

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique
Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou
Faculté de Génie Electrique et d'Informatique
Département d'Electronique



Mémoire de fin d'études

DE MASTER ACADEMIQUE
Domaine : Science et Technologie
Filière : Génie Electrique
Spécialité : Réseaux et Télécommunications

Thème

Compression d'images basée sur l'algorithme
de Max-shift

Proposé et dirigé par :

M^{me} HEMDANI NAIMA

Réalisé par:

M. ZAOUCHI MALIK
M. AHMED YAHIA AZIZ

Promotion: 2014

Remerciements

Nous tenons à témoigner notre profonde gratitude et nos remerciements les plus sincères à notre promotrice M^{me} HAMDANI NAIMA de nous avoir encadré, suivi et soutenu tout au long de ce travail.

Nos remerciements les plus vifs vont également aux membres du jury qui nous feront l'honneur de juger notre travail.

Que toute personne qui, d'une manière ou d'une autre, nous a aidé et encouragé pour l'aboutissement de ce travail, trouve ici l'expression de notre sincère reconnaissance.



Dédicaces

Je dédie ce modeste travail à:

- *Mes très chers parents*
- *Mon très cher grand frère Amer et sa femme Kfília*
- *Mes très chers frères Hamza, Mebrouk, Cherif et Gana*
- *Mes très chères sœurs Sabrina, Djamila et Kassia*
- *Mes cousines et cousins*
- *Ma copine Soussou qui ma encouragé*
- *Mes camarades et ami(e)s*
- *Toute la promotion 2013/2014*

AZIZ



Dédicaces

Je dédie ce modeste travail à:

- *Mes très chers parents*
- *Mon grand père*
- *Mon très cher frère Rabah*
- *Mes très chères sœurs Fouzia et Farida*
- *Mes cousines et cousins*
- *Mes camarades et ami(e)s*
- *Toute la promotion 2013/2014*

MALIK

Sommaire

Introduction générale.....	4
----------------------------	---

CHAPITRE I : Généralités sur la compression d'images

Introduction.....	5
I. 1. Définition de l'image.....	5
I.2. Définition de Pixel.....	6
I.3. Image numérique	7
I.4. L'image en pixel (Bitmap)	7
I.5. L'image vectorielle.....	8
I.6. Comparaison des images en pixels et des images vectorielles	9
I.7. Caractéristiques d'une image numérique	9
I.7.1. Dimension.....	9
I.7.2. Résolution.....	10
I.7.3. Bruit	10
I.7.4. Histogramme	10
I.7.5. Contours et textures.....	10
I.7.6. Luminance	10
I.7.7. Contraste	10
I.8. Images à niveaux de gris.....	10
I.9. Images en couleur	11
I.10. La Compression	11
I.10.1. Le but de la compression d'image.....	12
I.10.2. Les algorithmes de compression	12
I.10.3. Méthodes réversibles	12
I.10.3.1. L'algorithme de Shannon-Fano	13
I.10.3.2. Le codage de Huffman.....	13
I.10.3.3. Le codage arithmétique	13
I.10.3.4. Codage en RLE (Run Length Encoding).....	13
I.10.3.5. La méthode LZW (Lempel Ziv Welch).....	14
I.10.4. Méthodes irréversibles.....	15
I.10.4.1. Codage par dictionnaire	16

I.10.4.2. Quantification scalaire.....	16
I.10.4.3. Quantification vectorielle (QV).....	17
I.10.4.4. La DCT (Transformée en Cosinus Discret)	18
I.10.5. La compression JPEG	18
I.10.5.1. Définition de JPEG	18
I.10.4.2. Principe de la compression JPEG	19
I.10.4.3. La Norme JPEG2000	20
I.10.5.4. JPEG2000 basé sur ROI (Max-shift)	22
I.10.5. Codage fractal.....	22
I.10.6. Codage par régions.....	23
Conclusion	24

CHAPITRE II : La théorie des ondelettes

Introduction.....	25
II.1 Historique des ondelettes	25
II.2 Qu'est ce qu'une ondelette ?	27
II.3. Définition des ondelettes	27
La dilatation.....	29
La translation.....	29
II.4. Propriétés des ondelettes	30
II.4.1. La symétrie	30
II.4.2. Régularité	30
II.4.3. Compacité.....	30
II.4.4. Orthogonalité	31
II.4.5. Localisation.....	31
II.5 Transformation en ondelettes continue (TOC)	31
II.6 Transformation en ondelettes discrètes (TOD) [Meyer,1992].....	32
Choix des opérateurs de dilatation et de translation.....	33
II.7. Analyse multi-résolution (AMR)	34
II.7.1. Définitions	35
II.7.2. La fonction d'échelle	36

II.8. Propriétés des filtres de décomposition – reconstruction.....	38
II.9. Les ondelettes biorthogonales [Cohen & al.,1992].....	39
II.10. Analyse multirésolution biorthogonale.....	40
II.11. Algorithme pyramidal de S.Mallat.....	42
II.11.1. Cas d'un signal monodimensionnel [Mallat,1989]	42
II.11.2. Cas d'un signal bidimensionnel [Mallat,1989]	44
Conclusion	46

CHAPITRE III : La méthode adoptée

Introduction :.....	47
III. Méthodologie :	47
III.1 Principe de la méthode adoptée :.....	47
III. 2. Transformée en ondelettes.....	49
III.3 Le partitionnement on blocs :.....	50
III.4 Calcul de l'énergie :.....	50
III.5 Seuillage :	50
III.6 Quantification :	51
III.7 La méthode de Max-Shift.....	52
III.8 Codage en plans de bits	54
III.9 Le codage arithmétique	55
Conclusion :	57

CHAPITRE IV : Tests et résultats

Introduction :.....	58
IV.1. Les paramètres d'évaluation.....	58
1. PSNR.....	58
2.Le taux de compression	59
IV.2 Caractéristiques des images à traiter.....	59
IV.3. Choix du filtre approprié :	61
IV.4. Tests et résultats	61
1. Le cas où la Résolution est fixée à 3 :.....	61
2. Le cas où la Résolution est fixée à 4 :.....	62
IV.5. Interprétation des résultats :	63
Conclusion	64
Conclusion générale	65

Introduction générale

Le traitement numérique de l'information, couvre pratiquement l'ensemble des domaines d'activités (physique, médecine, biologie, industrie, culture, tourisme, finance, multimédias...). Et la compression d'images apparait dans ces domaines, une application inévitable vu l'énorme volume de données qu'ils présentent. Cette compression a pour utilité de réduire la redondance des données d'une image afin de pouvoir l'emmagasiner sans occuper beaucoup d'espace ou la transmettre rapidement.

La compression d'image peut être effectuée avec perte de données ou sans perte. Souvent, la première est plus utilisée que la deuxième, car elle est plus utile dans les applications de transmissions à bas débit. Les méthodes de compression sans perte sont également préférées là où la précision est vitale par exemple dans le domaine médical.

Dans le domaine d'imagerie satellitaire, on a affaire à des volumes de données importants, d'où la nécessité d'appliquer une méthode de compression avec perte pour l'archivage et la transmission. Pour pouvoir atteindre des taux de compression tout en gardant une bonne qualité de certaines régions contenant des informations pertinentes dans l'image, on a recours aux méthodes de compression en Régions d'Intérêts (ROIs).

Nous présentons dans le cadre de ce mémoire une méthode de compression d'images basée sur la transformée en ondelettes et l'algorithme Max-shift utilisés en ROI. Le présent mémoire est organisé en quatre chapitres :

- Le premier chapitre, porte sur des notions et les généralités de la compression d'images.
- Le second chapitre, introduit les notions nécessaires à la compréhension de la théorie des ondelettes.
- Le troisième chapitre, concerne la méthode de compression d'images que nous avons développée.
- Le quatrième chapitre, sera consacré aux tests et discussions des résultats, de notre application développée.

Enfin, nous achèverons ce travail par une conclusion générale, en dégagant certains points importants, en soulignant ses limites qui nous ouvre sur certaines perspectives.

Introduction

L'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec autrui. C'est un moyen de communication universel dont la richesse de contenu permet aux êtres humains de tout âge et de toute culture de se comprendre.

La représentation des images fixes est un des éléments des applications multimédias, comme dans la plupart des systèmes de communication. La numérisation des images fiabilise leur transmission à travers des réseaux informatique et facilite leur manipulation. Toutefois, l'image numérique occupe une place importante souvent trop importante, et pour être transmise sur des réseaux bas ou moyen débit. La question qui se pose, comment peut on gagné en capacité de stockage ?

C'est avec la compression d'image bien sure que on peut remédie a ce problème Dans ce chapitre on va s intéressé a la définition de l image les critères et les différentes images qui existe en suite on va développer les déférentes méthodes de compression de limage.

I. 1. Définition de l'image

L'image est une Représentation d'un objet par les arts graphiques ou plastiques : la sculpture, la photographie, le dessin, le film, etc.

C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain.

Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction $F(x, y)$ de brillance analogique continue, définie dans un domaine borné, tel que x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et F est une fonction d'intensité lumineuse et de couleur. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation

I.2. Définition de Pixel

Une image numérique est constituée d'un ensemble de points appelés pixels (abréviation de *PICTure Element*) pour former une image. Le pixel représente ainsi le plus petit élément constitutif d'une image numérique.

La lettre A, par exemple, peut être affichée comme un groupe de pixels dans la figure ci dessous :



Figure (1.1) L'image comme un groupe de pixels

L'ensemble de ces pixels est contenu dans un tableau à deux dimensions constituant l'image :

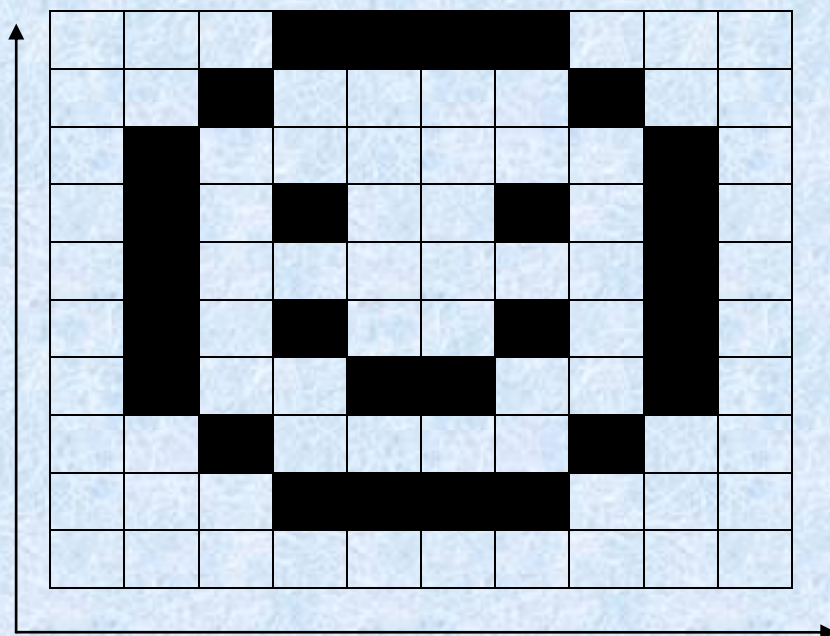


Figure (1.2) L'ensemble des pixels contenu dans un tableau.

La quantité d'information que véhicule chaque pixel donne des nuances entre images monochromes et images couleur. Dans le cas d'une image monochrome, chaque pixel est

codé sur un octet, et la taille mémoire nécessaire pour afficher une telle image est directement liée à la taille de l'image.

Dans une image couleur (R. V. B), un pixel peut être représenté sur trois octets : un octet pour chacune des couleurs : rouge (R), vert (V) et bleu (B).

I.3. Image numérique

Contrairement aux images obtenues à l'aide d'un appareil photo ou dessinées sur du papier, les images manipulées par un ordinateur sont numériques (représentées par une série de bits). L'image numérique est l'image dont la surface est divisée en éléments de tailles fixes appelés cellules ou pixels, ou calculé à partir d'une description interne de la scène à représenter.

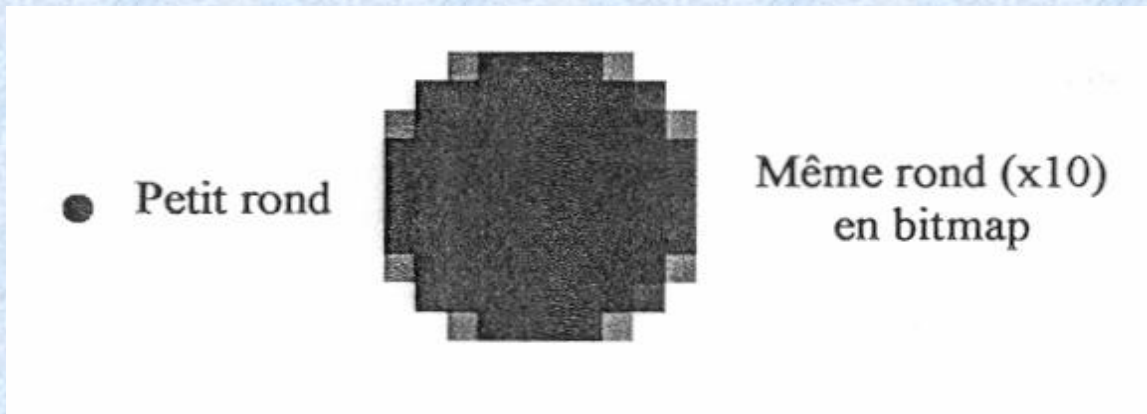
La numérisation d'une image peut s'effectuer selon deux procédés différents de codage, ayant chacun leurs applications propres et produisant deux modes d'images : en pixel ou vectoriel.

I.4. L'image en pixel (Bitmap)

L'image bitmap est représentée par une trame de points que l'on appelle pixels. Ce ne sont pas des formules mathématiques qui définissent les formes, mais un ensemble de pixels qui agissent comme un tableau pointilliste.

Exemple

Une image (comme un cercle par exemple) de petite taille, que l'on agrandit dix fois, Cette opération peut entraîner une perte dans la qualité des couleurs ou la netteté. Alors l'image devient déformée.



Fig

ure (1.3) une image agrandit dix fois

I.5. L'image vectorielle

L'image vectorielle est une représentation conceptuelle de forme calculée par des formules mathématiques, (exemple, un cercle n'est pas déterminé par des pixels mais par une formule mathématique qui détermine sa forme, sa taille et son emplacement).

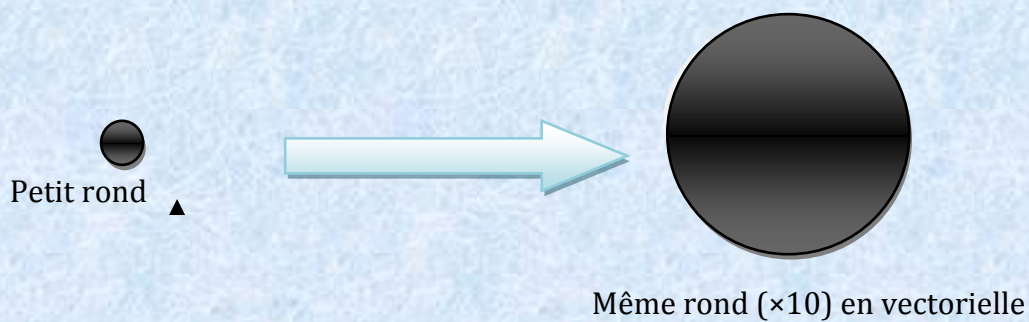


Figure (1.4) un rond agrandit dix fois en vectorielle

I.6. Comparaison des images en pixels et des images vectorielles

<u>Image</u>	Applications	Logiciels	Extensions-formats	Avantages	Inconvénients
En pixel	Dessins type artistique, image qualité photo, animations	Paint, Paintbrush, Paint Shop Pro.	BMP, PCX, GIF, TIF ...	Définition de l'image au point près ; Possibilité de dégradés infinis.	Fichiers volumineux. Ne conserve pas les proportions lors des modifications. Risque de disparition de pixels lors des modifications de taille
Vectorielle	Dessins techniques, logo, schémas, dessins de référence pour les machines à commandes numériques (gravure, ...)	Corel Draw, Autocad, Designer, Design-works, Word art...	GEM, SKD, DXF, CDR, EPS, WMF...	Fichiers de volume peu important ; Conservation des proportions lors des modifications de taille de l'image ; Dessin aux contours nets	Moindre possibilité de travail sur les couleurs des photos

Tableau de Comparaison des images en pixels et des images vectorielles

I.7. Caractéristiques d'une image numérique

L'image est un ensemble structuré d'informations caractérisées par les Paramètres suivants:

I.7.1. Dimension

C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses

(pixels). Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image.

I.7.2. Résolution

C'est la clarté ou la finesse de détails atteinte par un moniteur ou une imprimante dans la production d'images. Sur les moniteurs d'ordinateurs, la résolution est exprimée en nombre de pixels par unité de mesure (pouce ou centimètre).

I.7.3. Bruit

Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, il provient de l'éclairage des dispositifs optiques et électroniques du capteur.

I.7.4. Histogramme

L'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image.

I.7.5. Contours et textures

Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative. Les textures décrivent la structure de ceux-ci. L'extraction de contour consiste à identifier dans l'image les points qui séparent deux textures différentes.

I.7.6. Luminance

C'est le degré de luminosité des points de l'image.

I.7.7. Contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image.

I.8. Images à niveaux de gris

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires.

Le nombre de niveaux de gris dépend du nombre de bits utilisés pour décrire la " couleur " de chaque pixel de l'image. Plus ce nombre est important, plus les niveaux possibles sont nombreux.

I.9. Images en couleur

La représentation des couleurs s'effectue de la même manière que les images monochromes avec cependant quelques particularités. En effet, il faut tout d'abord choisir un modèle de représentation. On peut représenter les couleurs à l'aide de leurs composantes primaires. Les systèmes émettant de la lumière (écrans d'ordinateurs,...) sont basés sur le principe de la synthèse additive : les couleurs sont composées d'un mélange de rouge, vert et bleu (modèle R.V.B.).

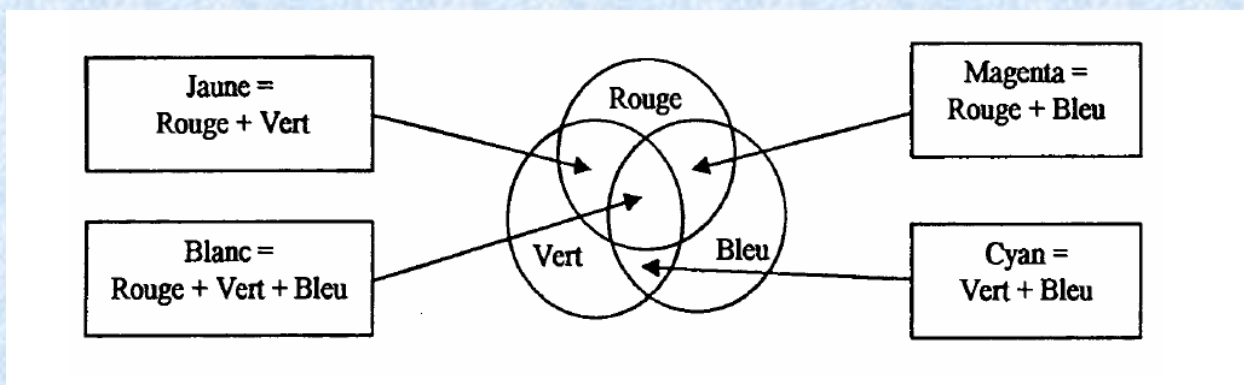


Figure (1.5) Synthèse Additive

I.10. La Compression

La qualité d'une image dépend de sa résolution (nombre de pixels) et du nombre de couleurs utilisées pour coder chaque pixel.

- En général IMAGE = GROS FICHIER.
- Le volume d'une image numérisée est égal à la quantité d'octets utilisés pour la coder.

Exemples

800 x 600 pixels représentent 480 000 points à mémoriser

C'est-à-dire 480 000 octets pour une image en noir et blanc avec 256 nuances de gris et $480\,000 \times 3 = 1,4$ MO pour une image en couleur avec un nuancier de 16 millions de couleurs. Pour diminuer le volume des fichiers, on peut soit:

- Modifier le nombre de couleurs

- Sauvegarder dans un format dit de compression.

Lors du travail sur l'image, il ne faut pas faire de sauvegardes intermédiaires en format compressé car il y a alors une perte de la définition de l'image à chaque enregistrement. Attention avec certains logiciels professionnels (PSP), les résultats de la compression ne sont pas toujours visibles à l'écran (conservation de l'image de départ) mais seulement au redémarrage du logiciel ou lorsque l'image est ré-ouverte.

I.10.1. Le but de la compression d'image

Les images numériques sont des fichiers volumineux qui occupent beaucoup d'espace sur disque ou allongent considérablement les temps de transmission sur réseau.

La compression d'images permet de réduire énormément la taille des images. Exemple, pour une image 640 x 480 pixels en vraies couleurs :

- Une seule image non compressée peut être enregistrée sur une disquette 1,4 Mo. Avec la compression d'images, une disquette peut contenir entre 20 et 50 images.
- Le temps de lecture non compressée est de 3 secondes sur un lecteur de Cd-rom 8x. Avec compression d'image, cette durée peut être réduite à environ 1 seconde, y compris le temps de décompression.
- Le temps de transmission non compressée est de 3 minutes via un modem 28 Kbps. Après compression, la durée de transmission est réduite à une dizaine de secondes.

I.10.2. Les algorithmes de compression

On distingue deux grandes familles d'algorithmes de compression : les méthodes dites sans pertes (réversibles) qui restituent de façon parfaite les images mais avec un faible taux de compression, et les méthodes dites avec pertes (irréversibles) qui permettent d'atteindre des taux de compression élevés mais qui introduisent des distorsions lors de la restitution.

I.10.3. Méthodes réversibles

En général, dans les images numériques il existe toujours des informations redondantes. Cette redondance est exploitée dans les méthodes réversibles appelées, aussi « méthodes entropiques ».

Le théorème fondamental de la théorie de l'information montre, qu'en se basant sur la redondance statistique, une suite d'échantillons d'un signal ne peut être comprimée sans perte d'informations à un débit inférieur à la valeur de son entropie. L'entropie d'ordre zéro H , détermine donc la limite inférieure du nombre moyen de bits nécessaires pour coder les échantillons. Le but des algorithmes de compression est d'approcher cette valeur.

Les approches VLC (*Variable Length Coding*), attribuent un mot de code court aux échantillons les plus probables, et des mots plus longs aux moins fréquents. Les algorithmes les plus utilisés dans ces approches sont le codage de Huffman et le codage arithmétique. Cependant, l'utilisation de ces algorithmes en compression d'images nécessite, soit, une transformation préalable de l'espace de représentation de l'image (transformée en ondelettes ou transformée en cosinus discrète), soit un codage prédictif ou différentiel. Notons qu'il existe d'autres codeurs entropiques qui exploitent les répétitions d'un même échantillon ou la répétition d'une même séquence. Citons, l'algorithme de codage en longueur de séquences et l'algorithme Lempel-Ziv (LZ), ainsi que ses diverses versions (LZ 77, LZ 79, LZW) [Ziv & al. 1977].

I.10.3.1. L'algorithme de Shannon-Fano

Il utilise des codes de longueur variable, comportant d'autant plus de bits que la probabilité du symbole est faible. Les codes sont définis à l'aide d'un algorithme spécifique selon un arbre de Shannon-Fano.

I.10.3.2. Le codage de Huffman

C'est David Huffman qui l'a mis au point en 1952. Ce type de compression donne de bons taux de compressions, notamment pour les images monochromes (les fax par exemple).

I.10.3.3. Le codage arithmétique

Il a été prouvé que le codage de Huffman est la meilleure méthode de codage à codes de longueur fixée. Mais les codes de Huffman doivent avoir une longueur entière de bits, ce qui ne permet pas toujours de réaliser une compression optimale. Le codage dit arithmétique est alors une méthode plus performante.

I.10.3.4.Codage en RLE (Run Lenght Encoding)

Une plage représente une suite de symboles ayant la même valeur ; elle est caractérisée par son adresse de départ, sa longueur et sa valeur.

Cette compression est beaucoup moins efficace que d'autres méthodes cependant son avantage est d'être facile à implémenter. Elle est utilisée par les fax et dans les méthodes par transformation comme JPEG.

Exemple :

Soit une ligne quelconque d'une matrice présentant une image numérique :

100 100 100 101 102 102

Plage n°1 : 100 100 100 (3,100) ;

Plage n°2 : 101 (1,101) ;

Plage n°3 : 102 102 (2,102)

I.10.3.5.La méthode LZW (Lempel Ziv Welch)

La méthode LZW a certaines caractéristiques :

- Elle est plus performante que les méthodes statistiques.
- Elle est utilisée notamment dans les formats TIFF et GIF.
- Cette méthode est peu efficace pour les images réelles mais donne de bons résultats pour les textes et les données informatiques en général (plus de 50%).
- Elle utilise un dictionnaire qu'elle construit dynamiquement, au cours de la compression et de la décompression, qui n'est pas stocké dans le fichier compressé.
- Elle comprime en une seule lecture.
- Elle a besoin d'un apprentissage pour être efficace, et reconnaître de longues chaînes répétées. Elle est donc peu performante sur les petits fichiers.

La compression consiste à éviter les répétitions, pour économiser de la place. Un dictionnaire contenant toutes les répétitions est créé lors des deux opérations. Il doit être construit de la même manière, à la compression et à la décompression, et contenir les mêmes informations. Tous les ensembles de lettres qui sont lus sont placés dans le dictionnaire et sont numérotés. A chaque fois qu'un ensemble est lu, on regarde s'il en

existe déjà un qui est identique. Si c'est le cas, on émet son numéro vers le fichier compressé. Sinon, on le rajoute à la fin du dictionnaire, et on écrit chacune des lettres dans le fichier compressé. Quand on écrit un numéro au lieu d'écrire des lettres, il y a un gain de place. Mais pour cela, il faut déjà avoir beaucoup de chaînes dans le dictionnaire. L'apprentissage est donc nécessaire pour que la méthode soit efficace.

I.10.4. Méthodes irréversibles

Les approches irréversibles sont basées également sur les redondances présentes dans une image et la perte d'informations qu'elles induisent est imperceptible à l'œil humain. Nous donnons ci-après quelques propriétés du Système visuel humain (SVH) que certains travaux ont considérées dans des algorithmes irréversibles [Clarke, 1995], [Jayant & *al*, 1993] :

- Concernant les fréquences spatiales, on peut modéliser le SVH comme un filtre passe bande.
- Les dégradations dans les zones structurées telles les contours sont très remarqués.
- Le contraste perçu dépend de la luminosité de l'arrière-plan.
- Un pic très lumineux masque les imperfections voisines.
- Le SVH a une sensibilité maximale aux contrastes horizontaux et verticaux, et minimale aux contrastes diagonaux.

La compréhension ou la modélisation du SVH demeure un problème difficile à résoudre, et sa prise en considération dans les approches de compression d'images reste un problème ouvert. Cependant, des travaux basés sur quelques propriétés du SVH ont été publiés dans la littérature [Clarke, 1995], [Jayant & *al*, 1993], [Wallace, 1991]. Parmi ces travaux, citons, la norme JPEG qui effectue une quantification scalaire dans le domaine fréquentiel, en utilisant un tableau de quantification qui est déterminé en tenant compte de la sensibilité du SVH aux différentes fréquences spatiales. Il y'a aussi, les travaux de Kunt basés sur une segmentation préalable de l'image pour identifier et classer les différentes régions de l'image en zones homogènes, texturée, ou de contours [Kunt & *al*. 1985]. Dans cette dernière approche, il est alors possible d'effectuer plus de modification dans les zones texturées, puisque la dégradation dans ces régions est moins visible par l'œil.

Le schéma général utilisé pour décrire le fonctionnement des algorithmes de compression est représenté dans la figure.1.6.

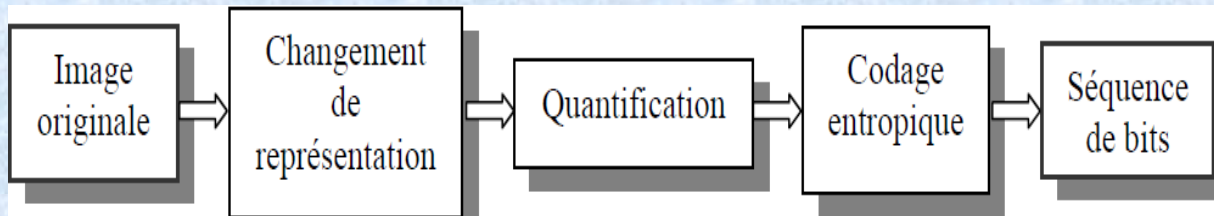


Figure (1.6) le schéma générale de compression

I.10.4.1. Codage par dictionnaire

Les méthodes de compression étudiées jusqu'ici utilisent un modèle statistique pour coder des symboles uniques. Elles effectuent la compression en codant les symboles en chaînes de bits qui utilise moins de bits que les symboles originaux. Les algorithmes de compression à base de dictionnaires utilisent une méthode complètement différente pour compresser les données. Cette famille d'algorithmes code des chaînes de symboles de longueur variable comme des prototypes uniques. Les prototypes forment un index dans un dictionnaire.

I.10.4.2. Quantification scalaire

La quantification scalaire (QS) est une méthode irréversible très largement employée en compression pour plusieurs raisons, parmi lesquelles on peut citer :

- L'intérêt général de la quantification, dont une application particulière est la conversion analogique numérique.
- La simplicité qui permet des traitements temps réel dans les applications difficiles : radar, télévision...
- La QS est généralement à base d'autres méthodes.

En général, un quantificateur scalaire est une fonction en escalier, l'intervalle de toutes les valeurs possibles de symboles d'entrée est divisé en « n » intervalles adjacents, appelés intervalles de décision. Chaque symbole appartient à l'un de ces intervalles, et sa valeur codée correspond au numéro de son intervalle. Tous les

symboles d'entrée appartenant à un même intervalle sont codés et reconstruits avec la même valeur. La figure I-7 interprète ce principe :

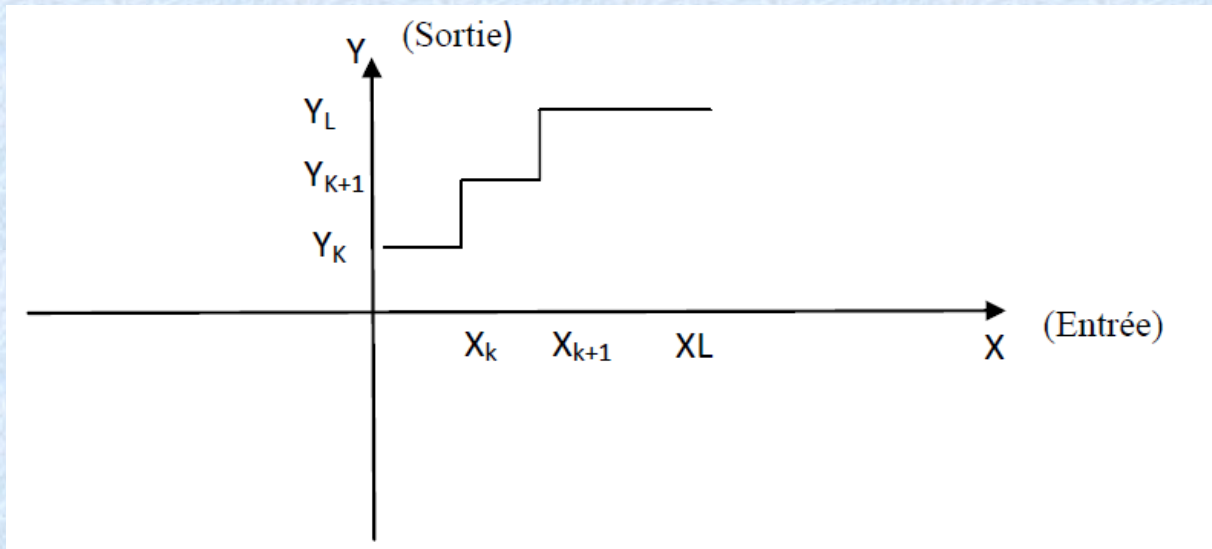


Figure (1.7) : principe de la quantification

Régions de décision (l'entrée) : $(X_k, k=1 \dots L+1)$.

Seuils de décision (sortie) : $(y_j, j=1 \dots L)$.

Si $x \in (x_k, x_{k+1}) \rightarrow QS(x) = Y = y_L$

La quantification introduit inéluctablement une distorsion.

I.10.4.3. Quantification vectorielle (QV)

Il a été montré qu'il est possible d'améliorer la compression de données en codant des vecteurs plutôt que des scalaires. La QV découle de ce principe, elle représente une généralisation de la QS.

La QV peut être vue comme une application Q associant à chaque vecteur d'entrée « V » de dimension K un vecteur « V' » tel que : $V' = Q(V)$ de même dimension appartenant à un ensemble fini Y appelé dictionnaire de taille N , avec :

$$Y = \{V_j, j=1 \dots N\}$$

La quantification vectorielle se décompose en deux applications : un codeur et un décodeur.

I.10.4.4. La DCT (Transformée en Cosinus Discret)

Cette technique est une variété de la transformée de Fourier, proposée par le professeur (RAO) de l'université de Texas en 1974. Elle prend un ensemble de points d'un domaine spatial et les transforme en une représentation identique dans un domaine de fréquences (spectrale).

Il existe une fonction DCT inverse (IDCT 'Inverse DCT') qui peut convertir la représentation spectrale d'un signal en sa représentation spatiale.

I.10.5. La compression JPEG

I.10.5.1. Définition de JPEG

Dans de nombreuses applications : photos satellites, clichés médicaux, photos d'agences de presse, tableaux..., un standard pour archiver ou transmettre une image fixe, en couleur et de bonne qualité est nécessaire. Une première recommandation a été donnée par l'UIT-T en 1980 pour le fac-similé, c'est à dire pour transmettre sur une ligne téléphonique une image en noir et blanc au format A4 (210 x 297 mm²) de l'ISO en environ une minute. La définition est de 4 lignes par mm et de 1780 éléments d'image (pixels, picture elements) en noir et blanc par ligne. Il y a donc environ 2 Mbits à transmettre. Pendant 1 minute à 4800 bauds (bit par seconde), on transmet environ 300kbits. Le taux de compression doit donc être voisin de 7.

Une image fixe de couleur de qualité télévision réclame de l'ordre de 8 Mbits (640 x 480 x 24). Une image de qualité 35 mm en réclame 10 fois plus. Un effort de standardisation a été effectué : l'association de deux groupes de normalisation, le CCITT et l'ISO (Organisation Internationale de Standardisation), supportée par divers groupes industriels et universitaires, donna naissance au **J.P.E.G (Joint Photographic Experts Group)**. Cette norme comprend des spécifications pour le codage conservatif et non-conservatif. Elle a abouti en 1990 à une première phase d'une recommandation ISO/UIT-T. Les contraintes imposées sont importantes. La qualité de l'image reconstruite doit être excellente, le standard adapté à de nombreuses applications pour bénéficier, entre autre, d'un effet de masse au niveau des circuits VLSI nécessaires, la complexité de l'algorithme de codage raisonnable. Des contraintes relatives aux modes d'opérations

ont également été rajoutées. Le balayage est réalisé de gauche vers la droite et de haut en bas. L'encodage est progressif et hiérarchique. Ces deux derniers qualificatifs signifient qu'un premier encodage peut fournir une image reconstruite de qualité médiocre mais que des encodages successifs entraîneront une meilleure résolution. Cela est utile, par exemple, lorsque l'on désire visualiser une image sur un écran de qualité médiocre puis l'imprimer sur une bonne imprimante.

I.10.4.2. Principe de la compression JPEG

Le principe de l'algorithme JPEG pour une image à niveaux de gris (une image couleur est un ensemble d'images de ce type), est le suivant. Une image est décomposée séquentiellement en blocs de 8x8 pixels subissant le même traitement. Une transformée en cosinus discrète bidimensionnelle est réalisée sur chaque bloc. Les coefficients de la transformée sont ensuite quantifiés uniformément en association avec une table de 64 éléments définissant les pas de quantification. Cette table permet de choisir un pas de quantification important pour certaines composantes jugées peu significatives visuellement, car les informations pertinentes d'une image, caractérisée par son signal bidimensionnel $Img(x,y)$, sont concentrée dans les fréquences spatiales les plus basses. On introduit ainsi un critère perceptif qui peut être rendu dépendant des caractéristiques de l'image et de l'application (taille du document). Une table type est fournie par le standard mais n'est pas imposée.

Un codage entropique, sans distorsion, est enfin réalisé permettant d'utiliser les propriétés statistiques des images. On commence par ordonner les coefficients suivant un balayage en zigzag pour placer d'abord les coefficients correspondant aux fréquences les plus basses. Cela donne une suite de symboles. Le code de Huffman consiste à représenter les symboles les plus probables par des codes comportant un nombre de bits le plus petit possible.

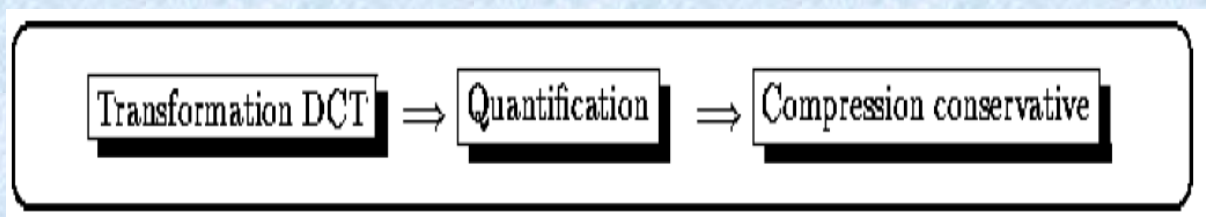


Figure (1.8) Principe de la compression JPEG

La quantification conservatrice est une quantification selon le codage Huffman , RLE .

I.10.4.3. La Norme JPEG2000

JPEG 2000 est la norme la plus récente pour la compression d'image fixe.

Une documentation complète est disponible sur le sujet. Cette partie propose uniquement une présentation des points clés de la norme.

Cette norme a été définie pour fournir un cadre à une grande variété d'applications compressant les images avec différentes caractéristiques (images naturelles, images scientifiques multi composantes, texte codé sur deux niveaux.

Pour différentes utilisations (transmission en temps réel, archive, ressources limitées. .). Les principales fonctionnalités de JPEG 2000 sont, entre autres, le tuilage d'images de grande taille, le codage de régions d'intérêt (region of interest ou ROI) tout en proposant le codage d'images de dynamiques variées avec différents nombres de composantes. La partie 1 du standard [ISO02] comprend la plupart des fonctionnalités de JPEG 2000 pouvant être utilisées sans payer de royalties ou de frais de licence. La partie 2 contient les extensions [ISO04]. La plupart des implémentations actuelles de JPEG 2000 correspondent uniquement la partie 1.

Le codeur JPEG 2000 est basé sur le modèle de codage par transformée.

Pour coder une image a une composante, une transformation multi résolution en ondelettes est d'abord appliquée. L'annexe A concerne les principaux aspects de l'utilisation de la transformée en ondelettes. Dans le cas d'une compression sans pertes, c'est l'ondelette Le Gall 5/3 qui est utilisée, si non c'est l'ondelette de Daubechies 9/7. Pour la compression sans pertes, c'est une transformation d'entiers en entiers basée sur une implémentation en lifting schème de la transformée en ondelettes [Dau98]. Ces transformations ont été choisies pour leur capacité à effectuer une de corrélation efficace d'une image.

La partie codage entropique de JPEG 2000 est assez complexe pour respecter la flexibilité demandée par la norme. Pour permettre le codage progressif ainsi que la résistance aux erreurs de transmission, le codage est basé sur un codage par blocs avec points de troncatures optimaux (Embedded Block Coding with Optimal Truncation ou EBCOT) [Tau00]. EBCOT est la raison principale des excellentes performances en terme de débit-distorsion de cette norme. Chaque sous-bande issue de la transformée en ondelettes est partagée en blocs de taille relativement faible (64×64 pixels en général). Chacun de ces blocs est ensuite codé indépendamment pour produire un train binaire progressif. Une quantification scalaire est utilisée pour la partie 1 de la norme tandis que la quantification vectorielle est disponible dans les extensions. Le codage entropique est réalisé par un codeur arithmétique contextuel. Les symboles sont codés à partir de modèles de probabilités pour 18 contextes différents. La norme ne spécifie pas d'allocation de débit et donc sur ce point, l'utilisateur est libre de faire ce qu'il veut. Néanmoins, une méthode populaire et largement utilisée est l'algorithme PCRD-opt (Post Compression Rate Distortion optimization) qui détermine le point optimal de troncature pour chacun des blocs.

Pour les images multi composantes à trois bandes (une image couleur classique par exemple), une transformation standard entre les couleurs est appliquée avant le codage par JPEG 2000. Cette transformation convertit l'espace naturel RGB (Red Green Blue) dans un espace moins corrélé

YCrCb (une luminance et deux chrominances). Ensuite, le codeur JPEG2000 classique est appliqué à chaque composante. L'algorithme d'allocation de débit (PCRD-opt) est ensuite utilisé de manière globale pour répartir le entre toutes les composantes.

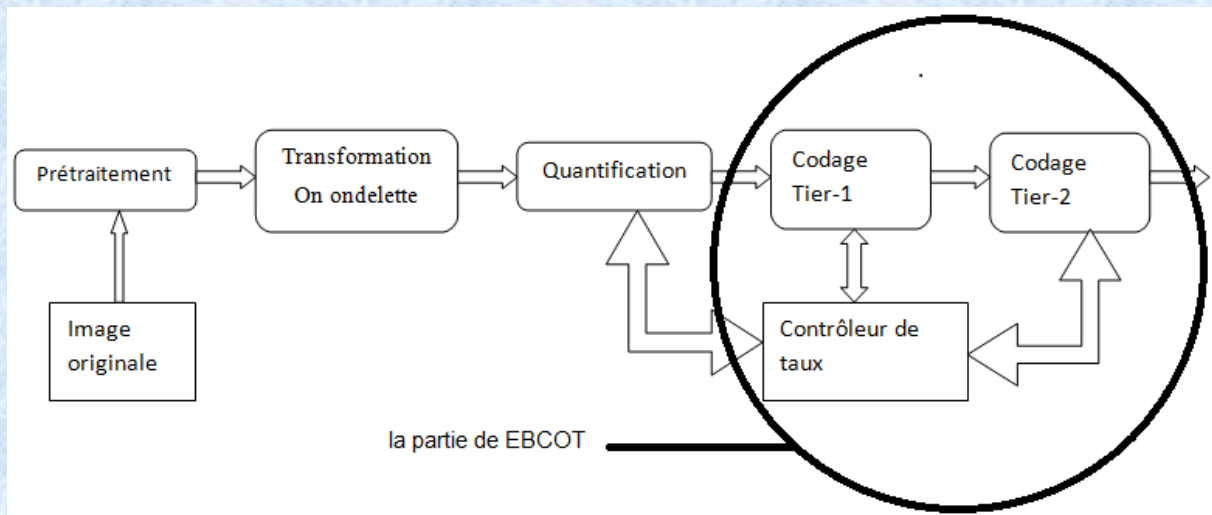


Figure (1.9) JPEG2000 schéma de compression EBCOT

I.10.5.4. JPEG2000 basé sur ROI (Max-shift)

Selon le procédé défini dans la ROI Maxshift JPEG 2000 partie 1 (algorithme de ligne de base), l'arrière-plan sont des plans binaires bas décalé ci-dessous tous les coefficients de ROI. En outre, la ROI peut avoir n'importe quelle forme que ce dernier n'a pas besoin d'être transmis à un décodeur JPEG 2000 (pas de flux codé surcoût lié au codage de la forme). Au contraire, cette méthode nécessite un décodage de tous les coefficients ROI avant d'accéder à des plans de bits de l'arrière-plan. En outre, il utilise de grandes valeurs de décalage que beaucoup augmente le nombre total de plans de bits à coder.

En JPEG 2000 partie 2 (extensions), un générique (mise à l'échelle en fonction) codage de ROI a été inclus. Cette méthode prend en charge tous valeurs d'échelle. En particulier, il permet un contrôle rugueux sur les deux ROI et qualités de fond distributions dans le flux codé, mais implique la dérivation d'un ROI masque de bits sur le côté de décodage.

Cet algorithme peut être utilisé par des applications où visuellement sans perte ROI est acceptable elle est basé sur une extension de la méthode Max-shift à des faibles valeurs de mise à l'échelle. Les flux codés générés restent conformes à la Max-shift.

I.10.5. Codage fractal

Cette technique relativement nouvelle est basée sur une idée très originale; en supposant qu'une image possède des propriétés fractales, reconstruisons-la à partir d'elle-même au travers des transformations mathématiques affines contractantes [Jacquin,1992].

Plusieurs phénomènes naturels sont de type fractal. Par exemple, les nuages, les rives d'un cours d'eau, les arbres, ...etc. Une image météorologique peut être considérée comme une figure géométrique extrêmement irrégulière et composée de plusieurs types de nuages. Cette figure, présente les mêmes irrégularités à plusieurs échelles, on dit alors qu'il y a auto similarité entre les blocs ou parties (les nuages) qui constituent l'image à différentes échelles. En conséquence, les images satellitaires peuvent être efficacement simulées et codées par une technique fractale.

Le principe du codage fractal est de partitionner une image en blocs destination (*range bloc*) et blocs source (*domain bloc*). Il s'agit ensuite de rechercher pour chaque bloc source considéré après transformations contractantes (réduction, symétrie et rotation), un bloc destination qui lui ressemble. En effet, le codage fractal d'une image consiste à la représenter par un système de fonctions itérées (IFS) [Pentland,1984], [Falconer,1990]. Le code IFS est constitué des coordonnées des blocs source et des paramètres des transformations appliquées. Au décodage, on applique une procédure itérative, contenant le code IFS, sur une image initiale quelconque en remplaçant les blocs source par ceux transformés. Si certaines conditions sont vérifiées, l'image finale est une bonne approximation de l'image originale, le codage fractal est une méthode irréversible. L'inconvénient majeur de cette approche est le coût en temps de calcul pendant la procédure de codage.

I.10.6. Codage par régions

Une image est toujours composée de formes, d'objets et de zones à propriétés diverses. L'idée principale des approches de codage par régions est d'appliquer des méthodes adaptées sur les différentes zones de l'image. L'avantage de cette combinaison est que la méthode la plus appropriée peut être utilisée sur chaque région. Par exemple, si une image est composée d'une photographie et d'un petit dessin, on pourrait compresser ce dernier par le codage en longueur de séquences alors que la partie photographie pourrait être compressée par un codage prédictif. Cependant, la combinaison de n'importe quels algorithmes de compression est envisageable.

Des études concernent par exemple l'hybridation de l'interpolation hiérarchique avec la QV [Kim & al.,1995], la combinaison du codage prédictif avec le codage par longueur de séquences ou avec des transformations linéaires [Kunt & al.,1985], [Davis,1995], ... Dans certaine situation extrême, on peut ne pas coder certaines zones si elles ne

comportent aucune information pertinente. C'est le cas des images qui sont divisibles en un arrière-plan complètement homogène non pertinent et en un avant-plan qui constitue la région d'intérêt (*Region Of Interest*, ROI).

Pour appliquer une approche de codage par régions, il est nécessaire de déterminer les régions. Il faut donc segmenter l'image et coder la frontière des zones. La segmentation est soit effectuée par un expert humain, soit de façon algorithmique, c'est-à-dire automatique. Elle peut être basée sur les connaissances concernant la réalité représentée par l'image, ou ignorer ces informations. Certains algorithmes travaillant dans ces conditions sont appelés algorithmes de codage contour-texture [Jacquin,1993]. Ces méthodes cherchent à considérer et à coder les images comme des surfaces homogènes ou des régions texturées qui sont délimitées par leurs contours.

Conclusion

Nous avons vu dans ce chapitre les différents types de l'image ainsi que ces caractéristiques. Après on a vu la compression et les différentes solutions avec perte d'informations non visibles à l'œil nu telle que les méthodes par dictionnaires et par transformations, ou sans perte d'informations telle que Shannon-fano, Huffman, Arithmétique, RLE et LZW. Toutes ses méthodes exploitent la redondance de l'information de l'image. Nous avons vu en particulier les normes de compression JPEG et JPEG2000, cette dernière norme a intégré des techniques plus performantes avec une nouvelle alternative basée sur la transformée en ondelettes qui on va expliquer brièvement dans le chapitre qui suit.

Introduction

Dans ce chapitre on va étudier la transformée en ondelette. La transformée en ondelettes est similaire à la transformée de Fourier (et encore plus à la transformée de Fourier locale) avec une fonction de mérite complètement différente. La différence principale est la suivante : la transformée de Fourier décompose le signal en sinus et en cosinus, c'est-à-dire en fonctions localisées dans l'espace de Fourier ; contrairement à la transformée en ondelettes qui utilise des fonctions localisées à la fois dans l'espace réel et dans l'espace de Fourier

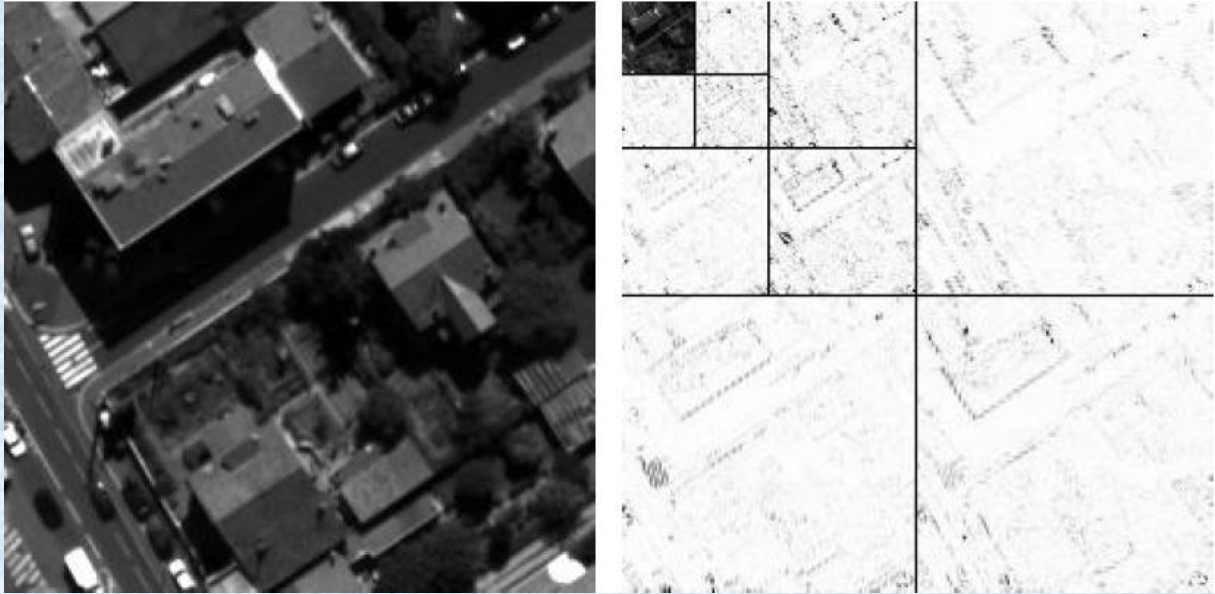
Comme on peut le voir, la transformée en ondelettes est en fait un ensemble infini de diverses transformées, dépendant de la fonction de mérite utilisée pour la calculer. C'est la raison pour laquelle nous pouvons entendre parler de la « transformée en ondelettes » dans des contextes et applications très divers. Il existe aussi de nombreuses manières de classer les types de transformées en ondelettes. Nous présentons dans ce chapitre la transformée en ondelettes discrète et en ondelettes continue. Nous pouvons utiliser les ondelettes orthogonales pour le développement en ondelettes discrète et les ondelettes non-orthogonales pour le développement en ondelettes continue que nous allons développer ensuite.

II.1 Historique des ondelettes

Le traitement du signal a pour principal objet la description des signaux liés au monde réel dans un but de traitement, d'identification, de compression, de compréhension ou de transmission. Dans ce contexte, les transformations linéaires ont toujours joué un très grand rôle, et parmi ces dernières, la plus célèbre et la plus anciennement étudiée est la transformation de Fourier (1822). Cette transformation permet, comme chacun sait, d'explorer la composition fréquentielle du signal et par ses propriétés de lui appliquer facilement des opérateurs de filtrage. Lors de cette transformation le signal est décomposé sur un ensemble de signaux de « base » qui sont les cosinus et sinus ou l'exponentielle imaginaire, mais, très tôt dans l'histoire du traitement du signal, il est apparu que la décomposition obtenue n'était pas toujours la plus satisfaisante et la

première transformation en ondelettes (le nom n'est pas encore utilisé) est proposée par Haar en 1910. Il serait plus judicieux de parler alors de «paléo-ondelette». La transformée en ondelettes est un outil qui découpe les données, les fonctions ou les opérateurs en composantes fréquentielles suivant une résolution adaptée à l'échelle. Les précurseurs conscients de cette technique ont été des mathématiciens (Calderon 1964), des physiciens (Aslaken et Klauder en 1968, Paul en 1985), et surtout des ingénieurs (ou des chercheurs en sciences pour l'ingénieur) comme Esteban et Galand (1977), Smith et Barnwell (1986), Vetterli (1986), nous pourrions parler dans leur cas de «pré-ondelette». Mais le premier à avoir utilisé la méthode et le premier à avoir proposé le nom d'ondelettes fut Jean Morlet (1983). Le problème traité par Morlet était celui de l'analyse de données issues de sondages sismiques effectués pour des recherches géologiques ; ces données faites de nombreux transitoires sont particulièrement adaptées à une technique d'analyse conservant la notion de localisation de l'événement tout en fournissant une information sur son contenu fréquentiel ce qui est tout l'intérêt de ce type de transformation. Les résultats obtenus par Morlet et formalisés par le physicien Alex Grossmann ont rapidement éveillé l'attention de nombreux chercheurs et bientôt des bases mathématiques solides ont été mises en place faisant apparaître la notion de base orthogonale (Y.Meyer 1985), d'analyse multirésolution (S. Mallat 1989) et d'ondelettes à support compact (I. Daubechies 1988).

Les recherches tant théoriques qu'appliquées se sont très largement développées ces dernières années au point que les ondelettes sont maintenant très à la mode et qu'on a parfois voulu en faire l'outil idéal adapté à tous les problèmes. Cet optimisme excessif a naturellement conduit à quelques déconvenues. On compte en 1997) un volume annuel de plusieurs centaines de publications sur le sujet et une bonne dizaine de congrès internationaux lui sont consacrés ou ont une session spécialisée sur les ondelettes. Les applications les plus prometteuses qui semblent se dégager se retrouvent dans les domaines de l'analyse vocale, de l'analyse des signaux radar et dans le domaine de la compression des images. Les thématiques de recherche s'orientent vers les transformées de signaux périodiques ou à support compact, les transformées multidimensionnelles, les transformées adaptées au problème, les analyses multi-ondelettes, la déconvolution des signaux bruités, les approches multi échelles dans les algorithmes stochastiques et bien entendu la mise en œuvre des algorithmes de transformée en ondelettes discrète.



(a)

(b)

Figure (2.1) : (a).Image PELICAN ; (b).Sa transformée en ondelettes

II.2 Qu'est ce qu'une ondelette ?

Pour avoir une représentation temps-fréquence adaptée à la fois pour les grandes et les basses variations on utilise les ondelettes .

Une ondelette est une fonction continue, qui disparaît au voisinage de $\pm \infty$.

On dit que les ondelettes sont des ondes localisées, cette propriété de localisation lui permet d'agir localement.

II.3. Définition des ondelettes

Les ondelettes sont une famille de fonctions engendrées par translation en temps et dilatation en fréquence à partir d'une même fonction Ψ , appelée ondelette mère. Elles sont normalisées [Cohen, 1992], [Chui,1992] suivant l'équation 2.1:

$$\varphi_{a,b}(t) = |a|^{-1/2} \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2.1)$$

Avec $\Psi(t)$: fonction bien localisée en temps et en fréquence.

$$\begin{cases} (a, b) \in \mathbb{R}^2 \\ a \neq 0 \end{cases}$$

a : paramètre de dilatation.

b : paramètre de translation.

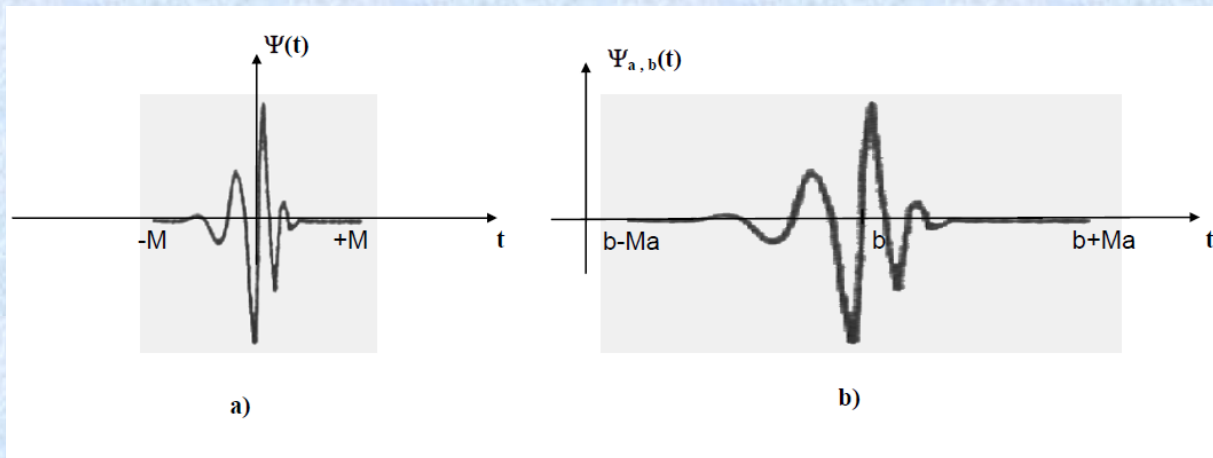


Figure (2.2) : a) Ondelette analysante ; b) Ondelette dilatée et translatée

Une meilleure localisation fréquentielle par l'ondelette entraîne une moins bonne localisation temporelle et réciproquement.

D'après le principe d'incertitude d'Heisenberg, aucun signal ne peut être simultanément et arbitrairement localisé en temps et en fréquence. L'amélioration de la résolution fréquentielle n'est donc possible qu'au détriment de la résolution temporelle et vice versa.

Un exemple de boîtes de Heisenberg d'atomes d'ondelettes est donné par la figure.2.3.

L'écart type en temps σ_t est proportionnel à l'échelle s . L'écart-type en fréquence σ_ω est inversement proportionnel à l'échelle s .

Si le centre de fréquence de la fonction de l'ondelette a pour valeur ξ , le centre de fréquence de la fonction dilatée sera égal à ξ/s [Waku Kouomo,1993], [Härdk & al.,1998]. La transformée en ondelettes a donc une résolution temps-fréquence qui dépend de l'échelle s choisie.

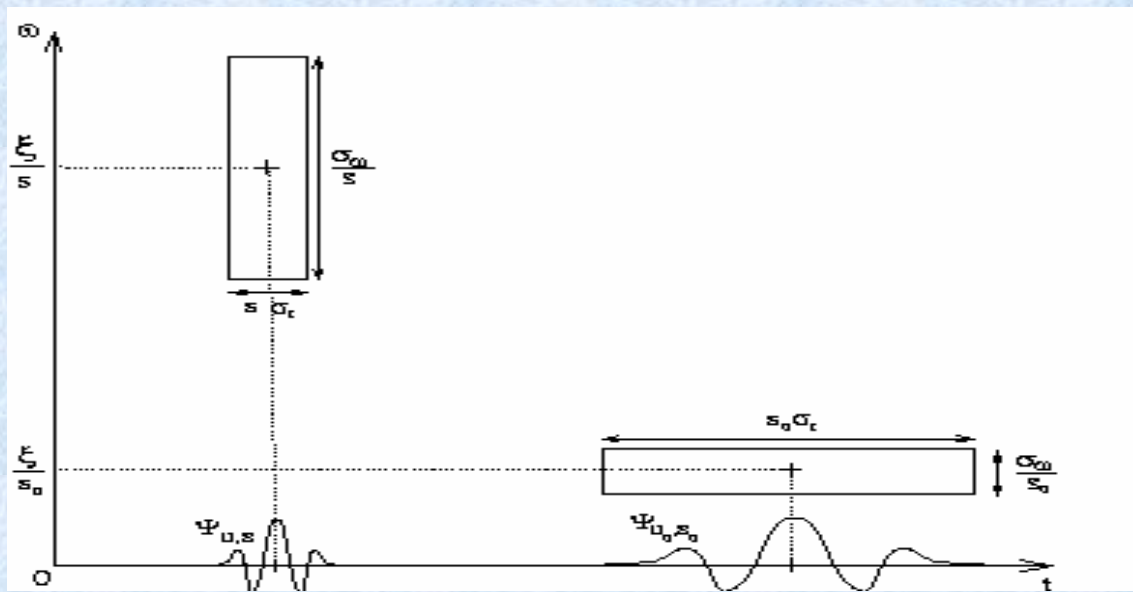


Figure (2.3) Un exemple de boîtes de Heisenberg d'atomes d'ondelettes

Pour des signaux physiques présentant des variations très rapides, des discontinuités, l'analyse en ondelette est adaptée car l'ondelette permet de détecter ses singularités et analyser celles-ci. Cette particularité rend l'analyse en ondelettes complémentaire à l'analyse de Fourier.

La dilatation

Le facteur d'échelle **a** relie la notion de fréquence.

Plus **a** est grand, plus l'ondelette est dilatée, par conséquent la valeur de **a** est inversement proportionnelle à la fréquence.

La translation

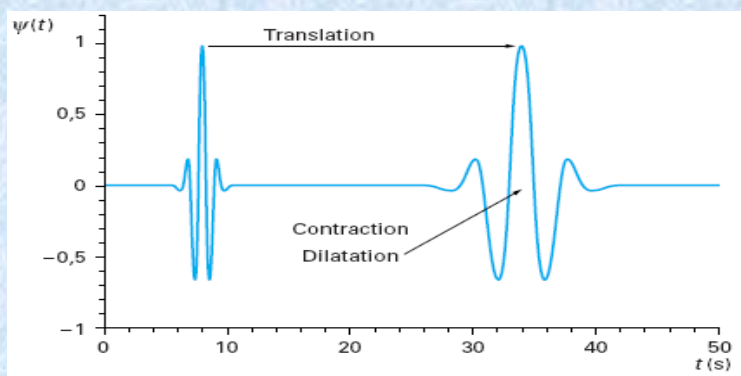


Figure (2.4) : dilatation et translation

II.4. Propriétés des ondelettes

II.4.1. La symétrie

Cette propriété est très importante en traitement numérique des images, la seule base qui possède cette propriété dans le cas orthogonale est la base de Haar. Les filtres associés aux bases d'ondelette bi-orthogonale sont symétriques, c'est-à-dire phases linéaires. C'est pourquoi, les ondelettes bi-orthogonales ont été introduites et sont abondamment utilisées.

II.4.2. Régularité

La régularité de l'ondelette est importante en compression. Cette propriété permettant de localiser les singularités dans un signal. Elle se traduit sur les coefficients d'ondelettes par une amplitude importante, caractérisant une singularité dans le signal, et par la décroissance des valeurs de coefficients avec l'échelle de résolution. En effet, on désire alors obtenir des coefficients d'ondelettes les plus petits possibles (afin de les annuler), pour tout ce qui concerne les détails du signal ; la décroissance des coefficients en fonction de l'échelle est donc primordial. On peut noter qu'il existe un lien entre la régularité et les moments nuls d'une ondelette.

II.4.3. Compacité

La compacité de fonction d'échelle augmente la régularité de l'ondelette résultante. Mais ces convolutions ont pour effet d'accroître linéairement la taille du support d'ondelette. Les ondelettes de Daubechies, par exemple, sont orthogonales et à support compact. Elles ont été créées en garantissant une certaine régularité par l'annulation d'un nombre fixe (p) de ses moments.

Donc, on ne peut pas avoir d'ondelettes qui soient compacts et à support compact. Il y a par conséquent un compromis entre les propriétés de régularité et de décroissance à l'infini. Par ailleurs, la propriété de support compact permet de garantir une grande précision dans le calcul effectif des coefficients, car elle évite les problèmes de troncature dans le cas de support à durée infinie sur un support compact suffisamment étroit pour être considéré bien localisé dans le temps.

II.4.4. Orthogonalité

L'orthogonalité permet de minimiser la redondance, autorisant un codage efficace grâce aux faibles nombres de coefficients.

L'orthogonalité simplifie la reconstruction qui reste néanmoins possible même lorsque cette propriété est vérifiée.

La redondance (non orthogonalité) n'empêche pas la reconstruction, mais la rendre plus compliquée, elle donne cependant plus de robustesse dans les calculs et une meilleure précision de reconstruction.

II.4.5. Localisation

La localisation en temps et en fréquence peut se mesurer par la borne d'incertitude du principe de Heisenberg, qui assure une meilleure localisation. Lorsque cette incertitude est atteinte, une mauvaise localisation induit un étalement de l'énergie du signal autour d'un instant moyen et d'une fréquence moyenne pour une échelle donnée.

II.5 Transformation en ondelettes continue (TOC)

La transformée en ondelettes est dite continue car les paramètres de dilatation et de translation prennent des valeurs continues. La transformée en ondelettes d'une fonction $f(x) \in L^2(\mathbb{R})$ est une projection de celle-ci sur la famille d'ondelettes choisie.

La TOC est définie par la relation 2.4 [Meyer,1992] :

$$W_f(a, b) = |a|^{-1/2} \int f(x) \bar{\varphi}\left(\frac{x-b}{a}\right) dx$$

(2.2)

Avec : $Wf(a, b) = (f, \psi_{a, b})$

$\bar{\varphi}$: Complexe conjugué de φ .

De part sa propriété de conservation de l'énergie, la transformée en ondelettes n'entraîne pas de perte d'informations entre la fonction initiale et sa transformée. On dit

alors, que la transformée en ondelettes est quasi-isométrique. Cette propriété entraîne la réversibilité de la transformation.

Notons, que l'information contenue dans la transformée en ondelettes continue est extrêmement redondante. Cela engendre une transformée en ondelette inverse qui n'est pas toujours unique.

$$C_{\varphi} = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\varphi}(w)|^2}{|w|} dw < \infty$$

(2.3)

C'est pour cela qu'on prend le soin de choisir une ondelette qui va satisfaire la condition d'admissibilité suivante.

La transformée inverse est donnée par l'équation suivante:

$$f(x) = \frac{1}{C_{\varphi}} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} W(a,b) \varphi_{a,b}(x) \frac{da db}{a^2}$$

(2.4)

Si la condition d'admissibilité est satisfaite, on aura $\Psi(0) = 0$, et Ψ aura les propriétés d'une onde d'où le nom d'ondelette.

Signalons que la TOC a un inconvénient majeur dû à la redondance des coefficients d'ondelettes.

Cela induit des temps de calculs importants. Pour pouvoir être implémentée efficacement sur un ordinateur numérique, la transformée en ondelettes doit être « discrétisée ».

II.6 Transformation en ondelettes discrètes (TOD) [Meyer,1992]

Il ne suffit pas d'effectuer les calculs avec des versions échantillonnées des fonctions ondelettes continues (comme il est fait avec les fonctions sinus et cosinus pour le calcul de la TFD et de la TCD par exemple). Cette approche pose beaucoup de difficultés pour satisfaire le théorème de Shannon et assurer la reconstruction exacte des signaux avec un coût numérique raisonnable, il faut donc procéder autrement. En 1987, Y. Meyer a

démontré qu'il était possible de construire des bases d'ondelettes ortho-normales en discrétisant les paramètres de dilatation et de translation a et b respectivement de la manière suivante :

$$(a,b)=(a_0^j, kb_0, a_0^j)$$

$$\text{Avec } \begin{cases} (j,k) \in \mathbb{Z}^2 \\ a_0 > 1 \text{ et } b_0 > 0 \end{cases}$$

Pas de dilatation et de translation respectivement Ainsi, la nouvelle famille d'ondelette peut s'écrire :

$$\varphi_{j,k}(t) = a_0^{-j/2} \varphi(a_0^{-j}t - kb_0) \quad ; (j,k) \in \mathbb{Z}^2$$

(2.5)

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

$$W_{(a,b)} = (f, \varphi_{j,k}) = a_0^{-j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(a_0^{-j}t - kb_0) f(t) dt$$

(2.6)

Choix des opérateurs de dilatation et de translation

A travers l'analyse multi-résolution, Y. Meyer et S. Mallat proposent une méthode de construction de bases d'ondelettes orthonormées. Cette approche est appréciée en traitement d'images où les contraintes de rapidité et de stockage nécessitent le minimum d'informations possible. Y. Meyer a montré qu'il existe des familles d'ondelettes discrètes formant des bases orthonormées de $L^2(\mathbb{R})$. La réduction de la redondance de la représentation en ondelettes est maximale. Les coefficients $\Psi_{j,k}$ forment une base hilbertienne de $L^2(\mathbb{R})$ [Daubechies,1988], [Meyer,1992].

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

$$(a,b) = (a_0^j, kb_0 a_0^j) = (2^{-j}, k2^{-j})$$

$$\text{Avec : } a_0 = 1, b_0 = 2 ;$$

(2.7)

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

$$\{\varphi_{j,k}\}_{j,k \in \mathbb{Z}} = \{2^{j/2} \varphi(2^j t - k)\}_{j,k \in \mathbb{Z}} \quad (2.8)$$

La décomposition de $f(x) \in L^2(\mathbb{R})$ peut s'écrire alors :

$$f(x) = \sum_{j,k \in \mathbb{Z}} (f(x), \varphi_{j,k}(x)) \varphi_{j,k}(x) \quad (2.9)$$

Ou

$$(f(x), \varphi_{j,k}(x)) = 2^{-j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} (2^{-j} x - k) dx \quad (2.10)$$

$(f(x), \varphi_{j,k}(x))$: Représente les coefficients d'ondelettes qui sont dé-corrélés entre eux.

II.7. Analyse multi-résolution (AMR)

Pour mieux comprendre ce que l'on appelle Analyse Multi-résolution, prenons cet exemple : quelle est la longueur de la côte de Tigzirt ? Nous pouvons prendre un globe, avec une règle on calcul la distance et avec l'échelle de la carte on en déduit la longueur de la côte. Il s'agit d'une vision très grossière de l'allure de la côte. Prenons maintenant une carte de l'Algérie, on répète les mêmes opérations. On aura alors un aperçu beaucoup plus précis de la côte et de sa longueur.

Maintenant on prend une carte de Kabylie, là encore notre vision de la côte sera bien plus fine. Finalement, on peut se rendre sur le terrain et on aura la vision la plus précise pour calculer la longueur de la côte. Ainsi, d'échelle en échelle, les détails viennent affiner notre image de la côte, d'une vision grossière on passe à une vision fine et claire.

L'approche multi-échelle en analyse fonctionnelle est apparue au début du siècle, pour faire face aux problèmes non résolus par la transformée de Fourier. (Exemple de la régularité et des propriétés locales d'une fonction).

L'approche multi-résolution consiste à projeter le signal sur une série de sous espaces orthogonaux de $L^2(\mathbb{R})$, (les espaces d'approximations V_j et de détails W_j). Nous verrons que la projection d'un signal sur les espaces de détails fournit sa transformation en ondelettes discrète. Les espaces de projection de signal sont entièrement caractérisés par la donnée de deux filtres (passe haut et passe bas). Ces filtres permettent le calcul rapide des coefficients de la transformée en ondelettes discrète par un algorithme itératif.

II.7.1. Définitions

II.7.1.1. Définition 1

Une analyse multi-résolution de $L^2(\mathbb{R}^n)$ (espace des fonctions carrée sommables) est une suite croissante de sous espaces vectoriels fermés

$$\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}} \text{ de } L^2(\mathbb{R}^n) \quad (2.11)$$

Ayant les propriétés suivantes:

$$i) \quad V_j \subset V_{j+1} \quad (2.12)$$

$$ii) \quad f(x) \in V_j \Leftrightarrow f(2x) \in V_{j+1} \quad (2.13)$$

$$iii) \quad \bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V_j = \{0\} \quad \text{et} \quad \bigcup_{j \in \mathbb{Z}} V_j \text{ est dense dans } L^2(\mathbb{R}^n) \quad (2.14)$$

$$iv) \quad \text{Il existe une fonction } g(x) \text{ dans } V_0 \text{ telle que la suite } \{g(x-k) / k \in \mathbb{Z}^n\}$$

soit une base inconditionnelle de V_0 .

Un sous espace V_j peut être interprété comme l'espace des approximations à la résolution 2^j , de cette façon si $f(x)$ est une fonction de $L^2(\mathbb{R}^n)$ et $(F_j(x))_{j \in \mathbb{Z}}$ la suite d'approximations de $f(x)$ dans $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$, alors nous avons les propriétés suivantes :

$$\bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V_j = 0 \Rightarrow \lim_{j \rightarrow -\infty} (F_j(x)) = 0 \quad (2.15)$$

$$\text{et} \quad \lim_{j \rightarrow +\infty} \|F_j(x) - f(x)\| = 0 \quad (2.16)$$

La suite $(F_j(x))_{j \in \mathbb{Z}}$ converge uniformément vers $f(x)$.

II.7.1.2. Définition 2

Une analyse multi-résolution $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ de $L^2(\mathbb{R}^n)$ est r -régulière ($r \in \mathbb{N}$) si la fonction $g(x)$ vérifie les propriétés:

$$|\partial^\alpha g(x)| \leq C_m (1+|x|)^{-m} \quad (2.17)$$

Pour tout $\alpha \in \mathbb{N}^n$ tel que $|\alpha| < r$ et tout $m \in \mathbb{N}$, relation où:

$$\partial^\alpha = \left(\left(\frac{\partial}{\partial x_1} \right)^{\alpha_1}, \dots, \left(\frac{\partial}{\partial x_n} \right)^{\alpha_n} \right) \text{ et } |\alpha| = \alpha_1 + \alpha_2 + \dots + \alpha_n. \quad (2.18)$$

Ce qui veut dire que toutes les dérivées (au sens de l'opérateur différentiel ∂^α) de $g(x)$ jusqu'à l'ordre r sont localisées (elles décroissent rapidement vers 0 (en module) lorsque $|x|$ croît vers $+\infty$).

II.7.2. La fonction d'échelle

II.7.2.1 Théorème 1

Soit $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ une analyse multi-résolution de $L^2(\mathbb{R}^n)$. Il existe alors $C_2 > C_1 > 0$ tels que :

$$C_1 \leq \left(\sum_{K \in \mathbb{Z}^n} \left| \hat{g}(\varepsilon + 2K\pi) \right|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \leq C_2 \quad (2.19)$$

pour presque tout $\varepsilon \in \mathbb{R}$, $\hat{g}(\omega)$ étant la transformée de Fourier de $g(x)$. On définit alors une fonction ϕ :

$$\hat{\phi}(\omega) = \hat{g}(\omega) \left(\sum_{K \in \mathbb{Z}^n} \left| \hat{g}(\omega + 2K\pi) \right|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (2.120)$$

tel que :

$\{\phi(x-k)\}, k \in \mathbb{Z}^n$ soit une base orthonormée de V_0 .

Toute autre fonction $f(x)$ définissant une base orthonormée $(f(x-k))$, $k \in \mathbb{Z}^n$ de V_0 sera reliée à $\phi(x)$ par :

$$\hat{f}(\omega) = \theta(\omega) \hat{\phi}(\omega) \quad (2.21)$$

Où :

$\theta(\omega) \in L^\infty(R^n)$ Est une fonction 2π périodique et $|\phi(\omega)| = 1$ pour presque tout ω .

II.7.2.2. Théorème 2

Soit $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ une analyse multi-résolution de $L^2(R^n)$. Il existe une fonction $\phi(x) \in L^2(R^n)$ telle que la suite $(\phi_{jk})_{j \in \mathbb{Z}, k \in \mathbb{Z}^n}$ définie par:

$$\phi_{jk}(x) = 2^{\frac{nj}{2}} \phi(2^j x - k) \quad (2.22)$$

Constitue une base orthonormée de V_j c'est à dire :

$$\langle \phi_{jk}, \phi_{jl} \rangle = \delta_{k,l} \quad k, l \in \mathbb{Z}^n. \quad (2.23)$$

La fonction ϕ est appelée fonction d'échelle, fonction d'interpolation ou encore "ondelette père". On peut définir alors une suite d'opérateurs linéaires de projection orthogonale : $\{E_j\}$, $j \in \mathbb{Z}$ tels que

$$E_j : L^2(R^n) \longrightarrow V_j$$

$$f(x) \mapsto F_j(x) = E_j(f(x)) \quad (2.24)$$

Où

$$F_j(x) = \sum_{k \in \mathbb{Z}^n} S_{jk} \phi_{jk}(x) \quad (2.25)$$

Et

$$S_{jk} = 2^{\frac{nj}{2}} \int_{R^n} f(u) \phi(2^j u - k) du \quad (2.26)$$

$F_j(x)$ est l'approximation multi-résolution de la fonction $f(x)$ dans l'espace V_j à l'échelle 2^j (à la résolution 2^{-j}) ; $(F_j(x))_{j \in \mathbb{Z}}$ est une suite d'approximation de plus en plus fines de $f(x)$ pour j croissant (à mesure que j croît).

Si on note W_j le complément orthogonal de V_j dans V_{j+1} on obtient la suite de sous espaces $(W_j)_{j \in \mathbb{Z}}$ telle que : $L^2(\mathbb{R}^n) = \bigoplus_{j=-\infty}^{+\infty} W_j$ et $\bigotimes_{i=-\infty}^j W_i = V_{j+1}$

Si $F_j(x)$ et $F_{j+1}(x)$ sont les approximations de $f(x)$ dans V_j et V_{j+1} respectivement alors la fonction:

$$D_j(x) = F_{j+1}(x) - F_j(x) \quad (2.27)$$

Appartient à W_j .

$D_j(x)$ Représente le supplément d'informations (détails) à apporter à l'approximation $F_j(x)$ pour obtenir $F_{j+1}(x)$ qui est une représentation plus fines de $f(x)$.

II.8. Propriétés des filtres de décomposition – reconstruction

L'analyse s'effectue selon la résolution choisie. Les fonctions de transferts des filtres utilisés doivent avoir une distorsion d'amplitude la plus réduite possible. Cela permet de ne pas défavoriser d'une part, certaines fréquences par rapport à d'autres et d'autre part, les filtres à phase linéaire de ceux dont la phase ne l'est pas. Cette dernière caractéristique est d'autant plus importante que le signal que nous voulons analyser est un signal bidimensionnel représentant une image et que la perception visuelle chez l'homme est sensible aux fluctuations irrégulières de la phase.

De ce fait, les Filtres Miroirs en Quadrature (QMF) à réponse impulsionnelle infinie (RII) ont été retenus dans un premier temps pour avoir une reconstruction exacte, mais l'inconvénient résidait dans un temps de calcul important. La limitation des filtres RII pour obtenir des filtres RIF (réponse impulsionnelle finie) permettait de réduire les temps mais provoquait à leur tour des dégradations pendant la reconstruction. C'est pour résoudre ces problèmes que les Filtres Conjugés en Quadrature (QCF) ont été développés. En effet, ces filtres présentent l'avantage d'être à reconstruction exacte.

Daubechies a réussi à calculer des filtres $h(k)$ (appelés filtres de Daubechies) [Daubechies,1988] en posant les relations entre les filtres G_0, H_0, G_1 et H_1 sont donnée par :

$$H(w) = \frac{1}{2} (1 + e^{jw})^N Q(e^{jw}) \quad (2.29)$$

avec

$$Q(e^{jw}) = \sum_{n=0}^{N-1} q(n) e^{jnw} \quad , q(0) = 0 \quad (2.29)$$

Les relations entre les filtres G_0, H_0, G_1 et H_1 sont donnée par :

$$\begin{cases} H_1(z) = -G_0(-z) \\ G_1(z) = -H_0(-z) \\ G_0(z) = -H_0(-z^{-1})z^{-(N-1)} \end{cases} \quad (2.30)$$

$$\begin{cases} h_1(k) = (-1)^{k+1} g_0(k) \\ g_{-1}(k) = (-1)^k h_0(k) \\ g_0(k) = (-1)^{k+1} h_0(N-1-k) \end{cases} \quad (2.31)$$

II.9. Les ondelettes biorthogonales [Cohen & al.,1992]

Les bases d'ondelettes biorthogonales sont une généralisation des bases orthogonales qui permet, en s'affranchissant de la contrainte d'orthogonalité, d'obtenir des bases d'ondelettes symétriques, de forte régularité et à support fini dont les filtres associés sont à phase linéaire et à reconstruction exacte. Les ondelettes biorthogonales ont notamment été utilisées pour le débruitage des signaux et des images, la reconnaissance d'empreintes digitales et la résolution de certains problèmes mathématiques (calcul matriciel et différentiel).

Pour les applications en traitement d'images, il est important que les filtres associés aux fonctions échelle et ondelette soient à reconstruction exacte et à phase linéaire ou nulle pour préserver les contours de l'image et éviter les effets de bords. Ces filtres doivent être à supports courts pour diminuer le nombre d'opérations à effectuer lors des calculs et permettre ainsi, une exécution rapide des traitements. De plus, un ordre élevé de régularité est souhaitable, en particulier en compression d'images.

Cependant, ces critères ne peuvent être satisfaits simultanément dans le cadre des bases orthogonales. En effet, parmi les filtres RIF orthogonaux, symétriques et à reconstruction exacte, seul le filtre de Haar (dont l'ordre de régularité est faible) peut satisfaire ces critères

II.10. Analyse multirésolution biorthogonale

Une analyse multi-résolution biorthogonale de $L^2(\mathbb{R})$ est définie par deux suites de sous espaces $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ et $\{\tilde{V}_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ ayant les propriétés suivantes:

$$\begin{aligned} \bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V_j &= \{0\} \text{ et } \bigcap_{j \in \mathbb{Z}} \tilde{V}_j = \{0\} \\ \bigcup_{j \in \mathbb{Z}} V_j &= \mathbb{R} \text{ et } \bigcup_{j \in \mathbb{Z}} \tilde{V}_j = \mathbb{R} \\ V_j &\subset V_{j+1} \text{ et } \tilde{V}_j \subset \tilde{V}_{j+1} \end{aligned}$$

(2.32)

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

On peut définir alors deux suites $\langle \phi_{jk}, \tilde{\phi}_{jk} \rangle = \delta_{kl}$ de carrés sommables h_k et $\tilde{h}_k$ telles que:

$$\phi(x) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} h(k) \phi(2x - k) \quad (2.33)$$

$$\tilde{\phi}(x) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \tilde{h}(k) \tilde{\phi}(2x - k) \quad (2.34)$$

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

$$\varphi(x) = \sum_k g_k \phi(2x - k) \quad , g_k = (-1)^{k-1} \tilde{h}(1 - k) \quad (2.35)$$

$$\tilde{\varphi}(x) = \sum_k \tilde{g}_k \tilde{\phi}(2x - k) \quad , \tilde{g}_k = (-1)^{k-1} h(1 - k) \quad (2.36)$$

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

Les algorithmes de décomposition et de reconstruction utilisant les ondelettes biorthogonales ne diffèrent de ceux définis dans le cadre des ondelettes orthogonales que par l'introduction des filtres $\tilde{h}$ et $\tilde{g}$ utilisés lors de la reconstruction au lieu de h et g respectivement.

Les relations 2.34 et 2.35 sont utilisées pour la décomposition et la relation 2.36 pour la reconstitution.

$$S_j(k) = \sum_{l=-\infty}^{+\infty} h(l) S_{j+1}(l + 2k) \quad (2.37)$$

$$D_j(k) = \sum_{l=-\infty}^{+\infty} g(l) S_{j+1}(l + 2k) \quad (2.38)$$

$$S_{j+1}(k) = 2 \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \tilde{h}(k-2n)S_j(n) + 2 \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \tilde{g}(k-2n)D_j(n)$$

(2.39)

Les ondelettes biorthogonales permettent d'avoir des ordres de régularité plus grands que ceux des ondelettes orthogonales pour des longueurs de filtres équivalentes. Elles permettent aussi d'avoir un grand nombre de moments nuls pour un support réduit. Ces qualités sont très appréciées dans diverses applications et notamment en compression d'images.

Les ondelettes biorthogonales comptent plusieurs familles (pseudo-coiflets, filtres récurrents...) mais la plus usuelle est la famille des ondelettes splines. Par ailleurs, les filtres définis par le standard JPEG2000 [ISO/IEC,1998], [Taubman,2002] appartiennent à cette famille (9/7 par défaut pour la compression avec perte, 5/3 par défaut pour la compression sans perte, et 10/2 pour la compression sans perte).

Les recherches sont actuellement orientées vers la recherche d'algorithmes de calcul de filtres et d'analyse/synthèse optimaux.

II.11. Algorithme pyramidal de S.Mallat

L'algorithme pyramidal adapté par S.Mallat, utilise la multiplication dyadique séparable. Cette dernière a pour avantage de permettre un calcul rapide, elle permet aussi d'interpréter les images de détails comme les hautes fréquences sélectives en direction horizontale, verticale et diagonale.

II.11.1. Cas d'un signal monodimensionnel [Mallat,1989]

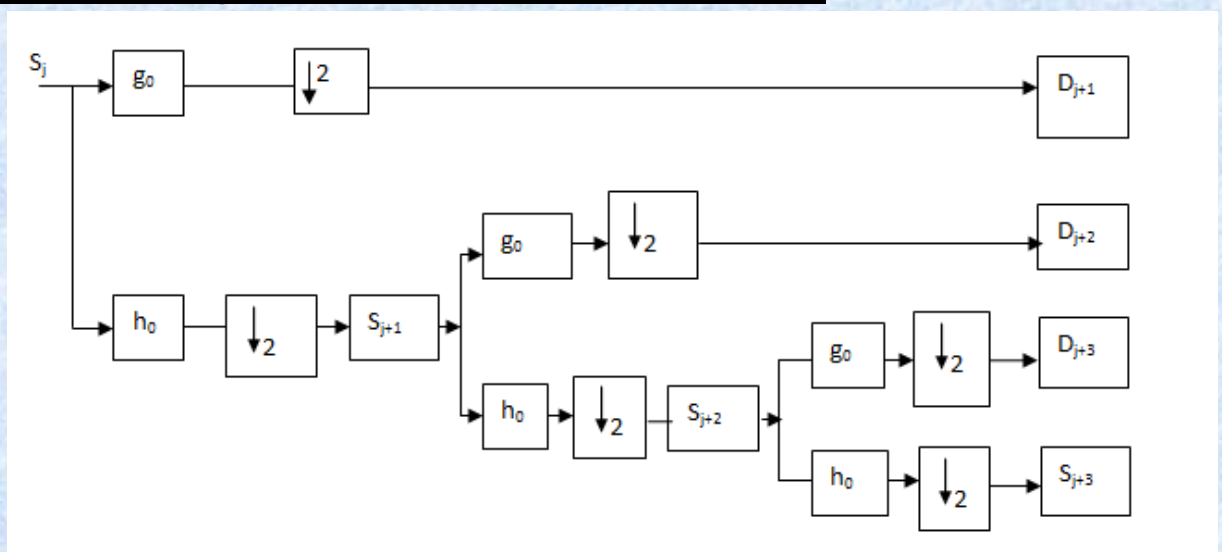


Figure (2.5) algorithme de décomposition d'un signal

Le principe de ce schéma consiste à décomposer le signal S_j en deux sous signaux D_{j+1} et S_{j+1} . Cette opération de décomposition peut se répéter sur le signal S_{j+1} et ainsi de suite, le nombre d'approximations est limité par l'ordre du filtre.

L'ensemble de détail et du signal lissé représenté à la dernière résolution, fournit une reconstruction exacte du signal S_j sans perte d'informations. D_{j+1} ($D_{j+1} = S_j - S_{j+1}$), représente la fluctuation en passant d'une résolution à une résolution plus fine.

S_{j+1} représente le signal lissé (L'approximation) obtenu à partir de S_j après l'opération du filtrage en utilisant un filtre passe bas h_0 suivi de l'opération de décimation.

D_{j+1} représente le détail perdu en passant d'une approximation à une autre, il est appelé aussi coefficient d'ondelettes. Pour aboutir à ce dernier, on applique un filtre passe haut g_0 sur S_j suivi d'une décimation.

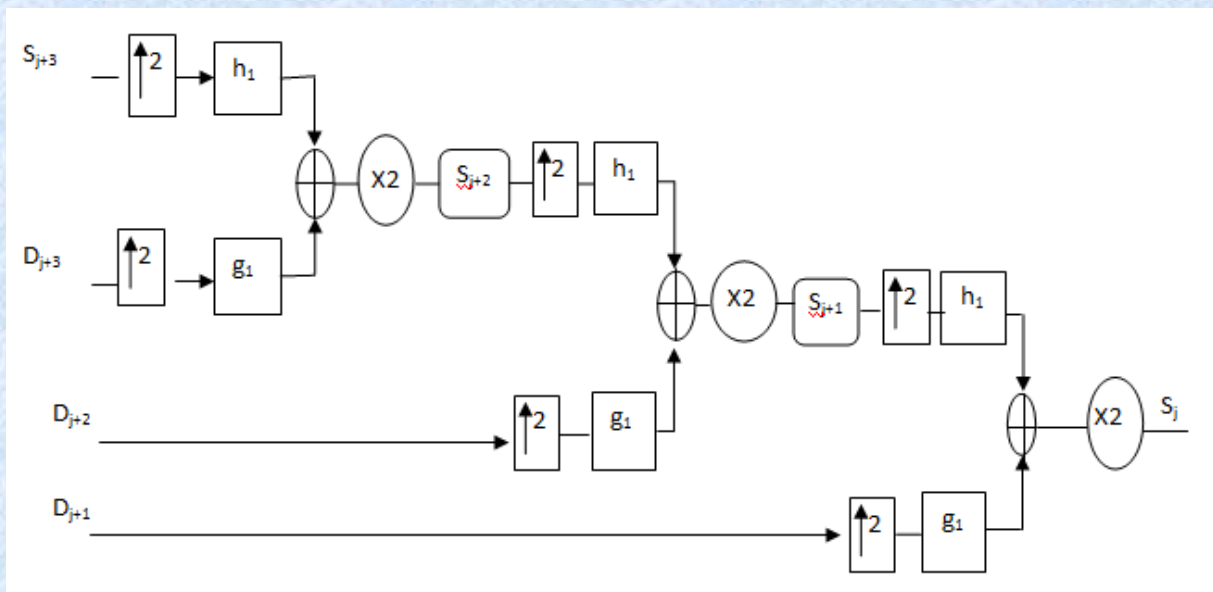
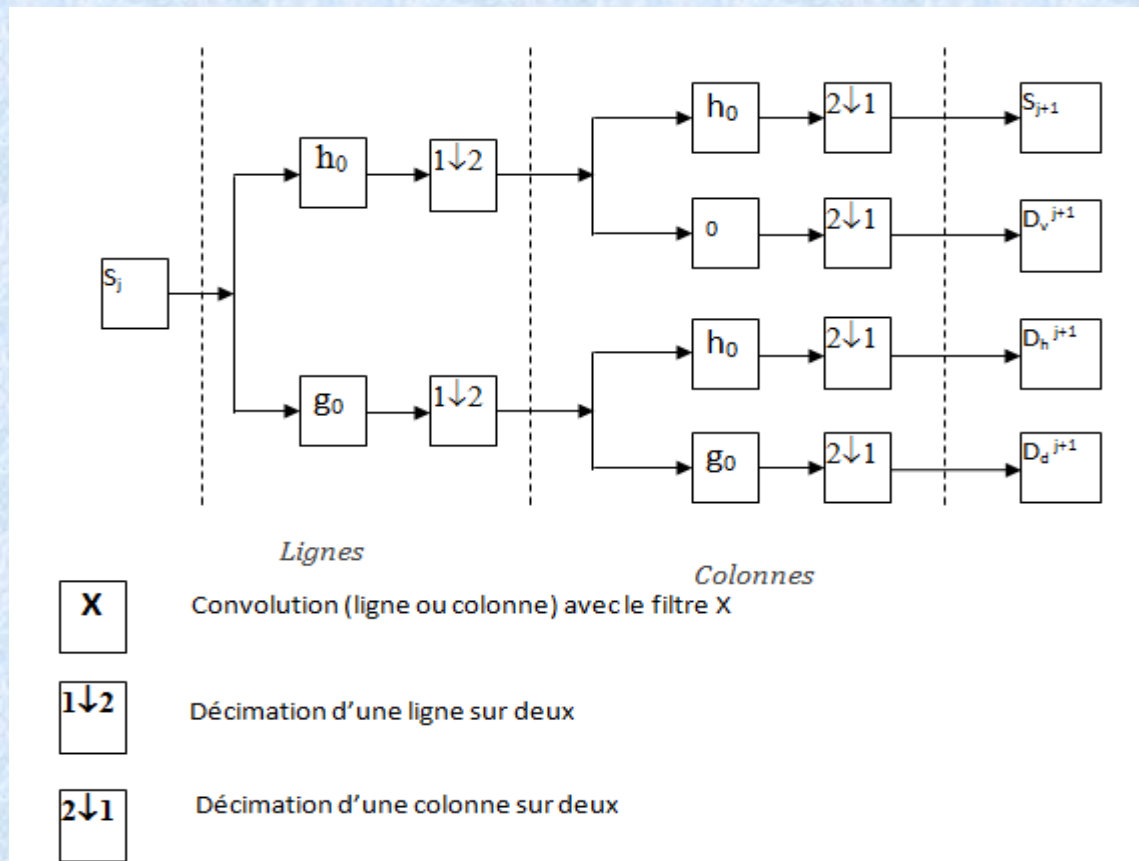


Figure (2.6) : Algorithme de reconstruction d'un signal monodimensionnel

S_j est reconstitué en multipliant les valeurs des échantillons par deux après avoir effectué une sommation des deux signaux obtenus, l'un par filtrage passe bas (h_1) et l'autre par filtrage passe haut (g_1) des signaux S_{j+1} et D_{j+1} respectivement, avec interpolation (insérer un échantillon nul entre deux), comme le montre la figure ci-dessus.

II.11.2. Cas d'un signal bidimensionnel [Mallat,1989]

Dans le cas d'un signal bidimensionnel, spécialement dans le cas des images, on utilise les schémas de décomposition et de reconstruction suivants :



Figur

re (2.7) : étape de décomposition

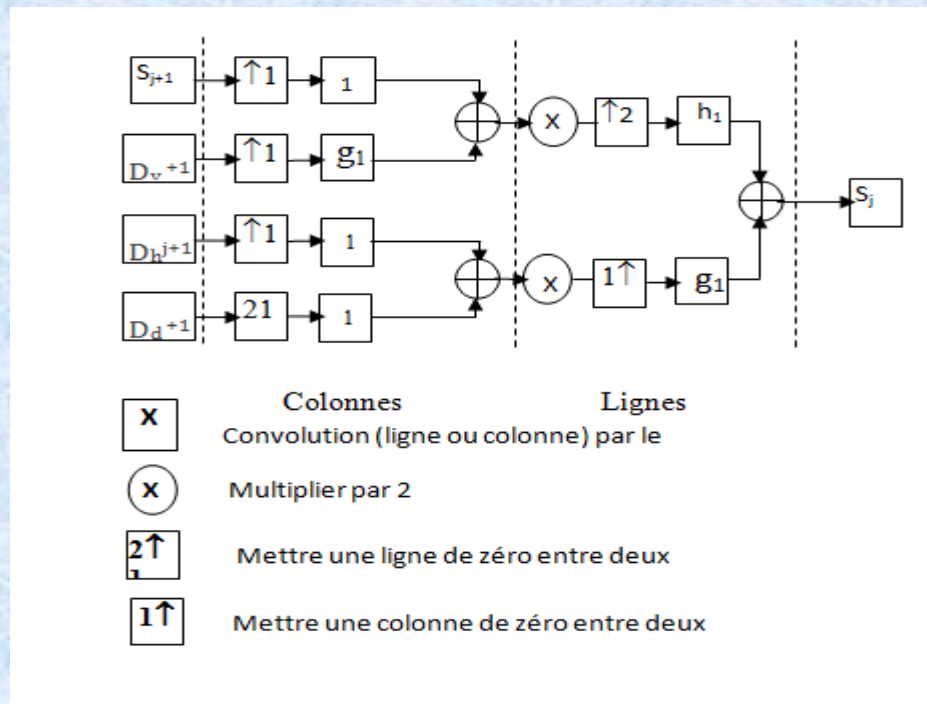


Figure (2.8) : Etape de reconstruction

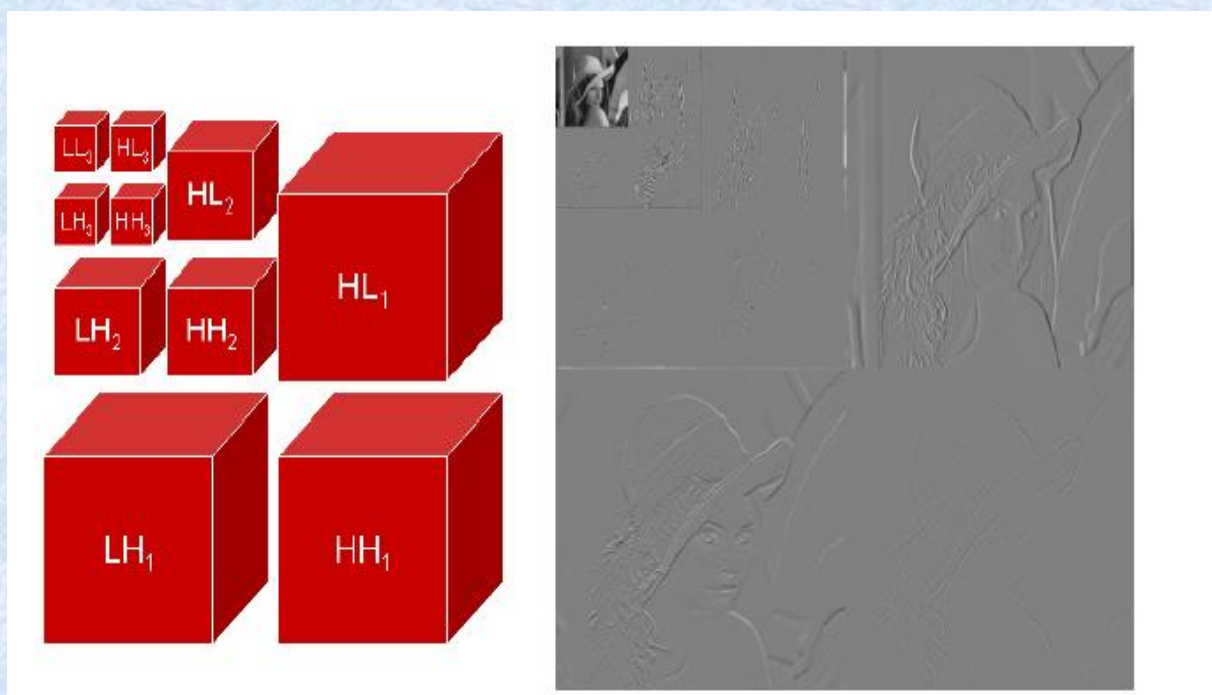


Figure (2.9) : Exemple de la décomposition en ondelette

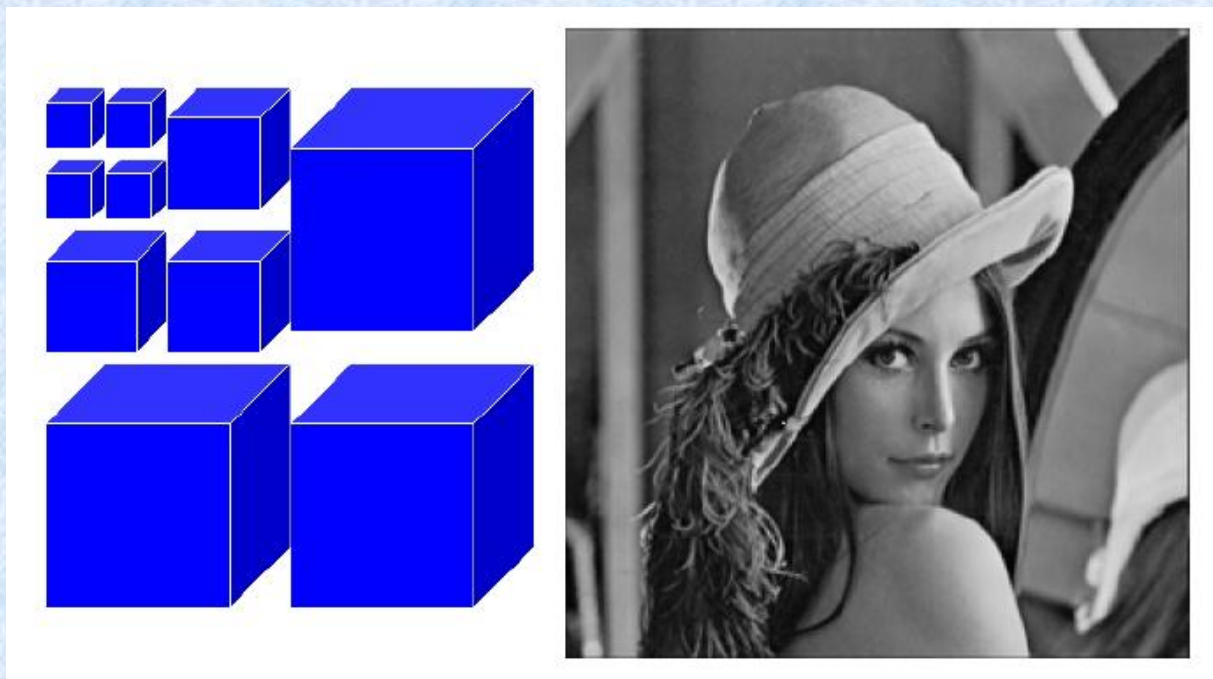


Figure (2.10) : Exemple de la reconstruction en ondelette

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé les étapes nécessaires à la mise en œuvre de la théorie des ondelettes. Nous avons vu que l'analyse multi-résolution est l'outil déterminant pour exploiter tous les atouts de cette théorie, celle-ci combinée aux bancs de filtres.

En effet, elle permet de séparer les détails d'un signal à plusieurs résolutions données, ces résolutions varient avec un dyadique. Le but est bien entendu de traiter les coefficients de détails avant de procéder à la reconstruction.

Dans le prochain chapitre, nous présentons un algorithme dit Max-Shift qui repose sur cette théorie des ondelettes pour la compression d'image.

Introduction :

Pour définir notre travail, nous avons présenté les outils nécessaires pour notre application au cours des deux chapitres précédents.

Dans ce chapitre, nous allons présenter notre méthode de compression d'images en ROIs basée sur la transformée en ondelettes et la méthode Max-shift utilisées en jpeg2000.

Dans les sections suivantes, nous allons présenter la méthode adoptée de Max-shift ainsi que la démarche suivie pour définir les ROIs de l'image à traiter.

III. Méthodologie :

III.1 Principe de la méthode adoptée :

Nous avons appliqué la transformée en ondelettes à 3 niveaux de décomposition sur une image fixe, ensuite on effectue un partitionnement en blocs carrés sur les sous bandes de détails. On calcule l'énergie dans chaque bloc et on procède à un seuillage, si l'énergie du bloc est supérieure au seuil donc c'est un bloc ROI sinon c'est un BG (Back-Ground). Par la suite, on applique une quantification selon jpeg2000 sur les blocs BG.

On rassemble tous les blocs ROIs et BGs après quantification en appliquant l'algorithme Max-Shift pour pouvoir opérer à un classement selon l'information significative des blocs en formant ainsi des plans de bits, enfin le codeur arithmétique sera appliqué à ces derniers et la sous bande approximée.

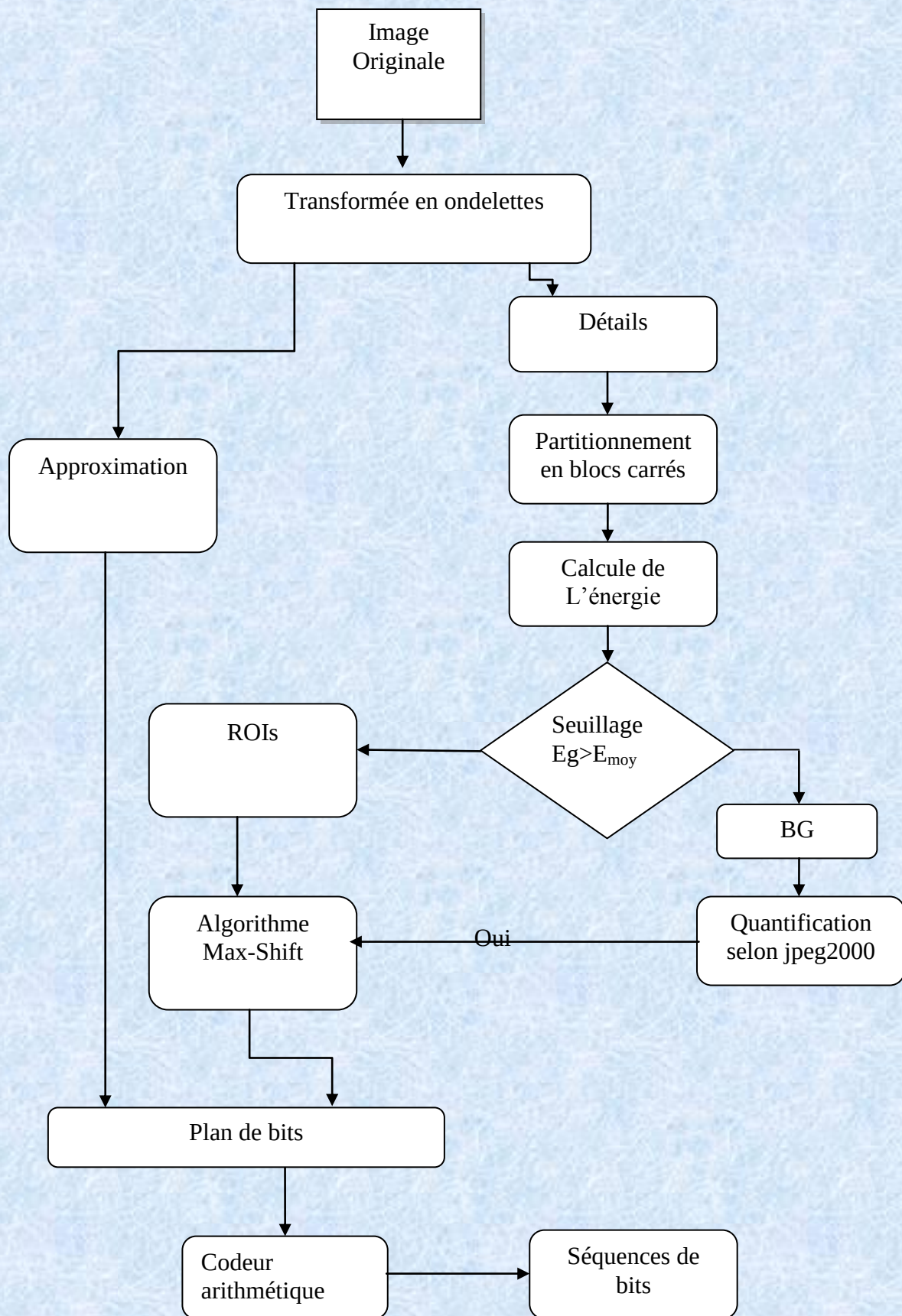
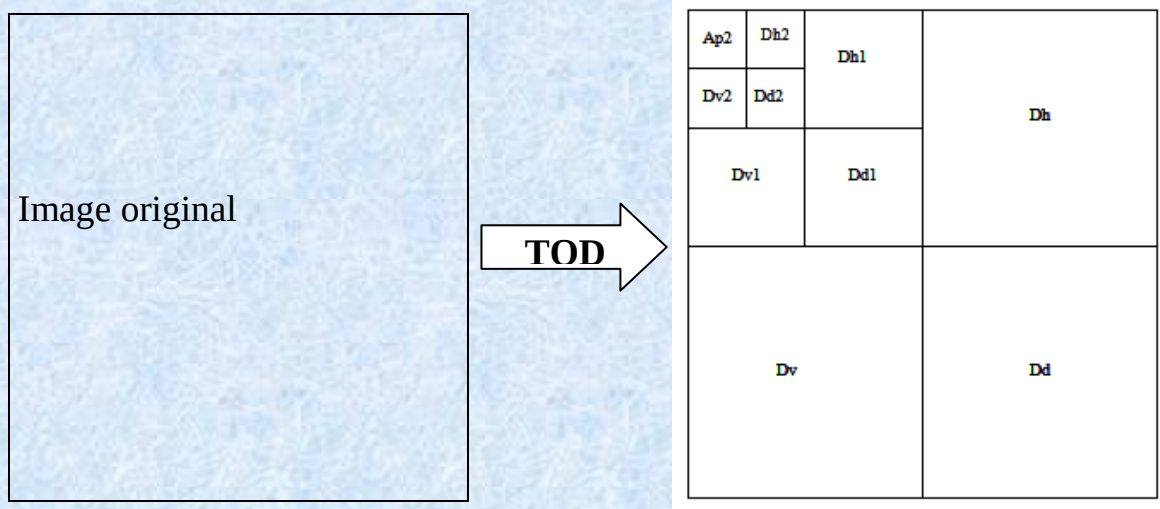


Figure (3.1) : Schéma général de la compression

III. 2. Transformée en ondelettes

On applique à l'image originale une TOD, telle qu'on obtient une image approximative (bande lissée) et des images de détails (hautes fréquences), voir les figures ci-dessous.



Figure(3.2) Principe de décomposition d'une image (trois niveaux de décomposition).

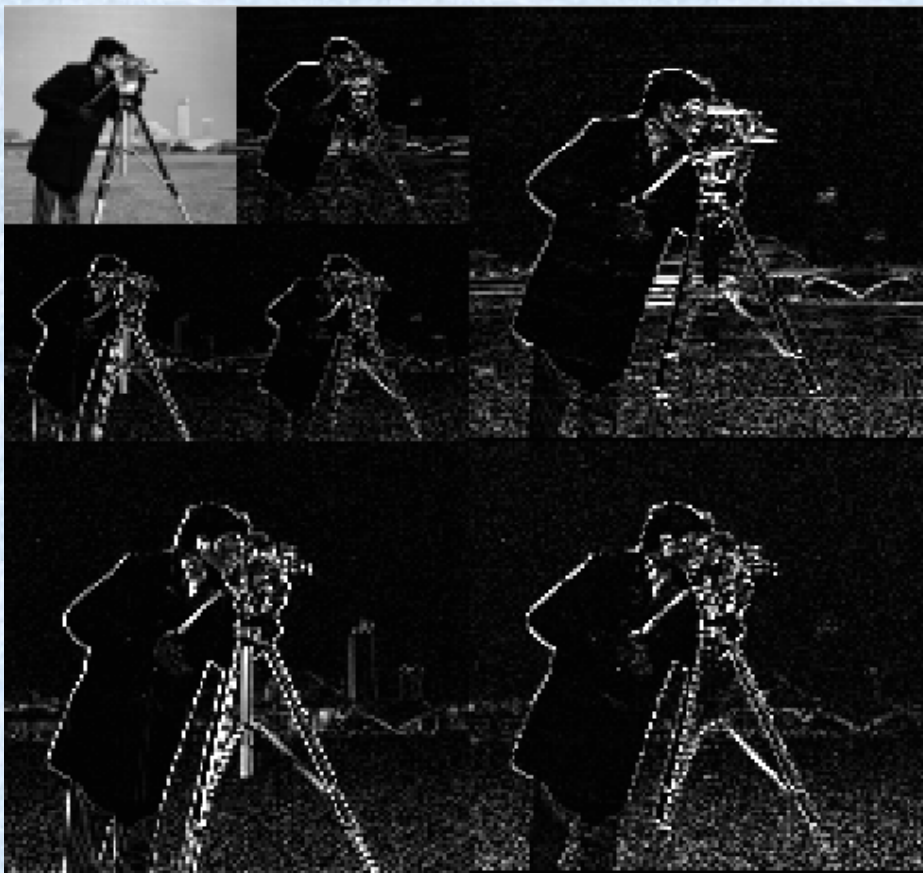


Figure (3.3) Exemple d'une image décomposée en ondelettes.

III.3 Le partitionnement en blocs :

Chaque sous bande de détails de résolution confondue, est divisée en plusieurs blocs carré de même taille (4*4, 8*8, 16*16, 32*32). L'exemple ci-dessous illustre au mieux la manière de partitionner.

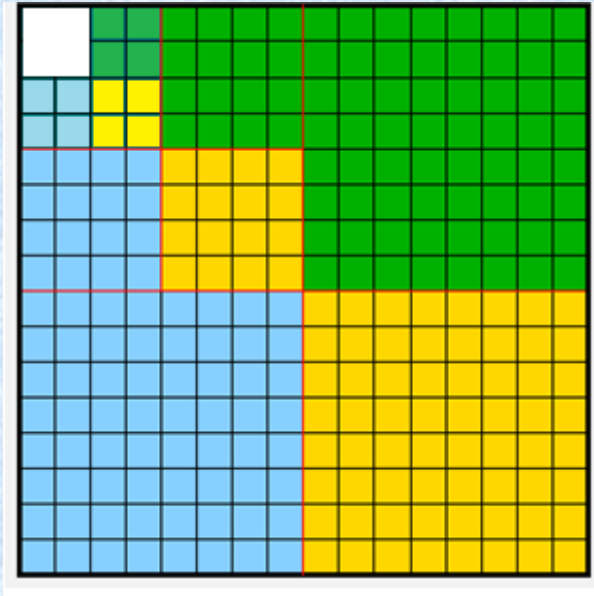


Figure (3.4) Exemple de partitionnement en bloc.

III.4 Calcul de l'énergie :

L'énergie des coefficients dans les sous bandes détails est importante de la résolution supérieure à la résolution inférieure.

Dans cette étape, on calcule l'énergie dans chaque bloc, selon l'équation suivante :

$$E = \sum_b |X(n)|^2 \quad (3.1)$$

Avec : X : coefficients d'ondelettes d'un bloc b .

III.5 seuillage :

Il est possible de réaliser une décomposition en ondelettes d'une image puis de reconstruire cette image à partir de ses coefficients d'approximation. Mais, cette technique n'aurait pas grand intérêt si on ne rajouterait pas et ne modifierait pas ces coefficients de détails.

Les coefficients d'ondelettes marquent les discontinuités qui interviennent dans l'image, ils correspondent donc aux détails. Si, maintenant, on procède à un seuillage de ces coefficients, cela revient à éliminer les détails les moins significatifs de l'image.

Le seuillage est effectué de la manière suivante : si l'énergie du bloc est supérieure au seuil donc c'est un bloc ROI sinon c'est un BG (Back-Ground).

III.6 Quantification :

La compression d'une image passe par la perte d'informations. Dans le signal bidimensionnel issu de la TOD, on note que l'énergie significative est concentrée dans les blocs ROIs. D'où, on applique la quantification que sur les partitions où l'énergie est inférieure ou égale au seuil, c-à-d le BackGround (BG).

De cette analyse, nous permet de conclure à une quantification scalaire uniforme, de plus en plus forte (pas de quantification de plus en plus grande) à mesure que l'on se rapproche à une énergie plus petite. Donc, on ne conserve qu'un ordre de grandeur plus ou moins précis des coefficients.

Cette quantification est réalisée par une matrice de quantification $q[m]$ de telle sorte que les coefficients quantifiés seront calculés selon l'équation suivante :

$$q[m] = \text{sign}(a[m]) \left\lfloor \frac{|a[m]|}{T} \right\rfloor \in \mathbb{Z} \quad (3.2)$$

T : le pas de quantification.

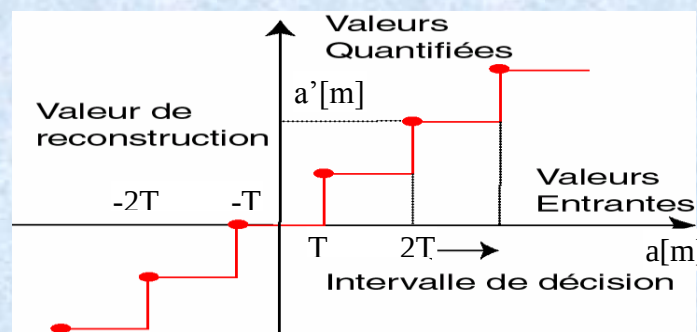


Figure (3.5) Exemple de quantification uniforme des intervalles égaux.

Lors de la décompression de l'image, la déquantification consiste à multiplier chaque coefficient d'un bloc quantifié par la matrice de quantification pour obtenir une estimation du bloc original, obtenu par l'application de l'équation (5).

En effet, la quantification amenant les coefficients à ce qu'ils ne seront pas identiquement reconstitués.

$$a'[m] = \text{sign}(q[m]) \left(\left\lfloor q[m] + \frac{1}{2} \right\rfloor \right) T \quad (3.3)$$

III.7 La méthode de Max-Shift

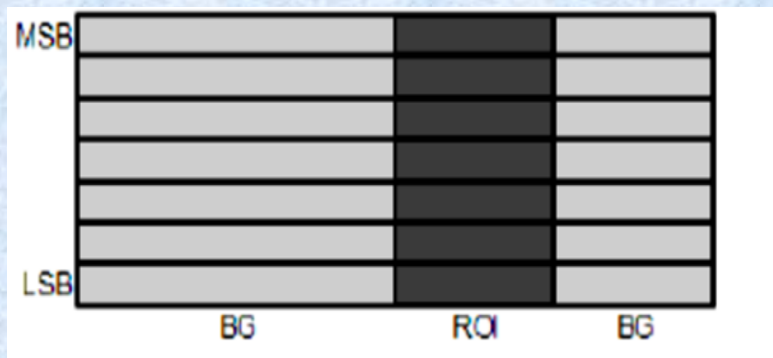
Le codage de la région d'intérêt (ROI) d'une image est une caractéristique qu'on trouve dans les codeurs d'image modernes, qui permet de coder une région spécifique avec la meilleure qualité que le reste de l'image (Background). Le codage de la ROI définit dans la partie 1 étendue de JPEG2000, s'articule sur deux principes [3], [4] :

- 1) General scaling (décalage général)[3].
- 2) Maximum shift (décalage du maximum) [4].

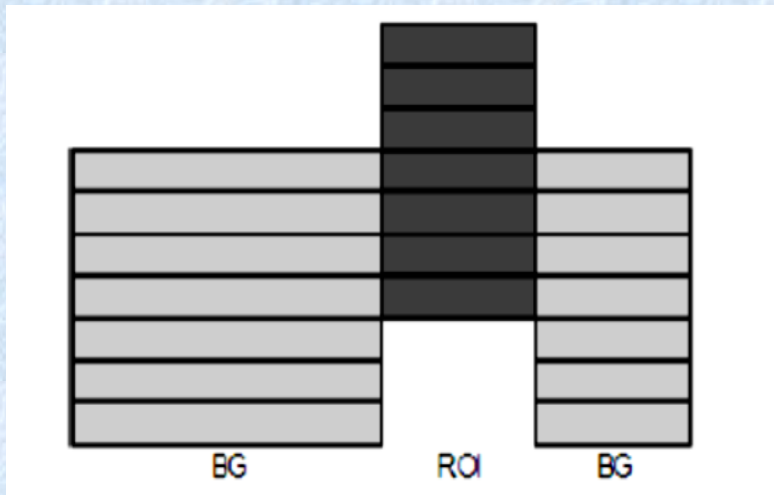
Les coefficients des blocs ROIs seront complètement décalés vers le haut dans l'ordre de signification de ceux de BG. Les bit-planes associés aux ROIs sont placés plus haut que les bit-planes associés au BG, comme indiqué dans la Figure (3.5).

Il implique que pendant un processus de codage incorporé, n'importe quel bit-plane du BG de l'image est placé en bas de celui de la ROI qui est le plus significatif bit-plane dans le bit-stream.

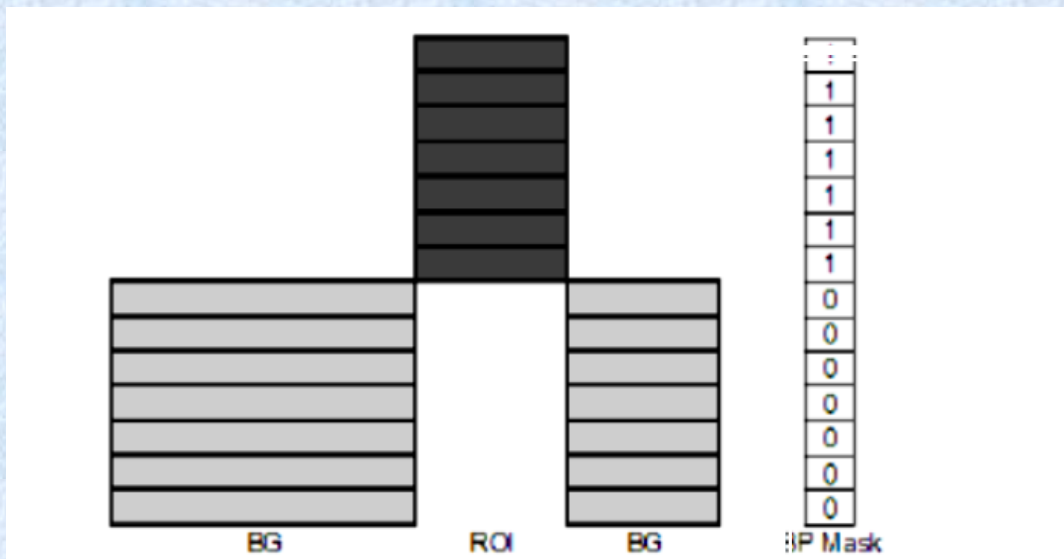
Dans certains cas, selon la valeur de graduation φ , quelques bits de ROIs sont simultanément codés avec le BG mais, cette méthode permet de décoder et affiner la ROI avant le reste de l'image. Peu importe φ , c'est possible de reconstruire avec un bit-stream entier, une fidélité d'une plus haute version de l'image entière. Néanmoins, si le bit-stream est terminé brusquement, la ROI aura la fidélité la plus haute que le BG.



(A) aucun codage ROI.



(B) Procédé à base de mise à l'échelle



(C) Méthode max-shift.

Figure (3.6) codage ROI selon JPEG2000

La méthode Max-shift adaptée à notre schéma de compression est mise en œuvre en quatre étapes :

- 1) définir les ROIs ; en indiquant l'ensemble des coefficients qui sont nécessaires pour atteindre une reconstruction sans perte des ROIs.
- 2) Les coefficients d'ondelettes sont stockés dans une représentation de grandeur signée, en utilisant la partie la plus significative pour la précision, cela permettra de mettre en bas de l'échelle les coefficients BG.
- 3) Une valeur d'échelle spécifiée, mettra en bas d'échelle les coefficients à l'intérieur de BG.
- 4) Les Bit-planes les plus significatifs sont progressivement codés par un codeur entropique.

La méthode Max-shift présente plus d'avantages par rapport à General scaling:

- supporte n'importe quelle forme de ROI avec une complexité algorithmique réduite.
- pas besoin de transmettre la forme.
- pas besoin de coder / décoder le contour de la forme.
- pas besoin de gérer un masquage au niveau du décodeur.
- décodeur aussi simple que s'il n'y a pas de ROI.

III.8 Codage en plans de bits

Il s'agit ici de réduire la redondance inter-coefficients. Le principe d'un codage en plans de bits consiste en la décomposition d'une image à plusieurs niveaux en une série d'images binaires, puis chaque image binaire est compressée.

Codé sur m bits, le niveau d'un coefficient s'exprime comme un nombre binaire compris entre 0 et $2^m - 1$. On peut donc exprimer ce niveau sous forme d'un polynôme :

$$a_{m-1}2^{m-1} + a_{m-2}2^{m-2} + \dots + a_12^1 + a_02^0 \quad , \text{ avec } m : \text{ les niveaux} \quad (3.4)$$

Et a : les blocs.

Le coefficient correspond au ROI reçoit (1).

Le coefficient correspond au BG reçoit (0).

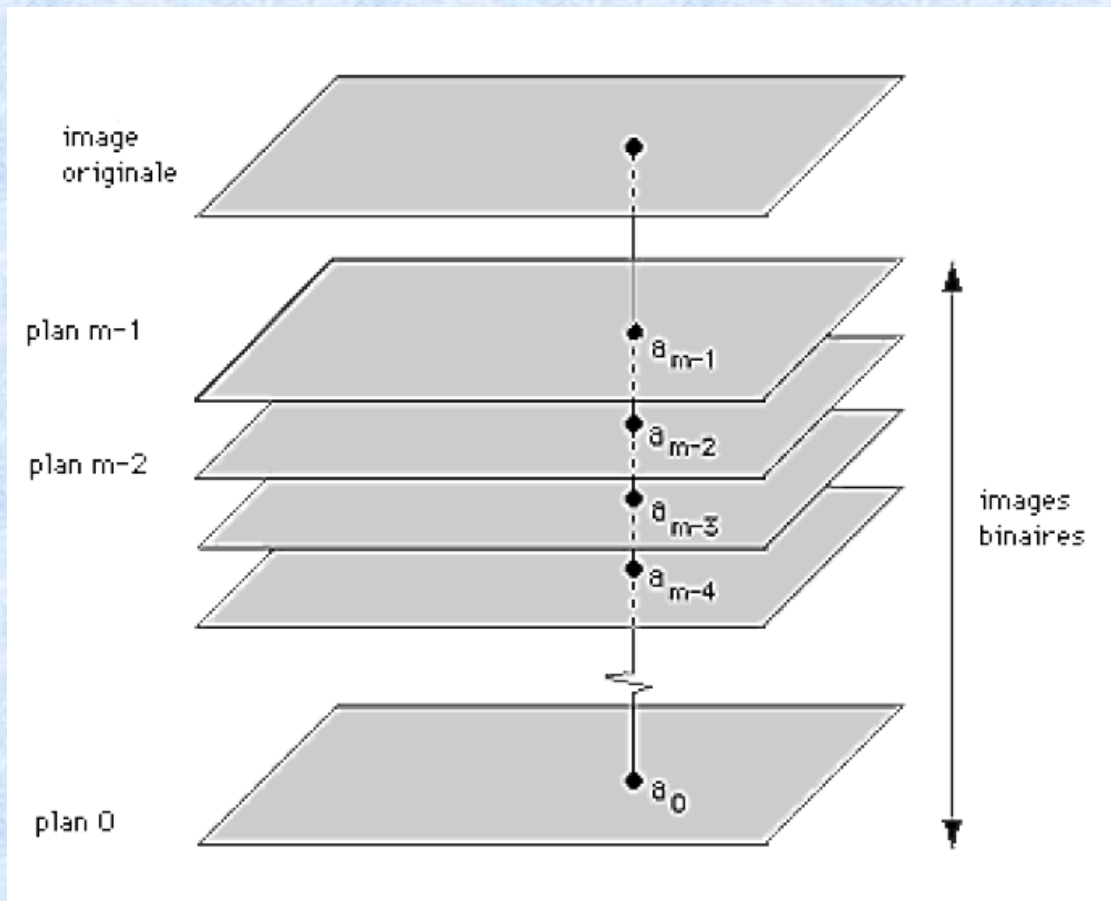


Figure (3.7) représentation du plan de bits.

III.9 Le codage arithmétique

Le codage arithmétique est prouvé performant, d'où son introduction dans la norme JPEG2000.

Procédure de codage arithmétique :

- Calculer la probabilité associée à chaque symbole dans la chaîne à coder.
- Associer à chaque symbole un sous intervalle proportionnel à sa probabilité, dans l'intervalle [0,1] (l'ordre de rangement des intervalles sera mémorisé car il est nécessaire au décodeur)
- Initialiser la limite inférieure de l'intervalle de travail à la valeur 0 et la limite supérieure à la valeur 1.
- Tant qu'il reste un symbole dans la chaîne à coder:
 - largeur = limite supérieure - limite inférieure.

- limite inférieure = limite inférieure + largeur * (limite basse du sous intervalle du symbole).
- limite supérieure = limite inférieure + largeur * (limite haute du sous intervalle du symbole).

➤ La limite inférieure code la chaîne de manière unique.

On remarque que le premier symbole de la chaîne fixée est le premier chiffre après la virgule du code final.

Décrivons le principe du codage et de décodage sur un exemple :

Considérons le codage du message ATLAS. Les probabilités des caractères sont les suivantes :

caractère	probabilité
A	2/5
L	1/5
S	1/5
T	1/5

Dans l'intervalle général de probabilité [0,1], chaque symbole se voit affecter un intervalle de probabilité (la manière d'affecter cet intervalle n'ayant pas d'importance).

caractère	probabilité	Intervalle
A	2/5	$0.20 \leq r < 0.40$
L	1/5	$0.40 \leq r < 0.50$
S	1/5	$0.50 \leq r < 0.60$
T	1/5	$0.60 \leq r < 0.70$

Le codage s'effectue progressivement à partir de la première lettre du message. Puisque c'est A, le codage du message doit être compris entre 0,20 et 0,40. La deuxième lettre est T; dans le sous intervalle 0,20 à 0,40, le codage sera compris entre 60 et 70 %. Autrement dit, à ce stade (AT) sera compris entre $0,20 + (0,40 - 0,20) \times 0,60$ et $0,20 + (0,40 - 0,20) \times 0,70$, soit entre 0,32 et 0,34.

Au niveau de la troisième lettre L, il doit être compris entre $0,32 + (0,34 - 0,32) \times 0,40$ et $0,32 + (0,34 - 0,32) \times 0,50$ soit entre 0,328 et 0,33.

En continuant, on arrive au tableau suivant :

Caractère successif	Limite inférieure	Limite supérieure
A	0.2	0.4
T	0.32	0.34
L	0.328	0.33
A	0.3284	0.3288
S	0.3286	0.32864

Le codage du message est constitué par la dernière limite inférieure : 0,3286.

Le décodage s'effectuera de manière unique à partir de ce nombre, suivant le mécanisme inverse. Puisque 0,3286 est compris entre 0,2 et 0,4 la première lettre du message est A. On peut maintenant soustraire la limite inférieure correspondant à A, soit 0,20 ce qui donne 0,1286 et diviser ce résultat par la longueur de l'intervalle correspondant à A, soit 0,20 ce qui donne : 0,643. Ce nombre étant compris entre 0,6 et 0,7, la deuxième lettre est T. En continuant, on trouve dans l'ordre tous les symboles du message.

Nombre codé	Limite inférieure	Limite supérieure	Symbole
0.3286	0.2	0.4	A
0.643	0.6	0.7	T
0.43	0.4	0.5	L
0.3	0.2	0.4	A
0.5	0.5	0.6	S

Cette technique se montre un peu plus lente que celle de Huffman mais elle présente des taux de compression supérieurs.

Pour la décompression, on applique à chaque étape son inverse, pour la transformé on ondelette on applique la transformé on ondelette inverse (TODI), pour le codage arithmétique on applique le décodeur arithmétique, et pour la quantification jpeg2000 on applique la dé-quantification jpeg2000.

Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons décrit et expliqué la méthode de compression développée dans notre travail, qui est basé sur les ondelettes et la méthode de max-shift. Le chapitre suivant sera consacré à des tests et discussions des résultats de notre méthode développée.

Introduction :

Pour évaluer les performances d'une méthode donnée, il faut définir les paramètres d'optimisations choisies selon le contexte de l'application et les objectifs fixés.

Pour évaluer notre méthode développée dans ce travail, deux critères sont pris en compte : le rapport signal/ bruit crête (PSNR) et le taux de compression (Tc).

Dans ce chapitre, nous présenterons les performances de notre approche adoptée en compression d'image basée sur les ROIs et la méthode de Max-shift.

IV.1. Les paramètres d'évaluation

1. PSNR

Le PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) est le rapport signal sur bruit crête est très utilisé en traitement d'images pour témoigner de la qualité de restitution, notamment en compression et réduction des images.

Le PSNR est très facile à calculer, il est basé sur l'erreur quadratique moyenne entre l'image originale et l'image reconstruite et s'exprime dans le cas des images en niveaux de gris par :

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \frac{(255)^2}{MSE}.$$
$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \cdot \frac{(255)^2}{\frac{1}{N \cdot N} \sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{N-1} [P(i,j) - \hat{P}(i,j)]^2} \quad (1)$$

où: MSE est l'erreur quadratique moyenne

N * N est la taille de l'image

P (i, j) désigne un pixel de l'image d'origine

(i, j) désigne un pixel de l'image reconstruite

Il faut avoir à l'esprit que le PSNR n'est pas une mesure rigoureuse de la qualité visuelle d'une image reconstruite car l'erreur quadratique est une mesure globale qui ne renseigne aucunement sur les distorsions locales (disparition de détails, dégradation des contours ...). La validité du PSNR est relative et dépend donc du type d'utilisation envisagée des images traitées. A défaut d'un critère général quantifiant la qualité perceptuelle, le PSNR demeure malgré tout très utilisé, l'aspect visuel peut être très apprécié directement par des observateurs humains. Le PSNR servira notamment à étudier l'influence du choix des filtres sur la qualité de reconstruction.

2.Le taux de compression

Afin d'évaluer le taux de compression de la méthode développée, il est recommandé d'enregistrer les codes issus du codeur arithmétique :

$$\tau_c = \left(1 - \frac{\text{Taille de l'image compressée}}{\text{Taille de l'image originale}}\right) * 100 \quad (2)$$

Du moment que notre méthode est basée sur la compression d'images, le temps de codage est aussi d'une importance capitale. Le processus de la compression a été implémenté sur un micro-ordinateur intel(R) core(TM) i3, 2350Mf CPU de fréquence de travail égale à 2.30 Ghz, possédant une mémoire centrale (RAM) de 4 GO.

La programmation des différentes fonctions a été mise en œuvre en utilisant MATLAB R2009a la version 7.8.0.347 (R2009a) sous le système d'exploitation Windows 8 Professionnel.

IV.2 Caractéristiques des images à traiter

Dans nos tests, nous nous sommes intéressés aux images issues du satellite Pléiades qui est un couple de deux satellites optiques d'observation de la Terre à basse altitude qui montre deux villes, la première c'est Timgad (Algérie), et la deuxième est Mecca (Arabie Saoudite) qui montre l'architecture de ces deux villes, qui ont bien certainement plein de détails fins.

Ce sont des images de format BitMap d'une taille de 512*512 codé sur 8 bits.

$$\text{taille de l'image} = \frac{(512*512)*8}{1024*8} = 256 \text{ KOctets} \quad (3)$$

Et on a fixé le pat de quantification T=1.

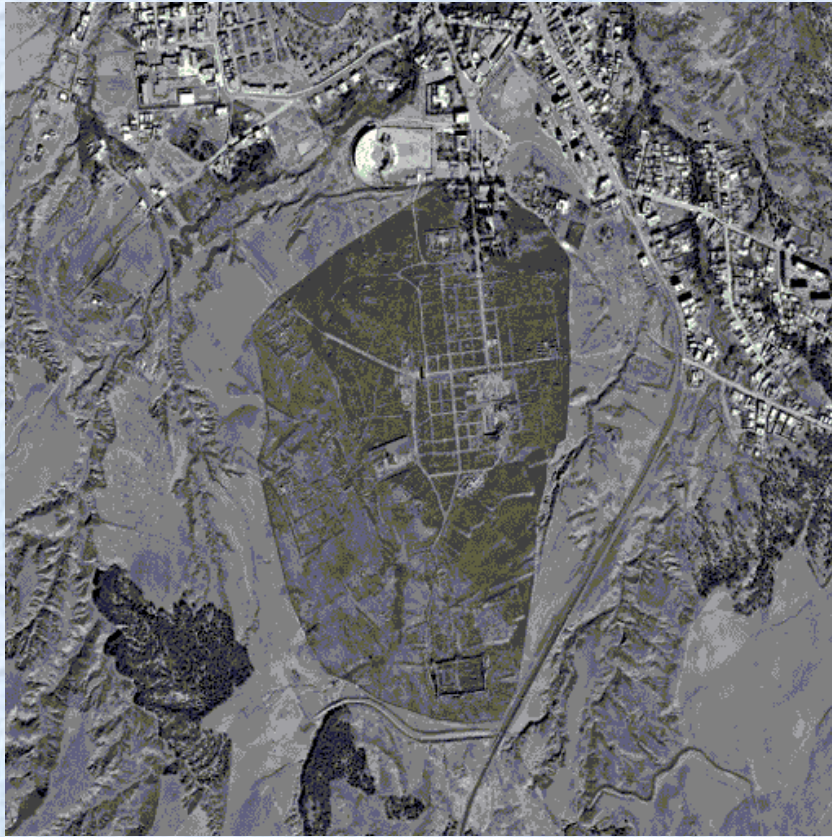


Figure (4.1) : Image satellite de Timgad (Algérie)

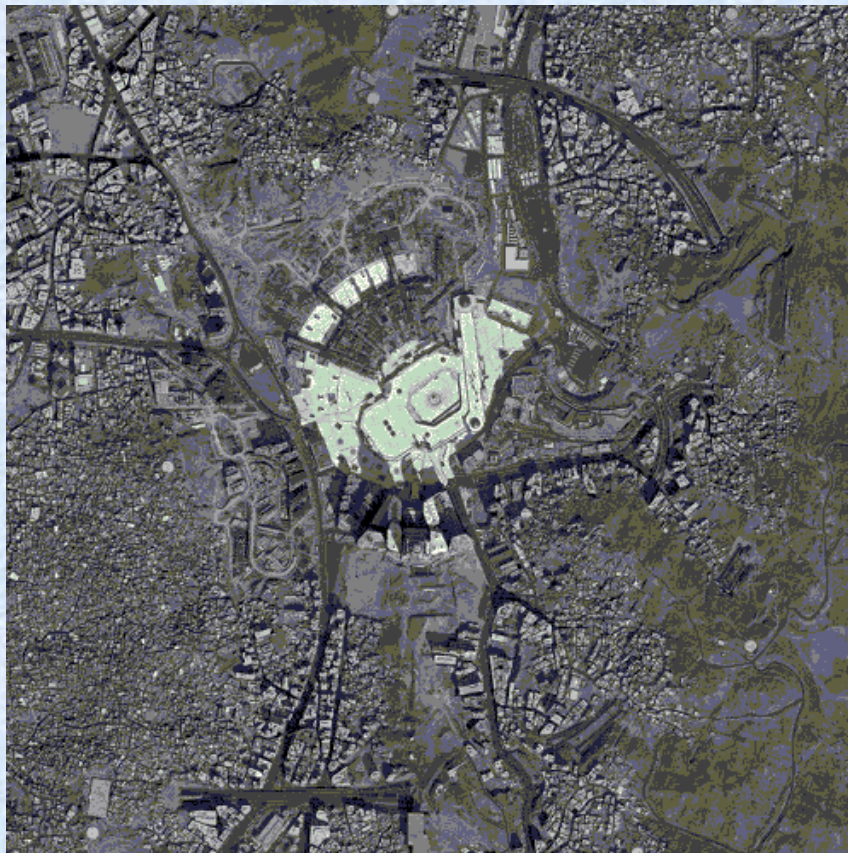


Figure (4.2) : Image satellite de Mecca (Arabie saoudite).

IV.3. Choix du filtre approprié :

Afin de choisir le meilleur filtre qui nous servira à la décomposition de l'image test en coefficient d'ondelettes, nous allons tester l'influence des différents filtres sur la qualité de l'image.

Après une série de tests en utilisant les différents filtres, et le calcul du PSNR et Tc, nous avons opté pour le filtre 9/7, pour la meilleure qualité des images reconstituées ainsi que le Taux de compression, qui est plus élevé par rapport aux autres filtres.

IV.4. Tests et résultats

Après une série de tests en utilisant le filtre 9/7, nous avons noté qu'en tenant compte d'un bon compromis entre la qualité et le taux de compression, nous avons choisi de présenter les résultats de la résolution 3 et 4 en variant la taille des blocs de 8*8 et 16*16.

1. Le cas où la Résolution est fixée à 3 :

➤ La taille des blocs est de 8*8 :

Image (A) : taux de compression Tc=75,39%, et un PSNR=25,76 db.

Image (B) : taux de compression Tc=79,27%, et un PSNR=24,66 db.

(A) : image de Timgad (Algérie)

(B) : image de Mecca (Arabie saoudite)



Figure (4.3) : Les images reconstituées à partir de la résolution 3 avec un partitionnement de 8*8.

➤ **La taille des blocs est de 16*16 :**

Image (A) : taux de compression $T_c=84,91\%$, et un PSNR=20,91 db.

Image (B) : taux de compression $T_c=82,61\%$, et un PSNR=21,17 db.

(A) : image de Timgad (Algérie)

(B) : image de Mecca (Arabie saoudite)



Figure (4.4): Les images reconstituées à partir de la résolution 3 avec un partitionnement de 16*16.

2. Le cas où la Résolution est fixée à 4 :

➤ **La taille des blocs est de 8*8 :**

Image (A) : taux de compression $T_c=86,33\%$, et un PSNR=22,71 db.

Image (B) : taux de compression $T_c=85,53\%$, et un PSNR=20,11 db.

(A) : image de Timgad (Algérie)

(B) : image de Mecca (Arabie saoudite)

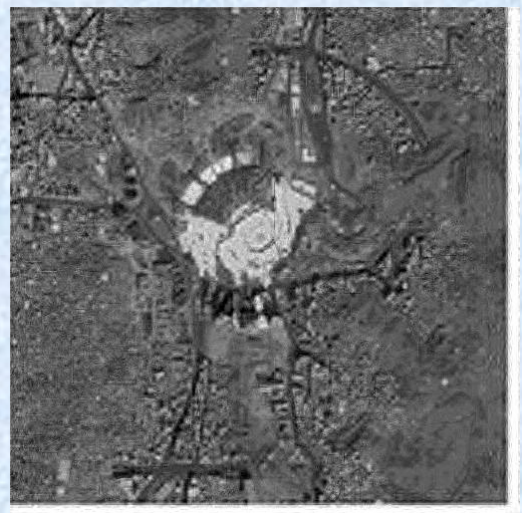
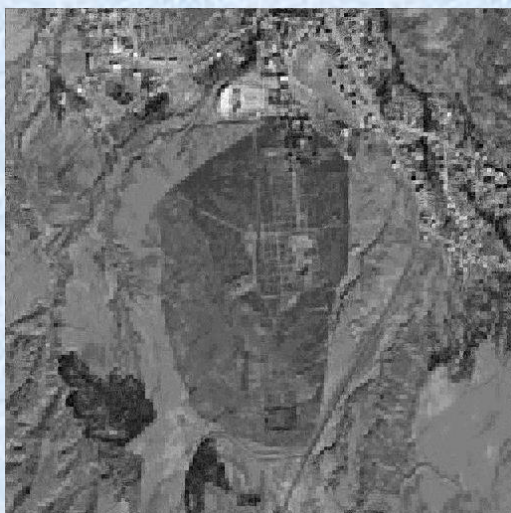


Figure (4.5): Les images reconstituées à partir de la résolution 4 avec un partitionnement de 8*8.

➤ **La taille des blocs est de 16*16 :**

Image (A) : taux de compression $T_c=91,11\%$, et un PSNR=18,97 db.

Image (B) : taux de compression $T_c=89,13\%$, et un PSNR=18,06 db.

(A) : image de Timgad (Algérie)



(B) : image de Mecca (Arabie saoudite)



Figure (4.6): Les images reconstituées à partir de la résolution 4 avec un partitionnement de 16*16.

IV.5. Interprétation des résultats :

Les images représentées dans la figures.4.3, la distorsion est imperceptible à l'œil humain et elles ont un PSNR plus élevées donc plus nettes, contrairement à la figure 4.4 dont on voit clairement une légère dégradation, essentiellement le flou (lissage de l'image) dans les régions contenant beaucoup plus de détails fins où les images apparait plus ternes.

Dans celles de la figure.4.5, on remarque directement une distorsion dans les régions ayant des contours et celles ayant des textures. Cela se traduit par un effet de blocs, qui plus important dans l'image de Mecca que celle de Timgad car elle possède beaucoup de détails très fins.

Dans la figure 4.6, elle laisse apparaître des artefacts plus importants que les figures précédentes, un lissage accentué, un effet de blocs important et un effet de pixellisation où apparaît beaucoup de régions texturées ayant le même niveau de gris.

Le temps de calcul augmente en augmentant la résolution et diminue en augmentant la taille des blocs, donc il faudrait faire un choix de résolutions et de taille des blocs selon le but recherché dans la compression, à haut débit ou bien de faible débit.

En augmentant la résolution, les images apparaissent très dégradées et moins dynamique que l'image originale. Et en augmentant la taille des blocs, la qualité des images est dégradée surtout dans les régions texturées.

En diminuant la taille des blocs (4×4 , 2×2), nous avons remarqué une très bonne qualité de l'image restituée mais avec une exécution très coûteuse, qui dépasse les 20 minutes avec un taux de compression très faible.

Dans ce manuscrit, nous avons illustré quelques exemples, mais, nous aurions pu donner nos résultats sous forme de tableaux et de graphes que nous compléterons après.

Conclusion

Dans ce travail, nous avons implémenté une méthode de compression d'images satellite. Nous pouvons conclure que notre méthode a permis d'obtenir des résultats satisfaisants du point de vue compromis taux de compression (T_c) et qualité visuelle de l'image reconstituée.

Notant que, le taux de compression influe d'une manière négative sur la qualité visuelle de l'image. Cette dernière, dépend essentiellement, d'une part du filtre choisit, et d'autre part de la taille des blocs. Il s'agit donc d'un compromis à effectuer entre une bonne qualité visuelle et un taux de compression assez élevé avec un temps de calcul réduit.

Conclusion générale

Dans ce travail, nous avons présenté une méthode de compression d'images en régions d'intérêts, basée sur la méthode de Max-shift.

Notre méthode consiste à appliquer la transformée en ondelettes à 3 niveaux sur une image satellite, ensuite nous avons effectué un partitionnement en blocs carrés sur les sous bandes de détails. Nous avons calculé l'énergie pour le seuillage, si l'énergie du bloc est supérieure au seuil donc c'est un bloc ROI sinon c'est un BG (Back-Ground). Ensuite, nous avons appliqué une quantification selon jpeg2000 sur les blocs BG. L'algorithme Max-Shift est appliqué à tous les blocs ROIs pour pouvoir opérer à un classement selon l'information significative des blocs en formant ainsi des plans de bits, enfin le codeur arithmétique sera appliqué à ces derniers et la sous bande approximée.

La méthode développée, nous a permis d'avoir le meilleur compromis entre le taux de compression et la qualité de l'image restituée dans le cas d'un partitionnement en blocs de (8×8) . Quand on augmente ce dernier, la qualité de l'image se dégrade, et on le diminuant, le temps d'exécution est plus important avec un faible taux de compression. Pour la résolution, nous avons jugé que la 3^{ème} résolution étant la meilleure, car en augmentant la résolution, on aperçoit l'apparition d'effets de blocs et lissage de l'image.

Nous pensons pouvoir apporter dans l'avenir une solution à l'apparition des artefacts lors de l'augmentation de la résolution. Un codage plus adapté aux différentes régions d'intérêts (ROIs) pourrait effectuer un meilleur codage des détails très fins des zones contenant des contours importants et des textures, et devrait éviter l'apparition de toute distorsion.

Notre travail sur la compression d'images, nous a permis de s'initier au domaine de l'imagerie en général, où nous avons acquis un certain nombre de connaissances qui, sans doute nous servira à l'avenir. Nous avons aussi eu beaucoup de plaisir à apprendre le langage de programmation Matlab.

Bibliographie :

- [Chui,1992] C.Chui, "Wavelets: a tutorial in theory and applications", Academic press inc.,1992.
- [Cohen & al.,1992] A.Cohen, I.Daubechies, J.C.Feauveau, "Biorthogonal Bases of Compactly Supported Wavelets", Comm. On Pure and Applied Mathematics, 1992, vol.XLV, pp.485-560.
- [Waku Kouomo,1993] J.Waku Kouomo, "Ondelettes et applications en imagerie et en calcul de surfaces ", Thèse de Doctorat de l'université Joseph Fourier Grenoble 1, Nov. 1993.
- [Härdk & al.,1998] W.Härdk, G.Kerjachariam, D.Picard, A.Tsybakov, "Wavelets, Approximations and Statistical Applications", Lecture Notes in Statistics 129, Springer-Verlag, 1998.
- [Meyer,1992] Y. Meyer, "Les ondelettes : Algorithmes et applications", Armend Collin, 1992.
- [ISO/IEC,1998] ISO/IEC/JTC 1/SC 29/WG1 N1105R, "Coding of Still Pictures", Project JPEG2000, Nov. 1998.
- [Taubman,2002] D.S.Taubman, "Subband transforms and the DWT", Signal Processing 2, University of New South Wales Sydney Australia 2002 (Support de cours).
- [Mallat,1989] S.Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.11, n°.7, pp. 674-693, July 1989.
- [Ziv & al.,1977] J.Ziv, A.Lempel, "A Universal Algorithm for Sequential Data Compression", IEEE Trans. Inform. Theory, vol. 23, pp. 337-343, May 1977.
- [Huffman,1952] D.A.Huffman, "A method for the construction of minimum redundancy codes",IRE Proc., vol. 40, pages 1098–1101, 1952.
- [Clarke, 1995] R.J.Clarke,"Digital Compression of Still Images and Video", Academic Press, 1995.
- [Jayant & al.,1993] N.Jayant, J.Johnston, R.Safranek, "Signal Compression Based on Models of Human Perception", Proceedings of the IEEE, vol. 81, pp. 1385-1422, October 1993.
- [Wallace,1991] G.K.Wallace, "The JPEG Still Picture Compression Standard", Comm. ACM, Vol.34, n°.4, pp.30-44, April1991.

- [Jacquin,1992] A. Jacquin, "Image Coding Based on a Fractal Theory of Iterated Contractive Image Transformation", IEEE trans. Image processing, vol. 1, n°. 1, pp. 18–30, January 1992.
- [Pentland,1984] A.Pentland, "Fractal-Based Description of Natural Scenes", IEEE trans.

Evolutionary Computing, vol. 6, n°. 6, pp.661–674, Nov. 1984.

- [Falconer,1990] K.Falconer, "Fractal Geometry, mathematical foundations and applications", John Wiley & sons, 1990.
- [Kim & al.,1995] M.B.Kim, Y.D.Cho, D.K.Kim, N.K.Ha, "On the compression of medicalimages with regions of interest (ROIs)", SPIE vol. 2501, pp. 733-744, 1995.
- [Davis,1995] G.M.Davis, "Adaptative Self-Quantization of Wavelet subtrees: A Wavelet-Based Theory of Fractal Image Compression", SPIE, vol. 2569, pp. 294–306, 1995.
- [Jacquin,1993] A. Jacquin, "Fractal Image Coding: a Review", Proceedings of the IEEE, vol. 81, n°. 10, pp.1451–1465, October 1993.
- [Kunt & al.,1985] M.Kunt, A.Ikonomopoulos, M.Kocher, "Second-Generation Image-Coding Techniques", Proceedings of the IEEE, vol. 73, pp. 549-574, April 1985.
- [SADOUN.N, 2005] Sadoun.N, « Compression d'images fixes par une méthode hybride », thèse de magistère, UMMTO 2005.
- [S.BERKACHE,2004] S.BERKACHE, « Codage d'image en sous bande », mémoire d'ingénieur d'état en électronique, UMMTO 2004.
- [John Wiley & Sons,2005] John Wiley & Sons, « JPEG2000 Standard for Image Compression», Department of Computer Science The University of Texas-Pan American Edin burg, Texas, Printed in the United Statesm of Aerica , Copyright 2005.

- [David Salomon, 2004] David Salomon, «Data Compression Third Edition», Department of Computer Science California State University, Northridge Northridge, CA 91330-8281USA, , Printed in the United Statesm of Aerica ,copyright 2004.
- [ISO/IEC,1997] ISO/IEC/JTC 1/SC 29/WG1 N390R, "JPEG2000 Image Coding System", Mar.1997, <http://www.jpeg.org/public/wg1n505.pdf>.

Filtre biorthogonale :

The biorfilt command returns either four or eight filters associated with biorthogonal wavelets.

[Lo_D,Hi_D,Lo_R,Hi_R] = biorfilt(DF,RF) computes four filters associated with the biorthogonal wavelet specified by decomposition filter DF and reconstruction filter RF.

These filters are

Lo_D Decomposition low-pass filter.

Hi_D Decomposition high-pass filter.

Lo_R Reconstruction low-pass filter.

Hi_R Reconstruction high-pass filter.

[Lo_D1,Hi_D1,Lo_R1,Hi_R1,Lo_D2,Hi_D2,Lo_R2,Hi_R2] = biorfilt(DF,RF,'8') returns eight filters, the first four associated with the decomposition wavelet, and the last four associated with the reconstruction wavelet.

It is well known in the subband filtering community that if the same FIR filters are used for reconstruction and decomposition, then symmetry and exact reconstruction are incompatible (except with the Haar wavelet). Therefore, with biorthogonal filters, two wavelets are introduced instead of just one:

One wavelet, $\tilde{\Psi}$, is used in the analysis, and the coefficients of a signal s are

$$\tilde{c}_{j,k} = \int s(x) \tilde{\psi}_{j,k}(x) dx$$

The other wavelet, Ψ , is used in the synthesis:

$$s = \sum_{j,k} \tilde{c}_{j,k} \psi_{j,k}$$

Furthermore, the two wavelets are related by duality in the following sense:

$$\int \tilde{\psi}_{j,k}(x) \psi_{j',k'}(x) dx = 0 \quad \text{as soon as } j \neq j' \text{ or } k \neq k' \text{ and}$$

$$\int \tilde{\phi}_{0,k}(x) \phi_{0,k'}(x) dx = 0 \quad \text{as soon as } k \neq k'$$

It becomes apparent, as A. Cohen pointed out in his thesis (p. 110), that "the useful properties for analysis (e.g., oscillations, null moments) can be concentrated in the $\tilde{\Psi}$ function; whereas, the interesting properties for synthesis (regularity) are assigned to the Ψ function. The separation of these two tasks proves very useful."

$\tilde{\Psi}$ and Ψ can have very different regularity properties, Ψ being more regular than $\tilde{\Psi}$.

The $\tilde{\Psi}$, Ψ , $\tilde{\phi}$ and ϕ functions are zero outside a segment.

Examples

```
% Compute the four filters associated with spline biorthogonal
```

```
% wavelet 3.5: bior3.5.
```

```
% Find the two scaling filters associated with bior3.5.
```

```
[Rf,Df] = biorwavf('bior3.5');
```

```
% Compute the four filters needed.
```

```
[Lo_D,Hi_D,Lo_R,Hi_R] = biorfilt(Df,Rf);
```

```
subplot(221); stem(Lo_D);
```

```
title('Dec. low-pass filter bior3.5');
```

```
subplot(222); stem(Hi_D);
```

```
title('Dec. high-pass filter bior3.5');
```

```
subplot(223); stem(Lo_R);
```

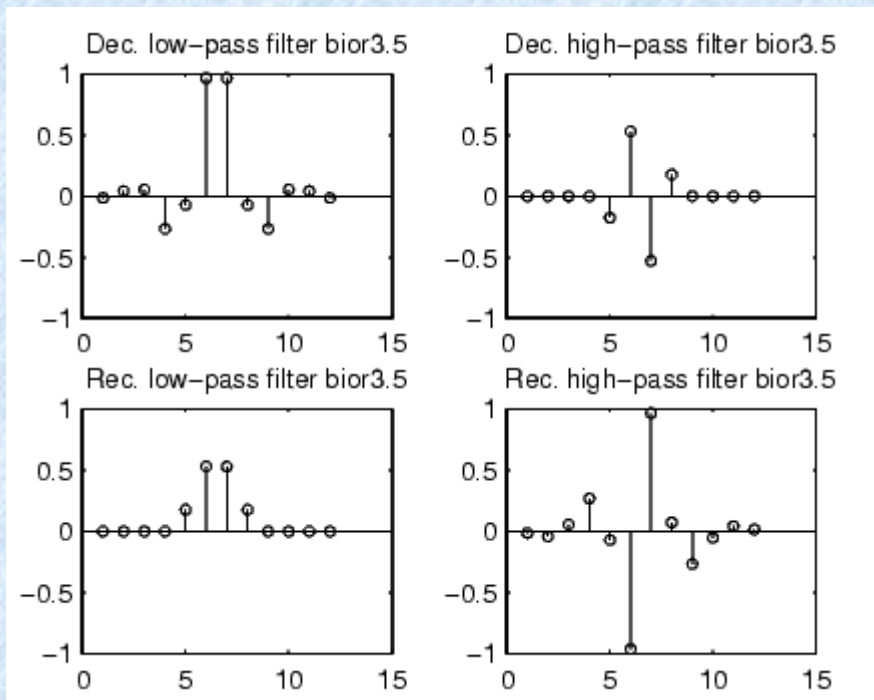
```
title('Rec. low-pass filter bior3.5');
```

```
subplot(224); stem(Hi_R);
```

```
title('Rec. high-pass filter bior3.5');
```

```
% Editing some graphical properties,
```

% the following figure is generated.



% Orthogonality by dyadic translation is lost.

```
nzer = [Lo_D 0 0]*[0 0 Lo_D]'
```

```
nzer = -0.6881
```

```
nzer = [Hi_D 0 0]*[0 0 Hi_D]'
```

```
nzer = 0.1875
```

% But using duality we have:

```
zer = [Lo_D 0 0]*[0 0 Lo_R]'
```

```
zer = -2.7756e-17
```

```
zer = [Hi_D 0 0]*[0 0 Hi_R]'
```

```
zer = 2.7756e-17
```

% But, perfect reconstruction via DWT is preserved.

```
x = randn(1,500);
```

```
[a,d] = dwt(x,Lo_D,Hi_D);
```

```
xrec = idwt(a,d,Lo_R,Hi_R);
```

```
err = norm(x-xrec)
```

```
err = 5.0218e-15
```

% High and low frequency illustration.

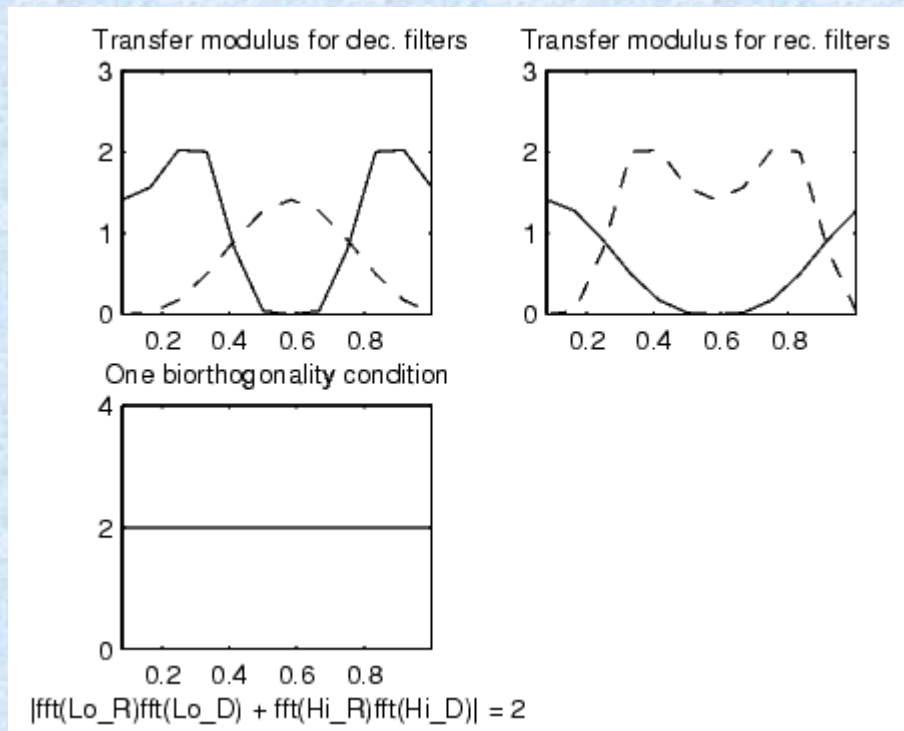
```
fftlD = fft(Lo_D); ffthD = fft(Hi_D);
```

```
freq = [1:length(Lo_D)]/length(Lo_D);
```

```

subplot(221); plot(freq,abs(fftlD),freq,abs(ffthD));
title('Transfer modulus for dec. filters')
fftlr = fft(Lo_R); ffthr = fft(Hi_R);
freq = [1:length(Lo_R)]/length(Lo_R);
subplot(222); plot(freq,abs(fftlr),freq,abs(ffthr));
title('Transfer modulus for rec. filters')
subplot(223); plot(freq, abs(fftlr.*fftlD + ffthr.*ffthr));
title('One biorthogonality condition')
xlabel('|fft(Lo_R)fft(Lo_D) + fft(Hi_R)fft(Hi_D)| = 2')
% Editing some graphical properties,
% the following figure is generated.

```



Satellites Pléiades

Pléiades est un couple de deux satellites optiques d'observation de la Terre. Les satellites Pléiades 1A et Pléiades 1B opèrent en véritable constellation sur la même orbite, à 180° l'un de l'autre. Parfaitement identiques, ils fournissent des produits optiques en très haute résolution dans un temps record, avec une capacité de revisite quotidienne. Les produits Pléiades sont distribués par Spot Image, filiale d'Astrium.

Le projet Pléiades

En matière d'observation de la Terre, l'évolution des enjeux civils et militaires européens plaide aujourd'hui en faveur de l'accès à plusieurs niveaux de résolution d'image. Les images obtenues par le système optique Spot 5 présentent l'avantage de balayer un champ géographique large (60 km), avec une résolution inférieure à 3 m. L'objectif du programme Pléiades quant à lui, est de fournir une nouvelle génération d'images mieux résolues (détection d'objets inférieurs à 1 mètre) sur des superficies plus réduites allant d'une cinquantaine à plusieurs centaines de km².

Ainsi, la complémentarité des systèmes SPOT et Pléiades permettra aux utilisateurs civils (cartographes, vulcanologues, géophysiciens, hydrologues, urbanistes etc.) et militaires d'accéder à une gamme d'images plus riche, et mieux adaptée à la variété de leurs besoins.

D'autre part, au travers d'une coopération franco-italienne, le système optique Pléiades a été développé sous l'égide du CNES en parallèle du système radar Cosmo-Skymed, sous la responsabilité de l'agence spatiale italienne. Les utilisateurs accéderont ainsi à un choix encore plus riche d'images : optique et radar, haute et moyenne résolution, couverture géographique plus ou moins vaste etc.

Système Pléiades

- Initiateur : CNES (maître d'œuvre de l'ensemble du système Pléiades)
- Origine : Programme ORFEO (Optical and Radar Federated Earth Observation) de coopération spatiale franco-italienne, régi par le traité du Turin
- Statut : premier satellite lancé en décembre 2011
- Opérateur civil : Spot Image / Astrium GEO-Information Services

- Participants : Agences spatiales française, suédoise, belge, espagnole et autrichienne, les ministères des défenses française, espagnole et italienne
- Objectifs : Couvrir l'ensemble des besoins européens civils et militaires dans la catégorie de la résolution submétrique.
- D'une masse d'une tonne, ils évoluent en orbite héliosynchrone à 694 km d'altitude avec une capacité d'acquisition utile pouvant atteindre 600 images par jour. Ces satellites, construits autour d'un télescope central, sont dotés de capacités de manœuvre exceptionnelles du fait de la position de leur centre de gravité et de l'utilisation d'actionneurs gyroscopiques (CMG).

Domaines d'application

Le système Pléiades est conçu pour répondre aux applications de télédétection en Très Haute Résolution (THR), par exemple :

- Aménagement : détection et identification d'éléments inférieurs à 1m² : véhicules mobiliers urbains, réseaux de voirie, buisson isolés.
- Agriculture : gestion des espaces et de la production agricole, repérage de zones de maladies des cultures
- Urbanisme et démographie : localisation de constructions individuelles
- Défense : recueil de renseignements dérivés des images et planification tactique
- Sécurité civile : prévention, assistance durant les crises et évaluation post-crise notamment en cas de séisme
- Hydrologie : topographie et études des pentes des bassins versants
- Forêts : déforestation illégales et gestion de la production sylvicole
- Mer et littoral : reconnaissance de navires et pollutions
- Génie civil : tracés routiers, ferrés et oléoducs.

Instrument

C'est Alcatel Space (devenu maintenant Thales Alenia Space) qui réalise les instruments de Pléiades, dans l'établissement de Cannes :

- Le premier modèle est livré en juillet 2008 à EADS Astrium pour son intégration sur la plate-forme, l'ensemble devant être livré à Kourou quinze mois plus tard⁴.

- L'instrument de Pléiades-1B est livré en novembre 2009 chez Astrium pour un lancement devant intervenir quelques mois après celui de Pléiades-1A⁵.

L'instrument, pesant 200 kg, comprend de nombreuses innovations¹ :

- la structure est en carbone-carbone,
- les miroirs de *Thales SESO* en Zerodur⁶,
- le miroir primaire a un diamètre de 0,650 m
- le plan focal de Sodern,
- l'électronique vidéo hautement intégrée, les barrettes CCD d'e2v (Royaume-Uni) comprend cinq barrettes de 6 000 points chacune, soit 30 000 points par ligne. De plus, ces CCD sont du type TDI (Time Delay Intégration) amincis.
- la résolution est 0,7 m en mode panchromatique et 2,8 m en mode multi-spectral.
- un dispositif original de refocalisations thermique, avec une précision en température de l'ordre du dixième de degré.

Caractéristiques du radiomètre Pléiades.

Mode	Canal	Bande spectrale
Multi-spectral	1	430 – 550 nm (bleu)
	2	490 – 610 nm (vert)
	3	600 – 720 nm (rouge)
	4	750 – 950 nm (proche infrarouge)
Panchromatique	P	480 – 830 nm (noir & blanc)

Les caractéristiques des produits après traitements sont :

Échantillonnage des produits	PAN 50 cm (acquisition à 70 cm ré-échantillonnée à 50 cm), Combinée: 50 cm PAN (acquisition à 70 cm ré-échantillonnée à 50 cm) & 2 m MS
Trace au sol	20 km largeur
	Mosaïque en simple passage jusque 100 km × 100 km

Produits pléiades :

Niveau	Radiométrie	Géométrie	Utilisateur(s)
<u>0</u>	Brute	Brute	Système
<u>1</u>	Corrections radio et restauration PA	Brute	Système/Défense
<u>Capteur parfait</u>	Idem + <u>fusion PA/XS</u>	1 Brute capteur parfait	Société à valeur ajoutée
<u>Ortho-images</u>	Idem + fusion PA/XS	1 Projection carto	SIG
<u>Ortho-mosaïque</u>	Idem + fusion PA/XS	1 Projection carto	SIG



Géométrie
Capteur



Géométrie
Terrain

Niveau 0

- Image la plus brute fournie par le système :
 - Utilisée pour l'étalonnage et la mesure de performances
- 5 bandes adjacentes non superposables pour former le champ complet
- Volume pour une scène :
 - PA : 1,8 Go
 - XS : 450 Mo

Niveau 1

- Image de même géométrie que le niveau
- Corrigée radio-métriquement :
 - détecteurs aberrants
 - reconstruction des ZIB
 - images fantômes XS AC
 - restauration PA
- 5 bandes adjacentes non superposables pour former le champ complet
- Volume pour une scène : idem niveau 0
 - PA : 1,8 Go
 - XS : 450 Mo

Niveau Capteur parfait

- Radiométrie :
 - idem niveau 1
 - fusion PA + XS
- Géométrie :
 - barrette PA + XS rectiligne
 - attitude lissée
 - datation / orbito parfaite
- Produit prétraité (le prétraitement consiste en l'élimination de tous les effets liés à l'instrument Pléiades et la restitution dans une géométrie de capteur parfait) avant projection au sol :
 - interfaces utilisateurs simplifiées
 - précision de localisation préservée
- Volume pour une scène :
 - PA seul : 3,6 Go
 - XS seul : 900 Mo
 - PA + XS : 18 Go

Niveau Ortho-images / Mosaïques d'ortho-images

- Projection au sol :
 - corrigée des effets du relief mais non des superstructures
- Système de coordonnées géo ou carto
- Produit final destiné aux SIG
- Volume pour une scène : idem CP
 - PA seul : 3,6 Go (nadir 50 cm)
 - XS seul : 900 Mo (nadir 2 m)
 - PA + XS : 18 Go (nadir 50 cm)

Documentation trouvé dans:

http://smc.cnes.fr/PLEIADES/Fr/A_produits.htm

http://fr.wikipedia.org/wiki/Pl%C3%A9iades_%28satellite%29