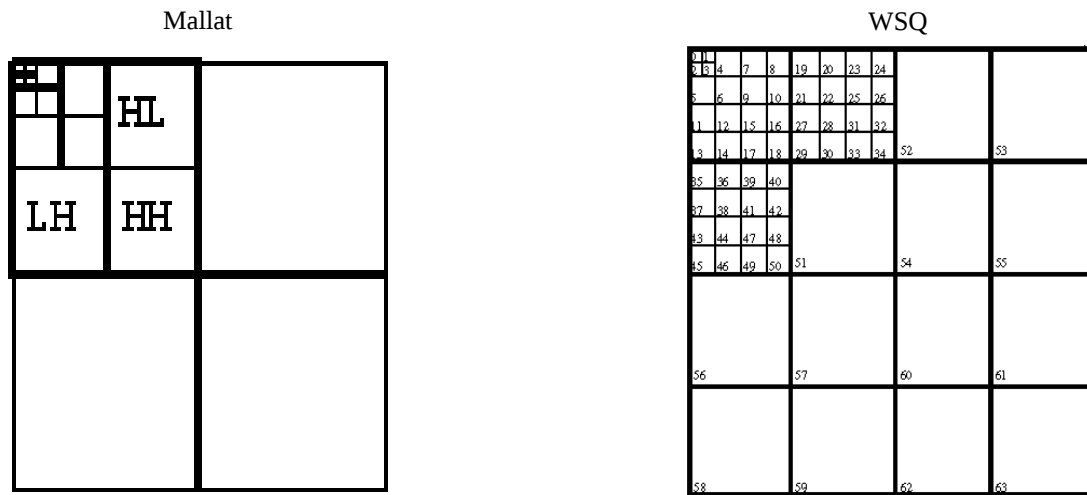


Figure III.14 - la décomposition en ondelette pas Mallat et WSQ.

Ces transformation utilisent des filtre passe haut et passe bas qui ont respectivement 7 et 9 coefficient et ce sont de type Daubechies (7/9). Une doublette (filtre passe haut et passe bas) pour la phase analyse et une doublette pour la phase synthèse.

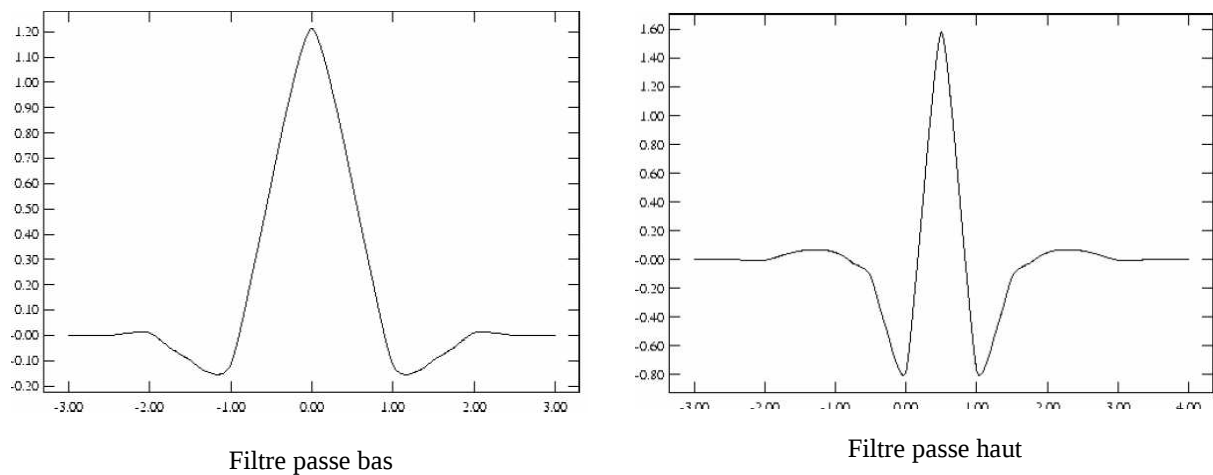


Figure III.15- Filtres d'analyse.

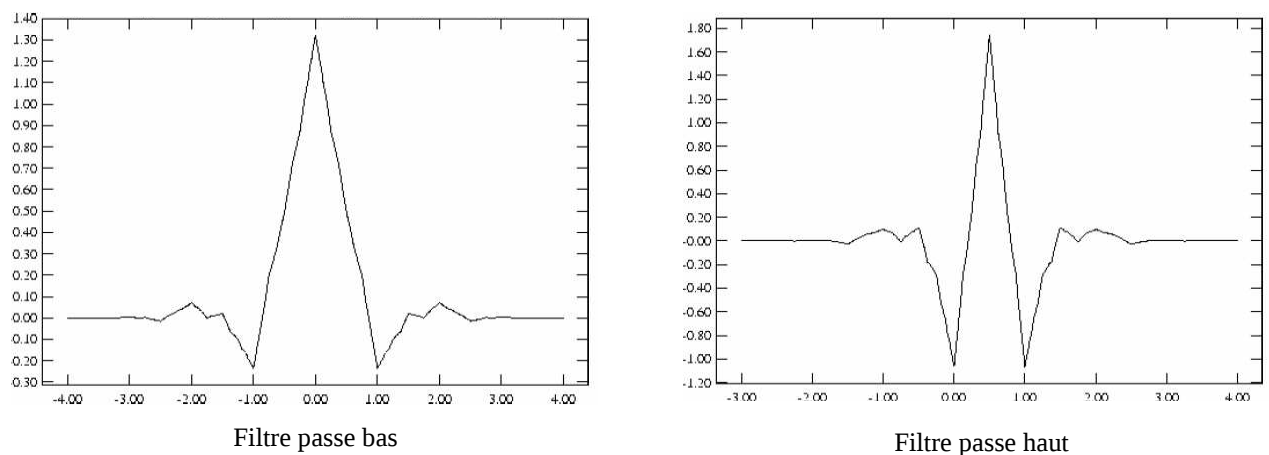


Figure III.16- Filtres de synthèse.

Tableau III.1: Les coefficients des filtres du standard de compression du FBI.

Fiter Type	Filter coeficients
h0 (Lo_Dec)	[0.03783 -0.02385 -0.11062 0.37740 0.85270 0.37740 -0.11062 -0.02385 0.03783]
g0 (Hi_D)	[0.06454 -0.04069 -0.41809 0.78849 -0.41809 -0.04069 0.06454]
h1 (Lo_D)	[-0.06454 -0.04069 0.41809 0.78849 0.41809 -0.04069 -0.06454]
g1 (Hi_D)	[0.03783 0.02385 -0.11062 -0.37740 0.85270 -0.37740 -0.11062 0.02385 0.03783]

III.6 Les ondelettes entre succès et échecs

Les ondelettes ont eu un large impact dans le traitement de l'image, néanmoins, si l'efficacité des ondelettes n'est pas discutable pour bon nombre d'applications, elles sont sensibles à la présence de bords, mais n'arrivent pas à suivre la direction de ce bord, car elles sont isotropes, ce qui veut dire qu'elles ne sont pas adaptées à l'analyse des objets anisotropes que l'on rencontre dans les images de traits comme les images d'écritures et des empreintes digitale. A titre d'exemple, la figure III.17 montre bien les difficultés qu'éprouve une transformée en ondelettes à représenter la régularité d'un contour en comparaison avec de nouvelles transformées multi-échelles qui incluent l'anisotropie et les rotations. Ces transformées appelées ondelettes seconde génération, telles que la transformée en Ridgelets qui est optimale pour la recherche de ligne [Star 2003], et la transformée en Curvelets qui représentent bien les contours ou les filaments contenus dans une image [Zhan 2007], sont dédiées à une application donnée par exemple la compression des données, la restauration d'images ou la détection d'objets. [Jout 2007].

De manière générale cette génération de transformées a montré qu'elle permet une représentation parcimonieuse des images contenant des objets présentant des frontières nombreuses et de différentes orientation qui sont porteuses d'information.

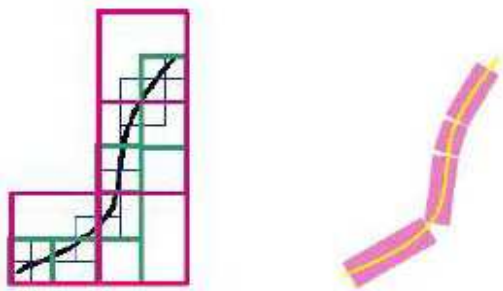


Figure III.17 - Comparatif entre transformée en ondelettes et transformée adaptée.

III.7 Curvelets et Ridgelets

III.7.1 La transformée en ridgelettes

Les transformées en ridgelets [Cand 1999] ont été développées pour analyser les objets dont l'information pertinente est concentrée autour de discontinuités linéaires tels que des lignes. Pour comprendre la transformée en Ridgelets, il faut la voir comme une analyse par ondelettes 1D dans le domaine de Radon [Jout 2007]. En effet, les discontinuités linéaires (lignes) se projettent sous forme de singularités ponctuelles (points) par l'intermédiaire de la transformée de Radon. Si l'on applique la transformée en ondelettes sur les différentes projections issues de Radon, nous obtenons un codage supposé optimal des contours des objets d'une image. La transformée en ridgelet continue est définie par :

$$Rf(a, \theta, b) = \iint f(x_1, x_2) \psi_{a, \theta, b}(x_1, x_2) dx_1 dx_2 \quad (3.16)$$

Où $\psi_{a, \theta, b} = a^{-1/2} \psi((x_1 * \cos(\theta) + x_2 * \sin(\theta) - b) / a)$ et une ondelette 1D

Ridgelets sont exprimés par transformée de Radon par l'équation:

$$Rf(a, \theta, b) = \int Rf(r, \theta) a^{-1/2} \psi(t - b) / a dt \quad (3.17)$$

Où Rf est la transformée de Radon donnée par

$$Rf(t, \theta) = \int f(x_1, x_2) \delta(-x_1 * \sin(\theta) + x_2 * \cos(\theta) - t) dx_1 dx_2 \quad (3.18)$$

Si la transformée en Ridgelets est bien adaptée à la caractérisation des segments de droite, elle est en revanche moins adaptée au traitement des courbes qui sont pourtant très porteuses d'information [Jout 2007]. C'est de là qui est venu l'idée de la transformée en Curvelets.

III.7.2 La transformée en curvelettes

Les curvelets ont été proposées par E. Candès et D. Donoho [Cand 2006], elles sont conçues pour représenter de façon parcimonieuse les contours, elle nécessite un nombre de coefficient beaucoup moins par rapport à une transformée en ondelette pour représenter un contour.

La transformée en curvelet est une transformée multi-échelles multi-directionnelles avec des atomes indexés par un paramètre de position, d'échelle et de direction.

Une curvelet peut être définie une fonction : $x = f(x_1, x_2)$, à l'échelle 2^j , et orientation θ_l , et position $x_k^{(j, l)} = R_{\theta, l}^{-1}(k_1 2^{-j} - k_2 2^{-j/2})$ par :

$$x_k^{(j, l)} = \varphi_{j, k, l}(x) = \varphi(R_{\theta, l}(x - x_k^{(j, l)})) \quad (3.19)$$

La transformée en curvelet est définie comme suit :

$$c(j, l, k) = \langle f, \varphi_{j,k,l} \rangle = \int_{\mathbb{R}^2} f(x) \varphi_{j,k,l}(x) dx \quad (3.20)$$

III.8 Conclusion

Nous avons introduit dans ce chapitre un outil de traitement de signal qui a fait ses preuves dans différents domaines comme l'imagerie où elle est utilisée d'une façon très large que ce soit en compression, débruitage ou l'analyse. On ce qui nous concerne la compression, cette transformée a apporté beaucoup d'amélioration on peut parler ici de la norme JPEG 2000, on a aussi présenté quelque structure de décomposition en ondelette comme les paquets d'ondelettes et la décomposition pour la norme WSQ qui on la comparant avec la norme JPEG basée sur la DCT pour la compression des images d'empreintes digitale donne des taux de compression élevé avec une meilleure qualité de reconstruction.

Pour répondre à l'insuffisance de la transformée en ondelettes du point de vue non adaptabilité aux formes spatiales, l'étude des ridgelets et curvelets a montré que ces dernières ne peuvent être adaptées à la compression du fait de la redondance apportée par ces transformation.

Ainsi, nous introduisons dans le chapitre IV, une transformation permettant de mettre en évidence les structures orientées. Cette transformation multi-résolution multidirectionnelle est la transformée en wave atoms.

CHAPITRE IV

LA TRANSFORMÉE EN WAVE ATOMS

IV.1 Introduction

Il s'agit d'une question naturelle de se demander si des transformations géométriques autres que les ondelettes ridgelets et curvelets peuvent développer, et en même temps donner des résultats meilleurs que ces transformées.

Nous avons vu dans le chapitre précédent, que les transformées géométriques temps fréquence ont répondu chacune d'entre elle plus au moins à des limites laissés par une autre transformée, par exemple la solution à l'anisotropie qui n'est pas bien adaptée aux ondelettes était d'utiliser les curvelets et ridgelets, c'est dans ce contexte que les wave atoms ont apparu, pour améliorer les résultats des transformées existantes. Le but de leur apparition est de pouvoir donner une bonne représentation de l'image en réduisant le nombre des coefficients les plus pertinents après transformation. Dans ce chapitre nous allons étudier la transformation en wave atom.

IV.2 Généralité sur les Wave atoms

Wave atom est un nouveau membre de la famille des transformations multi-échelles orientées pour le traitement d'images et l'analyse numérique [Hadd 2009]. C'est une transformée géométrique récente, conçue par les mathématiciens Laurent Demanet et Lixing Yang en 2006. Elle a été conçue pour l'analyse et la décomposition des fonctions oscillatoires qui est le cas de tous les signaux. Elle tient son nom Atome (Wave atom) du fait que c'est l'élément de base du signal comme l'atome l'est en réalité pour la matière.

Wave atoms sont une variante des paquets d'ondelettes, ils ont une forte localisation en fréquence qui ne peut être réalisée en utilisant un banc de filtres basés sur les paquets d'ondelettes curvelets et les atoms de Gabor.

Les waves atom peut être vue comme une 'interpolation' entre les atomes de Gabor et les ondelettes [Dema 2007] (Diamètre $\sim$ longueur d'onde) [Abdu 2009], dans le sens où la période d'oscillation de chaque paquet d'ondelettes (longueur d'onde) est liée à la taille du support essentiel par la mise à l'échelle paraboliques [Abdu 2009], à savoir wave atom obéit à la relation parabolique d'échelle comme suit :

$$\text{longueur d'onde} \sim (\text{diamètre})^2$$

Les différentes transformées géométriques à base de paquets d'ondelettes sont représentées sous forme pavage d'espace 'phase-space tilings', de deux plans en espace et en fréquence, il existe deux paramètres différents qui sont α , qui représentent si la décomposition est multi-échelle, et β la capacité directionnelle si elle est isotrope [Abdu 2009].

Soit $\varphi_\mu(x_1, x_2)$ un paquet d'ondes dans la dimension-2. la figure IV.1 illustre représente le pavage en espace et en fréquence de φ_μ .

Un pavage est dit universel s'il traite indépendamment toutes les positions vis-à-vis l'orientation [Dema 2006]. Dans ce cas il doit satisfaire deux conditions,

- La géométrie du pavage dans l'espace doit être cartésienne.
- La géométrie du pavage de la fréquence doit être polaire.

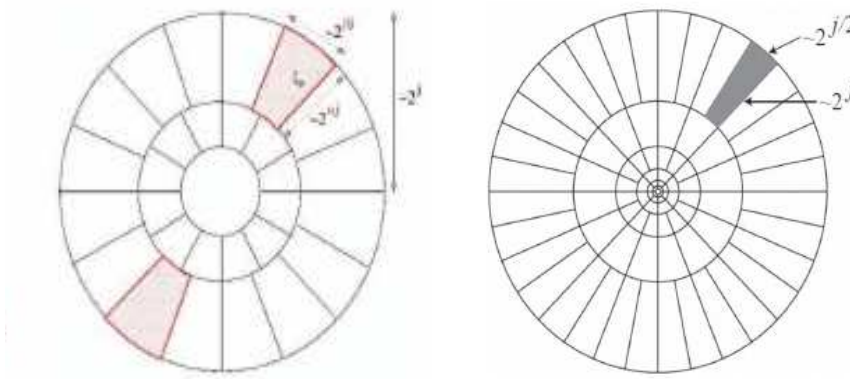


Figure IV.1 – Représentation dans le domaine fréquentiel sous forme de Tiling

La représentation de gauche est celle des wave atoms, et celle de droite est curvelets.

Les deux paramètres α et β donnent un aperçu sur les relations existants entre les diverses transformations de l'analyse harmonique moderne [Hadd 2009], le choix de la transformée dépend de ces deux paramètres, ce choix impose un compromis entre la sélectivité directionnelle et la bonne représentation d'une forme anisotrope d'une part, la localisation espace-fréquence et la réduction de la redondance, d'une autre part. Toutes les formes de pavages sont indiquées dans le plan par α et β :

- α : paramètre de résolution. Si $\alpha=1$ la décomposition en paquet d'ondes est une décomposition multi résolution et $\alpha=0$ dans le cas contraire.
- β : paramètre qui indique la sélectivité directionnelle du paquet d'ondes et la localisation de l'élément de base de la transformée. Si $\beta = 1$, le paquet d'ondes suppose une bonne localisation et une mauvaise sélectivité directionnelle. Si $\beta=0$, le paquet d'ondes est directionnel mais non localisé.

Les relations des différentes transformées géométriques à base de paquets d'ondelettes, sont données par un triangle représentatif qui lie α et β , pour les wave atoms, $\alpha = \beta = 1/2$, les

curvelets correspondent à $\alpha = 1, \beta = 1/2$, pour les ondelettes les paramètres sont $\alpha = \beta = 1$, alors que pour les ridgelets sont $\alpha = 1, \beta = 0$, enfin pour la transformée de Gabor $\alpha = \beta = 0$ [Dema 2009], la figure IV.2 représente cette relation entre les différentes transformées.

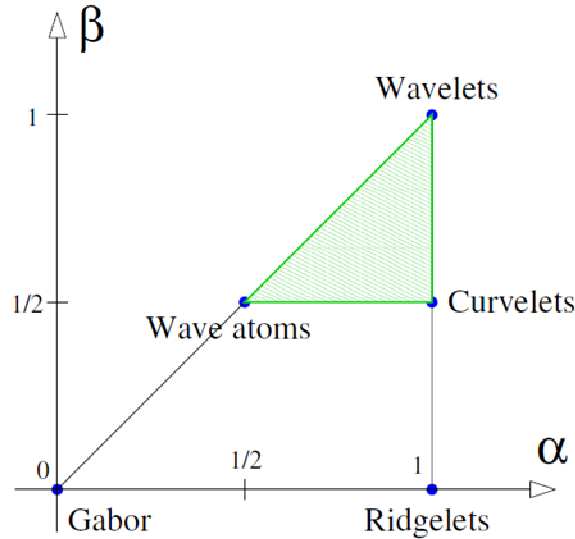


Figure IV.2- Le diagramme en triangle de (α, β) [Hadd 2009]

Les paquets d'ondelettes obéissent au rapport d'aspect spécifique régi par α et β , soit $\varphi_\mu(x)$ un paquet d'ondelettes indexé par μ , cette indexe englobe les paramètres d'échelle, la rotation et la translation à l'échelle $j \geq 0$ [Dema 2009], il est exigé en termes de localisation dans l'espace de phases des paquets d'ondelettes que:

En x , le support fondamental de $\varphi_\mu(x)$ doit être de taille $2^{-\alpha j}$ VS $2^{-\beta j}$ c, échelle $j \geq 0$, avec des oscillations de longueur d'onde de 2^{-j} , transversale au crête;

En fréquence ω , le support fondamental de $\hat{\varphi}_\mu(\omega)$ doit être de taille $2^{\alpha j}$ VS $2^{\beta j}$ à une distance 2^j de l'origine.

Nous avons vu que la transformée en ondelettes permet une décomposition en trois orientations, horizontale, verticale et diagonale, contrairement à la transformée en Wave atoms qui décompose la même image en un nombre d'orientations bien plus important en fonction de l'échelle considérée.

$\alpha = \beta = 1/2$ présente un arrangement optimal pour pallier au compromis [Dema 2006] il permet à la fois une représentation multi échelle, une bonne sélectivité directionnelle, la localisation des coefficients en espace-fréquence ainsi qu'une représentation compacte de l'énergie surtout s'il est appliqué à une image de texture oscillatoire qui est le cas des images empreintes digitales.

IV.3 Définition des wave atoms

Les wave atoms sont exprimés mathématiquement par, $\varphi_\mu(x)$ avec l'indice μ un paramètre d'échelle, de rotation et de translation où $\mu=(j,m,n)=(j,m_1, m_2, n_1, n_2)$, j, m_1, m_2, n_1, n_2 sont des entiers et indiquent un point (x_μ, ω_μ) dans l'espace des fréquences, comme suit :

$$x_\mu = 2^{-j} n, \quad \omega_\mu = \pi 2^j m \quad C_1 2^j \leq \max_{i=1,2} |m_i| \leq C_2 2^j$$

Où C_1 et C_2 sont deux constantes positives qui rendent le nombre de pavages en fréquence borné pour chaque résolution j . [Dema 2006], mais dont les valeurs seront spécifiées dans la mise en œuvre.

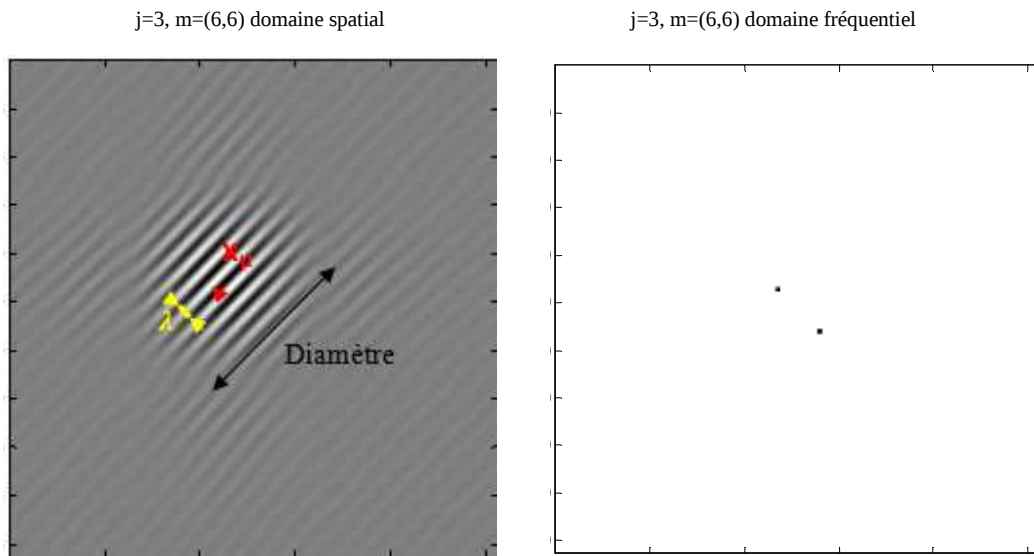


Figure IV.3- Représentation du Wave atom en espace et en fréquence pour différentes valeurs des indices j, m_1, m_2 .

La Figure IV.3 montre l'influence des paramètres (j et m) du Wave Atom :

L'indice j agit sur le diamètre de l'atome et la longueur d'onde, ainsi c'est un paramètre d'échelle. L'indice m agit sur l'angle d'orientation des oscillations qui est défini par la droite perpendiculaire à l'axe qui passe par le centre des lobes en fréquence.

Le vecteur position x_μ est le centre de Wave atome $\varphi_\mu(x)$ en espace, et le vecteur d'ondes ω_μ détermine le centre de deux modes (lobes) de $\hat{\varphi}_\mu(\omega)$ avec $\pm \omega_\mu$ pour avoir une symétrie entre les lobes en fréquence.

Notez que la gamme de m doit être encore réduite à $m_2 > 0$ (ou $m_2 = 0$ et $m_1 > 0$) pour tenir compte de la symétrie centrale de la transformée de Fourier des fonctions à valeurs réelles sur l'origine de ω . Certaines restrictions supplémentaires sur n (coupures dans l'espace) et j

(coupures à l'échelle), sont bien sûr nécessaires dans la pratique, mais pas pour la description d'un cadre de L^2 [Dema 2007].

Alors wave atoms a besoin d'obéir à une condition de localisation autour du point de l'espace des phases (x_μ, ω_μ) .

IV.4 Consruction des Wave atoms discrète à 1D

Wave atomes sont construits à partir des produits tensoriels bien choisis des paquets d'ondelettes 1D [Abdu 2009]. L'arbre du paquet d'ondelettes, définie la partition de l'axe des fréquences en 1D, peut être choisi pour avoir une profondeur j quand la fréquence est 2^{2j} , comme c'est illustré dans la figure IV.4. Cependant, il y a un problème associé aux paquets d'ondelettes standard, à savoir localisation en fréquence qui est faible [Dema 2007]. C'est une caractéristique inévitable dans l'architecture de banc de filtres que l'incertitude (les ondelettes) augmente avec la fréquence.

Une solution au problème de localisation de fréquence a été donnée par Lars Villemoes dans [Dema 2007].

Soit $\psi_{m,n}^j$ un Wave Atom 1-D et ψ_{m1}^0 l'atome mère. C'est une variante d'ondelettes construite en fréquence sur une paire de supports compacts symétriques [Dema 2006]:

$$\hat{\psi}_m^0(\omega) = e^{i\alpha_m} e^{-\omega/2} g(\varepsilon_m(\omega - \pi(m + 1/2))) + e^{i\alpha_m} e^{-\omega/2} g(\varepsilon_m(\omega + \pi(m + 1/2))) \quad (4.1)$$

Avec $\varepsilon_m = (-1)^m$ et $\alpha_m = \frac{1}{2}(m + \frac{1}{2})$ la fonction g est infiniment continue et dérivable, elle est contenue dans un intervalle $[-7\pi/6, 5\pi/6]$. de façon à ce que :

$$\sum |\hat{\psi}_m^0(\omega)|^2 = 1$$

Ainsi le Wave atom 1-D est une base orthonormée décrit de la façon suivante :

$$\hat{\psi}_{m1,n1}^j(x) = \psi_{m1}^j(x - 2^{-j} n_1) = 2^{j/2} \psi_m^0(2^j x - n_1) \quad (4.2)$$

Dilatations et translations dyadique de $\hat{\psi}_m^0$ dans l'axe des fréquences sont combinés et fonctions de base, s'écrit comme :

$$\psi_{m,n}^j(x) = \psi_m^j(x - 2^{-j} n) = 2^{j/2} \psi_m^0(2^j x - n) \quad (4.3)$$

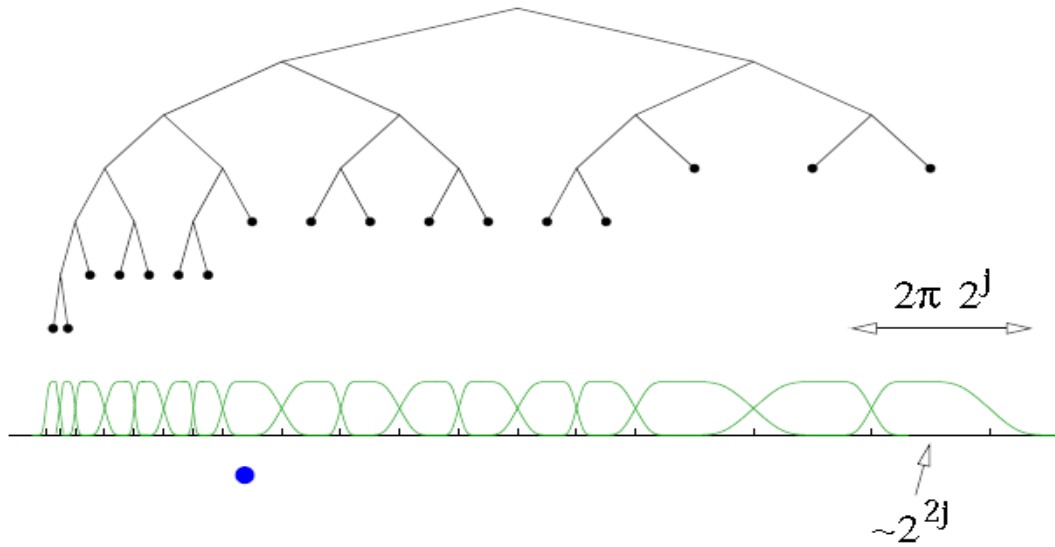


Figure IV.4 - L'arbre des paquets ondelettes correspondant au wave atoms.

- **Calcul des coefficients**

Les coefficients $c_{j,m,n}$, pour chaque nombre d'onde $\omega_{j,m,n}$, sont obtenus comme une convolution du signal u et du wave atom φ décimé à l'échelle 2^j .

$$c_{j,m,n} = \int \varphi_m^j(x - 2^{-j}n)u(x)dx \quad (4.4)$$

Par le théorème de Plancherel :

$$c_{j,m,n} = \int e^{i2^{-j}n\omega} \overline{\hat{\varphi}_m^j(\omega)} \hat{u}(\omega) d\omega \quad (4.5)$$

Si la fonction u est discrétisé à $x_k = kh, h = 1/N, k = 1 \dots N$, alors avec une erreur de troncature petits l'équation (4.5) sera modifiée comme suit :

$$c_{j,m,n}^D = \sum_{k=2\pi(-N/2+1:N/2)} e^{i2^{-j}n\omega_k} \overline{\hat{\varphi}_m^j(k)} \hat{u}(k) \quad (4.6)$$

En utilisant, les propriétés de la fonction φ et le fait que le produit $\overline{\hat{\varphi}_m^j(k)} \hat{u}(k)$ est contenu dans un intervalle borné de taille $2^j \times 2\pi$, l'équation 4.6 devient [Dema 06]:

$$c_{j,m,n}^D = \sum_{k=2\pi(-2^j/2+1:2^j/2)} e^{i2^{-j}nk} \sum_{p \in 2\pi\mathbb{Z}} \overline{\hat{\psi}_m^j(k + 2^j p)} \hat{u}(k + 2^j p) \quad (4.7)$$

Algorithme [Dema 2007]

Un algorithme simple est utilisé pour la mise en œuvre de la transformée en wave atoms en se basant sur l'équation 4.8, et les étapes suivantes le résume:

- Effectuer une FFT de taille N des échantillons au signal original,
- Pour chaque paire (j,m) , calculer la somme $\sum_{p \in 2\pi\mathbb{Z}} \overline{\hat{\phi}_m^j(k + 2^j p)} \hat{u}(k + 2^j p)$

Ce processus est appelé "wrapping" figure IV.5.

Ensuite, pour calculer la transformée inverse:

- effectuer une FFT inverse de la taille 2^j du résultat à obtenir $c_{j,m,n}^D$,
- Répétez l'étape 2 pour tous les couples (j,m) .

Construire le pavage selon le même partitionnement en fréquence que pour l'algorithme de construction du Wave Atom.

- Pour chaque (j,m) ,
 - o effectuer une FFT dans n des coefficient $c_{j,m,n}$ de taille 2^j ,
 - o Sommez les contributions correspondant à tous les couples (j, m) , $(C \times \hat{\phi}_m^j)$
- Effectuer une FFT inverse, de taille N, pour obtenir $u(x_k)$,

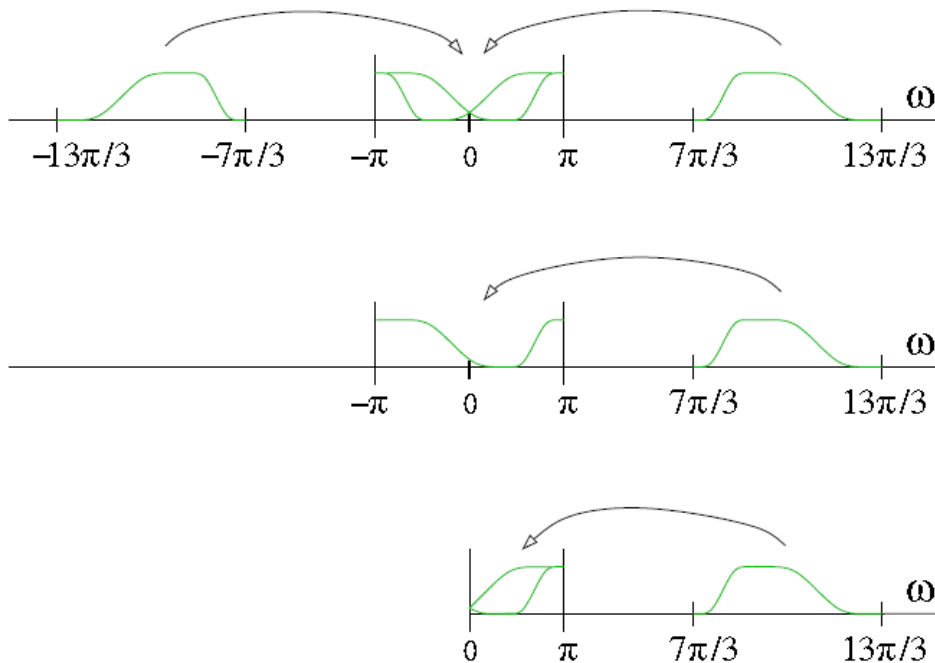


Figure IV.5 – Opération enroulement *wrapping*".

IV.5 Wave atoms discrète 2D

En 1-D la Wave atoms a une seule grande famille de bases orthonormées. Alors que dans la 2-D, cette grande famille est divisée en trois catégories : orthonormale, directionnelle et complexe [Dema 2007].

➤ **Le Wave Atom orthonormé:** il d'oscille dans deux directions perpendiculaires entre elles. Le produit des deux Wave Atoms 1-D donne naissance à quatre lobes dans le domaine fréquentiel. Le taux de redondance ici et de 1.

Comme on l'a déjà fait précédemment, on abrège $\mu=(j,m,n)$, $m=(m_1, m_2)$, $n=(n_1, n_2)$, on écrit :

$$\varphi_{\mu}^{+}(x_1, x_2) = \psi_{m_1}^j(x_1 - 2^{-j} n_1) \psi_{m_2}^j(x_2 - 2^{-j} n_2) \quad (4.8)$$

La transformée de Fourier est également séparables, à savoir :

$$\hat{\varphi}_{\mu}^{+}(\omega_1, \omega_2) = \hat{\psi}_{m_1}^j(\omega_1) e^{-i2^j n_1 \omega_1} \hat{\psi}_{m_2}^j(\omega_2) e^{-i2^j n_2 \omega_2} \quad (4.9)$$

➤ **Le Wave Atom directionnel :** Il est construit sur un support compact divisé en fréquence sur deux lobes symétriques par rapport à l'origine. Cette particularité fait que ce type de Wave atom oscille dans une seule direction au lieu de deux.

- La décomposition en deux lobes, positif et négatif, pour le WA 1-D est exprimée par l'équation:

$$\hat{\psi}_{m_1, n_1, -}^j(\omega) = \hat{\psi}_{m_1, n_1, +}^j(\omega) + \hat{\psi}_{m_1, n_1, -}^j(\omega) \quad (4.10)$$

dont la relation de symétrie entre les deux lobes s'exprime de la sorte :

$$\hat{\psi}_{m_1, n_1, -}^j(\omega) = \overline{\hat{\psi}_{m_1, n_1, +}^j(-\omega)} \quad (4.11)$$

L'application de la transformée d'Hilbert sur le WA 1-D dans le plan de fourrier est exprimée ci-dessous :

$$H\hat{\psi}_{m_1, n_1}^j(\omega) = -i\hat{\psi}_{m_1, n_1, +}^j(\omega) + i\hat{\psi}_{m_1, n_1, -}^j(\omega) \quad (4.12)$$

Comme résultat pour le Wave atoms 2-D directionnel est construit comme suit :

$$\hat{\varphi}_{\mu}^{+}(\omega_1, \omega_2) = \hat{\psi}_{m_1}^j(\omega_1) e^{-i2^j n_1 \omega_1} \hat{\psi}_{m_2}^j(\omega_2) e^{-i2^j n_2 \omega_2} \quad (4.13)$$

Une double base orthonormée peut être défini a partir de la transformée de Hilbert "paquets d'ondelettes".

$$\varphi_{\mu}^{-}(x_1, x_2) = H\psi_{m_1}^j(x_1 - 2^{-j}n_1)H\psi_{m_2}^j(x_2 - 2^{-j}n_2) \quad (4.14)$$

L'utilisant l'équation 4.13 et 4.14 donne le de Wave atom directionnelle φ_{μ} représenté par la paire ($\varphi_{\mu}^{(1)}$ et $\varphi_{\mu}^{(2)}$) comme suit :

$$\varphi_{\mu}^{(1)} = \frac{\varphi_{\mu}^{+} + \varphi_{\mu}^{-}}{2}, \quad \varphi_{\mu}^{(2)} = \frac{\varphi_{\mu}^{+} - \varphi_{\mu}^{-}}{2} \quad (4.15)$$

$\varphi_{\mu}^{(1)}$ et $\varphi_{\mu}^{(2)}$, sont des fonctions de base avec deux lobes dans le plan de fréquence, symétrique par rapport à l'origine, et donc des paquets d'ondes directionnelles oscillant dans un seul sens sont générés [Abdu 2009]. L'ensemble $\varphi_{\mu}^{(1)}$ et $\varphi_{\mu}^{(2)}$ forment la trame Wave atoms et peut être notée conjointement comme φ_{μ} , le taux de redondance dans ce cas augment à deux [Dema 2007].

➤ **Le wave atoms complexe:** il est possible d'isoler chaque lobe dans la fréquence tout en brisant la symétrie entre les lobes, le taux de redondance ici s'élève à quatre.

$$\varphi_{\mu}^{(1)} = \psi_{m_1, n_1, +}^j(x_1)\psi_{m_2, n_2, +}^j(x_2) \quad (4.16)$$

$$\varphi_{\mu}^{(2)} = \psi_{m_1, n_1, +}^j(x_1)\psi_{m_2, n_2, -}^j(x_2) \quad (4.17)$$

$$\varphi_{\mu}^{(3)} = \psi_{m_1, n_1, -}^j(x_1)\psi_{m_2, n_2, +}^j(x_2) \quad (4.18)$$

$$\varphi_{\mu}^{(4)} = \psi_{m_1, n_1, -}^j(x_1)\psi_{m_2, n_2, -}^j(x_2) \quad (4.19)$$

Le résultat $\varphi_{\mu} = (\varphi_{\mu}^{(1)}, \varphi_{\mu}^{(2)}, \varphi_{\mu}^{(3)}, \varphi_{\mu}^{(4)})$ est le Wave atom complexe.

La figure IV.6 représente le pavage du wave atom du plan de fréquences particulière. La taille des carrés est doublée lorsque l'échelle j augmente de 1. Lors d'une échelle donnée j , les carrés sont indexés par m_1, m_2 à partir de zéro, près des axes. Le point indique le même changement d'échelle comme dans la figure IV.4 et correspond à la fonction de base notée $\psi_3^2(x_1)\hat{\psi}_3^2(x_2)$ [Hadd 2009].

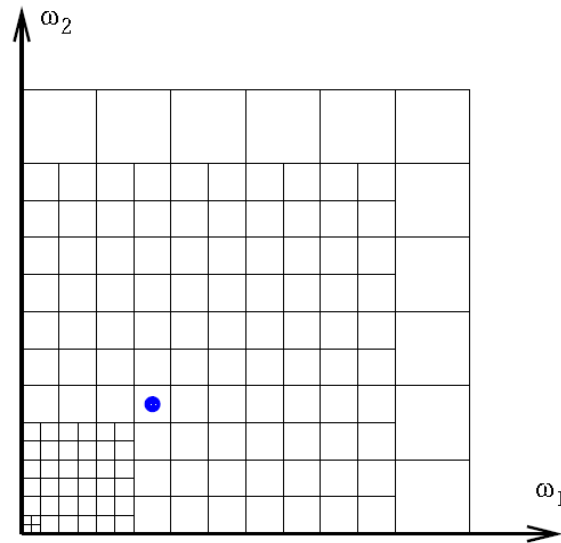


Figure IV.6 - Le pavage du wave atom du plan de fréquences.

IV.6 Conclusion

Les wave atoms ont permis de mieux exploiter les informations contenues dans certains types d'images, cette transformée a montré qu'elle est plus appropriée dans ce cas là que d'autres transformées comme les ondelettes surtout lorsque il s'agit des images qui contiennent des oscillations et en l'occurrence des images comportant des oscillations tels que les empreintes digitales.

CHAPITRE V

CHAPITRE V

RÉSULTATS EXPERIMENTAUX

V.1 Introduction

L'objectif principal de ce chapitre est de mettre en évidence l'apport de la transformation en wave atoms en tant que représentation d'image dans le domaine applicatif de la compression de données. Dans le présent chapitre nous proposons de tester notre algorithme qui est basé sur la transformation en wave atoms multi-résolution multi-échelle dédié à la compression des images d'empreinte digitale.

Une étude comparative concernant les résultats de la compression par la transformation en wave atoms et les transformations en ondelettes et paquets d'ondelettes optimisés, fera l'objet d'une discussion en se basant sur les critères objectifs: la qualité d'image reconstituée et le taux de compression.

Il est important de signaler que nous nous sommes fixés un seuil minimum du taux de compression de l'ordre de 6.

V.2 Etudes des propriétés des transformations

Le but de chaque transformation est de concentrer l'information sur peu de coefficients, pour cela nous allons précéder à des tests en vue de reconstruire l'image avec une partie (un pourcentage) des coefficients.

V.2.1 Les transformations à bases d'ondelettes et seuillage (DWT + seuillage)

Dans la première partie nous allons réaliser les différentes transformations en ondelettes (classique, et paquets d'ondelettes optimisés), le niveau de résolution pour toutes les transformations est fixé à 5. Nous appliquons, par la suite un seuillage aux images en sous-bandes en forçant à zéro les coefficients les moins significatifs. Enfin les images sont reconstruites par la transformation inverse.

V.2.2 La transformation en wave atoms et sélection des coefficients

Pour la transformation en wave atoms nous proposons d'utiliser la procédure suivante :

- Application de la transformation en wave atoms.
- Sélection d'un pourcentage de coefficients les plus significatifs d'un point de vue global.
- Reconstruction par la transformée en wave atoms inverse.

Le but ici est de mettre en évidence l'effet de la transformation sur les images des empreintes digitales en rapport avec la maximisation d'énergie sur un nombre de coefficients réduit.

Les tableaux V.1 et V.2 présentent une étude comparative entre les différentes transformations, à base d'ondelettes et la transformation en wave atoms, et leurs effets sur la réduction du nombre de coefficients nécessaires pour la reconstruction des images. Ces expériences sont réalisées sur l'image 101_4.

Tableau. V.1 - Résultats de l'application de la transformation en ondelettes avec seuillage de coefficients.

Le pourcentage de coefficients prise (%)	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
	PSNR (dB)									
ondelettes	33.95	34.05	34.25	34.30	34.33	34.37	34.39	34.39	34.40	34.44
paquets d'ondelettes	34.45	34.58	34.66	34.74	34.80	34.91	35.03	35.20	35.32	35.40
WSQ	34.08	34.15	34.36	34.37	34.42	34.53	34.62	34.73	34.78	34.85

Tableau. V.2 - Résultats de l'application de la transformation en wave atoms avec sélection de coefficients.

Le pourcentage de coefficients prise (%)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
	PSNR (dB)									
wave atoms	34.70	36.24	37.74	39.17	40.61	41.94	43.21	44.40	45.53	47.04

Nous remarquons d'après les tableaux. V.1 et V.2 que le PSNR augmente à chaque fois que l'on augmente le pourcentage des coefficients sélectionnés pour la reconstruction de l'image. Ceci est valable pour toutes les transformations, en faisant varier le seuil d'admissibilité des coefficients. Cependant, cette augmentation diffère d'une décomposition à une autre, et dans le même contexte, on aperçoit qu'elle n'est pas d'une grande envergure pour les transformations à base d'ondelettes. Tandis qu'avec la transformation en wave atoms, le PSNR augmente plus fortement et les valeurs sont plus importantes par rapport aux autres transformations alors que le nombre de coefficients utilisés pour la reconstruction est beaucoup moins important.

A partir de ces constatations, on conclut que la transformation par wave atoms permet de mieux concentrer l'information utile pour la reconstruction de l'image, sur peu de coefficients, et cela aide à réduire les coefficients pour ne prendre que ceux les plus pertinents. Cela constitue un gain positif dans le cadre de l'application de cette transformation pour la compression des images empreintes digitales.

Il a été prouvé que le schéma de compression basé sur une représentation de l'image dans un plan transformé, est plus performant, Ainsi le choix d'une transformation bien adapté au type de données est nécessaire pour une bonne représentation de l'information avec un minimum de coefficients possible.

V.3 Les différents schémas de compression

Afin de mener à bien notre étude comparative nous avons réalisé les différents schémas de compression qui sont à base de transformations.

Nous avons implémenté et réalisé :

- Schéma à base des ondelettes ;
- Schéma à base des paquets d'ondelettes optimisés ;
- Schéma à base des wave atoms.

Toutes ces méthodes s'articulent sur le même schéma de compression :

- ◆ Une transformation.
- ◆ Une quantification.
- ◆ Un codage

La différence qui existe entre les schémas de compression réside en grande partie au niveau du choix de la transformation elle-même et la stratégie de la quantification.

La figure V.1 illustre le schéma général de la compression par transformation.

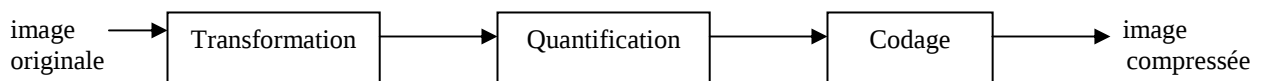


Figure V.1 – Schéma standard de compression à base de transformation.

Dans les schémas proposés, la quantification adoptée est la quantification scalaire à zone morte pour les images détails, nous avons réalisé des tests pour mettre en évidence les valeurs du pas δ à fixer pour les images empreintes digitales. En même temps nous préconisons de

quantifier les coefficients approximation issus de la transformation par une quantification scalaire uniforme. Le nombre de représentants N a fait l'objet d'une étude particulière pour arriver à voir ses effets sur les résultats et cela en faisant varier la valeur de N .

➤ Prétraitement

Avant de réaliser l'algorithme de compression par la transformation en ondelettes sur les images empreintes digitales, nous effectuons quelques traitements, qui consistent en une normalisation de l'image originale par rapport à une moyenne M et une variance V fixées, et l'extraction du bloc informationnel qui représente la trace de l'empreinte seulement.

La figure V.2 montre un exemple des opérations de normalisation et extraction du bloc informationnel de l'empreinte digitale.

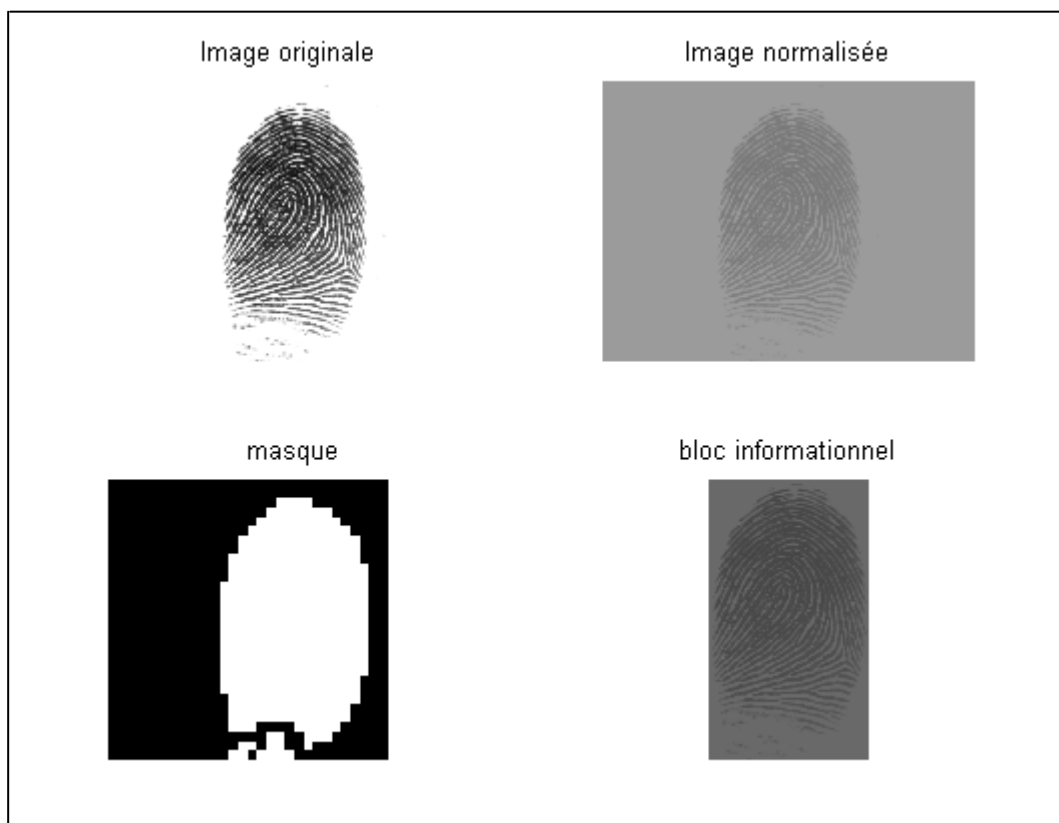


Figure V.2 – Les opérations de prétraitement.

V.4 Schéma de décomposition par la transformation en ondelettes

Le principe de la décomposition en ondelettes simple repose sur le fait qu'après chaque niveau de résolution, on décompose seulement l'image approximation issue de la résolution antérieure jusqu'à un niveau de résolution n . Nous avons choisi pour nos expériences $n=5$ (comme dans le cas de la norme WSQ). Par la suite les coefficients en sous-bandes détails du même niveau de résolution (i) seront transformés sous forme de vecteur, puis concaténés et quantifiés par le même nombre de représentants N_i . L'image approximation (basses fréquences) est quantifiée par un nombre de représentant N . Les tests, en faisant varier N , sont résumés dans les tableaux V.3 et V.4. Il est important de signaler que les N_i ont été fixés à des valeurs 8, 16 pour maintenir le taux de compression proche de 6.

Tableau. V.3 - Résultats de la compression par la transformation en ondelettes appliquée à l'image 101_4

N	N1	N2	N3	N4	N5	Taux	PSNR (dB)
64	16			8		6.00	31.27
32	16			8		6.13	31.30
16	16			8		6.17	31.20

Tableau. V.4 - Résultats de la compression par la transformation ondelettes appliquée à l'image 103_5

N	N1	N2	N3	N4	N5	Taux	PSNR (dB)
64	16			8		6.13	31.65
32	16			8		6.16	31.60
16	16			8		6.20	31.60

Nous constatons d'après les résultats que le PSNR est de l'ordre de 30dB, et que l'augmentation des nombres de représentants N influe peu sur le PSNR. De même, le taux de compression n'est pas de valeur importante. Cependant, il est reconnu que le PSNR ne donne pas d'une manière fiable, un aperçu sur la qualité de l'image et que souvent nous avons plutôt recours à la perception humaine.

Empreinte 101_4 originale



Empreinte 101_4 compressée avec N=16



Figure V.3 L'images d'empreintes 101_4 compressées par la transformation en ondelettes pour un taux de 6.17.

Empreinte 103_5 originale



Empreinte 103_5 compressée avec N=16



Figure V.4 L'image d'empreinte 103_5 compressée par la transformation en ondelettes pour un taux de 6.20.

De visu (voir figures V.3 et V.4), nous pouvons voir que ces images, qui sont le résultat de la compression décompression à base de la transformée en ondelettes, que la qualité visuelle n'est pas bonne pour un PSNR dépassant 30dB.

V.5 Schéma de décomposition par la WSQ

Afin de détailler notre méthode de quantification pour cette décomposition, nous nous référons à la figure V.5 qui représente le codage des différentes sous-bandes. Les coefficients approximation purs (la sous-bande 0) sont quantifiés par une quantification scalaire uniforme avec un nombre de représentants N, ce choix se résume dans le fait que la distribution des coefficients ne présente pas des valeurs proche de zéro comme le montre figure V.6 -b.

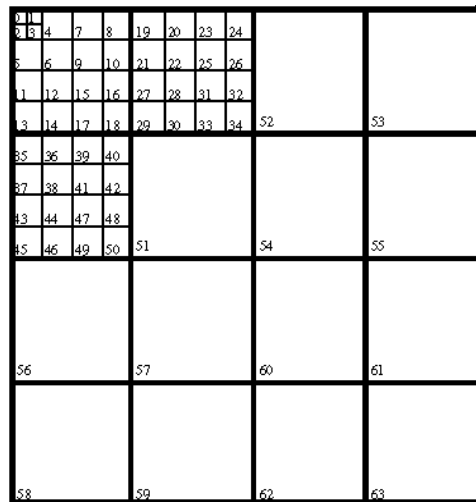


Figure V.5 - La décomposition en WSQ

- Les coefficients correspondants aux sous-bandes de 1 à 63 sont tous quantifiés par une quantification scalaire uniforme à zone morte avec un nombre de représentants différent selon le niveau de résolution des images en sous-bandes.

- Les coefficients correspondants aux sous-bandes de 1 à 3 sont codés avec un nombre de représentants N1.

- Les coefficients correspondants aux sous-bandes de 4 à 50 sont codés avec un nombre de représentants N2.

- Les coefficients correspondants aux sous-bandes de 51 à 63 sont codés avec un nombre de représentants N3.

Le choix de ces différents types de quantification revient en premier lieu à la forme de distribution des coefficients, dans le cas des images en sous-bandes détails, on aperçoit qu'il y a une forte concentration autour de la valeur zéro, donc il est préférable de représenter ces valeurs par zéro. La figure V.6 -b illustre la distribution des coefficients pour l'image sous bande approximation et celle des détails figure V.6 -a.

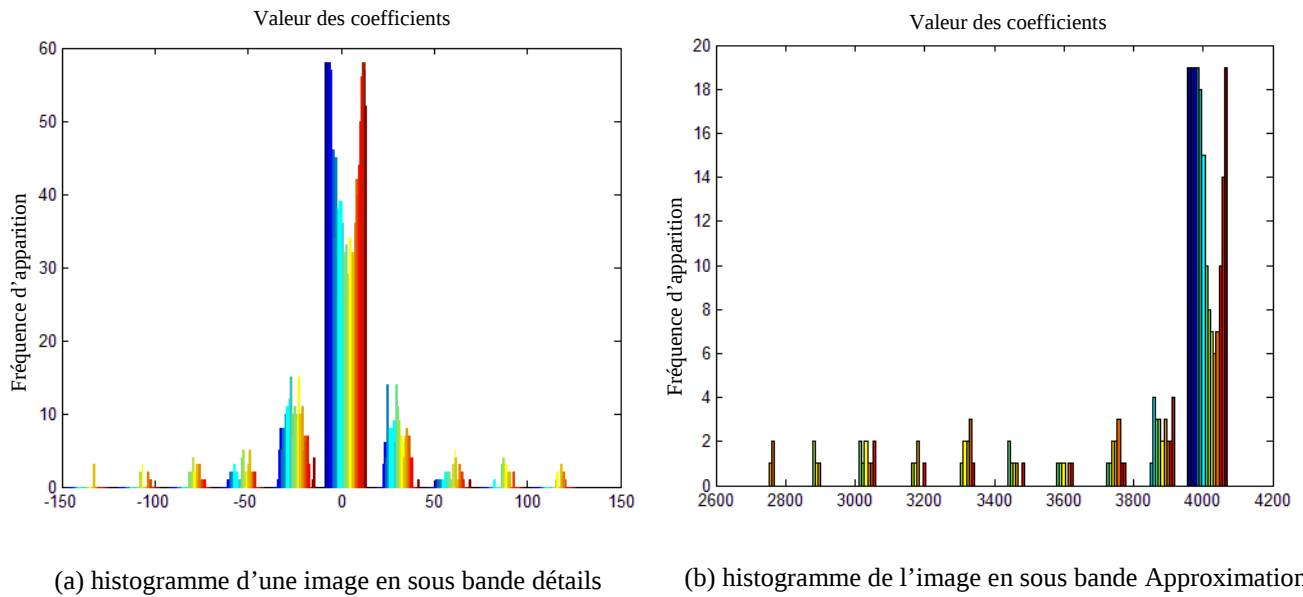


Figure V.6 –L’histogrammes des coefficients WSQ.

Les tableaux V.5 et V.6 résument les résultats obtenus par l’application de l’algorithme WSQ sur les images 101_4 et 103_5 respectivement.

Tableau. V.5 - Résultats de la compression par WSQ appliquée à l’image 101_4.

N	N1	N2	N3	Taux	PSNR
64	16		8	5.75	31.36
32	16		8	5.86	31.30
16	16		8	5.90	31.23

Tableau. V.6 - Résultats de la compression par WSQ appliquée à l’image 103_5.

N	N1	N2	N3	Taux	PSNR
64	16		8	5.87	31.95
32	16		8	5.90	31.92
16	16		8	5.93	31.90

En se référant aux tableaux V.5 et V.6, on remarque que les PSNR dépassent la valeur de 30 dB, et atteignent presque 32dB pour l’image 103_5 avec N=64, alors que le taux de compression reste relativement faible et il ne dépasse pas 1:6 pour tous les cas mentionnés sur les deux tableaux.

En termes de qualité visuelle, les deux images représentées par les figures V.7 et V.8 présentent les résultats du processus compression-décompression par WSQ.

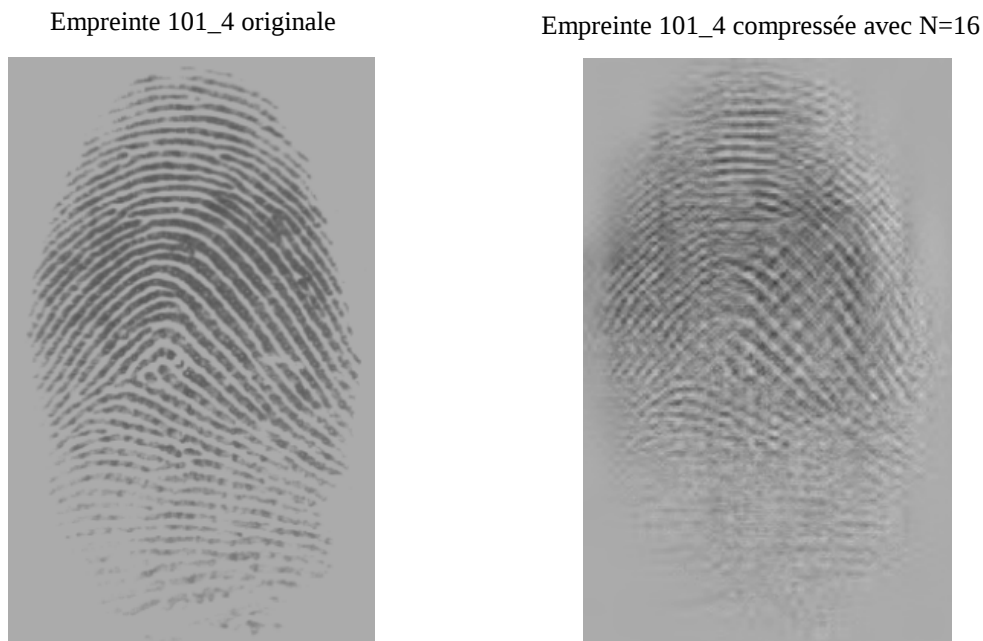


Figure V.7 - L'images d'empreintes digitales 101_4 compressées par WSQ
Pour un taux de 5.90.

Nous remarquons qu'avec l'application de la décomposition en ondelettes optimisés, propre à la norme WSQ que la qualité visuelle de l'image est relativement meilleure par rapport à l'application de la transformée en ondelettes, toutefois elle reste loin d'être qualifiée de 'bonne' (voir figure V.7 et V.8).

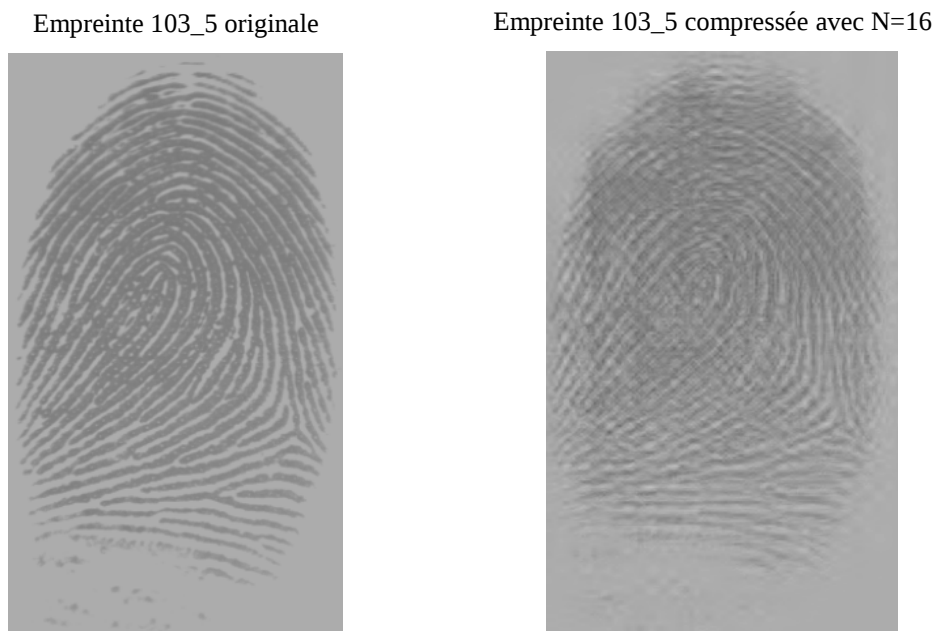


Figure V.8 - L'images d'empreintes digitales 103_5 compressées par WSQ
pour un taux de 5.93.

Si on fait une comparaison entre les résultats de l'algorithme de la compression à base d'ondelettes simple et celle à base de paquets d'ondelettes optimisé la (WSQ), on remarque qu'il y a une amélioration du PSNR et une baisse du taux de compression, nous expliquons cela par l'augmentation du nombre de coefficients pris en considération au niveau de l'algorithme WSQ.

Après avoir réalisé les schémas de compression à base de transformation en ondelettes nous passons à l'algorithme de compression à base de wave atoms

V.6. Schéma de compression par la transformée en wave atoms

Le schéma basé sur la transformation en wave atoms diffère en quelques sortes de ceux des transformations étudiées antérieurement. En effet, avec la transformation en wave atoms nous ne différencions pas entre les coefficients provenant des bases fréquences et ceux des hautes fréquences, le critère de sélection dans cet algorithme est celui de la signification des coefficients issus de la transformation.

Avant la sélection des coefficients, il faut préciser que les valeurs résultantes de la transformation en wave atoms sont des nombres complexes enregistrés dans des cellules, et pour cela il est judicieux de les transformer sous forme de module et argument. Les valeurs module sont alors modifiées et stockées dans une matrice au lieu des cellules, pour qu'elles puissent être exploitables, et de même pour la matrice argument.

Les coefficients obtenus après ces étapes, passent par le critère de sélection des coefficients les plus pertinentes en d'autre terme ceux supérieures à un seuil fixe puis sont pris et quantifiés en suite codés pour obtenir les données compressées.

La figure V.9 montre le schéma des étapes suivies dans notre algorithme, basé sur la transformation en wave atoms.

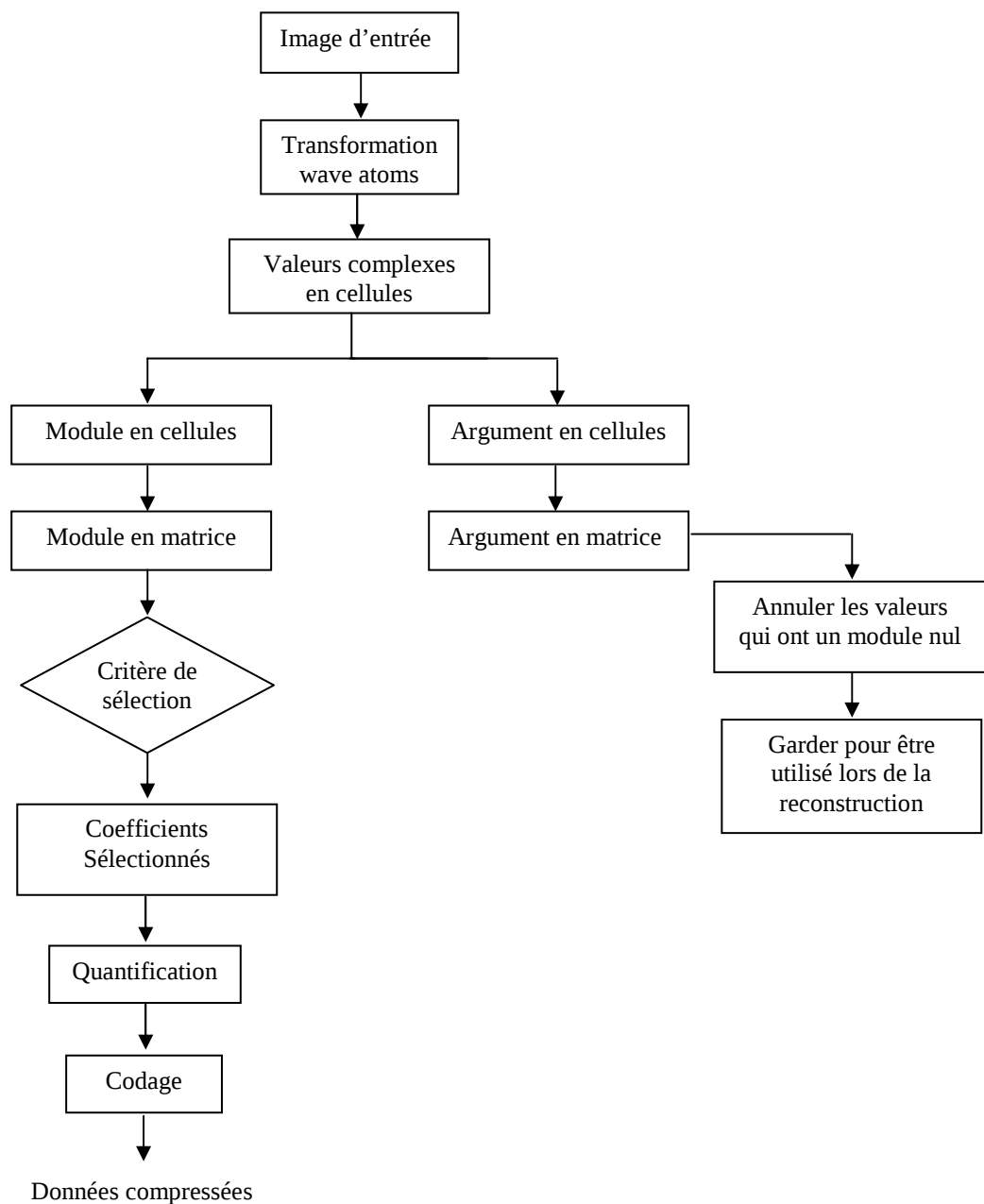


Figure V.9 – Schéma de l'algorithme de compression proposé.

En ce qui concerne la quantification adoptée pour les coefficients sélectionnés, nous avons choisi l'algorithme de quantification scalaire non-uniforme pour des raisons liées à la distribution des coefficients. Ainsi les coefficients quantifiés vont être codés par le codage de Huffman.

L'avantage que présente la quantification non uniforme réside dans le fait que le nombre N_1 et les valeurs des représentants sont optimisés. Les tableaux V.7, V.8 et V.9 illustrent les résultats obtenus par notre algorithme de compression.

Tableau. V.7 - Résultats de la compression de l'image 101_4

Image PC	101_4			
	Images résultats	N1	TAUX	PSNR
1%	101_4-1	11	17.25	34.28
5%	101_4-2	11	17.76	34.94
10%	101_4-3	11	17.88	34.94
50%	101_4-4	11	18.00	35.04

Tableau. V.8 - Résultats de la compression de l'image 103_5

Image PC	103_5			
	Images résultats	N1	TAUX	PSNR
1%	103_5-1	12	10.56	40.06
5%	103_5-2	12	10.67	40.25
10%	103_5-3	12	10.81	41.14
50%	103_5-4	12	11.09	41.22

Tableau. V.9 - Résultats de la compression de l'image 101_2

Image PC	101_2			
	Images résultats	N1	TAUX	PSNR
1%	101_2-1	12	15.1	33.50
5%	101_2-2	12	15.52	33.71
10%	101_2-3	12	15.73	34.11
50%	101_2-4	12	16.2	34.27

PC : pourcentage de coefficients pris.

Nous remarquons d'après les résultats obtenus tableaux V.7, V.8 et V.9, que nous avons réussi à avoir un meilleur taux de compression pour toutes les images compressées avec notre algorithme qui est à base de la transformée en wave atoms. Cependant, si on compare le PSNR des tableaux V.7, V.9 avec celui V.8, on voit qu'il y a un net écart entre les deux résultats. Cependant si on considère le critère psychovisuel, les figures V.10, V.11 et V.12 montrent clairement que les images reconstruites sont toutes de bonne qualité.



Figure V.10 – Résultat de la compression de l'image 101_4 en appliquant la transformation en wave atoms avec 1% de coefficients.

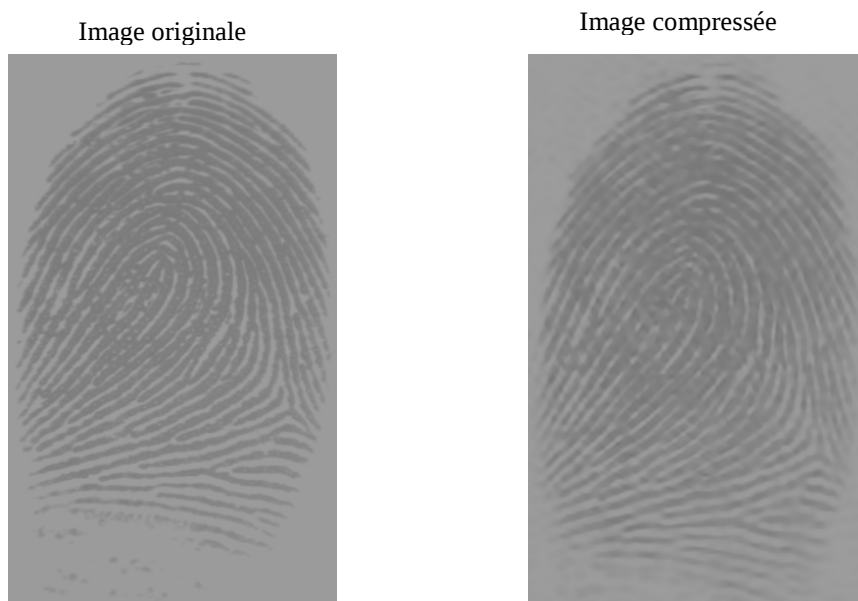


Figure V.11 – Résultat de la compression de l'image 103_5 en appliquant la transformation en wave atoms avec 10% de coefficients.

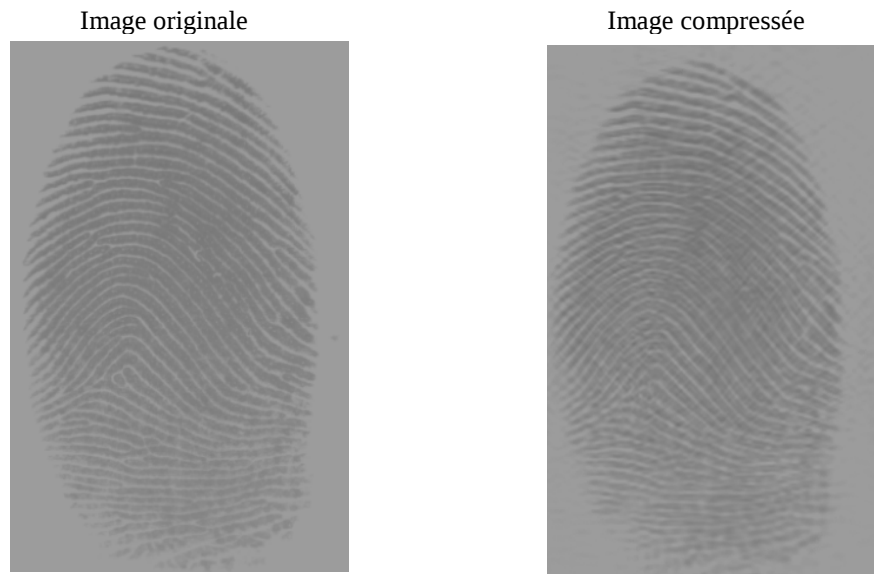


Figure V.12 – Résultat de la compression de l'image 101_2 en appliquant la transformation en wave atoms avec 50% de coefficients.

D'après les résultats illustrés par les figures V.10, V.11 et V.12 et les tableaux V.7, V.8 et V.9, on peut énoncer les remarques suivantes :

- Les images reconstruites sont de bonne qualité.
- Le PSNR n'est pas un critère suffisant, celui-ci n'est pas bien ajusté au Système Visuelle Humain, donc l'utilisation seule du PSNR ne peut pas être considérée comme une mesure objective de la qualité visuelle d'une image [Wang 2002].
- La variation du taux de compression est inversée (un faible pourcentage de coefficients-taux de compression bas et inversement). Nous expliquons cela par le fait que lorsque le taux de valeurs à zéro est important, le codage d'Huffman devient moins efficace puisque la valeur de zéro est très probable et les valeurs significatives sont presque équiprobables.

La réduction du taux des valeurs à zéro influe positivement sur les performances du codage de Huffman.

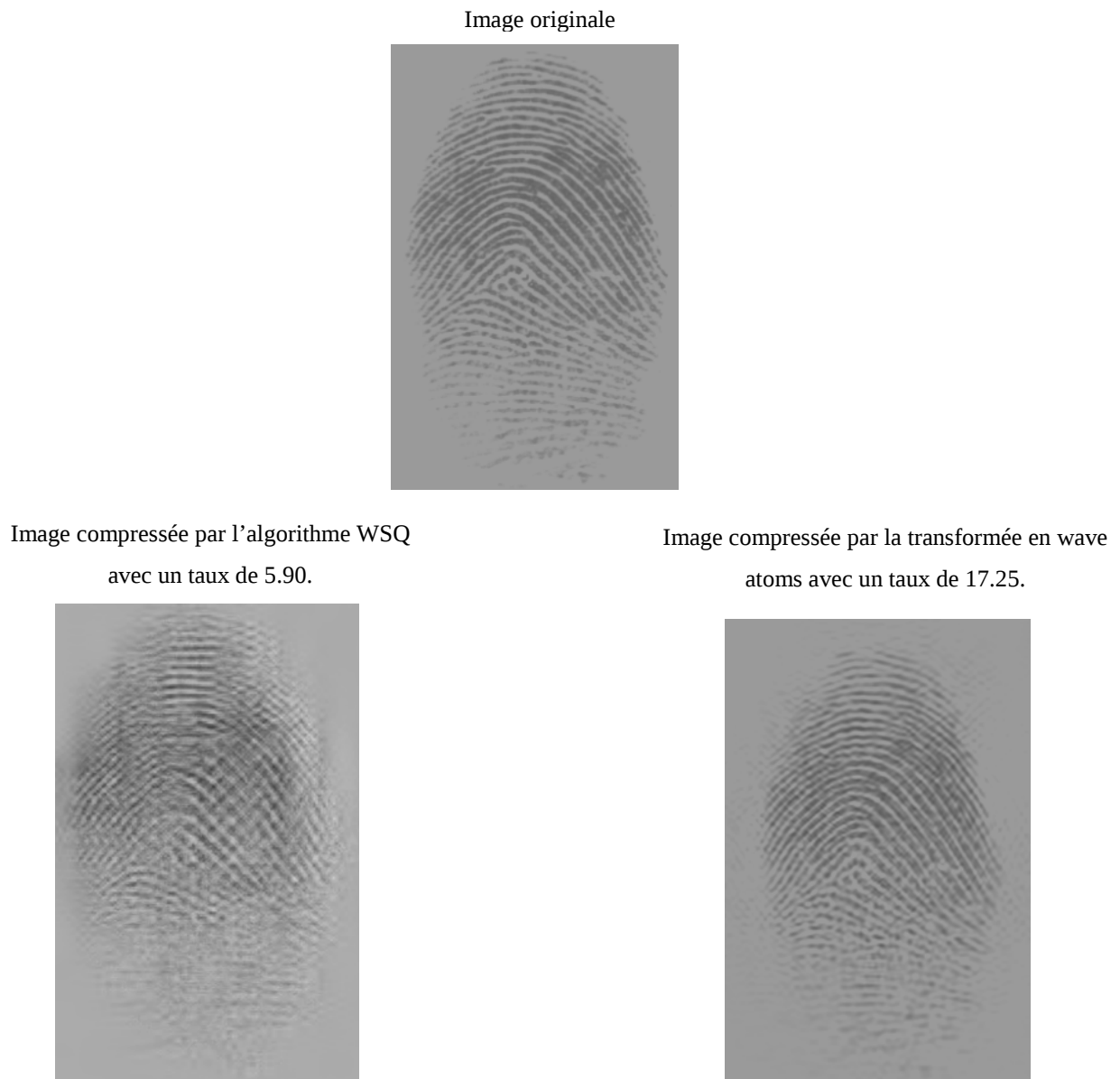


Figure V.13 – Comparaison entre les images issues de la compression par WSQ et par la transformation en wave atoms.

La figure V.13 montre clairement la supériorité en termes de qualité de l'algorithme à base de la transformation en wave atoms par rapport à l'algorithme WSQ.

Une étude comparative entre les résultats des différents algorithmes réalisés dans ce mémoire est résumée sous forme de tableaux V.10 et V.11. L'étude se fait en considérant pour chaque algorithme, la meilleure valeur obtenu du taux de compression.

Tableau. V.10 – Comparaison des résultats de la compression de l'image 101_4

Algorithmes	TAUX	PSNR (dB)	Appréciation visuelle
Ondelettes	6,17	31,20	Mauvaise
WSQ	5,75	31,36	Mauvaise
Wave atoms	18.00	35. 04	Très bonne

Tableau. V.11 – Comparaison des résultats de la compression de l'image 101_4

Algorithmes	TAUX	PSNR (dB)	Appréciation visuelle
Ondelettes	6.20	31.60	Mauvaise
WSQ	5.87	31.95	Mauvaise
Wave atoms	11.09	41.22	Très bonne

Les conclusions tirées de ces tableaux c'est que la compression des images empreintes digitales par la transformée en wave atoms donnent de très bonnes performances du point de vue taux de compression, PSNR et appréciation visuelle.

Dans le cadre de la biométrie, l'appréciation visuelle n'est pas suffisante puisque les images empreintes digitales sont destinées à l'identification.

En général, cette dernière est réalisée par l'extraction des minuties (bifurcation et fin de ligne).

V.7 Appréciation par la détection de minuties

Pour donner plus d'envergure à notre méthode de compression des images, et pour argumenter plus ses qualités, nous avons appliqué un algorithme d'extraction de minuties, sur des images d'empreintes digitales avant et après compression. Cet algorithme permet de détecter les bifurcations (vert) et les fins de lignes (rouge).

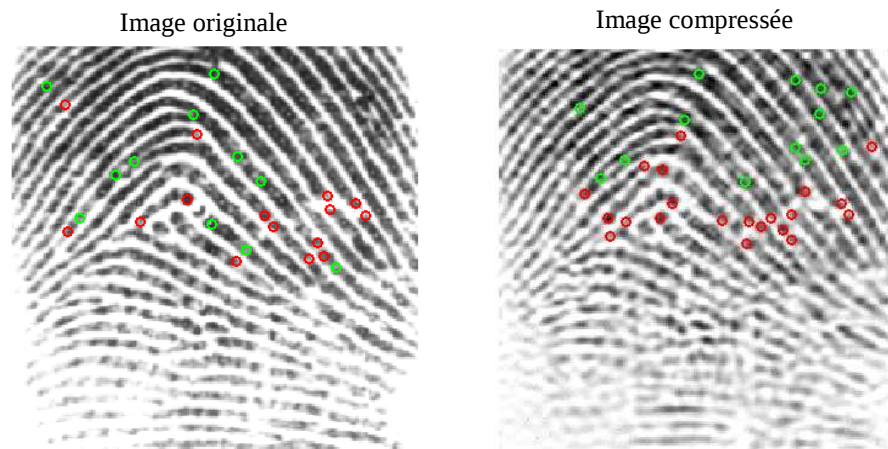


Figure V.14 – Détection des minuties sur les images avant et après compression par la transformation en wave atoms.

La figure V.14 montre que les minuties sont détectées sur les deux images. On aperçoit l'existence de plusieurs bifurcations et fins de lignes communes entre les deux images, est cela s'explique par la bonne qualité de l'image compressée

En vue de ces résultats, nous pouvons dire que notre algorithme de compression arrive à bien reconstruire l'image avec un taux de compression important.

V.8 Conclusion

L'application de la transformation en wave atoms pour la compression des images empreintes digitales, apporte une amélioration significative en termes de résultats par rapport à la compression par la décomposition en ondelettes simple ou paquets d'ondelettes optimisés (la norme WSQ), en précisant que, définir le PSNR comme seul critère de jugement de la qualité d'images compressées par rapport à l'originale peut ne pas être aussi convaincant et que l'appréciation de l'œil humaine et l'application de la détection de minuties s'avèrent nécessaires pour argumenter la qualité des images compressées.

Toutefois, le choix d'une bonne stratégie de quantification pour les coefficients issus de la transformation, peut apporter des améliorations conséquentes sur les résultats de la compression.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Conclusion Générale

Dans le cadre de notre travail, nous avons étudié les méthodes de compression des images empreintes digitales. Notre objectif principal est d'élaborer le schéma de compression le mieux adéquat à ce type de données, Pour cette raison nous avons réalisé différents algorithmes à base de plusieurs transformations.

Nous avons présenté les différentes étapes nécessaires à la compression des images, en abordant chacune de ces étapes à savoir, la transformation du plan de représentation, la quantification et le codage entropique.

La transformation présente une étape indispensable en vue de rendre l'information mieux exploitable par le processus de compression. A cet effet, une étude comparative entre les différentes transformations utilisées, a été réalisé. Nous nous sommes focalisés sur les transformations géométriques et leurs caractéristiques.

Ainsi, nous avons pu mettre en évidence que la transformation en wave atoms est plus adaptée aux images empreintes digitales. En effet, une très bonne reconstruction de l'image est obtenue à partir d'un nombre limité de coefficients. La sélection de 10% des coefficients à valeur significative permet d'obtenir des images reconstruite dont le PSNR est de l'ordre de 47 dB. Il a été également signalé, que la transformation en ondelettes et paquets d'ondelettes nécessitent plus de coefficients significatifs pour une reconstruction correcte.

En ce qui concerne la quantification, nous avons pu établir que la stratégie adoptée dépend étroitement de la distribution des coefficients de la transformée. Pour cela, nous proposons des variantes de la quantification, (scalaire uniforme, zone morte et non uniforme) pour les différents schémas de compression basés sur la transformée en, ondelettes, paquets d'ondelettes optimisés et wave atoms.

A partir de résultats obtenues de la compression, nous pouvons conclure que :

- Pour obtenir un taux de compression supérieur à 6, il faut utiliser la transformée en wave atoms.
- Le choix du pourcentage des coefficients significatifs influe peu sur le taux de compression. Ceci est tributaire de la méthode de quantification et de codage utilisés.
- La qualité des images obtenues après compression par la transformation en wave atoms est très bonne. Ceci peut être confirmé par la valeur du PSNR qui est de l'ordre de 41.22 dB pour l'image 101_4 et par l'appréciation visuelle.

La mesure de la qualité d'image par la valeur du PSNR est généralement insuffisante. Il est important d'avoir recours au critère psychovisuel.

Du fait que les empreintes sont destinées à l'identification par extraction des caractéristiques locales (minuties), il est important que les images compressées offrent les mêmes performances de détection des minuties. Nous avons montré que les images compressées par les wave atoms peuvent être utilisées pour l'identification sans pertes de performances.

Néanmoins, comme perspectives à notre travail nous proposons :

- ✓ D'utiliser d'autres paramètres de la transformée en wave atoms, pour les méthodes de compression des images empreintes digitales, afin de voir leurs effets sur les résultats de la compression (orthogonalité, symétrie).
- ✓ D'adopter pour le codage de Huffman une autre stratégie telle que le codage de la matrice des coefficients en plus de la position de chaque coefficient pour différencier entre les valeurs zéro et les valeurs significatives.
- ✓ Réduire la complexité du calcul de l'algorithme basé sur la transformée en wave atoms.
- ✓ Implémenter cet algorithme de compression sur un système à carte à puce pour une évaluation des performances en temps réel.

« Everything should be made as simple as possible, but not simpler »

Albert Einstein

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

Références bibliographiques

- [Abdu 2009] A. M. Abdul, R. Minhas, Q.M. Jonathan Wu, M. A. Sid Ahmed, "A generic fingerprint image compression technique based on wave atoms decomposition", *International Conference on Image Processing - ICIP*, pp. 2837-2840, 2009
- [Abdo 2002] Y. Abdou, "Fingerprint Image Compression and the Wavelet Scalar Quantization Specification", *National Institute of Standards and Technology*, USA, 2002.
- [Ansa 2000] R. Ansari, N. Memon, "The JPEG Lossy Image Compression Standard", In A. Bovik (réd.) *Handbook of Image and Video Processing*, Academic Press, London, pp. 513-526, p. 891, 2000.
- [Anto 1992] M. Antonini, M. Barlaud, P. Mathieu, and I. Daubechies, "Image Coding Using Wavelet Transform", *IEEE Trans. On Image Processing*, vol. 1, pp. 205-220, 1992.
- [Babe 2003] 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.
- [Bena 2007] M. Benabdellah, "outils de compression et de crypto compression: applications aux images fixes et video", *Thèse doctorat*, 2007.
- [Cand 1999] E. Candes, D. Donoho, "Ridgelets: A key 10 higher-dimensional intermittency", *Philosophical transactions Royal Society, Mathematical, physical and engineering sciences*, vol. 357, No. 1760 pp.2495- 2509, 1999.
- [Cand 2006] E. J. Candès, L. Demanet, D. L. Donoho and L. Ying, "Fast Discrete Curvelet Transforms". *SIAM Multiscale Model. Simul.*, vol. 5, No. 3, pp. 861-899, 2006.
- [Capp 2000] R. Cappelli, A. Erol D. Maio, D. Maltoni, J.L. "synthetic fingerprint-image Generation ", *Proc. 15th Int'l. Conf. Pattern Recognition (ICPR 2000)*, pp.351-361, 2000.
- [Care 2000] J. Carette, "Les ondelettes et la compression d'images", *Cours Analyse et conception d'algorithmes*, Université du Québec à Chicoutimi, 2000.
- [Cohe 1994] A. M. Cohen, H. L. Resnikoff "Image Compression for Radiology and Telemedicine", *Proc. SPIE 2298, SPIE, Bellingham, Wash.*, pp. 304-315, 1994.
- [Coif 1995] R.R. Coifman, D.L. Donoho, "Translation-invariant de-noising", *Technical report*, p. 475, Standford University, 1995.
- [Coll 1992] C. Collet, "Systèmes d'information géographique en mode image", *Collection Gérer l'environnement*, Presses Polytechniques Universitaires, Lausanne, p.186, 1992.
- [Davi 2001] S. David, Taubman and M. W. Marcellin, "JPEG 2000: Image Compression Fundamentals, Standards and Practice", *Kluwer Academic Publishers*, Norwell, MA, USA, 2001.
- [Daub 1992] I. Daubechies, M. Antonini, M. Badaud, P. Mathieu, "Image Coding Using Wavelet Transfom", *IEEE Transactions on hane Processing*, i(2), pp. 205- 220, 1992.
- [Dema 2006] L. Demanet, "Curvelets, Wave Atoms, and Wave Equations", *Thesis for the Degree of Doctor of Philosophy*, Pasadena, California, 2006.
- [Dema 2007] L. Demanet, L.X. Ying, "Wave Atoms and Sparsity of Oscillatory Patterns", *Appl. Comput. Harmon. Anal.* 23(3), pp. 368–387, 2007.

- [Dema 2009] L. Demanet, L.X. Ying, "Wave atoms and time upscaling of wave equations", *Springer-Verlag, Numerical. Mathématique*, 2009.
- [Perr 2002] F. Perronnin, J. L. Dugelay, "Introduction a la Biométrie Authentification des Individus par Traitement Audio-Vidéo ", *Revue Traitement du Signal*, volume 19, numéro 4, 2002.
- [Gaud 2006] Y. Gaudeau, "Contributions en compression d'images médicales 3D et d'images naturelles 2D", *Thèse de doctorat*, l'Université Henri Poincaré, Nancy 1, 2006.
- [Geri 2003] A. Gerik, von Graevenitz, "Sensing Fingerprints ", *Dans A&S International*, vol. 52, Taipei, 2003, pp. 102-104, 2003.
- [Gray 1998] R. M. Gray, D. L. Neuhoff, "Quantization", *In IEEE Transactions, On Information Theory*, vol. 44, No.6, 1998.
- [Gros 1984] A. Grossmann, J. Morlet, "Decomposition of Hard functions into square integrable a elements of constant shape", *SIAM J. Math.*, vol . 15, pp. 723-736, 1984.
- [Hadd 2009] Z. Haddad, A. Beghdadi, A Serir, A. Mokraoui, "A new fingerprint image compression based on wave atoms transform", *Signal Processing and Information Technology (ISSPIT), IEEE International Symposium on*, 2009.
- [Howa 1994] P. G. Howard, J. S. Vitter, "Arithmetic Coding for Data Compression", *Technical Report Technical report, DUKE_TR_1994_09*, 1994.
- [Huff 1952] D. A. Huffman, "A Method of the Construction of Minimum Redundancy Codes", *In IRE.*, vol 40, pp. 1098_1101, 1952.
- [Jain 1998] A. Jain, r. Bolle, s. Pankanti, "Biometrics: Personal Identification in Networked Society", *Kluwer*, New York, 1998.
- [Jain 1999] A. Jain, A. Prabhakar, and L. Hong. "A multichannel approach to fingerprint classification". *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 21(4), pp.348-359, 1999.
- [Jami 2006] C. Jamin, "Algorithmes et structures de données compactes pour la visualisation interactive d'objets 3D volumineux", *Thèse de doctorat*, Université Claude Bernard - Lyon 1, 2006.
- [Jout 2007] G. Joutel, V. Eglin, H. Emptoz, " Recherche d'information dans les bases d'images de manuscrits anciens par une caractérisation multi-échelle des écritures", *LIRIS INSA-Lyon*, 2007.
- [Kara 2000] L.J. Karam, "Lossless Coding", *in A. Bovik (réd.) Handbook of Image and Video Processing*, pp. 461-474, Academic Press, London, p. 891, 2000.
- [Kris 2009] V. Krishnan V.R, Babu Anto P, "Features of Wavelet Packet Decomposition and Discrete Wavelet Transform for Malayalam Speech Recognition", *International Journal of Recent Trends in Engineering*, Vol. 1, No. 2, 2009.
- [Kuma 2009] B .K. kumar, K. S. Prasad. "Wavelet Scalar Quantization ", *Int. J. Advanced Networking and Applications* Vol. 01, No. 02, pp. 141-146, 2009.
- [Kyun 1996] S. J. Kyung, D. R. Gschwind, T. Bose. "ADPCM encoding of images using a conjugate gradient based adaptive algorithm", *In ICASSP - IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 4, pp. 1942-1945, 1996.
- [Laur 2006] L. Beddelem, J. Bianchi, A. Durup, M. H Ponsard, "Biométrie - Empreintes digitales", *Séminaire Recherche et Innovation*, 2006.

- [Liu 2001] S. Liu, M. SILVERMAN, "A Practical Guide to Biometric Security Technology", *IEEE Computer Society, IT. Pro. - Security*, 2001.
- [Mall 1989] S. Mallat, "Multifrequency channel decomposition of images and wavelet models", *IEEE Transactions and Acoustics. Sueech and Siganl Processing*, vol.37, No.12, pp. 2091-2110, 1989.
- [Malt 2003] D. Maltoni, D. Lai, A. Jain, S. Prabhakar, "Fingerprints analysis and representation", *springer Handbook of finger recongnition*, 2003.
- [Mano 1999] A. Manoury, J. L. Vehel, M. F. Lucas, "Watermarking d'images par paquets d'ondelettes", *Dix-septième colloque GRETSI*, Vannes, pp. 13-17, 1999.
- [Mori 2009] N. Morizet, "Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l'Iris", *Thèse de doctorat*, l'Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, 2009.
- [ouss 1998] Y. Oussar, " Réseaux d'ondelettes et réseaux de neurones pour la modélisation statique et dynamique de processus", *Thèse de doctorat* Université Paris VI, 1998
- [Poul 1999] A. D. Poularikas, "The handbook of formulas and tables for signal processing". *Chap. 39, CRC Press LLC*, 1999.
- [Prab 2003] S. Prabhakar, S. Pankanti, A. K. Jain, "Biometrie Recognition: Security and Privacy Concerns", *In Security & Privacy Magazine IEEE*, 2003.
- [Ranc 2001] T. Ranchin, " Analyse Multirésolution et transformée en ondelettes", *Cours GDTA CETEL*, Ecole des Mines de Paris, 2001.
- [Ranc 2005] T. Ranchin, "Fusion de données et modélisation de l'environnement ", *Mémoire d'Habilitation à Diriger les Recherches*, Université de Nice-Sophia Antipolis, 2005.
- [Raff 1998] P. Raffy, M. Antonini, M. Barlaud, "A new optimal subband bit allocation procedure for very low bit rate image coding". *IEE Electronics Letters*, vol. 34, No. 7, p. 647, 1998.
- [Rich 2002] E. Richard, R. Woods, C. Gonzalez, "Digital Image Processing", *Addison-Wesley Pub Co*, ISBN : 0201180758, Paris, January 2002.
- [Rodr 2006] J. M. Rodrigues, "Transfert sécurise d'images par combinaison de techniques de compression, cryptage et marquage", *Thèse de doctorat*, Université Montpellier II, 2006.
- [Shan 1948] C. E. Shannon, "A mathematical theory of communication", *Bell Systems Technical Journal*, 27, pp.379-423, pp. 623-656, 1948.
- [Shie 2001] B. J. Shieh, Y. S. Lee, and C.-Y. Lee. "A new approach of group-based VLC codec system with full table programmability", *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 11, No. 2, pp. 210-221, 2001.
- [Smar 2005] Y. Smara, "Réduction du speckle dans les images radar SAR: concepts et algorithmes", *International conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications*, 2005.
- [Star 2003] J. L. Starck, E. Candes, D. L. Donoho, "Astronomical Image Representation by the Curvelet Transform", *Astronomy and Astrophysics*, p. 398, pp. 785-800, 2003.
- [Swel 1996] W. Sweldens, "The lifting scheme: A costum-design construction of biorthogonal wavelets", *Applied and Computational Harmonic Analysis*, vol. 3, No 2, pp. 186-200, 1996.

- [Tikk 1997] P. E. Tikkanen and L. C. Sellin, "Wavelet and wavelet packet decomposition of RR and $RT_{\max}$ interval time series", *19th International Conference - IEEE/EMBS*, 1997.
- [Wang 2002] Z. Wang, A. C. Bovik, and L. Lu, "Why is image quality assessment so difficult ? ", *In IEEE Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, vol. 4, pp. 3313-3316, 2002.
- [Wick 1992] M.V. Wickerhauser, "High-resolution still picture compression", *Digital Signal Processing: a Review Journal*, vol. 2, No.4, pp. 204-226, 1992.
- [Zhan 2007] B. Zhang, M.J. Fadili, J. L. Starck, "Wavelets, ridgelets and curvelets for poisson noise", *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007.