



Université ABBES LAGHROUR Khenchela
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Industriel
جامعة عباس لغرور خنشلة
كلية العلوم والتكنولوجيا
قسم الهندسة الصناعية



N° Série :

Mémoire de fin d'étude

Pour l'obtention du diplôme de Master

Filière : Télécommunications

Spécialité : Systèmes des Télécommunications

THEME

**Etude comparative sur les méthodes
de compression d'imagerie
satellitaire**

*Réalisé par : - HOUES Abd Esslem
- NASRIA Marouane*

Soutenu le : 19/06/2018 *Devant le jury composé de:*

*Mr. Abdelaziz BEDIAF
Mr. Fouzi DOUAK
Mr. Mourad HASSAD*

*Président
Encadreur
Examineur*

*Université Abbes Laghrour-Khenchela
Université Abbes Laghrour-Khenchela
Université Abbes Laghrour-Khenchela*

Promotion 2017/2018

Je dédie ce travail à :

Ma mère,

Mon père,

Mes frères et mes sœurs,

Tous mes collègues de promotion,

Abd Esslem

Je dédie ce mémoire à :
Mes parents, Mes frères et mes sœurs,
Tous mes collègues de promotion,

Marouane

Remerciements

Nous tenons à remercier ALLAH tout puissant qui nous a donné la santé, le courage, et la volonté pour réaliser ce travail.

*Nous remercions notre encadreur Monsieur **Fouzi Douak**, enseignant à l'université de Khenchela, pour son suivi, pour son aide précieux.*

Nous adressons nos plus sincères remerciements aux examinateurs, pour avoir accepté de juger ce travail, et qui nous font l'honneur d'être membres de ce Jury.

Nous tenons à remercier particulièrement tous les enseignants et les responsables de notre département, qui ont veillé sur notre formation.

Nos remerciements vont également à tout le personnel du département du génie industriel pour leur gentillesse et leur disponibilité.

Enfin, nous exprimons notre remerciement à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'aboutissement de ce travail.

Résumé

L'objectif de ce travail est l'étude de la compression des images satellites en multispectrales par deux techniques : la transformée de cosinus discrète (DCT) et la transformée en ondelettes (DWT). Pour cela nous proposons un algorithme utilisant deux types de stratégies de transformation à savoir la DCT et la DWT. Le prétraitement des images et l'utilisation des transformées sont recommandés pour ce genre de compression. Dans ce contexte, nous avons proposé une méthode de compression hybride entre les transformations (DCT, DWT) et la projection des données dans l'espace en composantes principales (ACP).

Deux méthodes de compression récemment proposée dans la littérature scientifique: JPEG à base de la DCT et JPEG2000 à base de la DWT. La norme de compression JPEG à base de la DCT (Transformée en Cosinus Discrète) a beaucoup de succès et reste encore une méthode de compression d'images très performante dans le domaine de l'imagerie satellitaires. Pour les faibles valeurs du taux de compression, la qualité de l'image se dégrade rapidement. De plus, JPEG offre très peu de résistance aux erreurs à cause du codage à longueur variable de type Huffman. JPEG2000 avait comme objectifs principaux de répondre aux divers besoins, des nouvelles applications et d'apporter une nette amélioration par rapport à JPEG en termes de qualité et de résistance aux erreurs de transmission.

Des tests comparatifs des performances des différentes méthodes de compression (JPEG, JPEG2000, DCT et DWT) en termes des taux de compression et qualité des images reconstruites. Les résultats que nous avons obtenus, après la simulation sont assez satisfaisants du point de vue amélioration de performances du codeur (rapport signal sur bruit crête, taux de compression, nombre de bit par pixels) par rapport les normes JPEG et JPEG2000.

Mots clés: Compression des images multispectrales, DCT, DWT, ACP, JPEG, JPEG2000, TRE, ATRE, Huffman.

Abstract

The objective of this work is the study of the compression of multispectral satellite images by two techniques: the discrete cosines transform (DCT) and the wavelets transform (DWT). For this we propose an algorithm using two types of transformation strategies called the DCT and the DWT. Pretreatment of images and the application of transforms is recommended for these types of compression. In this context, we proposed a hybrid compression method between the transformations (DCT, DWT) and the data projection in the principal component analysis (PCA).

Two compression methods recently proposed in the scientific literature: JPEG based on the DCT and JPEG2000 based on the DWT. The standard JPEG compression based on the DCT (Discrete Cosine Transform) is very successful and still remains a very powerful image compression method in the field of satellite imagery. For low compression ratio values, the quality of the image deteriorates rapidly. In addition, JPEG offers very little resistance to errors due to Huffman variable length coding. The main objectives of JPEG2000 were to meet the various needs, new applications and to make a significant improvement over JPEG in terms of quality and resistance to transmission errors.

Comparative tests of the performances of the various compression methods (JPEG, JPEG2000, DCT and DWT) in terms of the compression ratio and the quality of reconstructed images. The obtained results after the simulation are satisfactory from the point of view of improving the performance of the encoder (peak signal-to-noise ratio, compression ratio, number of bits per pixel) compared to the standards JPEG and JPEG2000.

Keywords: Multispectral image compression, DCT, DWT, PCA, JPEG, JPEG2000, TRE, ATRE, Huffman.

ملخص

الهدف من هذا العمل هو دراسة ضغط صور الأقمار الصناعية متعددة الأطياف بتقنيتين: تحويل جيب التمام المنفصل (DCT) وتحويل المويجات (DWT) لهذا نقترح خوارزمية باستخدام نوعين من استراتيجيات التحويل وهي DCT و DWT. يوصى باستخدام المعالجة المسبقة للصور واستخدام التحويلات لهذا النوع من الضغط. في هذا السياق ، اقترحنا طريقة ضغط هجين بين التحويلات (DCT ، DWT) وإسقاط البيانات في حيز المكون الرئيسي (PCA)

تم اقتراح طريقتين للضغط مؤخرًا في المراجع العلمية JPEG :استنادًا إلى DCT و JPEG2000 استنادًا إلى DWT. إن معيار ضغط JPEG القائم على DCT ناجح جدًا وما زال يمثل طريقة ضغط صور قوية جدًا في مجال صور الأقمار الصناعية. بالنسبة لقيم نسبة الضغط المنخفضة ، تتدهور جودة الصورة بسرعة. بالإضافة إلى ذلك ، توفر JPEG مقاومة قليلة جدًا للأخطاء بسبب ترميز Huffman المتغير. الأهداف الرئيسية لـ JPEG2000 هي تلبية الاحتياجات المختلفة والتطبيقات الجديدة وإجراء تحسينات كبيرة على JPEG من حيث الجودة ومقاومة أخطاء الإرسال. عدة اختبارات مقارنة لأداء طرق الضغط المختلفة JPEG ، JPEG2000 ، DCT و DWT من حيث معدل الضغط وجودة الصور المعاد تشكيلها. النتائج التي تم الحصول عليها بعد المحاكاة مرضية جدا من وجهة نظر تحسين أداء التشفير مقارنة مع المعايير JPEG و JPEG2000.

الكلمات المفتاحية: ضغط الصور متعددة الأطياف، DCT ، DWT ، ACP ، JPEG ، JPEG 2000 ، TRE ، ATRE ، هوفمان.

Liste des tableaux

Tableau I. 1 Probabilités des symboles.....	15
Tableau I. 2 Code de Huffman.....	16
Tableau II. 1 Résultats obtenues sur l'image de test Khenchela en utilisant la norme JPEG.....	28
Tableau III. 1 Répartition de la longueur des filtres dans la famille des ondelettes.....	43
Tableau III. 2 Coefficients des filtres correspondant à la transformation en ondelettes de type réversible de couple (5,3).....	48
Tableau III. 3 Coefficients des filtres correspondant à la transformation en ondelettes de type irréversible de couple (9,7).....	48
Tableau III. 4 Comparaison entre JPEG2000.....	49
Tableau IV. 1 Les performances mesurées en appliquant l'approche DCT et ACP-DCT.....	60
Tableau IV. 2 Résultats obtenues en utilisant l'ondelette "Haar".....	64
Tableau IV. 3 Résultats obtenues en utilisant l'ondelette "db2".....	65
Tableau IV. 4 Résultats obtenues en utilisant l'ondelette "Sym4".....	66
Tableau IV. 5 Les performances mesurées (PSNR-moyenne, CR-moyenne) en appliquant l'approche ACP-DCT, ACP-DWT, JPEG et JPEG2000.....	68

Liste des figures

Figure I. 1 Image de Khenchela au niveau de gris.....	4
Figure I. 2 Image Multispectrale de la ville Khenchela. (a) Plan Blue: 430-545 <i>nm</i> , (b) Plan Vert: 466-620 <i>nm</i> , (c) Plan Rouge: 590-710 <i>nm</i> , et (d) Plan Infrarouge: 715-918 <i>nm</i>	6
Figure I. 3 Image RVB de la ville Khenchela.....	7
Figure I. 4 Représentation d’une image hyperspectrale sous forme d’un cube.	7
Figure I. 5 Chaîne de traitement des images satellites.....	8
Figure I. 6 Schéma générale d’une technique de compression avec pertes.	10
Figure I. 7 Les compromis en mode de codage sans perte.....	14
Figure I. 8 Génération de l’étiquette pour la séquence ‘‘acaab’’.	15
Figure I. 9 Arbre binaire de Huffman.	16
Figure I. 10 Exemple de codage par plage RLE.	16
Figure II. 1 Principe de la compression JPEG.....	22
Figure II. 2 Matrice de quantification pour la luminance (recommandation JPEG).....	24
Figure II. 3 Matrice de quantification pour les chrominances (recommandation JPEG).....	25
Figure II. 4 Zigzag scan.	25
Figure II. 5 Exemple d’un balayage zigzag.	26
Figure II. 6 Comparaison d’image satellitaire avec la norme JPEG : (a) qualité=1, (a) qualité=2, (b) qualité=3, (c) qualité=4, (d) qualité=5, (e) qualité=10, (f) qualité=15.....	29
Figure III. 1 La différence entre une onde sinusoïdale et une ondelette.....	31

Figure III. 2 La transformée en ondelettes.....	32
Figure III. 3 Les approximations et les détails.....	35
Figure III. 4 Décomposition en multi niveau.....	35
Figure III. 5 Arbre de décomposition d'un signal sur une base d'ondelettes.	36
Figure III. 6 Un banc de filtre d'un seul étage, pour l'analyse et synthèse (reconstruction) des signaux.	37
Figure III. 7 Processus d'analyse multi-résolution à deux dimensions pour une itération (nombre de décomposition égal à 1).....	38
Figure III. 8 Processus de synthèse multi-résolution à deux dimensions pour une itération ($Nd=1$). .	39
Figure III. 9 Arbre de décomposition d'une image sur une base d'ondelettes.	39
Figure III. 10 Disposition des coefficients de décomposition d'une image X pour un niveau de décomposition égale à 3.	40
Figure III. 11 Filtre passe-bas et filtre passe-haut pour la phase d'analyse et de synthèse.....	41
Figure III. 12 Filtre passe-bas et filtre passe-haut pour la phase d'analyse et de synthèse.....	42
Figure III. 13 Filtre passe-bas et filtre passe-haut pour la phase d'analyse et de synthèse.....	43
Figure III. 14 Transformée en ondelettes.....	44
Figure III. 15 Décomposition d'une image en ondelettes en un niveau, (a) Haar, (b) Daubechies (db2), (c) sym4.	45
Figure III. 16 Blocs constituant la chaîne de codage JPEG2000.	46
Figure III. 17 Compression d'une image de Khenchela (RVB) par l'algorithme JPEG2000.	50
Figure IV. 1 Organigramme de la comparaison entre la décomposition DWT et DCT.....	54
Figure IV. 2 Image Multispectrale de la ville Khenchela originale. (a) Plan Blue: 430-545 nm, (b) Plan Vert: 466-620 nm, (c) Plan Rouge: 590-710 nm, et (d) Plan Infrarouge: 715-918nm.	55
Figure IV. 3 Bloc B du codage sans perte.....	59

Figure IV. 4 Comparaison entre les résultats de l'application de la DCT sur l'image de test avec cinq différentes valeurs de seuillage $TH=[5, 10, 25, 35, 50]$ 61

Figure IV. 5 Comparaison entre les résultats de l'application de la ACP-DCT sur l'image de test avec cinq différentes valeurs de seuillage $TH=[5, 10, 25, 35, 50]$ 62

Figure IV. 6 Les performances de compression en termes de la moyenne de PSNR en fonction de type d'ondelettes et nombre de décomposition de l'image de test Khenchela..... 67

Figure IV. 7 Les performances de compression en termes de la moyenne de CR en fonction de type d'ondelettes et nombre de décomposition de l'image de test Khenchela..... 68

Table des matières

Introduction Générale.....	1
-----------------------------------	----------

Chapitre I

Compression des images satellites

I.1. Introduction	4
I.2. Les images satellite.....	4
<u> </u> I.2.1 Caractéristiques des images satellite	4
<u> </u> I.2.2 Images couleurs, multi spectrales et hyper spectrales	5
<u> </u> I.2.3 La résolution numérique.....	7
<u> </u> I.2.4 La chaîne de traitement d'image	8
<u> </u> I.2.4.1 Compression des images satellites	9
<u> </u> I.2.4.1.1 Critères de mesures	9
I.3. Compression d'images avec pertes	10
<u> </u> I.3.1. Prétraitement des données	10
<u> </u> I.3.2. Codage par transformée	11
<u> </u> I.3.3. Quantification	12
<u> </u> I.3.3.1. Quantification Scalaire	12
<u> </u> I.3.3.2 Quantification Vectorielle	12
<u> </u> I.3.4. Compression par les méthodes d'intelligence artificielle.....	13
I.4. Compression d'images sans pertes	13
<u> </u> I.4.1. Codage arithmétique	14
<u> </u> I.4.2. Codage Huffman	16
<u> </u> I.4.3. Codage par plage	16
<u> </u> I.4.4. Codage différentiel	17
I.5. Conclusion	17

Chapitre II

Transformée de Cosinus Discret (DCT)

II.1. Introduction	20
II.2. Codage par Transformée	20
II.3. Norme JPEG	21
II.3.1 Principe de la compression JPEG	21
II.3.2 DCT et IDCT	22
II.3.3 Quantification	23
II.3.4 Découpage en blocs	25
II.3.5 DPCM	26
II.3.6 Codage de la matrice DCT quantifiée	26
II.4. Présentation des différents résultats	27
II.4.1 Compression d'image par la norme JPEG	27
II.5. Conclusion	29

Chapitre III

Transformée en ondelettes

III.1. Introduction	31
III.2. Définition des ondelettes	31
III.3. Ondelette mère	32
III.4. Transformée en ondelettes discrète	33
III.5. Transformée en Ondelette dans la compression d'images	40
III.5.1 Famille d'ondelette	40
III.5.1.1 Ondelette de Haar	41
III.5.1.2 Ondelette de Daubechies	42
III.5.1.3 Ondelette de Symlet	42
III.5.2 Filtre et nombre de décompositions	43
III.6. Application de la DWT sur les images	44
III.7. Compression d'image par la norme JPEG2000	45
III.7.1 Fonctionnement général du JPEG2000	46

III.7.2. Présentation des différents résultats	48
III.8. Conclusion	50

Chapitre IV

Etude Comparative

IV. 1. Introduction	53
IV. 2. Présentation du travail proposé.....	54
IV.2.1. Lecture d'image satellite	55
IV.2.2. Prétraitement	55
IV.2.3. Décomposition	56
IV.2.3.1. L'application de la DCT.....	56
IV.2.3.2. Décomposition par la DWT	56
IV.2.4. Codage avec pertes	56
IV.2.4.1. Seuillage	56
IV.2.4.2. Quantification.....	57
IV.2.5. Codage sans perte.....	57
IV.2.5.1. TRE classique.....	58
IV.2.5.2. TRE adaptative	58
IV.2.5.3. Bloc du codage sans perte	58
IV.2.6. Reconstruction.....	59
IV. 3. Résultats de la simulation	59
IV. 4. Conclusion	69
Conclusion Générale	71
Bibliographie.....	74

Introduction générale

Introduction générale

Le volume des images d'observation de la Terre acquises par satellites est actuellement en nette augmentation. Cela est principalement dû à l'évolution des besoins utilisateurs. Aujourd'hui ces derniers souhaitent des images disponibles dans un délai très court après leur acquisition et actualisées fréquemment. Ils ont besoin d'images multi-spectrales et d'une résolution élevée. La compression des images satellitaires permet de réduire le volume des données transmises au sol et donc de transmettre un plus grand nombre d'images dans un temps identique [1].

L'idée de base de la compression des images est de réduire le nombre moyen de bits par pixel nécessaire à sa représentation. Il est possible dans une certaine limite de réduire ce nombre sans perte d'information. Au-delà, il est nécessaire d'élaborer des algorithmes de compression irréversibles (avec pertes) induisant une distorsion pas ou peu visible dans les conditions normales d'observation des images.

L'objectif de ce mémoire est l'étude de la compression des images satellites par deux techniques de transformation : transformée de cosinus discret (DCT) et la transformée en ondelettes (DWT). Nous allons présenter une étude comparative des performances de ces méthodes en termes de taux de compression et qualité de l'image reconstruite avec les méthodes de compression conventionnelle JPEG à base de la DCT [2] et JPEG2000 à base de la DWT. JPEG (Joint Photographic Expert Group) a beaucoup de succès et reste encore une méthode de compression d'images très performante dans le domaine de l'Internet et des appareils photos numériques. JPEG offre très peu de résistance aux erreurs à cause du codage à longueur variable de type Huffman [3], ce qui limite fortement le développement de JPEG dans les nouvelles applications.

La norme la plus connue est la norme JPEG2000 à base de la transformée d'ondelettes. JPEG2000 avait comme objectifs principaux de répondre aux divers besoins de ces nouvelles applications et d'apporter une nette amélioration par rapport à JPEG en termes de qualité et de résistance aux erreurs [4].

L'objectif principale de notre travail est de chercher la possibilité d'améliorer les performances de la compression par les transformées en DCT et en ondelettes DWT. La méthodologie générale que nous avons considérée pour réaliser cet objectif comprend deux stratégies, (i) Un prétraitement des données originale basé sur l'analyse en composantes

principales, (ii) la recherche de nouvelles type de codage sans et avec pertes qui présentent des bons compromis entre la complexité des calculs et les performances de compression.

Le prétraitement d'espace originale d'image permet une compression plus efficace, car l'information est principalement concentrée dans le premier plan. Nous pouvons, donc, comprimer plus efficacement les plans qui restent. L'analyse en composantes principales (ACP) [5], permet de concentrée la plupart de la quantité d'énergie dans le premier plan, ce qui permet de compresser efficacement les images satellites. Dans notre travail, en peut considérer que l'analyse en composantes principales est une méthode de prétraitement très importante pour la compression des images mutispectrale.

La méthode proposée présentée dans ce mémoire est une stratégie adaptée à la compression des images satellites. Après le découpage de l'image en blocs, un prétraitement d'espace originale vers un espace en composantes principales, par l'intermédiaire d'une transformation (DCT ou DWT). Ensuite une phase de quantification et seuillage, à la fin une étape de compression sans perte. Pour valider notre approche, nous avons fait une étude comparative avec deux méthodes récentes: JPEG et JPEG2000.

L'organisation générale du mémoire est décrite ci-dessous :

Le chapitre I est consacré à la présentation des notions générales sur la compression des images avec pertes et sans pertes.

Le chapitre II nous étudierons la transformée en DCT, et une méthode conventionnelle de compression JPEG basé sur la DCT.

Le chapitre III traite la transformée en ondelettes, et une présentation de la norme JPEG2000.

Le chapitre IV est consacré à la discussion des résultats obtenus. Nous présentons une nouvelle méthode de compression des images satellites basé sur la projection des données dans un autre espace en composantes principales ACP, application de deux types de transformation (DCT, DWT), la compression sans perte, appliqué sur l'image de test Khenchela. Une étude comparative présente les différentes méthodes de compression utilisées dans notre travail (méthode proposée basé sur la DCT et la DWT, la norme JPEG, le standard JPEG 2000).

La dernière partie de ce mémoire est consacrée à la conclusion générale et quelques perspectives.

Chapitre I

Compression des images satellites

I.1. Introduction

Malgré l'augmentation continue des capacités des supports de stockage et les débits des réseaux, on a toujours besoin de compresser l'image vue l'évolution de l'utilisation des images et des vidéos et l'augmentation des capacités d'acquisition des capteurs numériques. L'opération de compression d'images est utile soit pour l'archivage sur des supports de mémoires ou pour la transmission [6].

La compression d'image peut être effectuée sans pertes de données ou avec pertes. Les méthodes de compression sans pertes sont dédiées aux applications sensibles telles que la compression des images médicales et la compression des fichiers informatiques, où la perte d'un seul bit peut mener à des résultats indésirables. Ces méthodes conduisent à des taux de compression relativement faibles [7].

Les méthodes avec pertes sont particulièrement appropriées aux images naturelles telle que les images satellitaires, dans les applications où une perte mineure de fidélité est acceptable pour réaliser une réduction substantielle du débit binaire [7].

Nous allons dans ce chapitre exposer quelques concepts de l'image puis nous abordons les besoins en compression d'image satellite, et par la suite nous présentons les éléments fondamentaux pour mesurer la qualité de l'image compressée sous une forme quantitative.

I.2. Les images satellite

I.2.1 Caractéristiques des images satellite

L'image satellite multispectrale est une image numérique contient des matrices de pixels. A chaque pixel est associée une valeur correspondant à une intensité lumineuse. Une palette de couleurs est utilisée pour représenter cette intensité lumineuse. Dans le cas d'images monochromatiques, ces intensités sont en général représente une gamme de gris allant du noir pour la plus faible intensité ou blanc pour la plus forte intensité (Figure I.1).



Figure I. 1 Image de Khenchela au niveau de gris.

I.2.2 Images couleurs, multi spectrales et hyper spectrales

Pour une image en couleurs, ce n'est pas une valeur qui est associée à chaque pixel mais un vecteur de trois valeurs. Ce vecteur est couramment représenté dans la base RVB (Rouge, Vert, Bleu) mais il existe aussi d'autres bases très utilisées telles que les bases YCbCr (Luminance, Chrominance bleue, Chrominance rouge) ou HSV (Hue/Teinte, Saturation, Valeur). On parle d'images multi spectrales lorsque le vecteur des valeurs associé à un pixel est au moins de dimension deux.

D'autre type de représentations de l'image telle que les images multispectrales, par exemple les satellites d'observation de la Terre Quickbird permettront l'acquisition d'images multi spectrales avec les 4 bandes spectrales B0 à B3 dans le bleu, le vert, le rouge et le proche infrarouge. La multiplication du nombre de bandes spectrales permet de différencier la nature des objets observés. Par exemple, la bande verte et la bande proche infrarouge sont sensibles à la chlorophylle alors que la bande moyen infrarouge est sensible à l'amidon, à la lignine, un composé du bois, et permet de séparer les nuages de la neige et de la glace [8].

On parle généralement d'images hyperspectrales lorsque le nombre de bandes spectrales est supérieur à la centaine ou lorsque l'ensemble des bandes spectrales acquises est continu.

La Figure I.2 représente l'image de kenchela. La base de données de kenchela est une image satellitaire Multispectrale géoréférencée du radar Quickbird de 0.6 m/p en quatre plans: Blue: 430-545 nm, Vert: 466-620 nm, Rouge: 590-710 nm, et Proche Infrarouge: 715-918 nm. L'image multispectrale de Khenchela a dimension de [816×1154 pixels], chaque pixel est caractérisé par 4 plans, ce qui donne un total de taille réelle [816×1154×4] (Figure I.2). La version RVB correspondantes (3 première plans) est présentée dans la Figure I.3.



(a)



(b)



(c)



(d)

Figure I. 2 Image Multispectrale de la ville Khenchela. (a) Plan Blue: 430-545 nm, (b) Plan Vert: 466-620 nm, (c) Plan Rouge: 590-710 nm, et (d) Plan Infrarouge: 715-918 nm



Figure I. 3 Image RVB de la ville Khenchela.

Une image hyperspectrale est représentée sous la forme d'un cube hyperspectral sur la Figure I.4. La troisième dimension correspond à l'axe du spectre électromagnétique.

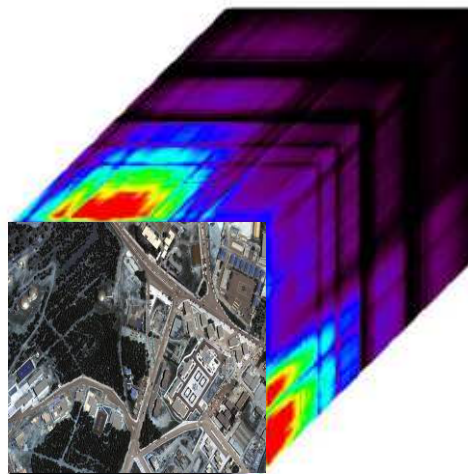


Figure I. 4 Représentation d'une image hyperspectrale sous forme d'un cube.

I.2.3 La résolution numérique

La résolution numérique est le nombre de bits nécessaire au codage binaire d'un vecteur de valeurs associé à un pixel. En général, la résolution des images monochromatiques est de 8 bits par pixel. Les valeurs d'intensité des pixels sont comprises entre 0 pour le noir et 255 pour le blanc. Les images couleurs ont en général une résolution de 24 bits par pixel : 8 bits sur chacune des trois composantes de couleurs.

I.2.4 La chaîne de traitement d'image

La chaîne de traitement des images satellite est représentée sur la Figure I. 5. Un satellite acquiert les images par balayage en défilant autour de la Terre. Les informations géométriques sur le satellite (orbite, altitude, la direction de visée, localiser la zone d'image) sont enregistrées au cours de chaque acquisition. Les informations radiométriques seront transmises au sol afin d'effectuer une première série de corrections sur l'image brute. Les images sont compressées puis, soit directement transmises au sol lorsque le satellite est en visibilité directe avec une station de réception. Au sol, plusieurs étapes de traitements sont effectuées. Parmi ces étapes est la décompression des images, on obtient donc une image brute. Ensuite plusieurs types de corrections et des traitements sont effectués sur l'image brute (corrections radiométriques, traitements géométriques). Cette image peut déjà être commercialisée. Les images satellites sont très riche des informations (géographiques ou cartographiques).

Il existe plusieurs types de satellites artificiels pour l'objectif de capter l'imagerie satellitaire, parmi ces satellites : Le satellite QuickBird qui offre la combinaison d'une résolution spatiale très élevée, et d'un haut degré de précision pour le géoréférencement. Il aussi capable d'acquérir annuellement des données de très grande couverture. QuickBird collectait des images multispectrales à 2,4 m de résolution et des images panchromatiques à 0,6 m de résolution. La compression est une étape très importante dans la chaine de traitement des images satellites vu la plus grande quantité d'information, dans ce mémoire, nous proposons de nouvelle technique pour l'objective de la compression des images satellites.

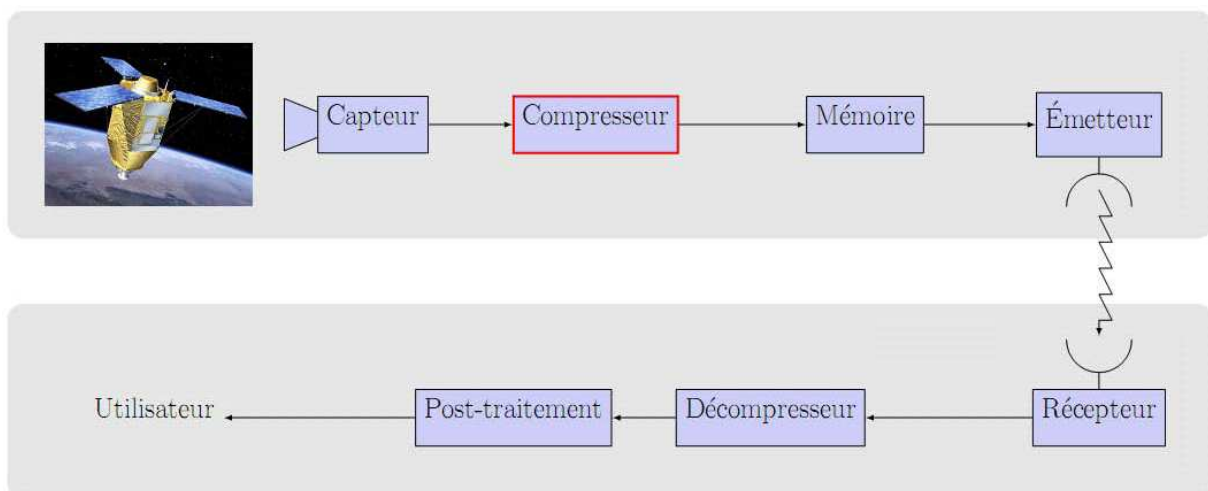


Figure I. 5 Chaîne de traitement des images satellites.

I.2.4.1 Compression des images satellites

Un problème intéressant en traitement numérique d'image satellite est la restauration d'images compressées, notre problème consistera donc à récupérer une image proche de l'image originale à partir d'une image compressée. Dans la littérature scientifique Il existe deux types de compression des données (signal/image), telles que : la compression avec et sans pertes.

I.2.4.1.1 Critères de mesures

La mesure de distorsion la plus couramment utilisée est la PSNR (Peak Signal to Noise Ratio). Dans le cadre des signaux visuels l'utilisation d'une mesure psychovisuelle serait plus adaptée. Bien que l'utilisation de la PSNR comme mesure de la distorsion visuelle soit critiquable, aucune autre mesure psychovisuelle ne semble faire l'objet d'un consensus dans la communauté de la compression d'images. On utilisera donc également la PSNR comme mesure de distorsion dans ce mémoire. D'autres critères de mesures ont été proposés dans la littérature pour l'évaluation de taux de compression (CR) ou le nombre de bits par pixel (bpp). L'information perdue entre l'image originale et l'image décodée en fin de chaîne de compression, s'appelle distorsion. La mesure de distorsion utilisée est PSNR défini par :

$$PSNR = 10 \times \log_{10} \frac{d^2}{MSE} \quad (I.1)$$

Ou d est la valeur maximum possible pour un pixel.

MSE est l'erreur quadratique moyenne est définie pour deux images, image originale (I_{orig}) et l'image reconstruite (I_{rec}).

$$MSE = \frac{1}{P \times N \times M} \sum_{p=1}^P \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (I_{orig}(i, j, p) - I_{rec}(i, j, p))^2 \quad (I.2)$$

P : nombre de plan de l'image satellite, et $N \times M$ est la taille de l'image.

Le taux de compression est défini comme le rapport entre le nombre total de bits nécessaires pour représenter l'information originale de l'image multispectrale et le nombre total de bits du fichier binaire à stocker qui résulte de la méthode de compression: Le taux de compression est donné par la relation suivante:

$$CR = \frac{\text{nombre de bits de l'image multispectrale originale}}{\text{image compressée en bits}} \quad (I.3)$$

Le nombre de bit par pixel est défini comme suit:

$$bpp = \frac{Nb \times P}{CR} \quad (I.4)$$

Nb est nombre de bits, et P nombre de plans d'image multispectrale.

I.3. Compression d'images avec pertes

Les techniques de compression avec pertes se décomposent généralement en deux ou trois phases (Figure I. 6): une phase de décorrélation du signal ou image originale (élimination d'une part de l'information redondante), une phase de quantification (élimination d'une part d'information non redondante mais jugée non indispensable) et enfin une phase de compression sans perte (application d'un codage de Huffman, arithmétique, Run-Lenght-Encoding ou RLE, Codage différentiel sur le signal ou image décorrélé et quantifié).

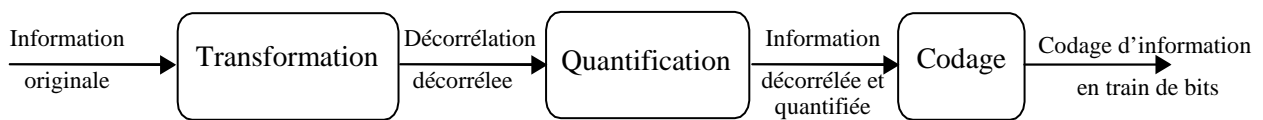


Figure I. 6 Schéma générale d'une technique de compression avec pertes.

Le domaine de la compression d'images avec pertes est un domaine de recherche très actif depuis de nombreuses années. Les travaux ont notamment conduit aux normes JPEG [9], JPEG2000 [10] et des applications basées sur les méthodes d'intelligence artificielle [11] (réseaux de neurones : Perceptrons multicouches MLP et fonction de base radiale RBF, machine à vecteurs de support SVM).

Dans les sous-sections suivantes, nous avons présenté le codage par transformée (Prétraitement, DCT et DWT), ainsi que la quantification scalaire et vectorielle.

I.3.1. Prétraitement des données

Dans cette section, nous présentons un nouveau schéma de compression d'images multispectral qui utilise analyse en composantes principales (ACP) comme une étape de prétraitement. L'objectif principal est de réaliser une compression aussi forte que possible avec le minimum de distorsion.

C'est pourquoi, nous tournons vers la compression par un prétraitement des données initiales qui transforme le domaine des pixels de l'image vers d'autres domaines.

L'idée de base pour réaliser une forte compression, est de décorréler les pixels et de compacter l'énergie sur peu de composantes qui rendent plus efficace la compression dans le domaine transformé. La transformation optimale est celle qui décorrèle complètement les

pixels dans le domaine transformé. Un tel prétraitement optimal est connue sous le nom analyse en composantes principales.

I.3.2. Codage par transformée

La plupart des algorithmes de compression avec pertes opèrent sur une transformation de l'image qui projette les données dans un autre espace plus propice à la quantification et au codage entropique. L'idée est qu'en effectuant une transformée linéaire sur l'image originale, on obtient un ensemble de coefficients dans l'espace transformé dont les composantes sont moins corrélées entre elles, plus compactes (c'est à dire que l'énergie du signal est concentrée dans un faible nombre de composantes au lieu d'être uniformément répartie). Les données transformées sont ensuite quantifiées pour subir un codage entropique en phase finale [12].

L'intérêt du codage par transformée réside entre autres dans le fait que la quantification des coefficients entraîne une perte d'information "répartie" sur les données initiales. Cela permet de se référer plus facilement aux outils perceptifs humains et donc à l'évaluation subjective de la qualité de reconstruction de l'image [12].

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

L'un des avantages de la DCT bidimensionnelle est qu'elle est séparable. C'est-à-dire qu'une DCT en deux dimensions se calcule comme deux DCT monodimensionnelles successives ce qui permet d'accélérer le calcul.

L'hypothèse de stationnarité du signal oblige à effectuer ces transformations non pas sur toute l'image mais sur des petits blocs de taille réduite non recouvrant par exemple une DCT sur des blocs 8×8 . La conséquence de ce codage par bloc est que la quantification des coefficients issus des blocs transformés par DCT introduit la présence d'effets de blocs gênants et surtout pour des quantifications à très bas débit. Le fait de traiter l'image en blocs indépendants est une limitation des méthodes de transformée par bloc. En effet, les échantillons des blocs "voisins" ne sont pas forcément décorrélés avec les autres blocs, bien au contraire. On peut donc s'attendre à ce que les coefficients transformés issus de blocs adjacents présentent une certaine corrélation [12]. L'altération de la qualité issue par une compression avec perte, nous incite à essayer d'évaluer l'image décompressée. Il est à noter, que les critères d'évaluation de

la qualité sont nombreux. Cependant, nous avons retenus le rapport signal sur bruit (PSNR), car, il est le plus utilisé dans la littérature spécialisée du domaine.

I.3.3. Quantification

L'opération de quantification permet de réduire les données depuis un espace de taille infini constitué par exemple de l'ensemble des nombres flottants, ou de taille très importante, vers un espace contenant un nombre limité de coefficients [13]. La quantification fait partie de plusieurs méthodes de compression d'image. L'objectif est de réduire la taille des coefficients de façon que cette réduction n'apporte pas de dégradations visuelles à l'image [14].

Plusieurs familles de quantification existent ; elles travaillent soit coefficient par coefficient, soit par groupe de coefficients. Dans le premier cas on parle de quantification scalaire, et dans le second cas on parle alors de codage de type vectoriel. Le choix de ces représentants vectoriels ou scalaires et leur répartition a donné lieu à de nombreux algorithmes de quantification [13].

I.3.3.1. Quantification Scalaire

La quantification scalaire SQ-(Scalar Quantization) est réalisée indépendamment pour chaque élément. D'une manière générale, on peut la définir comme étant l'association de chaque valeur réelle x , à une autre valeur q qui appartient à un ensemble fini de valeurs. La valeur q peut être exprimée en fonction de la troncature utilisée : soit par l'arrondi supérieur, l'arrondi inférieur, ou l'arrondi le plus proche [15].

I.3.3.2. Quantification Vectorielle

La quantification vectorielle QV-(Vector Quantization) a été développée par *Gersho et Gray* et elle fait aujourd'hui l'objet de nombreuses publications dans le domaine de la compression numérique [16]. Le principe de la quantification vectorielle est issu du travail de *Shanon* qui montre qu'il était toujours possible d'améliorer la compression de données en codant non pas des scalaires, mais des vecteurs. Un quantificateur vectoriel Q associe à chaque vecteur d'entrée un vecteur Y_i , ce vecteur étant choisi parmi un dictionnaire (code book) de taille finie. La quantification vectorielle produit de meilleurs résultats que la quantification scalaire, néanmoins la QV nécessite un codage complexe et de grandes capacités de mémoire [14].

I.3.4. Compression par les méthodes d'intelligence artificielle

Une problématique importante se situe au niveau de la configuration des méthodes d'intelligence artificielle dont la théorie est inexistante jusqu'à ce jour. C'est un domaine de recherche largement ouvert mais une nouvelle technique provenant des plans d'expériences permettrait toutefois d'optimiser la configuration d'un réseau de neurones selon le contexte du problème [17]. Dans la littérature scientifique il y a plusieurs applications des réseaux de neurones (Perceptrons multicouches MLP et fonction de base radiale RBF, machine à vecteurs de support SVM) dans l'imagerie satellitaire [18-21].

I.4. Compression d'images sans pertes

La compression sans perte ou codage réversible, permet de retrouver la valeur exacte de l'image après la compression lorsqu'il n'y a aucune perte de données sur l'information d'origine. Le processus de codage sans perte crée des codes à partir d'un dictionnaire statique ou dynamique. Les codes statistiques les plus répandus sont le codage de Huffman et le codage arithmétique. Le codage statistique permet de s'approcher au mieux de l'entropie. Ils ont pour principe d'associer aux valeurs les plus probables les codes binaires les plus courts [14].

Dans ce cas les compromis liés à ce mode de compression sont selon trois axes illustrée par la figure suivante [22]:

- Efficacité du codage, ceci peut être mesuré en bit par pixel, elle est limitée par l'entropie de la source. Plus l'entropie de la source est grande plus il est difficile à compresser.
- Rapidité de la compression/décompression (temps de codage), celui-ci est lié à la complexité des méthodes de codage ou de la méthode inverse (décodage). Il peut être réduit si on augmente la capacité de calcul des composants utilisés dans le traitement. Dans une application de transmission, le temps passé par l'opération de compression/décompression doit être inférieur au temps gagné par la réduction de la taille des données à transmettre.
- Complexité du codeur, elle peut être mesurée à l'aide de la quantité de ressources utilisées en termes de mémoire et du nombre d'opérations arithmétiques. Complexité algorithmique des codeurs/décodeurs est liée à la possibilité d'implémentation de ces algorithmes dans des cartes d'acquisition en temps réel.

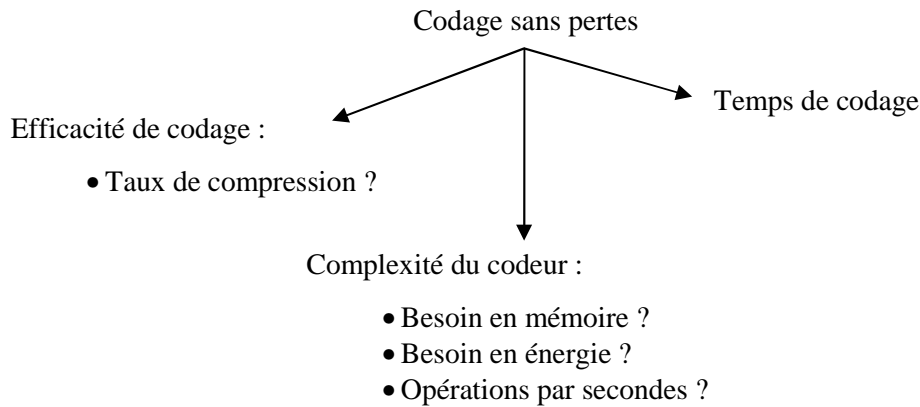


Figure I. 7 Les compromis en mode de codage sans perte.

I.4.1. Codage arithmétique

Le codage arithmétique se singularise par sa capacité à coder chaque symbole sur un nombre non entier de bits [23]. En réalité, il n’assigne pas un mot de code à chaque symbole mais il associe un point de l’intervalle $[0,1]$ à un ensemble de symboles [12]. Le principe repose sur le découpage de l’intervalle $[0,1]$. Chaque symbole se voit attribuer une partition de l’intervalle dont la taille est égale à sa probabilité d’occurrence. L’ordre de rangement est mémorisé pour être utilisé lors du décodage.

Les différentes étapes de l’algorithme de codage arithmétique sont :

Etape 1 : Initialisation

-Nous affectons à chaque symbole une plage d’intervalle basée sur sa probabilité d’apparition fournie par le modèle. Les bornes externes de cet intervalle sont zéro et un.

Etape 2 : Traitement des données

-Nous initialisons un intervalle de travail en prenant comme bornes zéro et un. Le premier symbole est représenté par la plage qui lui est affectée à l’étape 1. Chaque symbole suivant restreint davantage l’intervalle et il est représenté par sa plage relative dans la plage précédente. Ainsi le flot de données est traduit par un nombre contenu dans la dernière plage calculée.

-On rajoute un symbole spécial pour déterminer la fin du message où l’on donne la longueur du flot avec le message codé pour permettre au décodeur de déterminer la fin du message.

Par exemple, supposons qu’on veut coder une partie “acaab” d’une longue séquence avec une probabilité d’apparition indiquée dans le Tableau I.1.

Tableau I. 1 Probabilités des symboles.

Symbole	Probabilité	Intervalle
<i>a</i>	0.7	[0, 0.7]
<i>b</i>	0.1	[0.7, 0.8]
<i>c</i>	0.2	[0.8, 1.0]

L'intervalle initial [0, 1] va être divisé en trois sous-intervalles suivant les probabilités des symboles de la séquence. Ce qui donne les sous-intervalles suivants:

$$[0, 0.7], [0.7, 0.8] \text{ et } [0.8, 1.0].$$

Dans cet exemple, le 1^{er} symbole est "a", l'étiquette appartient donc à l'intervalle [0, 0.7]. Après que le 1^{er} symbole soit codé, les limites inférieures et supérieures de l'intervalle sont respectivement 0 et 0.7 pour le symbole suivant. L'intervalle [0, 0.7] va être divisé en trois sous-intervalles :

$$[0, 0.49], [0.49, 0.56] \text{ et } [0.56, 0.7].$$

Le 2^{ème} symbole est "c", de probabilité 0.2. Ainsi, le nouveau sous-intervalle sera [0.56, 0.7]. Ce dernier va être divisé en trois sous-intervalles :

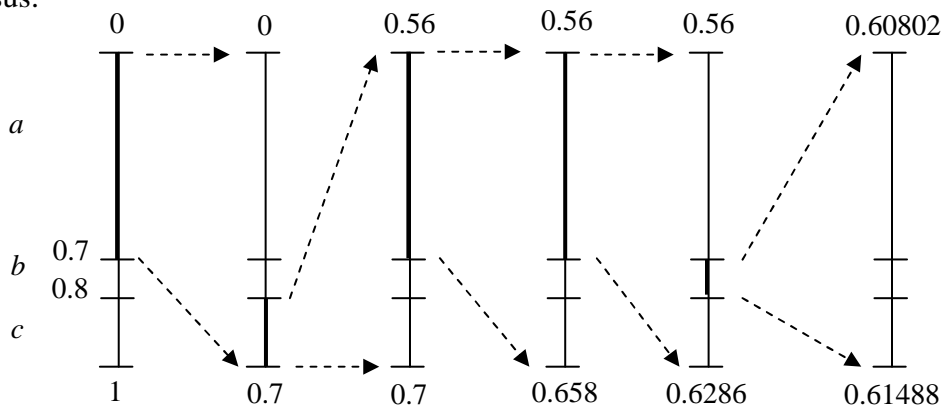
$$[0.56, 0.658], [0.658, 0.672] \text{ et } [0.672, 0.7].$$

Le 3^{ème} symbole est "a". Le nouveau sous-intervalle sera en conséquence [0.56, 0.658]. Le sous-intervalle [0.56, 0.658] va être partagé à son tour en trois sous-intervalles :

$$[0.56, 0.6286], [0.6286, 0.6286] \text{ et } [0.6286, 0.658].$$

Le 4^{ème} symbole est "a", donc le nouvel intervalle est [0.56, 0.6286].

Et ainsi de suite jusqu'à que l'on code la totalité de la séquence. On aura à la fin, le sous-intervalle suivant [0.60802, 0.61488]. Un nombre contenu dans l'intervalle final comme 0.60803 code sans ambiguïté le message "acaab". La Figure I. 8 est une représentation de ce processus.

**Figure I. 8** Génération de l'étiquette pour la séquence "acaab".

I.4.2. Codage Huffman

Le codage de Huffman consiste à coder les symboles par une représentation de bits à longueur variable. Les symboles ayant la probabilité d'apparition forte sont codés avec des chaînes de bits plus courtes, tandis que les symboles dont la probabilité d'apparition est faible sont codés par des chaînes plus longues. Le code d'un symbole ne doit pas être le préfixe d'un autre code. Cette propriété est admise afin que la reconnaissance soit possible. Pour représenter le codage de Huffman, on utilise l'arbre binaire [15].

Soit un message a codé "abbbbaac". La fréquence d'apparition ainsi que le code Huffman correspondant est donné dans le Tableau I.2 et représentés par la Figure I.9.

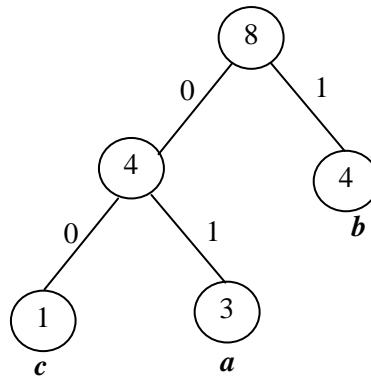


Figure I. 9 Arbre binaire de Huffman.

Tableau I. 2 Code de Huffman.

Symbole	a	b	c
Fréquence d'apparition	3	4	1
Code Huffman	01	1	00

I.4.3. Codage par plage

Le codage par plage RLE (Run length Encoding) ne relève pas d'une théorie mathématique très complexe. Il s'agit simplement de remplacer des éléments significatifs, successifs et identiques par un seul d'entre eux, suivi du nombre de répétitions [24]. Un exemple de traitement RLE est donné à la Figure I. 10.

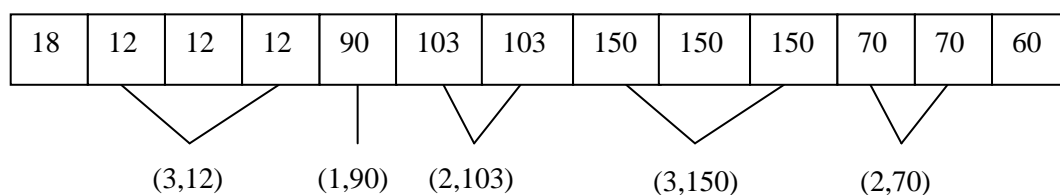


Figure I. 10 Exemple de codage par plage RLE.

Si n octets successifs sont dans un même état, il est aisé de transmettre l'octet répété et le nombre de répétitions. On pourra ainsi, dans la plupart des cas, coder sur 3 octets les n octets composant le signal initial. S'il est relativement simple de coder l'octet à répéter, suivi du nombre de répétitions dans l'octet suivant, cette méthode peut se révéler très pénalisante pour certains cas : à la limite si deux octets consécutifs sont toujours différents, la taille des données compressées sera la double de celle des données initiales. Pour éviter cet inconvénient, les versions les plus avancées du RLE utilisent un code discriminant pour indiquer le début d'une séquence octet à répéter + le nombre de répétitions, les octets isolés restant codés sous leur forme initiale [24].

I.4.4. Codage différentiel

Le codage différentiel est basé sur le constat que les données analogiques ont tendance à varier de valeur d'une manière progressive, les sauts importants du signal étant exceptionnels. Dans le cas des images, dans l'opération de codage l'image est divisée en blocs. En effet, les blocs adjacents sont très fortement corrélés. Cette opération transforme donc les valeurs absolues en valeurs relatives. Pour les données graphiques, elle permet de transmettre non plus la valeur moyenne d'un bloc de pixels mais la différence de valeur avec le bloc précédent. Par exemple si la valeur moyenne est codée sur 8 *bits*, un système de codage différentiel peut coder la différence sur 4 *bits*, ce qui permet de réduire le nombre de bits nécessaires au codage. Pour la compression des images fixes, le problème vient du fait que les valeurs des pixels peuvent varier de manière importante. Le codage différentiel doit donc s'adapter aux petites et aux grandes différences entre les pixels, ce qui limite son efficacité. Par exemple certaines images montrent de longues étendues de pixels de même valeur, elles seront bien compressées, tandis que d'autres, présentant des variations de couleur importantes, seront peu ou pas compressées [25].

I.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté plusieurs techniques de compression d'images sans perte et avec pertes. Tout d'abord, nous avons donné quelques concepts et mesures pour la compression d'images et aussi la définition d'une image satellite. Toutes les approches énumérées précédemment utilisent d'une manière ou d'une autre les corrélations entre pixels voisins dans l'image. Le codage Huffman c'est un codage simple, rapide et utilisé par de nombreux formats d'images comme le JPEG et JPEG2000 par exemple. Suite à cette

simplicité, nous avons opté dans notre travail pour le codage Huffman pour effectuer la compression des images ou en utilisant les méthodes proposées dans les chapitres II et IV.

Chapitre II

Transformée de Cosinus Discret (DCT)

II.1. Introduction

Avec l'évolution technologique, nous sommes amenés à manipuler des données de plus en plus importantes, à les échanger et les stocker. Bien que les capacités de stockage et le débit internet augmentent eux aussi, trouvé comment diminuer efficacement la taille prise par ces données reste d'un intérêt majeur.

Nous allons donc intéresser à plusieurs méthodes de compression d'images assez utilisées. La norme JPEG (Joint Photographic Experts Group). Elle définit l'algorithme de codage et de décodage pour la représentation numérique compressée d'une image fixe. Le codage JPEG est aujourd'hui largement utilisé dans les secteurs de l'informatique et de la communication (appareils photo numériques, scanners, imprimantes, télécopieurs...).

Dans ce chapitre nous allons présenter une technique de transformation basée sur la transformée de cosinus discret (DCT), et exposer une méthode plus utilisée en compression d'image appelée la norme JPEG qui nous permettront d'entamer notre étude.

II.2. Codage par Transformée

La plupart des algorithmes de compression avec pertes opèrent sur une transformation de l'image qui projette les données dans un autre espace plus propice à la quantification et au codage entropique. L'idée est qu'en effectuant une transformée linéaire sur l'image originale, on obtient un ensemble de coefficients dans l'espace transformé dont les composantes sont moins corrélées entre elles, plus compactes (c'est à dire que l'énergie du signal est concentrée dans un faible nombre de composantes au lieu d'être uniformément répartie). Les données transformées sont ensuite quantifiées pour subir un codage entropique en phase finale. L'intérêt du codage par transformée réside entre autres dans le fait que la quantification des coefficients entraîne une perte d'information "répartie" sur les données initiales. Cela permet de se référer plus facilement aux outils perceptifs humains et donc à l'évaluation subjective de la qualité de reconstruction de l'image [12].

Les techniques de compression dans le domaine fréquentiel s'appuient sur une transformation de l'image vers un nouvel espace de représentation d'énergie fortement décorrélée. Cette décorrélation provoque une nouvelle représentation de l'image par la redistribution de l'énergie dans un nombre restreint de coefficients transformés. Cette énergie de l'image transformée est distribuée sous la forme de tranches énergétiques de basse, moyenne et haute intensités. Les transformations d'espace les plus courantes sont la DCT et les ondelettes [14].

L'un des avantages de la DCT bidimensionnelle est qu'elle est séparable. C'est-à-dire qu'une DCT en deux dimensions se calcule comme deux DCT monodimensionnelles successives ce qui permet d'accélérer le calcul.

L'hypothèse de stationnarité du signal oblige à effectuer ces transformations non pas sur toute l'image mais sur des petits blocs de taille réduite non recouvrant par exemple une DCT sur des blocs 8×8 . La conséquence de ce codage par bloc est que la quantification des coefficients issus des blocs transformés par DCT introduit la présence d'effets de blocs gênants et surtout pour des quantifications à très bas débit. Le fait de traiter l'image en blocs indépendants est une limitation des méthodes de transformée par bloc. En effet, les échantillons des blocs "voisins" ne sont pas forcément décorrélés avec les autres blocs, bien au contraire. On peut donc s'attendre à ce que les coefficients transformés issus de blocs adjacents présentent une certaine corrélation [12]. L'altération de la qualité issue par une compression avec perte, nous incite à essayer d'évaluer l'image décompressée. Il est à noter, que les critères d'évaluation de la qualité sont nombreux. Cependant, nous avons retenus le rapport signal sur bruit (PSNR), car, il est le plus utilisé dans la littérature spécialisée du domaine.

II.3. Norme JPEG

II.3.1. Principe de la compression JPEG

Le principe de l'algorithme JPEG [25] (Figure II.1) pour une image en niveaux de gris (une image multispectrales est décomposée en un plan luminance et des plans chromatiques qui sont traités de manière identique) est le suivant : La matrice des pixels de l'image est décomposée séquentiellement de gauche à droite et de haut en bas en blocs de 8×8 pixels. Tous les blocs subissent le même traitement. Une transformée en cosinus discret bidimensionnel (DCT Discret Cosine Transform) est réalisée sur chaque bloc. Cette transformation concentre l'information de l'image en haut et à gauche de la matrice, correspondant aux basses fréquences. Les coefficients de la transformée sont ensuite quantifiés à l'aide d'une table de 64 éléments correspondant à un facteur de qualité. Cette table permet de choisir un pas de quantification important pour certaines composantes jugées peu significatives visuellement. En effet, les informations pertinentes d'une image, caractérisée par son signal bidimensionnel $Img(x,y)$, sont concentrées 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 la taille de l'image désirée.

La perte de qualité se situe principalement dans l'étape de quantification et le sous échantillonnage des chrominances.

A la phase finale, des codages sans distorsion (différentiel, entropique, algorithme de Huffman ou arithmétique) sont ensuite réalisés en utilisant les propriétés statistiques des images. Pour cela, 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. Les codes les plus fréquents seront remplacés par d'autres codes comportant un nombre de bits le plus petit possible.

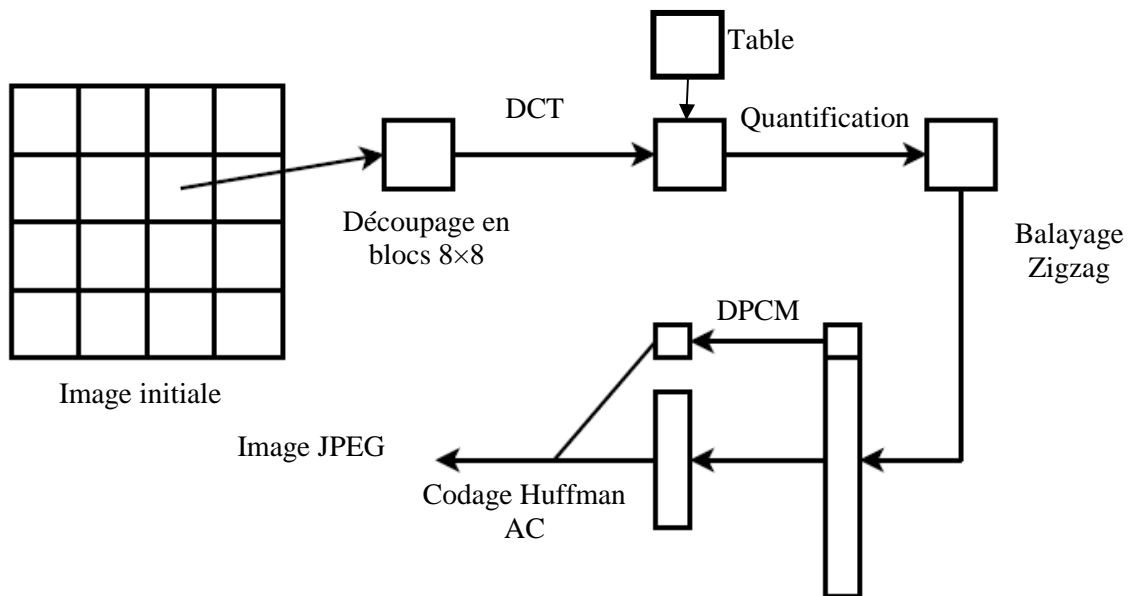


Figure II. 1 Principe de la compression JPEG.

Dans les sections qui suivent, chaque étape est décrite en détail.

II.3.2. DCT et IDCT

L'étape de DCT permet de représenter l'image dans une nouvelle base plus propice à la compression. Dans cette représentation, l'information est plus concentrée [26].

Chaque bloc 8×8 est soumis à une transformation par DCT (Discrete Cosine Transform). Le premier coefficient de la DCT, le DC (Direct Component), est proportionnel à la moyenne des valeurs du bloc. Les 63 autres coefficients sont appelés AC (Alternative Component). Ce nouveau domaine transformé permet une décorrélation très forte de l'information. Sur ce bloc de coefficients, les énergies sont groupées en basse, moyenne et haute fréquences. Avec la DCT, chaque colonne est une fonction cosinus de fréquence différente. La variance est alors concentrée sur les composantes de basse fréquence, et les composantes de haute fréquence seront annulées par quantification [14].

La DCT travaille sur une matrice carrée représentant un bloc de l'image globale $Img(x,y)$. Le nombre d'échantillons sur l'axe des X doit donc être égal au nombre d'échantillons sur l'axe des Y . Pour fixer les idées, nous disons que notre bloc est de taille $(N \times N)$ 8 par 8 pixels préconisés dans la norme) [25].

La DCT et la IDCT fournissent, intuitivement, chacune une matrice carrée. Leurs formules sont données ci-dessous :

$$DCT(i, j) = \frac{1}{\sqrt{2N}} c(i)c(j) \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} Img(x, y) \cos\left(\frac{(2x+1)i\pi}{2N}\right) \cos\left(\frac{(2y+1)j\pi}{2N}\right), \quad (II.1)$$

$$IDCT(i, j) = \frac{1}{\sqrt{2N}} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} c(i)c(j) DCT(i, j) \cos\left(\frac{(2x+1)i\pi}{2N}\right) \cos\left(\frac{(2y+1)j\pi}{2N}\right), \quad (II.2)$$

avec

$$c(i) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} & \text{si } i = 0 \\ 1 & \text{si } i > 0 \end{cases}$$

Il est clair que l'application de la IDCT sur tous les blocs DCT mène à avoir l'image Img .

Les formules (II.1) et (II.2) montrent que pour calculer la DCT en un point, il est indispensable de parcourir toutes les valeurs du bloc relatif. La double somme oblige, d'un point de vue algorithmique, à effectuer N^2 calculs de termes. Il en est de même pour le calcul de la IDCT.

Il est évident que la DCT est conservative si l'on ne tient pas compte des erreurs d'arrondis qu'elle introduit.

Lorsqu'on travaille avec le signal $Img(x,y)$, les axes X et Y représentent les dimensions horizontales et verticales de l'image (domaine spatial). Lorsqu'on travaille avec la transformée en cosinus discret $DCT(i,j)$, les axes représentent les fréquences du signal en deux dimensions [25].

II.3.3. Quantification

La quantification est la phase non conservatrice du processus de compression JPEG (excepté les arrondis effectués). Elle amène, moyennement à une diminution de la précision de l'image, mais aussi à réduire le nombre de bits nécessaires au stockage. Pour cela, elle réduit chaque valeur de la matrice DCT en la divisant par un nombre (quantum) fixé par une table (matrice 8×8) (Figures II.2, II.3) de quantification suivant l'équation (II.3) :

$$Valeur\ quantifiée(i,j) = \frac{Valeur\ DCT(i,j)}{quantum(i,j)}, \quad (II.3)$$

Cette valeur est arrondie à l'entier le plus proche. Ultérieurement, lors de la restitution de l'image (décompression), il suffira de réaliser l'opération inverse (déquantification) en multipliant chaque valeur de la matrice quantifiée par le quantum correspondant, pour retrouver une matrice DCT déquantifiée, à partir de laquelle sera établie la matrice des pixels de sortie.

Comme l'œil est moins sensible aux hautes fréquences qu'aux basses fréquences, la diminution de précision sera d'autant plus forte que les fréquences sont élevées, car les informations qu'elles contiennent sont moins pertinentes. La valeur du quantum sera d'autant plus élevée que l'élément correspondant de la matrice DCT contribue peu à la qualité visuelle de l'image, donc qu'il se trouve éloigné dans la séquence zigzag.

C'est pourquoi les matrices de quantification comportent généralement des valeurs constantes selon des diagonales ascendantes $(i, j, i-1, j+1)$, mais croissantes d'une diagonale à la suivante : cet accroissement constitue le pas du quantum, et est lié au "facteur de qualité".

Les nombreux tests réalisés ont conduit à retenir en pratique des facteurs de qualité compris entre 1 (l'image reste excellente) et 25 (dégradation encore acceptable). Il est important d'observer que, même avec des pas de quantum faibles, la quantification conduit à une valeur nulle un certain nombre d'éléments situés dans le coin inférieur droit de la matrice : ces éléments ne seront pas restitués par la déquantification, d'où le caractère non conservateur de cette opération. Bien que la spécification JPEG n'impose aucune contrainte sur la matrice de quantification, l'organisme de standardisation *ISO* a développé un ensemble standard de valeurs de quantifications utilisables par les programmeurs de code JPEG. Ce choix a été rendu possible grâce aux tests intensifs des matrices via des observateurs.

Voici celles préconisées par la norme JPEG (Figure II.2 pour la luminance et Figure II.3 pour les chrominances dans le cas d'image couleur) :

16	11	10	16	24	40	51	61
12	12	14	19	26	58	60	55
14	13	16	24	40	57	69	56
14	17	22	29	51	87	80	62
18	22	37	56	68	109	103	77
24	35	55	64	81	104	113	92
49	64	78	87	103	121	120	101
72	92	95	98	112	100	103	99

Figure II. 2 Matrice de quantification pour la luminance (recommandation JPEG).

17	18	24	47	99	99	99	99
18	21	26	66	99	99	99	99
24	26	56	99	99	99	99	99
47	66	99	99	99	99	99	99
99	99	99	99	99	99	99	99
99	99	99	99	99	99	99	99
99	99	99	99	99	99	99	99
99	99	99	99	99	99	99	99

Figure II. 3 Matrice de quantification pour les chrominances (recommandation JPEG).

Habituellement, la matrice de quantification Q est obtenue à partir de formules plus ou moins simples, permettant de “choisir” la perte de qualité. La formule suivante est un exemple qui donne de bons résultats :

$$Q = q(i, j) \text{ avec } q(i, j) = 1 + K(1 + m(i + j))$$

Avec i l'indice de ligne, j l'indice de colonne, m une constante (souvent égale à 1) et K le facteur de qualité (choisi entre 1 et 25).

II.3.4. Découpage en blocs

L'ordonnement des coefficients constituant un bloc DCT représente une étape primordiale dans les stratégies de compression. Dans la littérature spécialisées du domaine de compression, le “Scanning” le plus utilisé le zigzag :

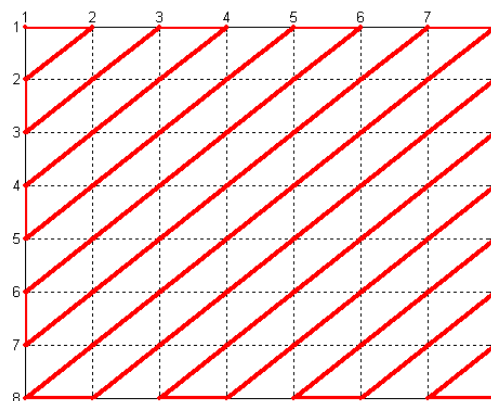


Figure II. 4 Zigzag scan.

II.3.5. DPCM

En regardant une image, on peut voir qu'il y a une faible variation entre des pixels voisins. On peut donc partiellement prédire la valeur d'un pixel en connaissant la valeur du pixel qui le précède. Une méthode simple, Différence Pulse Code Modulation (DPCM), consiste à considérer que le pixel sera égal à celui qui le précède, on code ensuite uniquement la valeur du premier pixel et la différence entre deux pixels consécutifs.

Les valeurs ainsi prédites seront plus proche de 0 et donc plus facile à coder par un codeur sans pertes venant ensuite. On peut évaluer la difficulté à coder l'image obtenue en mesurant sa variance (qui correspond à la puissance du signal image).

Un codage de Huffman est appliqué ensuite pour réduire au maximum la longueur du bloc.

II.3.6. Codage de la matrice DCT quantifiée

La dernière étape de la compression JPEG est le codage de la matrice DCT quantifiée. Ce codage est réalisé sans perte d'informations, en utilisant des mécanismes économes. Puisque les blocs contigus sont très corrélés, on peut coder le coefficient continu en position (0,0) en codant simplement la différence avec le coefficient continu du bloc précédent. Cela produira en général un très petit nombre.

Le codage du reste de la matrice DCT quantifiée va se faire en parcourant les éléments dans l'ordre imposé par une séquence particulière appelée balayage zigzag :

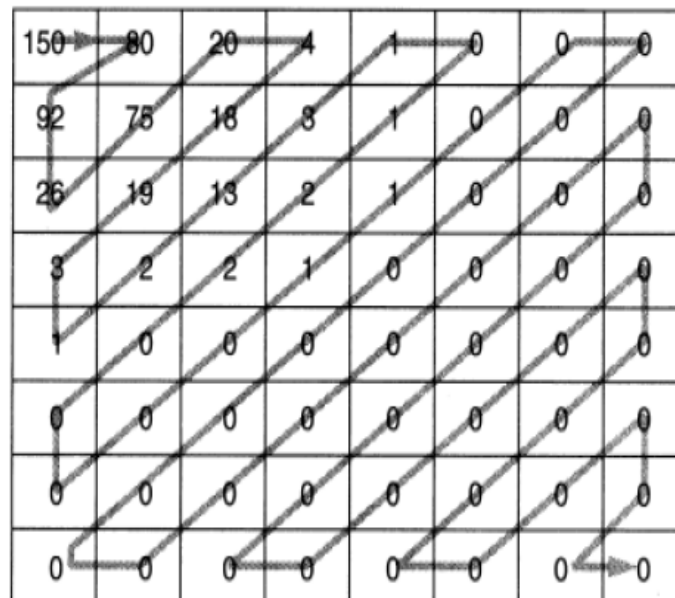


Figure II. 5 Exemple d'un balayage zigzag.

Ce qui donne la suite suivante : 150, 80, 92, 26, 75, 20, 4, 18, 19, 3, 1, 2, 13, 3, 1, 0, 1, 2, 2, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, etc.

Cette séquence a la propriété de parcourir les éléments en commençant par les basses fréquences et de traiter les fréquences de plus en plus hautes. Puisque la matrice DCT quantifiée contient beaucoup de composantes de hautes fréquences nulles, l'ordre de la séquence zigzag va engendrer de longues suites de 0 consécutifs. Deux mécanismes sont mis en œuvre pour comprimer la matrice DCT quantifiée. D'une part, les suites de valeurs nulles sont simplement codées en donnant le nombre de 0 successifs. D'autre part, les valeurs non nulles seront codées en utilisant une méthode statistique de type Huffman ou arithmétique.

II.4. Présentation des différents résultats

II.4.1. Compression d'image par la norme JPEG

Pour notre application, nous avons utilisé l'image de test Khenchela. Les résultats des tests de compression sur une image multispectrales de résolution 816×1154 pixels codée sur 32bits/pixel avec différents taux de bits (CR) sont rapportés dans le Tableau II.1. Nous avons calculé le PSNR entre les composantes de l'image d'origine et les composantes de l'image décompressée : rouge, verte, bleu, et la composante en proche infrarouge de l'image d'origine et la composante infrarouge de l'image décompressée, cela après une décomposition de l'image Khenchela multispectrales (d'origine et décompressée) en quatre composantes (Rouge(R), Bleu(B), Verte(V), Proche Infrarouge).

Le Tableau II.1 illustre les taux de compression CR, nombres de bits par pixels et les PSNR obtenus par la méthode JPEG, pour les différentes qualités utilisées (Quotient =2, 3, 4, 5, 10, 15). Les moyennes des résultats obtenus (CR, *bpp*, *MSE*, *PSNR*) sont: 22.86, 1.92, 198.87, 25.89.

Les images reconstruites selon la méthode JPEG sont illustrées sur la Figure II.6. En faisant une comparaison visuelle entre les images reconstruites, nous remarquons que les résultats obtenus pour les nombre de bits ($\leq 3.44\text{bpp}$) par le codeur JPEG.

Tableau II. 1 Résultats obtenues sur l'image de test Khenchela en utilisant la norme JPEG.

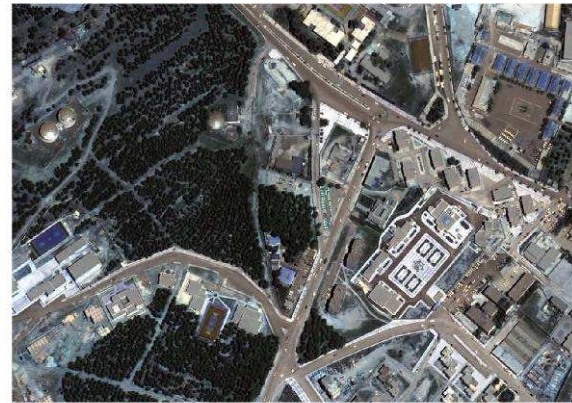
<i>Qualité</i>	<i>CR</i>	<i>bpp</i>	<i>MSE</i>	<i>PSNR</i>
2	9.30	3.44	78.36	29.19
3	12.32	2.59	107.11	27.83
4	15.21	2.10	134.09	26.86
5	18.04	1.77	160.30	26.08
10	32.78	0.98	288.97	23.52
15	49.51	0.65	424.42	21.85
Moyenne	22.86	1.92	198.87	25.89

JPEG: PSNR= 29.1898, CR= 9.3015



(a)

JPEG: PSNR= 27.8327, CR= 12.3173



(b)

JPEG: PSNR= 26.8567, CR= 15.2146

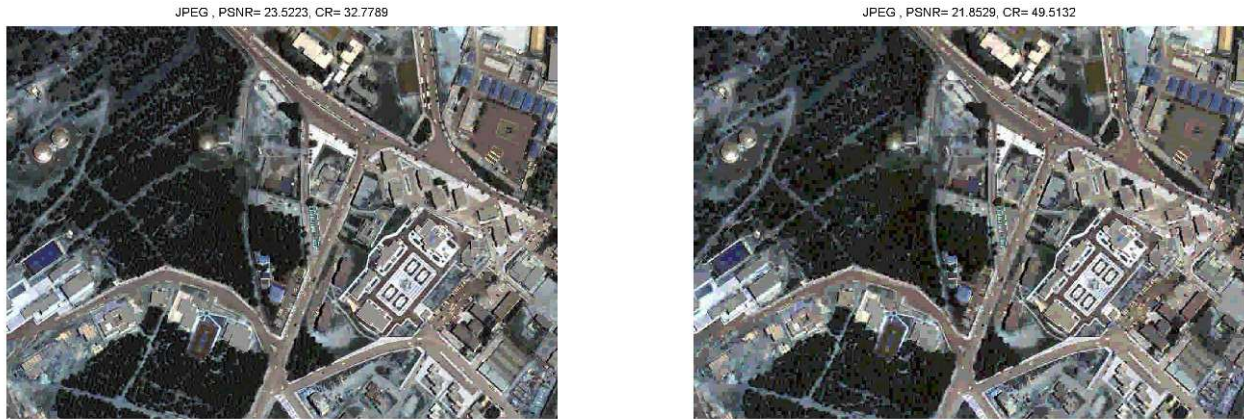


(c)

JPEG, PSNR= 26.0815, CR= 18.037



(d)



(e)

(f)

Figure II. 6 Comparaison d'image satellitaire avec la norme JPEG : (a) qualité=1, (a) qualité=2, (b) qualité=3, (c) qualité=4, (d) qualité=5, (e) qualité=10, (f) qualité=15.

II.5. Conclusion

La compression qui est devenue une étape indispensable au cours des dernières années doit donc s'attacher particulièrement à préserver la qualité des données. Comme de nombreuses méthodes de compression, le JPEG est basé sur des principes mathématiques très compréhensibles. Mais la difficulté intervient lorsque l'on entre en détail dans les démonstrations de l'algorithme. Théorèmes et principes fondamentaux doivent alors être démontrés, pour expliquer les fondements de la méthode. A l'heure actuelle la méthode de compression JPEG est parmi les plus utilisées parce qu'elle atteint des taux de compression très élevés sans que les modifications de l'image ne puissent être décelées par l'œil humain.

L'utilisateur d'un algorithme de compression dépend de différents facteurs : le taux de compression et la qualité de reconstruction de l'image compressée. Il est donc intéressant de comparer les différentes méthodes, pour pouvoir choisir la plus adaptées à nos besoins et à son utilisation, pour cela nous avons proposé dans le chapitre suivant d'utiliser d'autre type de transformation et d'autre type de norme à savoir : la transformée en ondelettes et la norme JPEG2000.

Chapitre III

Transformée en ondelettes

III.1. Introduction

Depuis leur introduction il y a deux décennies, les ondelettes ont gagné un intérêt considérable en traitement du signal et image. L'idée de représenter une image à différentes résolutions permet d'en extraire ses tendances principales en un nombre restreint de coefficients. Dans le contexte du traitement d'image, les ondelettes ont été utilisées pour des applications variées, telles que le débruitage et la compression, menant à des standards comme JPEG2000.

Dans le premier temps, nous débutons ce chapitre par une définition d'ondelettes, un rappel des concepts de base reliés à la transformée en ondelettes. Par la suite, les fonctions d'ondelettes, les fonctions d'échelles, les bancs de filtres, une description de l'implémentation de la transformée discrète en ondelettes pour des signaux bidimensionnel (images) sont exposés. Ensuite, Les paramètres à considérer lors de la conception d'une architecture à base de la DWT utilisée pour la compression d'images sont présentés. Finalement, nous présentons le standard JPEG2000 et leur application sur l'imagerie satellitaire.

III.2. Définition des ondelettes

Une ondelette est une forme d'onde qui à une valeur moyenne zéro et une durée limitée. En regardant des images des ondelettes et des ondes sinusoïdales, on voit intuitivement que des signaux avec les changements pointus pourraient mieux être analysés avec une ondelette irrégulière qu'avec une sinusoïde douce.

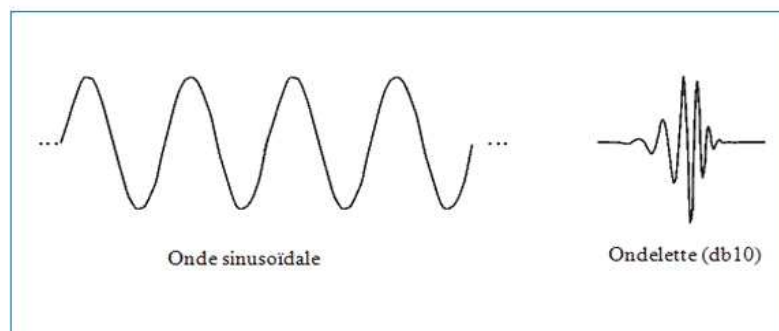


Figure III. 1 La différence entre une onde sinusoïdale et une ondelette.

La transformée en ondelettes est similaire à la transformée de Fourier, 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. De manière générale, la transformée en ondelettes continues (CWT) peut être exprimée avec l'équation suivante :

$$F(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x)\psi_{(a,b)}^*(x)dx \quad (\text{III.1})$$

Où le symbole * désigne le conjugué complexe et ψ est une fonction donnée. Cette fonction peut être choisie arbitrairement à condition qu'elle obéisse à certaines règles.

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 pouvons utiliser les ondelettes orthogonales pour le développement en ondelettes discrètes et les ondelettes non-orthogonales pour le développement en ondelettes continues.

La transformée en ondelettes est un outil mathématique qui décompose un signal en fréquences en conservant une localisation spatiale. Le signal de départ est projeté sur un ensemble de fonctions de base qui varient en fréquence et en espace. Ces fonctions de bases s'adaptent aux fréquences du signal à analyser. Cette transformation permet donc d'avoir une localisation en temps et en fréquence du signal analysé.

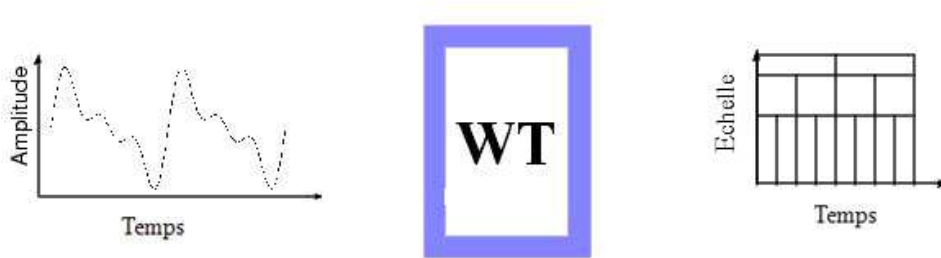


Figure III. 2 La transformée en ondelettes.

III.3. Ondelette mère

L'analyse en ondelettes adopte une fonction de prototype d'ondelettes connue sous le nom de «Ondelette mère». Cette Ondelette mère génère un ensemble de fonctions de base connues sous le nom «Ondelettes enfantes» par des translations et dilatations récursives. La définition de l'ondelette mère est donnée par la formule suivante :

$$\psi(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (\text{III.2})$$

Où :

- a Facteur de dilatation «Echelle».
- b Facteur de translation.
- $\psi(a,b)$ Ondelette mère.
- $\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$ Ondelette enfants.
- $\frac{1}{\sqrt{a}}$ Facteur de normalisation de l'énergie afin que le signal transformé ait la même énergie à toutes les échelles.

La transformée en ondelettes continues (CWT) est réversible si l'ondelette mère vérifie la condition d'admissibilité suivante [27]:

$$\int_0^{+\infty} \frac{|\psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < +\infty \quad (\text{III.3})$$

Si ψ vérifie la condition ci-dessus, alors l'ondelette est dite admissible. On peut remarquer que la condition d'admissibilité impose nécessairement que l'ondelette soit de moyenne nulle [27]:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (\text{III.4})$$

C'est-à-dire que l'ondelette mère oscille de part et d'autre de l'axe t , ce qui lui donne dans une certaine mesure l'apparence d'une onde.

III.4. Transformée en ondelettes discrète

La transformée en ondelettes continues (CWT) est obtenue en prenant le facteur d'échelle a et le pas de translation b dans l'ensemble des nombres réels. Ce type de transformation ne peut être effectué dans la pratique que de façon approximative, et il y a toujours, en fait, une discrétisation du calcul, qui est opérée [28].

La transformée en ondelettes discrète (DWT) est produite pour surmonter le problème de redondance de la CWT, Cette redondance mobilise une grande quantité de ressource de calcul. La transformée discrète en ondelettes (DWT), au contraire, fournit suffisamment

d'information, tant pour l'analyse que pour la reconstruction du signal original. Ceci en un temps de calcul notablement réduit. Jean Morlet a formulé des bases construites par une discrétisation dyadique de ces paramètres sur le modèle suivant:

$$\begin{cases} a = 2^{-j} \\ b = k2^{-j} \end{cases} \quad (\text{III.5})$$

avec $j=1,2,\dots,Nd$ et $k=1,2,\dots,2^{-j} - 1$.

L'ensemble des fonctions d'ondelettes analysantes seront donc :

$$\psi_{(a,b)}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) = \psi_{(j,k)}(t) = 2^{\frac{j}{2}} \psi(2^j t - k) \quad (\text{III.6})$$

La transformée en ondelettes discrètes (DWT) de la fonction $f(t)$ est donc en fonction de j et k , au lieu de a et b , respectivement, et entraîne un ensemble de coefficients d'ondelettes (détail) :

$$D_{(j,k)} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{(j,k)}(t) dt \quad (\text{III.7})$$

Comme les fonctions d'ondelettes, il y a encore un autre ensemble de fonctions appelées fonctions d'échelle $\phi_{j,k}(t)$ qui donnent par convolution avec $f(t)$, l'ensemble des coefficients d'approximation :

$$A_{(j,k)} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \phi_{(j,k)}(t) dt \quad (\text{III.8})$$

Il est à noter donc que la DWT d'un signal intervient deux fonctions :

- ❖ La fonction d'ondelette ψ , se comportant comme un filtre passe-haut correspondant aux détails.
- ❖ La fonction d'échelle ϕ , se comportant comme un filtre passe-bas correspondant aux parties plus lisses ou douces du signal (approximation).

La transformée en ondelettes discrète décompose le signal en deux parties (Figure III.3):

- ❖ Les approximations qui correspondent à la basse fréquence
- ❖ Les détails qui correspondent à la haute fréquence

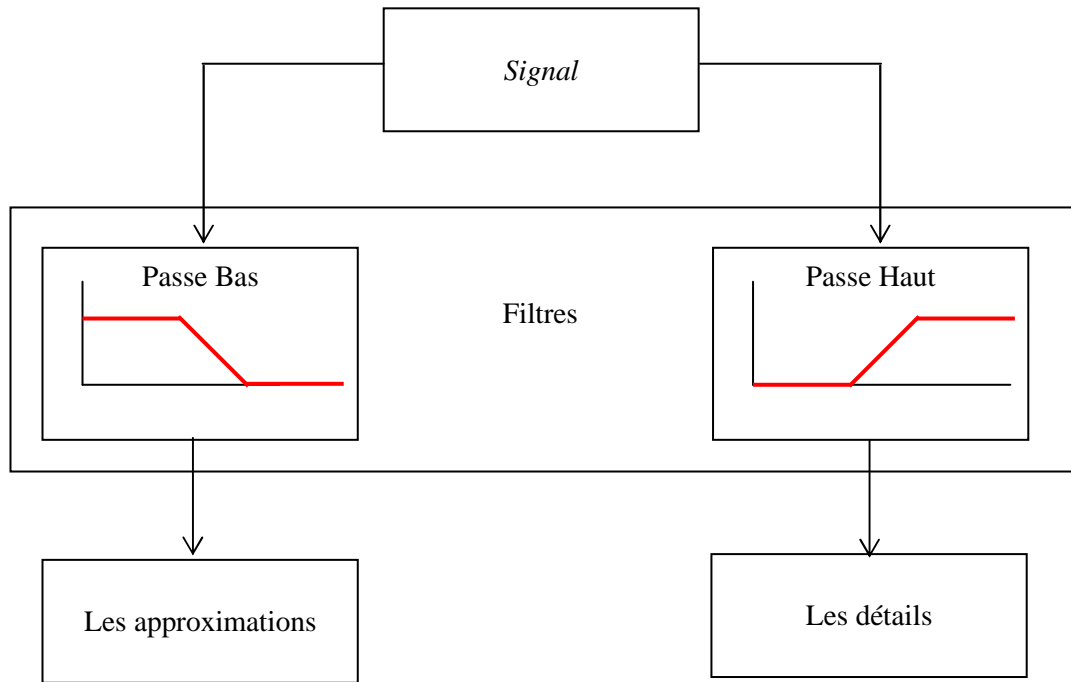


Figure III. 3 Les approximations et les détails

Le processus de décomposition peut être réitéré, de sorte qu'un signal peut être décomposé en plusieurs composantes de basse résolution : ceci s'appelle l'arbre de décomposition d'ondelette (voir figure ci-après).

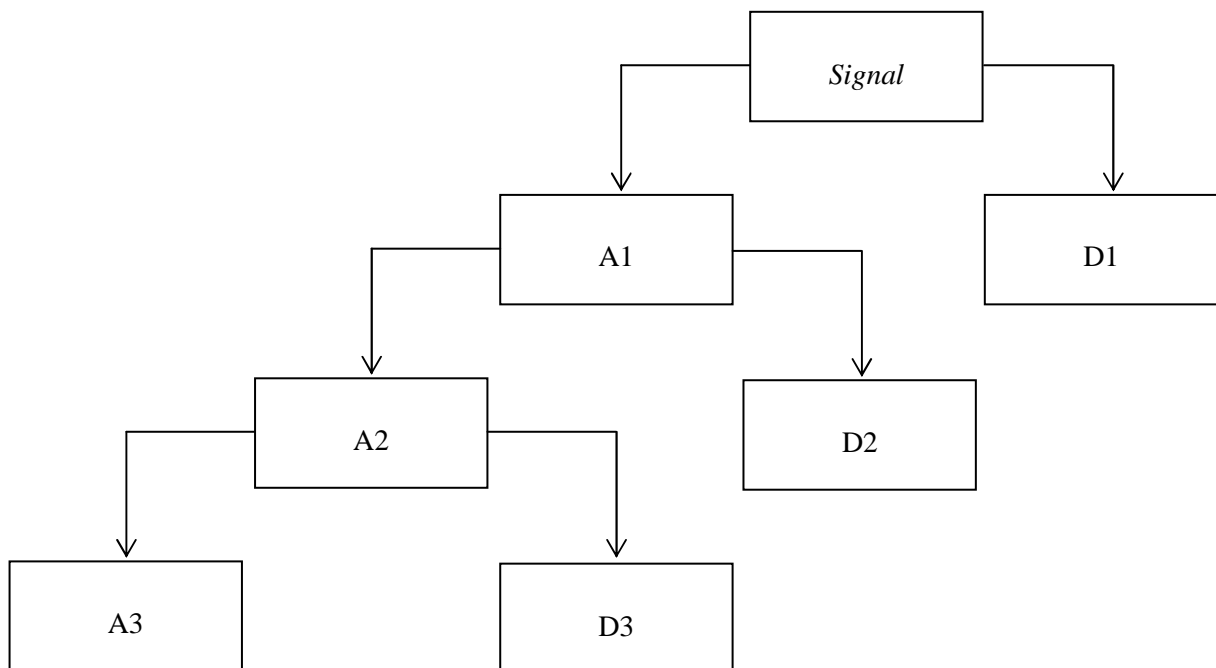


Figure III. 4 Décomposition en multi niveau.

La Figure III.5 présente la décomposition en base d'ondelettes du signal x composé de N points. L'arbre de décomposition a $\log_2(N)$ niveaux. A chaque niveau, la résolution temporelle est divisée par 2, au dernier niveau les coefficients de détails sont représentés par un unique point, la résolution temporelle est nulle et la résolution fréquentielle est maximale. Le signal est décomposé en $N-1$ coefficients de détails et 1 coefficient d'approximations (composante de plus basse fréquence du signal).

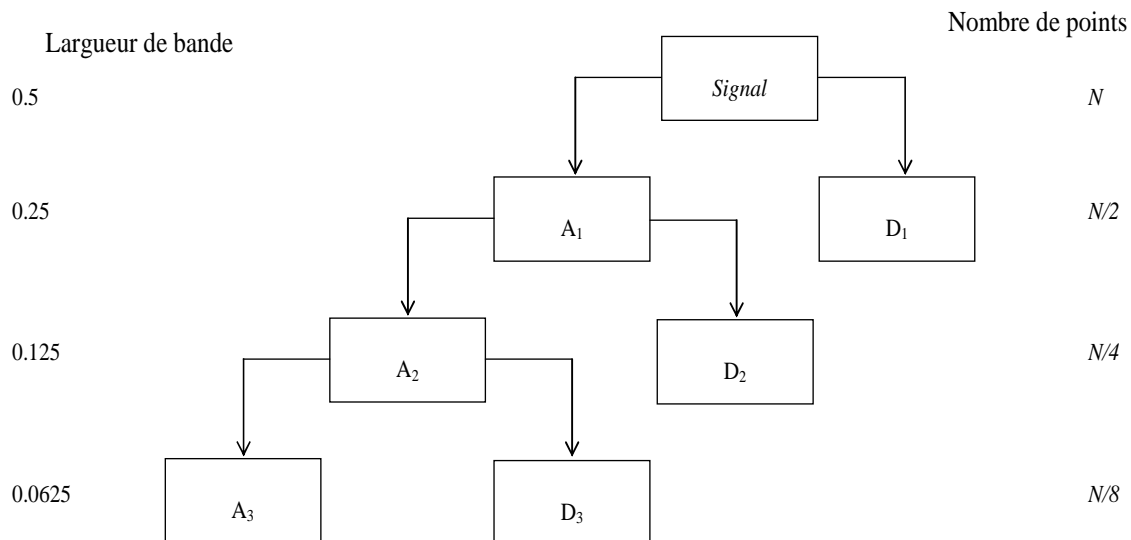


Figure III. 5 Arbre de décomposition d'un signal sur une base d'ondelettes.

La transformée en ondelettes discrètes (DWT) est devenue un outil très polyvalent de traitement de signal, après l'introduction de la représentation multi-résolutions des signaux basée sur la décomposition en ondelettes en 1987. Stéphane Mallat a mis en avant une certaine catégorie de décompositions en ondelettes (Figure III. 6), qui peuvent être réalisées numériquement en un temps très court, par «une transformée en ondelettes rapide», constitué d'une cascade de filtres passe-bas et passe-haut suivis par des opérations de sous échantillonnages par un facteur de deux. Cette approche réduit considérablement la complexité de la construction d'ondelette. Au lieu de choisir une fonction, on choisit l'ensemble discret des coefficients des deux filtres. La première étape est la phase d'analyse (transformation en ondelette), pour la reconstruction de signal, il faut donc une deuxième étape qui est la phase de synthèse.

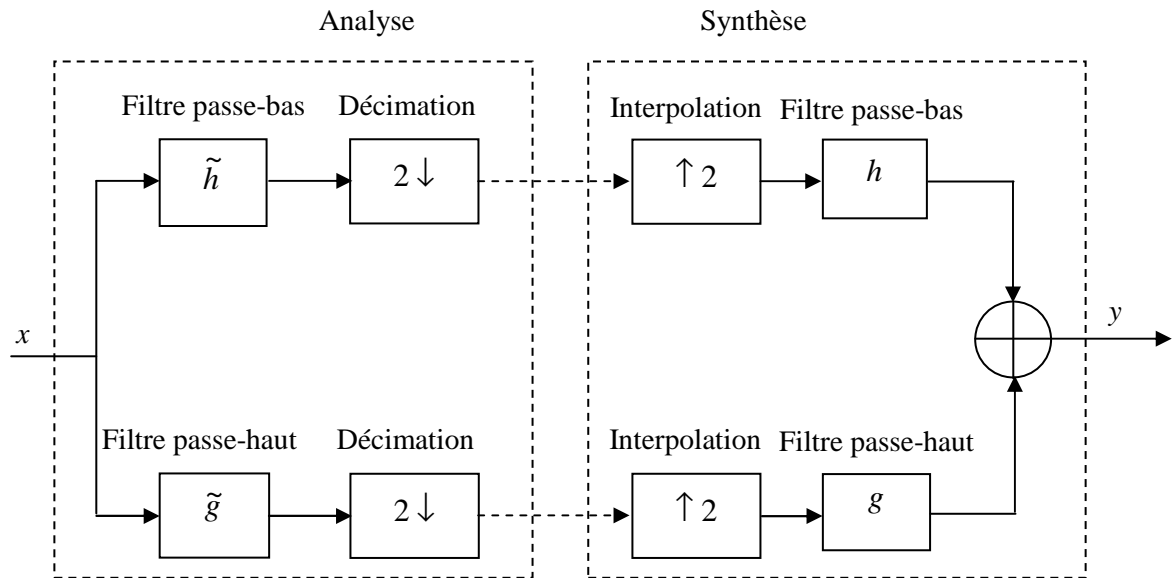


Figure III. 6 Un banc de filtre d'un seul étage, pour l'analyse et synthèse (reconstruction) des signaux.

L'implémentation de la transformée en ondelettes est équivalente à l'implémentation d'un filtre dont la réponse impulsionnelle est la fonction d'ondelette désirée. Donc la transformée en ondelettes peut être implémentée par des bancs de filtres [29-32].

Pour réaliser la DWT sur une image (bidimensionnelle), on pourrait appliquer le même algorithme de la décomposition multi-résolution de Mallat, utilisé pour un signal monodimensionnel. Le calcul de la transformée discrète en ondelettes d'une image est la transformée discrète à une dimension des lignes suivie par la transformée discrète à une dimension des colonnes.

La Figure III. 7 représente la décomposition d'une image (phase d'analyse) en quatre sous-bandes, trois sous-bandes de détails et une sous-bande d'approximation. Nous avons besoin de trois bancs de filtres pour effectuer l'analyse de notre image à un niveau de décomposition ($Nd=1$). Le premier banc de filtres est utilisé pour la transformation niveau ligne et les deux autres bancs de filtres sont utilisés pour la transformation niveau colonne. Le filtre passe-bas $\tilde{h}(n)$ et le filtre passe-haut $\tilde{g}(n)$ sont convolués avec l'image d'entrée niveau ligne puis chaque sortie des deux filtres est suivie d'une décimation d'un facteur de 2. Les deux sous-bandes résultantes niveaux colonnes vont aussi être convoluées avec les deux autres bancs de filtres identiques au premier banc de filtres pour donner une sous-bande d'approximation (A1) et trois sous-bandes de détails horizontal (DH1), vertical (DV1), et diagonal (DD1).

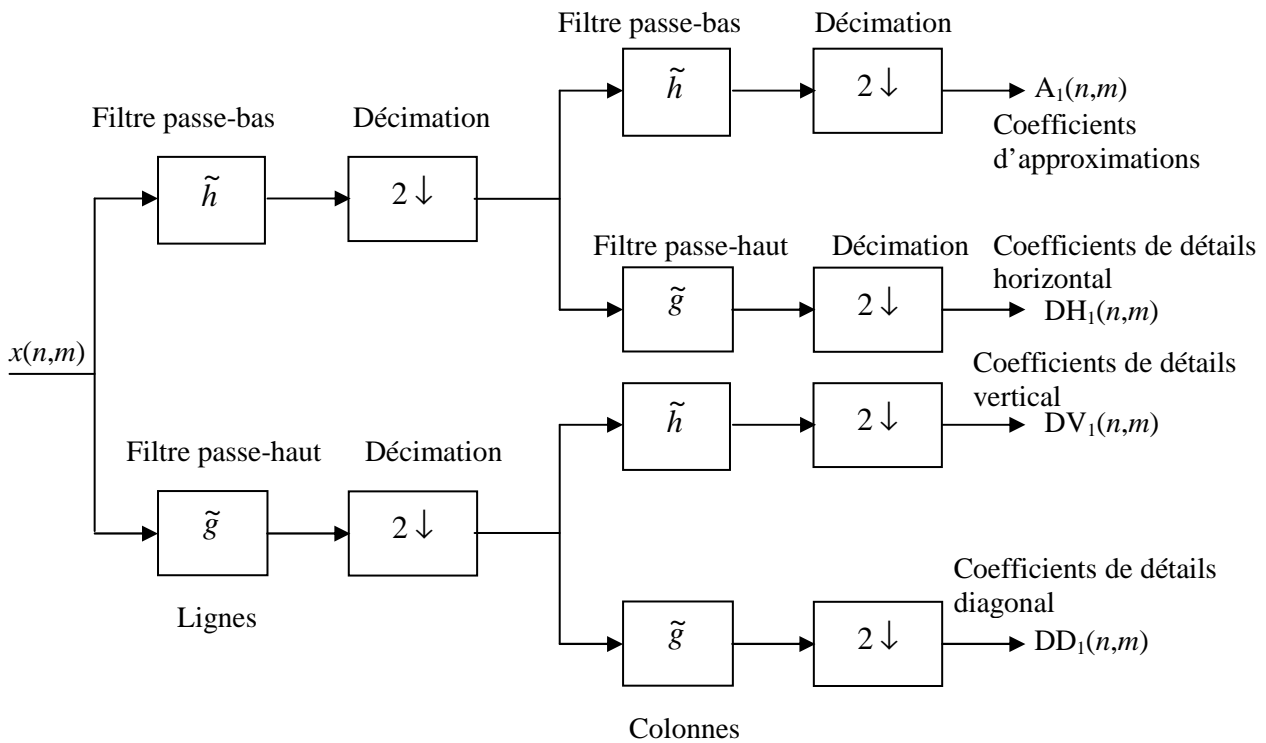


Figure III. 7 Processus d'analyse multi-résolution à deux dimensions pour une itération (nombre de décomposition égal à 1).

Comme présenté dans Figure III. 8, la phase de synthèse (transformation inverse) pour un nombre de décomposition égal à 1 nécessite trois bancs de filtres (deux filtres passe-bas identique $h(n)$ et un filtre passe-haut $g(n)$ pour la reconstruction) et trois sommateurs.

$A_1(n,m)$, $DH_1(n,m)$, $DV_1(n,m)$, $DD_1(n,m)$ sont quatre sous-bandes de sortie de la phase d'analyse (la sous-bande d'approximation et les trois sous-bandes de détails) sont interpolées d'un facteur de 2 puis convoluées aux filtres correspondant en parallèle. Les sorties des filtres sont sommées deux à deux, la sous-bande d'approximation avec les sous-bandes de détail horizontal, détail vertical et détail diagonal. À ce niveau, les deux sous-bandes résultantes vont aussi être interpolées et convoluées aux filtres correspondants en parallèle et finalement sommées pour donner l'image reconstruite $y(n,m)$.

L'arbre de décomposition et de reconstruction quaternaire est représenté en Figure III.9. La décomposition est représentée sous la forme d'une image où les basses fréquences sont en haut à gauche, les hautes en bas à droite. La Figure III.10 présente cette décomposition pour l'image X et une image composée d'une croix diagonale dans un carré. Cette dernière Figure permet d'observer les orientations fréquentielles des coefficients de détails.

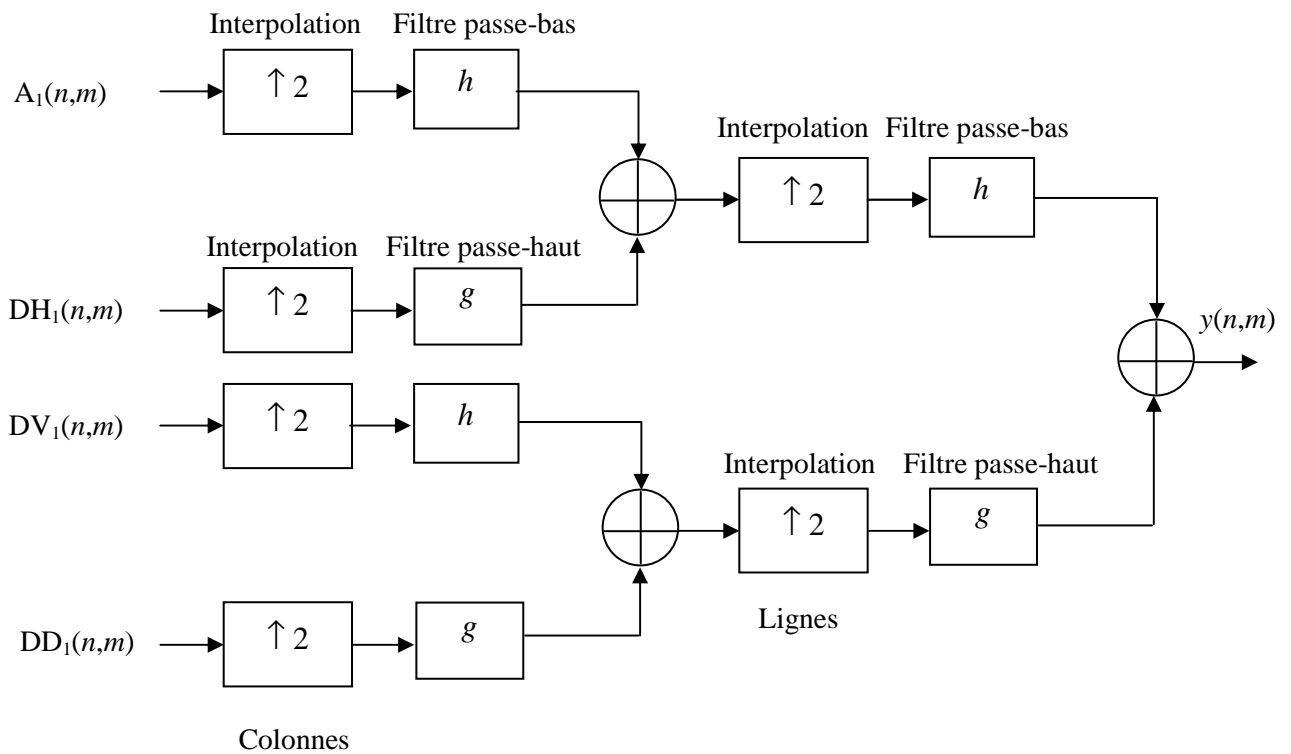


Figure III. 8 Processus de synthèse multi-résolution à deux dimensions pour une itération ($Nd=1$).

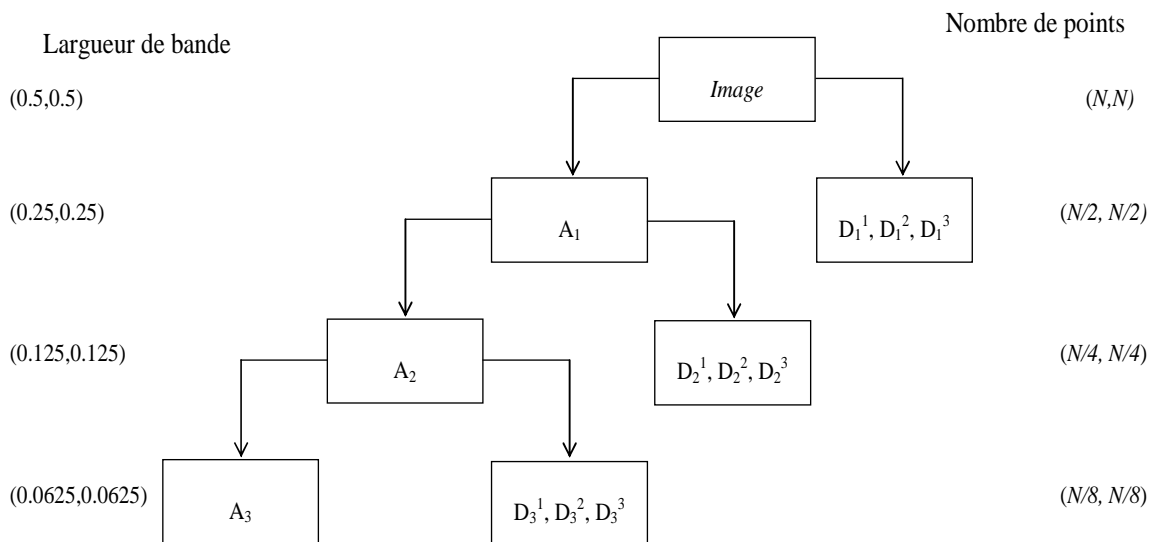


Figure III. 9 Arbre de décomposition d'une image sur une base d'ondelettes.

A_3	D_3^1	D_2^1	D_1^1
D_3^2	D_3^3		
D_2^2		D_2^3	
D_1^2			D_1^3

Figure III. 10 Disposition des coefficients de décomposition d'une image X pour un niveau de décomposition égale à 3.

III.5. Transformée en Ondelette dans la compression d'images

L'évaluation de la qualité des algorithmes de compression d'images est influencée par le contenu de l'image (texture, contours, ...). Le choix d'une image pour les tests des méthodes de compression est un problème fondamental. Dans ce mémoire, nous avons choisi d'utiliser une image satellitaire de Khenchela qui contient quatre bandes spectrales (Rouge, Vert, Bleu et proche Infrarouge).

Pour la conception d'un algorithme de compression d'images satellitaire à base de la DWT on doit prendre en considération: la famille d'ondelette, l'ordre et la longueur du filtre et le nombre de décomposition.

III.5.1. Famille d'ondelette

Il existe une infinité des fonctions d'ondelettes parce que toute fonction oscillante localisée est une ondelette mère possible. Toutefois, elles ne possèdent pas toutes des propriétés intéressantes. Aussi, de nombreux spécialistes des ondelettes ont construit des familles d'ondelettes possédant certaines propriétés remarquables. Parmi ces familles, les ondelettes de Haar sont les plus simples, mais elles ne sont pas bien localisées. Daubechies a construit des

ondelettes à support compact qui permettent d'utiliser des filtres de taille finie. Les différentes familles d'ondelettes sont utilisées selon leurs propriétés en fonction du problème à résoudre. Dans les sous-sections suivantes, nous avons présenté quelque type d'ondelettes utilisé dans ce mémoire. Chaque type d'ondelette à un banc de filtres discrets à deux catégories (filtre passe-bas et passe-haut) utilisés en phase d'analyse et de synthèse.

III.5.1.1 Ondelette de Haar

D'un point de vue historique, la première référence sur ces ondelettes revient à Alfred HAAR qui a écrit sa thèse en 1909, intitulée «La théorie des systèmes de fonctions orthogonales». Sa recherche sur le sujet le guidait au développement d'un ensemble de fonctions rectangulaires basiques. Plus tard, une famille d'ondelettes totale, appelée ondelettes de Haar, a été construite à partir de ces fonctions. Les filtres utilisés dans la phase d'analyse et dans la phase de reconstruction sont illustrés dans la Figure III.11.

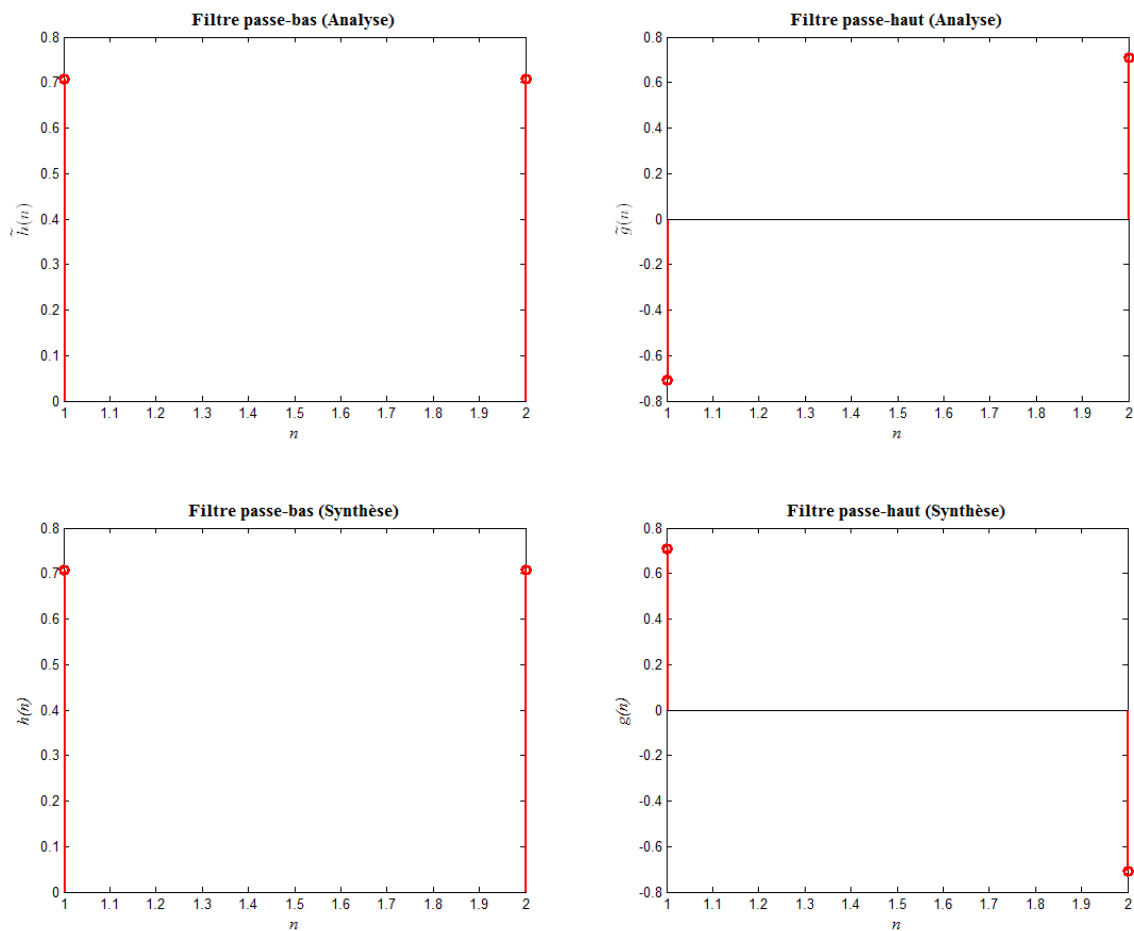


Figure III. 11 Filtre passe-bas et filtre passe-haut pour la phase d'analyse et de synthèse.

III.5.1.2 Ondelette de Daubechies

Cette famille d'ondelettes (dbN) à un paramètre, due à I. Daubechies [15], est la première permettant de manipuler des ondelettes orthogonales à support compact de régularité arbitraire, on dira que N est l'ordre de l'ondelette dbN .

Pour chaque type d'ondelette de cette classe, il existe un filtre passe-bas et un filtre passe-haut pour les deux étapes analyse et synthèse. Ces derniers génèrent une analyse multi-résolution orthogonale. Un exemple d'ondelette de Daubechies d'ordre 2 est représenté dans la figure suivante.

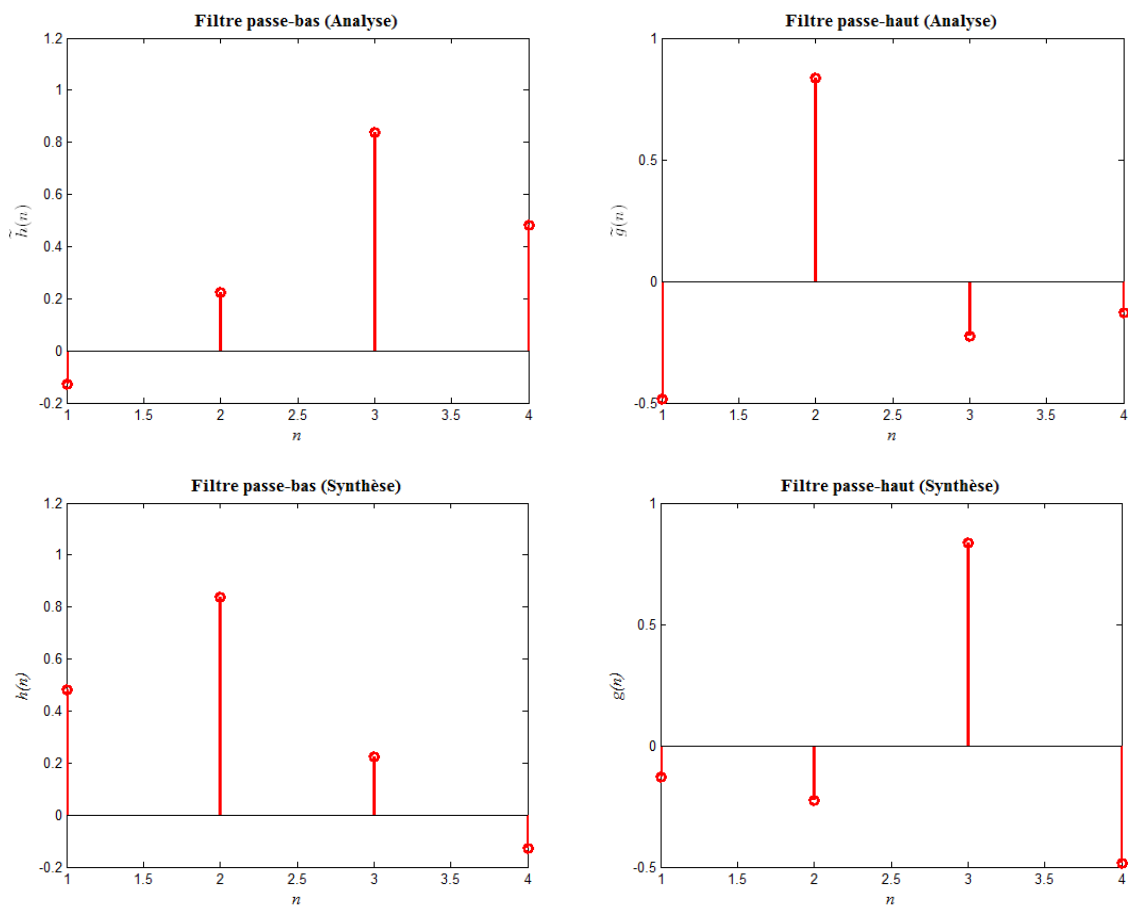


Figure III. 12 Filtre passe-bas et filtre passe-haut pour la phase d'analyse et de synthèse.

III.5.1.3 Ondelette de Symlet

Les symlets ($symN$) constituent une famille d'ondelettes presque symétrique, proposée par I. Daubechies en modifiant la construction des dbN . A part la symétrie, les autres propriétés des deux familles sont similaires. Les coefficients des filtres passe-bas et passe-haut d'un exemple d'une ondelette de type Symlet4 sont représentés dans la Figure III.13.

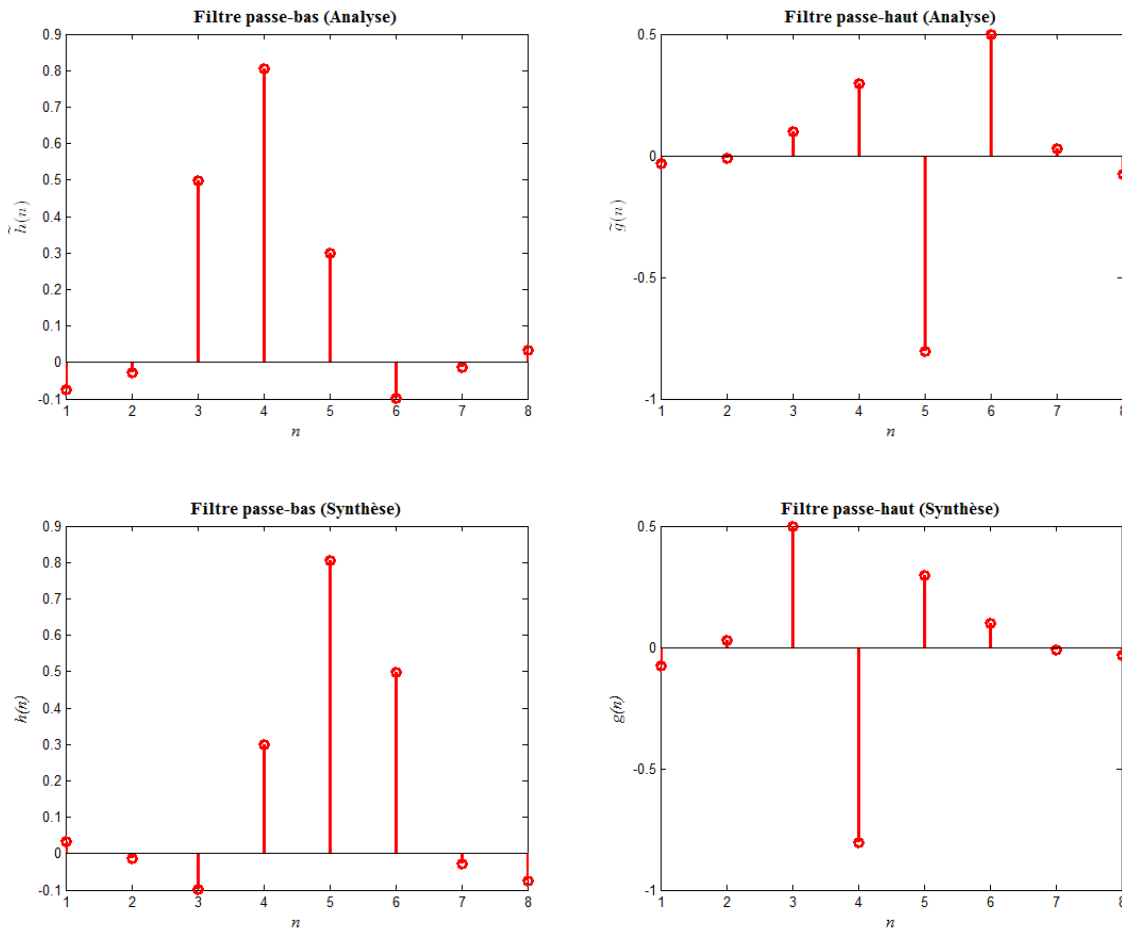


Figure III. 13 Filtre passe-bas et filtre passe-haut pour la phase d’analyse et de synthèse.

III.5.2. Filtre et nombre de décompositions

La longueur du filtre dépend de l’ordre du filtre, mais la relation entre l’ordre et la longueur du filtre dépend de la famille des ondelettes. Nous avons trois familles d’ondelettes à support compact, les ondelettes de Haar, les ondelettes de Daubechies, et les ondelettes Symlet.

Tableau III. 1 Répartition de la longueur des filtres dans la famille des ondelettes.

Ondelettes	Haar	Daubechies et Symlet
Filtres		
Ordre	1	N
Longueur	2	$2N$

Le Tableau III. 1 présente la relation entre l’ordre et la longueur du filtre pour les deux familles d’ondelettes. On peut voir que l’ondelette de Haar est un cas spécial des ondelettes de Daubechies; pour un ordre du filtre $N=1$, la longueur du filtre est $L=2$. Pour la famille Daubechies et la famille Symlet, si l’ordre du filtre est N alors la longueur du filtre est $2N$.

Donc on peut distinguer les ondelettes par un *nom* qui représente la famille des ondelettes et un numéro qui indique *l'ordre du filtre*.

La qualité de reconstruction d'image satellitaire est déterminée par le nombre de décompositions de l'image. Le nombre optimal de décompositions de l'image permet d'avoir une valeur du *PSNR* la plus élevée dans une large bande de taux de compression pour un certain ordre de filtre. Après avoir décomposé l'image et récupéré les coefficients de la transformation en ondelettes, la compression peut être achevée par l'élimination des coefficients inférieurs à un seuil donné.

III.6. Application de la DWT sur les images

La transformée en ondelettes est utilisée pour l'analyse des composantes images pour différents niveaux de décomposition. Ces niveaux de décomposition contiennent un nombre de sous-bandes, composées chacune de coefficients qui décrivent les caractéristiques horizontales et verticales de l'image originale (Figure III.14). La transformée en ondelettes sont permises seulement des décompositions de puissance 2 sous la forme d'une décomposition dyadique. On passe d'un niveau $Nd-1$ à Nd par un filtrage passe-bas et passe-haut sous échantillonnés d'un facteur 2 sur les lignes puis sur les colonnes. Chaque sous-bande représente l'activité du signal dans les différentes bandes de fréquence à différentes résolutions spatiales. Sur un niveau ($Nd=1$), on obtient une décomposition de l'image en sa composante principale (bande A_1) et trois composantes de détails qui représentent les détails horizontaux, verticaux et diagonaux de l'image. Si le nombre de niveaux de résolutions spatiales est Nd , on a alors $3 \times Nd + 1$ sous-bande différente.

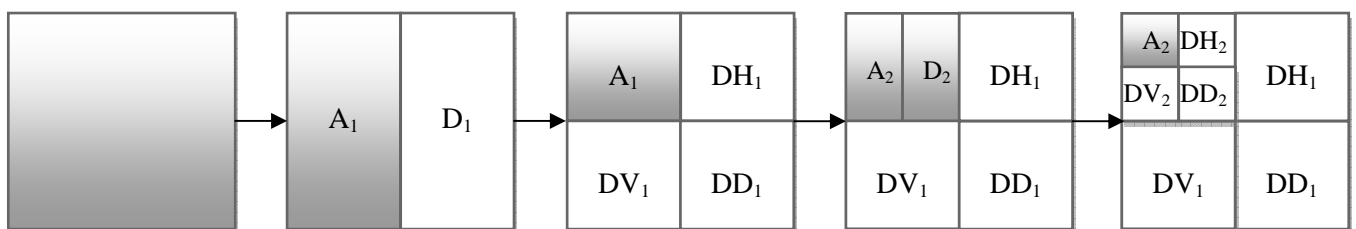


Figure III. 14 Transformée en ondelettes.

Dans notre cas, la transformée est effectuée avec les filtres: Haar et db2, et Symelet : sym4, comme représenté dans la figure suivante :

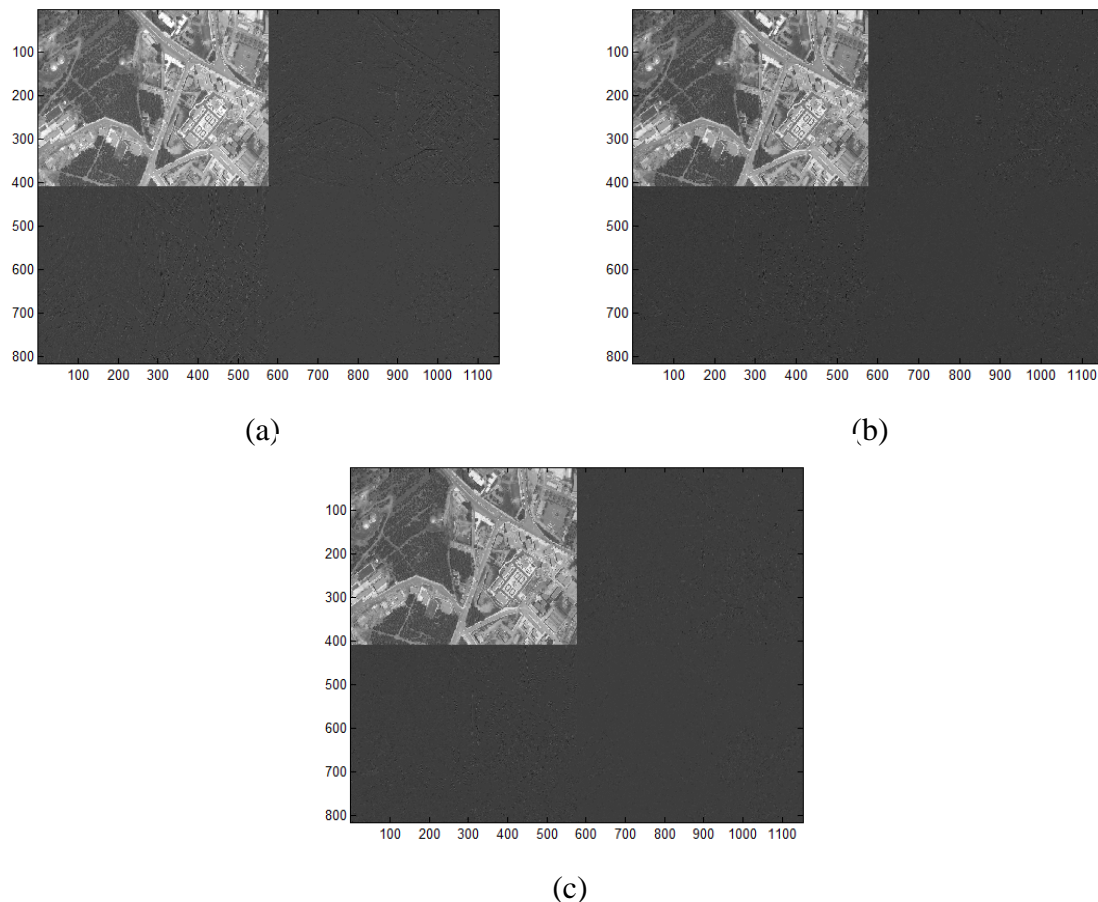


Figure III. 15 Décomposition d'une image en ondelettes en un niveau, (a) Haar, (b) Daubechies (db2), (c) sym4.

Le taux de compression de l'image pourra facilement être adapté à la qualité désirée. En effet, en éliminant les détails contenus dans certains niveaux de résolution, jugés peu importants, on pourra fortement augmenter le taux de compression, en conservant uniquement l'information nécessaire. Si l'on désire conserver une bonne qualité d'image, il suffira alors de conserver tous les détails.

Lorsqu'on aborde le sujet de la compression d'images, la première norme basée sur la transformation d'ondelette qui nous vient à l'esprit est JPEG2000. Celle-ci est en effet l'une des plus utilisées dans le domaine de la compression d'images. Cette norme est détaillée dans la section suivante.

III.7. Compression d'image par la norme JPEG2000

Le seul point commun que l'on pourrait trouver entre le standard de compression JPEG, et la compression JPEG2000 est le groupe de personnes à l'origine de ces algorithmes. Pour le reste, l'approche est radicalement différente. Le Joint Photographic Experts Group a voulu créer le successeur du standard JPEG, en prenant en compte ses limitations. Le besoin

d'images compressées de bonne qualité est en constante augmentation et on a vu que la compression JPEG à son époque avait fourni des taux records qui ont permis par exemple le développement d'internet tel que nous le connaissons actuellement. Cependant, la méthode de la DCT par bloc est désormais un facteur limitant. A partir de la compression moyenne, on voit apparaître des artéfacts de compression, comme les blocs 8x8 pixels [33].

Actuellement, JPEG2000 fournit une compression supérieure à JPEG pour les faibles valeurs des taux de bits, JPEG2000 est très largement meilleur. Il permet également une meilleure adaptation à des systèmes dont le débit d'information est faible. De plus, avec un seul standard de compression, on peut compresser avec ou sans perte. Cela n'était pas permis par JPEG. Nous vous présentons dans les sous-sections suivantes les différents blocs constituant le codeur JPEG2000, et les résultats obtenus par cette méthode.

III.7.1. Fonctionnement général du JPEG2000

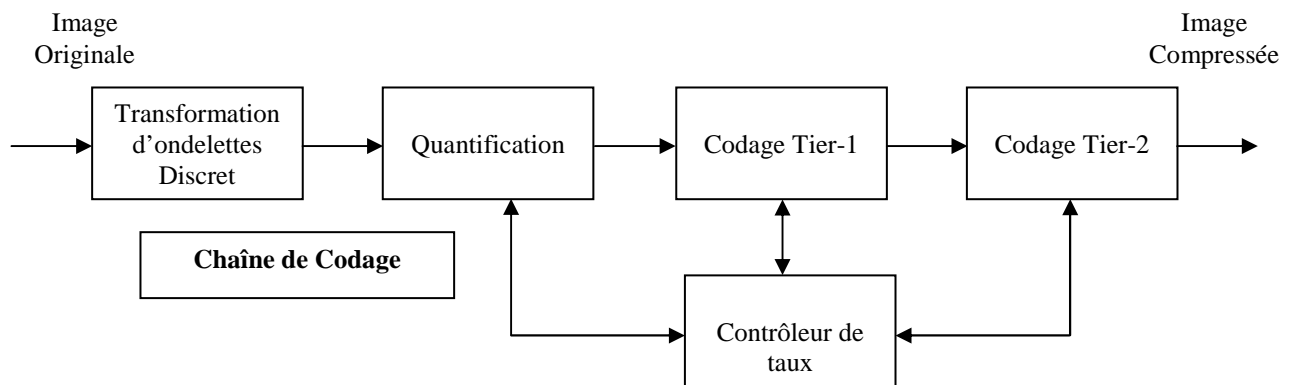


Figure III. 16 Blocs constituant la chaîne de codage JPEG2000.

La chaîne de codage de JPEG2000 [34] (Figure III.16). L'image d'origine est segmentée en petites images appelées Tiles. Chaque plan d'une Tile est codé et décodé de façon indépendante. Cette méthode permet de faire du traitement parallèle matériel ou logiciel.

Chaque plan de Tile est décorrélé par une transformée en ondelettes. Les coefficients d'ondelettes sont regroupés par niveau de décomposition. Chaque niveau de décomposition contient quatre sous-bandes. Cette représentation correspond au diagramme de Mallat [35].

Deux types de filtre sont proposés dans la première partie de la norme : les filtres (5,3) pour la transformation en ondelettes dite réversible et les filtres (9,7) pour la transformation dite irréversible qui fournit les meilleurs résultats en termes de décorrélation de l'image pour les faibles valeurs de taux de bits [36].

Une sous-bande regroupe les coefficients correspondant à une bande de fréquences spatiales horizontales et verticales d'un plan d'image. Pour l'instant, il n'y a pas encore de compression

mais seulement une concentration de l'information sur un nombre réduit de coefficients. Après quantification, l'information est encore plus concentrée sur un nombre réduit de coefficients. Les sous-bandes de «hautes fréquences» peuvent être quantifiées plus fortement sans pertes visibles pour l'œil [37]. Chaque sous-bande d'un plan est divisée en blocs de coefficients. Ce sont des tableaux de coefficients rectangulaires qui pourront être extraits de façon indépendante afin de subir un codage entropique.

Le codage d'un bloc consiste à parcourir les coefficients plans de bits par plan de bits en allant du plan de bits de poids le plus élevé (MSB) vers le moins élevé (LSB). Le codage commence seulement lorsqu'un plan de bits devient significatif. La position du plan de bits significatif est alors stockée dans un en-tête du fichier et le codage des plans de bits commence. Chaque plan de bits est codé en trois passes successives excepté le premier plan significatif.

Le codage tier-1 est divisé en deux étapes de codage :

1) Codeur EBCOT : Il s'agit de l'entité qui parcourt les bits d'un code-bloc et qui envoie au codeur arithmétique binaire adaptatif MQ une succession de couples (bit à encoder (décision) et contexte du bit (CX) associé).

2) Codeur arithmétique binaire adaptatif MQ : Appeler aussi codeur MQ, il est chargé de coder ces couples (bit à encoder (décision) et contexte du bit (CX)).

Ensuite le codeur tier-1, la séquence binaire issue du MQ est divisée en un certain nombre de paquets. Chacun d'eux contient le bitstream correspondant à une même composante, à un même niveau de résolution, à une même couche de qualité et à une même zone spatiale du niveau de résolution [38]. Chacun de ces paquets est précédé d'un en-tête contenant des informations permettant d'identifier très précisément les données véhiculées par ce paquet.

Chacune de ces passes récupère des informations contextuelles à propos des données du plan de bits, ces contextes qui serviront au codeur entropique de type arithmétique. Un codeur arithmétique utilise cette information contextuelle et son état interne pour coder les informations résultant du balayage de chaque plan de bits. Des paquets de données compressés sont générés. Un processus de terminaisons est mis en œuvre après chaque bloc de coefficients codés ou après chaque passe de plan de bits. Ce dernier mode de terminaison permettra de mieux résister aux erreurs de transmission.

Le standard JPEG2000 utilise deux types de filtres d'ondelettes : la paire (9,7) de Daubechies (voir Tableau III.2) utilisée pour la compression avec perte, et la paire (5,3) de Le Gall (voir Tableau III.3) utilisée pour la compression sans perte. Le couple (9,7) veut dire qu'on a 9 coefficients du filtre passe-bas et 7 coefficients du filtre passe-haut dans le cas de la décomposition et le contraire dans le cas de la reconstruction, ainsi que Le couple (5,3) veut

dire qu'on a 5 coefficients du filtre passe-bas et 3 coefficients du filtre passe-haut dans le cas de la décomposition et le contraire dans le cas de la reconstruction.

Tableau III. 2 Coefficients des filtres correspondant à la transformation en ondelettes de type réversible de couple (5,3).

<i>Coefficient du filtre de décomposition 5/3</i>			<i>Coefficient du filtre de reconstruction 5/3</i>		
<i>i</i>	<i>Filtre passe-bas</i>	<i>Filtre passe-haut</i>	<i>i</i>	<i>Filtre passe-bas</i>	<i>Filtre passe-haut</i>
0	6/8	1	0	1	6/8
±1	2/8	-1/2	±1	1/2	-2/8
±2	-1/8		±2		-1/8

Tableau III. 3 Coefficients des filtres correspondant à la transformation en ondelettes de type irréversible de couple (9,7).

<i>Coefficient du filtre de décomposition 9/7</i>			<i>Coefficient du filtre de reconstruction 9/7</i>		
<i>i</i>	<i>Filtre passe-bas</i>	<i>Filtre passe-haut</i>	<i>i</i>	<i>Filtre passe-bas</i>	<i>Filtre passe-haut</i>
0	0.6029490182364	1.1150870524570	0	1.1150870524570	0.6029490182364
±1	0.2668641184429	-0.5912717631142	±1	0.5912717631142	-0.2668641184429
±2	-0.0782232665290	-0.0575435262285	±2	-0.0575435262285	-0.0782232665290
±3	-0.0168641184287	0.0912717631142	±3	-0.0912717631142	0.0168641184287
±4	0.0267487574108	--	±4	--	0.0267487574108

III.7.2. Présentation des différents résultats

Les simulations sont effectuées avec le type de filtre 9/7. Le Tableau III.4 présente les résultats obtenus en termes de taux de compression (CR), nombre de bit par pixel (bpp), erreur quadratique moyenne (MSE) et rapport signal sur bruit crête ($PSNR$) sur l'image de test Khenchela avec différentes qualités, les moyennes des résultats obtenus (CR , bpp , MSE , $PSNR$) sont: 13.09, 7.35, 105.30, 32.15.

Dans la Figure III.17, nous comparons par une évaluation subjective la compression de l'image "Khenchela" obtenue par la norme JPEG2000, ceci est effectué pour six différentes qualités de compression.

Tableau III. 4 Comparaison entre JPEG2000.

<i>CR</i>	<i>bpp</i>	<i>MSE</i>	<i>PSNR</i>
1.69	18.90	2.91	43.49
2.70	11.86	10.19	38.05
4.53	7.07	29.82	33.39
8.46	3.78	75.15	29.37
18.00	1.78	169.12	25.85
43.18	0.74	344.61	22.76
Moyenne			
13.09	7.35	105.30	32.15

Nous remarquons que, le résultat du PSNR obtenu sur l'image de test varie pour chaque qualité de compression (Figure III.17) et cela est due au l'élimination des détails par les filtres passe-bas et passe-haut. Le filtre passe-bas diminue le bruit mais atténue les détails de l'image (flou plus prononcé), et le filtre passe-haut accentue les contours et les détails de l'image mais amplifie le bruit.



(a) JPEG2000, PSNR=43.49, CR=1.69



(b) JPEG2000, PSNR=38.05, CR=2.70



(c) JPEG2000, PSNR=33.39, CR=4.53



(d) JPEG2000, PSNR=29.37, CR=8.46



(e) JPEG2000, PSNR=25.85, CR=18



(f) JPEG2000, PSNR=22.76, CR=43.18

Figure III. 17 Compression d'une image de Khenchela (RVB) par l'algorithme JPEG2000.

III.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques notions importantes sur la théorie des ondelettes classiques. La transformée en ondelettes présente de nombreux avantages dans le domaine du traitement du signal et de l'image. L'analyse par ondelettes ne se limite plus à l'image telle qu'elle nous apparaît, mais permet l'étude des objets présents dans l'image à différentes échelles, elle permet de réduire la redondance pour améliorer la compression d'une image, elle peut également extraire les informations importantes (texture, contours, etc.) contenues dans une image et aussi de réduire le bruit contenu dans l'image. C'est un outil puissant de transformation d'image qui permet de «préparer» l'image afin de faciliter le

traitement envisagé. On a alors envisagé à l'exploiter dans le domaine de la compression des images satellites.

Dans une deuxième partie, nous avons présenté la norme JPEG2000. Nous avons pu voir que JPEG2000 possède tous les outils nécessaires pour devenir une norme universelle. Parmi les caractéristiques principales de JPEG2000 sont les suivantes:

- Si l'image source est multi-composantes, chaque composante sera traitée de manière indépendante.
- Les images sont découpées (optionnel) en imagerie rectangulaires dites tiles. La composante imagerie est l'unité de base de l'image originale ou reconstruite.
- Une transformation en ondelettes est appliquée sur chaque imagerie. Une imagerie (tile) est décomposée en différents niveaux de résolution.

Chapitre IV

Etude comparative

IV. 1. Introduction

Les techniques de compression utilisées pour les images satellites sont semblables à ce qui est fait dans les autres domaines. L'amélioration des instruments : meilleure résolution spatiale (plus de pixels), meilleure résolution radiométrique (plus de bits pour coder chaque pixel), meilleure résolution spectrale (plus de bande pour chaque image) conduit à une augmentation de la quantité de données. Toutefois, les applications scientifiques de pointe pour lesquelles les images satellites sont souvent acquises nécessitent des données de grande qualité. La compression est devenue une étape indispensable dans le domaine des images satellites.

La compression des images à bord des satellites permet de réduire le volume des données transmises au sol et donc de transmettre un plus grand nombre d'images dans un temps acceptable. Les techniques de compression actuellement utilisées à bord des satellites dérivent des techniques employées pour la compression d'images au sol [1].

Dans les chapitres précédents, la compression était effectuée par deux normes JPEG et JPEG2000. Dans ce chapitre, nous avons, proposé une méthode de compression d'images basé sur la DCT et la DWT, par la suite une étude comparative avec ceux des méthodes : JPEG et JPEG2000.

IV. 2. Présentation du travail proposé

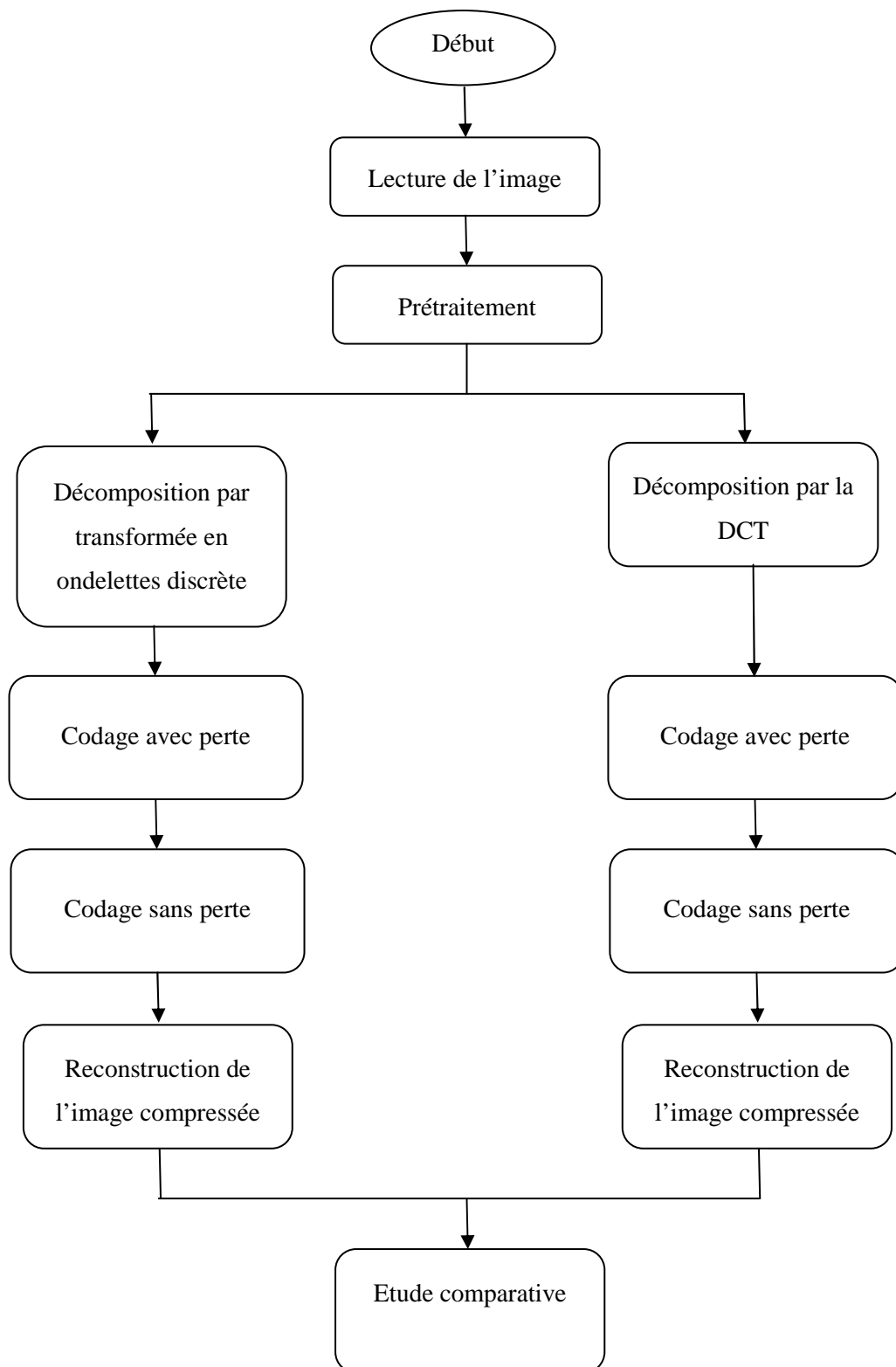


Figure IV. 1 Organigramme de la comparaison entre la décomposition DWT et DCT.

IV.2.1. Lecture d'image satellite

La Figure IV.2 représente l'image satellitaire de Khenchela utilisé comme image d'origine lors de l'élaboration de notre algorithme.

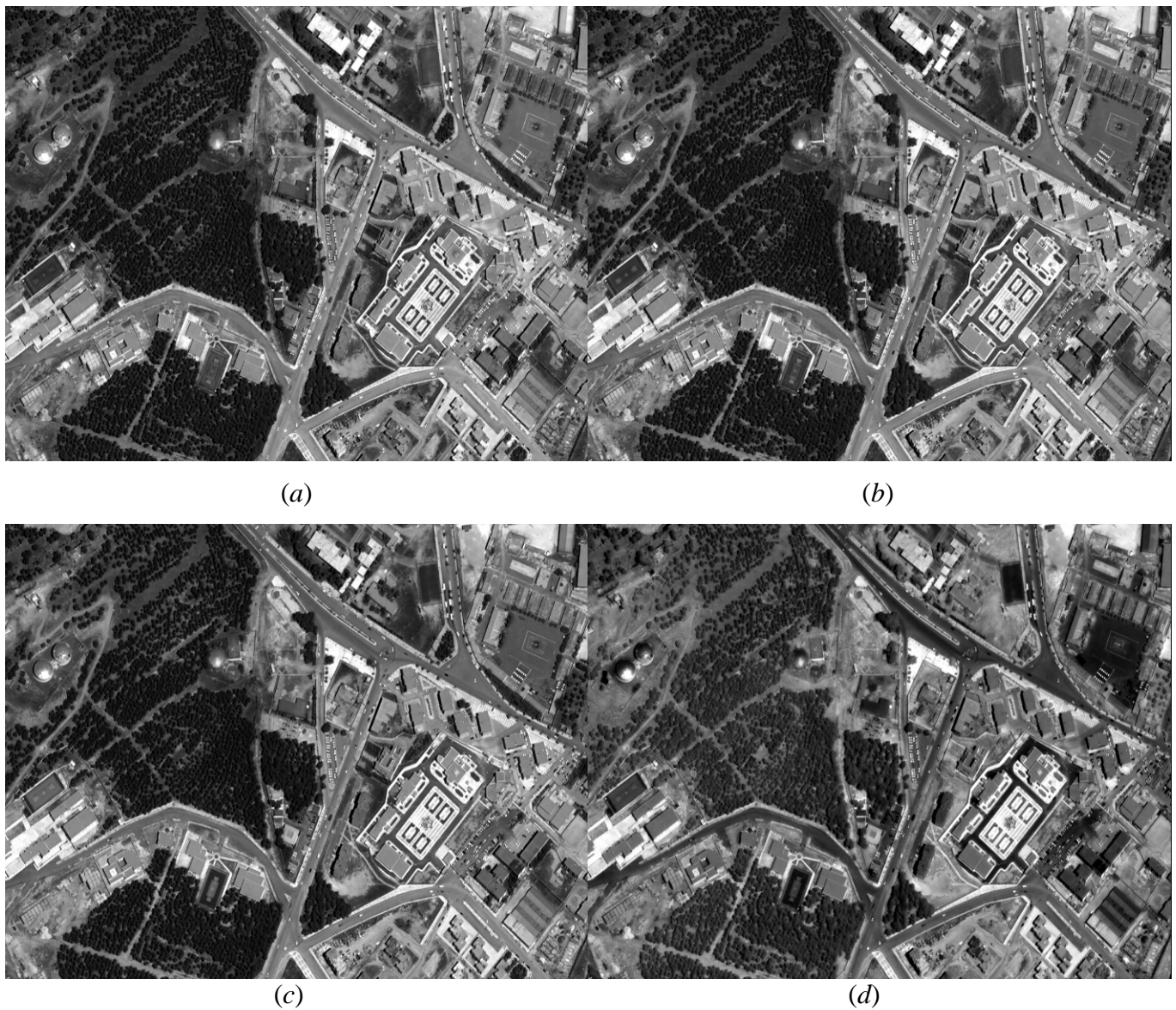


Figure IV. 2 Image Multispectrale de la ville Khenchela originale. (a) Plan Blue: 430-545 *nm*, (b) Plan Vert: 466-620 *nm*, (c) Plan Rouge: 590-710 *nm*, et (d) Plan Infrarouge: 715-918*nm*.

IV.2.2. Prétraitement

❖ Soustraction :

Une soustraction de la valeur moyenne sur chaque plan est appliquée sur l'image multispectrale originale, ceci mène à une image reconstruite à valeur moyenne nulle.

❖ Analyse en composantes principales :

Habituellement, les images satellites sont stockées sous le format brut. Ce format n'est pas le mieux adapté pour appliquer le codage. Aussi une transformation est réalisée pour passer à un autre espace plus adapté à la compression. C'est l'espace ACP (analyse en composantes principales) qui a été choisi. Nous avons appliqué cette méthode de compression avec et sans l'ACP, afin de confirmer que l'espace ACP est meilleur espace adapté à la compression des images multispectrales.

IV.2.3. Décomposition

IV.2.3.1. L'application de la DCT

On calcule la DCT de chaque bloc, ce qui permet de transformer les pixels d'un bloc 8×8 d'une image en un autre bloc de 8×8 contenant les composantes fréquentielles correspondantes. On trouve des coefficients qui caractérisent les basses fréquences et d'autres qui caractérisent les hautes fréquences.

Vu que la variation des intensités des pixels dans un bloc 8×8 est très lente, la majorité de l'énergie se situe dans les fréquences basses. La transformée en cosinus discrète DCT permet donc de concentrer cette énergie dans quelques coefficients.

IV.2.3.2. Décomposition par la DWT

L'image est découpée dans notre approche suivant le nombre de décomposition de la transformée en ondelettes, chaque sous bande de coefficients d'ondelettes est parcourue en balayage zigzag et toutes les sous bande sont parcourues successivement depuis les grandes échelles jusqu'aux fines échelles. Un codage sans perte tire avantage du fait que les coefficients d'ondelettes de plus grande amplitude sont surtout concentrés aux plus grandes échelles.

A chaque sous bande on applique la transformation en ondelettes discrète, on utilisant trois types de DWT (Haar, db2, Sym4) et un nombre de décomposition ($N_d=1, 2, 3$ et 4). On obtient donc des sous-images "détails", et une image approximée pour chacune. Une fois la décomposition terminée, on assemble l'approximation et les détails (DH, DV, DD) correspondant à chaque niveau de décomposition.

IV.2.4. Codage avec pertes

IV.2.4.1. Seuillage

Les coefficients obtenus par les transformations DCT ou DWT sont exposés à un seuillage qui permet la mise en évidence de deux classes de coefficients :

Les coefficients inférieurs ou égaux à TH (qui sont mis à zéro) et les coefficients dominants supérieurs à TH .

Plus le seuil TH est élevé, plus le taux de compression est grand, mais une distorsion d'image importante est inévitable.

IV.2.4.2. Quantification

Les vecteurs de coefficients non nuls sont en suite quantifiés par un quantificateur linéaire de taille 8 bits, l'objectif de cette quantification est de réduire le nombre de bits nécessaires à la représentation des coefficients de façon que cette réduction n'apporte pas de dégradation visuelle notable à l'image.

La quantification Q des coefficients de la transformation en DCT (ou DWT) après le seuillage X est effectuée selon la formule :

$$Q = \left\lfloor 1 + \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \times (2^{Nbits-1} - 2) \right\rfloor \quad (IV.1)$$

Pour un nombre de bits égal à 8 bits Q est contenu des valeurs entre 1 et 127.

$\lfloor \rfloor$ Représente l'arrondi des valeurs de Q .

X_{\min} valeur minimale de X .

X_{\max} valeur maximale de X .

$Nbits$ nombre de bits de quantification.

La déquantification se fait selon :

$$X_{dq} = \frac{Q-1}{(2^{Nbits-1} - 2)} \times (X_{\max} - X_{\min}) + X_{\min} \quad (IV.2)$$

Où X_{dq} est le coefficient reconstruit.

Les données sont maintenant prêtes à être transformées en un train binaire, pour être utilisées par la suite par le codeur sans perte.

IV.2.5. Codage sans perte

Dans le cas d'une transformation DCT, on applique sur chaque bloc 8×8 pixel le codeur TRE classique (sur l'ensemble des coefficients AC) qui permet d'encoder de manière efficace les longues suites de zéros répétitives, alors toute suite de zéros est remplacée par un couple comme (zéros size).

Mais dans le cas d'une transformation DWT, le nombre d'éléments de découpage en bloc est supérieurs à 128 coefficients, pour obtenir le codage sur 7 bits nous avons proposé d'utiliser le codeur TRE adaptative.

IV.2.5.1. TRE classique

On applique sur chaque bloc DCT le codeur TRE classique qui permet d'encoder de manière efficace les longues suites de zéros répétitives, alors toute suite de zéros est remplacée par un couple comme $[S]$ où S est size des zéros.

Les coefficients quantifiés non nuls (Q) sont codés chacun par un nombre entier non négatif de largeur égale $Nbits-1$. Selon la formule (IV.1), il est tout à fait facile de remarquer que le Q minimum prend la valeur 1, cependant le Q maximum est de valeur $2^{Nbits-1} - 1$ dans l'intervalle $[1, 2^{Nbits-1} - 1]$.

Nous ajoutons $2^{Nbits-1}$ à chaque coefficient Q . Donc chaque Q est codé par un code TRE de $Nbits$ dans l'intervalle $[2^{Nbits-1} + 1, 2^{Nbits} - 1]$.

Il est à noter que l'étape de seuillage produit beaucoup de séries de zéros. Chacune est remplacée par un seul code TRE de $Nbits-1$ et prend des valeurs dans l'intervalle $[1, 2^{Nbits-1}]$.

IV.2.5.2. TRE adaptative

On applique le codeur TRE sur les sous bandes d'ondelettes si $N_i \times M_i \leq 2^{Nbits-1}$, dans le cas d'un découpage est supérieur a le nombre de bits de codage ($N_i \times M_i > 2^{Nbits-1}$), pour obtenir le codage sur $Nbits-1$ nous avons proposé un codeur TRE adaptative (ATRE):

$$R = \begin{cases} [S] & \text{si } S \leq 2^{Nbits-1} \\ [2^{Nbits-1} (S - 2^{Nbits-1})] & \text{si } 2^{Nbits-1} < S \leq 2^{Nbits} \\ [2^{Nbits-1} \ 2^{Nbits-1} (S - 2^{Nbits})] & \text{si } 2^{Nbits} < S \leq 3 \times 2^{Nbits-1} \\ \vdots & \\ [\underbrace{2^{Nbits-1} \ \dots \ 2^{Nbits-1}}_{n \text{ éléments}} (S - n \times 2^{Nbits-1})] & \text{si } n \times 2^{Nbits-1} < S \leq (n+1) \times 2^{Nbits-1} \end{cases} \quad (IV.3)$$

où

S détermine le nombre des zéros et R plage de codage.

n le nombre des coefficients des $2^{Nbits-1}$ dans le cas de codeur ATRE.

IV.2.5.3. Bloc du codage sans perte

Ensuite, on remplace les suites des valeurs obtenus par le codeur TRE ou TREA par un bloc spécial B (Figure IV.3). Le bloc B est composé de (A, PNZ, L) , où (A) est l'activation du bloc

de 1 bits, (PNZ) position de la dernière valeur non nulle, avec $PNZ=NZ-1$, où NZ est le nombre de la dernière valeur non nulle. Le nombre de bits pour représenter (PNZ) est de $s = \log_2(N_i \times M_i)$ bits, où N_i et M_i sont nombres des lignes et colonnes des coefficients de la DCT ou les sous bandes de la transformée en ondelette. Le bloc L coûte $Nbits \times NZ$ bits, L est le codage des non zéros selon le nombre de bits choisi, avec $Nbits$ est 8 bits. L'étape suivante et le codage sans perte par l'algorithme de Huffman.

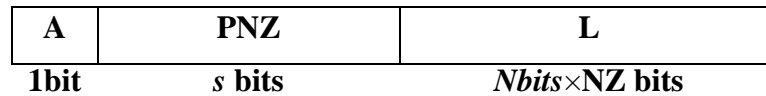


Figure IV. 3 Bloc B du codage sans perte.

Sur chaque bloc (8x8 DCT ou sous bandes ondelettes), on effectue les étapes suivantes :

- Si les éléments de la matrice de l'image sont nuls ($L=[0\ 0\ 0 \dots 0]$), donc $A='0'$, le bloc B est désactivé (en code $A='0'$ sur 1 bit), si non, $A='1'$ (bloc activée), ensuite on détermine la valeur de PNZ par le balayage zigzag scanning, ensuite une opération de codage de L sur $Nbits$.

IV.2.6. Reconstruction

Pour la reconstruction des images multispectrale on applique l'opération inverse : Huffman inverse, le décodage, ATE ou ATRE inverse, balayage zigzag inverse, la déquantification, la transformée inverse (IDCT, IDWT), et l'analyse en composantes principales inverse.

IV. 3. Résultats de la simulation

L'image de test (khenchela) est compressée et reconstituée par les deux algorithmes. Les différents résultats obtenus par l'analyse en DCT et DWT sont représentés sur les Tableaux V.1 à V.4. Cinq différentes valeurs de seuillage sont sélectionnées : [5, 10, 25, 35, 50]. Ses valeurs sont choisies pour évaluer la performance (PSNR ou MSE) de la méthode proposée pour différent CR (taux de compression) et bpp (nombre de bit par pixel).

Nous avons utilisé deux méthodes de décomposition : la DCT et la DWT. Dans le cas de la DWT, trois ondelettes mères sont utilisées pour le test : l'ondelette 'Haar', 'db2' et 'sym4'. Après la décomposition, un seuillage global des coefficients est effectuée, par la suite une quantification linéaire (nombre de bits 8), ensuite les coefficients quantifiés sont arrangés par un balayage zigzag. Les valeurs obtenues sont codées par un codeur TRE ou ATRE, enfin un bloc de codage sans perte et un codeur de Huffman.

Les méthodes de compression basées sur la Transformée en Cosinus Discrète (DCT) sont largement répandues dans des applications d'imagerie satellite (stockage, transmission) pour garantir l'interactivité rapide. Ces applications imposent des contraintes spécifiques sur la qualité d'image, le débit binaire, le coût et la vitesse de compression/décompression.

Pour évaluer numériquement les performances de la méthode basée sur la DCT et ACP-DCT, nous avons calculé le rapport signal sur bruit crête à crête (PSNR), l'erreur quadratique moyenne (MSE), le taux de compression (CR) et le nombre de bits par pixels (bpp) sur l'image de test (Khenchela), les résultats mentionnés sur le tableau IV.1.

Tableau IV. 1 Les performances mesurées en appliquant l'approche DCT et ACP-DCT.

Méthodes	DCT				ACP-DCT			
	CR	bpp	MSE	PSNR	CR	bpp	MSE	PSNR
5	1.70	18.81	6.28	40.15	3.83	8.35	4.60	41.51
10	2.50	12.77	15.94	36.11	5.20	6.15	8.36	38.91
25	5.09	6.29	59.53	30.38	9.47	3.38	27.36	33.76
35	6.89	4.64	92.96	28.45	12.28	2.61	43.87	31.71
50	9.78	3.27	145.25	26.51	16.57	1.93	71.46	29.59
Moyenne	5.19	9.16	63.99	32.32	9.47	4.48	31.13	35.10

En observation générale, il apparaît clairement que le codeur ACP-DCT est la plus performant en termes de PSNR et qualité d'image visuelle reconstruite. Les images reconstruites selon la méthode proposée (DCT, ACP-DCT) sont illustrées sur les Figures IV.4 et IV.5.

Pour les valeurs du taux de bits supérieur à 3 bpp, la qualité visuelle des images reconstruites par DCT et ACP-DCT est presque identique. A l'œil nu c'est très difficile de remarquer la différence malgré que le PSNR donné par ACP-DCT reste meilleur que celui donné par la DCT.



(a) TH=5, PSNR=40.15, CR=1.70



(b) TH=10, PSNR=36.11, CR=2.50



(c) TH=25, PSNR=30.38, CR=5.09



(d) TH=35, PSNR=28.45, CR=6.89



(e) TH=50, PSNR=26.51, CR=9.78

Figure IV. 4 Comparaison entre les résultats de l'application de la DCT sur l'image de test avec cinq différentes valeurs de seuillage TH=[5, 10, 25, 35, 50].



(a) TH=5, PSNR=41.51, CR=3.83



(b) TH=10, PSNR=38.91, CR=5.20



(c) TH=25, PSNR=33.76, CR=9.47



(d) TH=35, PSNR=31.71, CR=12.28



(e) TH=50, PSNR=29.59, CR=16.57

Figure IV. 5 Comparaison entre les résultats de l'application de la ACP-DCT sur l'image de test avec cinq différentes valeurs de seuillage TH=[5, 10, 25, 35, 50].

Considérons maintenant un deuxième scénario où on applique la transformation DWT sur l'image de test. Dans la littérature scientifique, il n'y a pas une ondelette qui soit meilleure qu'une autre, tout dépend de l'application utilisée. Dans certains cas, l'ondelette la plus simple (Haar) sera optimale. Pour d'autres applications, ce sera le pire des choix possibles. Pour cela nous avons utilisé trois différents types d'ondelettes sur l'image multispectrale de test. Les Tableaux IV. 2 à IV. 4 présentent les PSNR, CR, *bpp* obtenues sur l'image de test.

Pour cette image, on a obtenu un taux de compression CR minimum et maximum de l'ordre de 1.6 et 13.59, pour les différents types d'ondelettes, ainsi que pour un nombre de bit égale à 8 bits de quantification linéaire dans le cas où le codage ATRE, Huffman et le bloc de codage sans perte sont utilisés. Un prétraitement (ACP) est effectué sur l'image de test par une projection d'espace originale vers un autre espace en composantes principales, le taux de compression maximale varie entre 3.27 et 23.48, selon le seuillage, le type d'ondelettes (Haar, db2, sym4) et le nombre de décomposition (Nd=1, 2, 3 et 4).

D'après les tableaux (IV.2 à IV.4) nous remarquons que les PSNR obtenus par ACP-DWT sont meilleurs que ceux obtenus par la DWT et cela pour tout les taux de compression utilisés.

Tableau IV. 2 Résultats obtenues en utilisant l'ondelette "Haar".

<i>Nd=1</i>								
Méthodes	DWT				ACP-DWT			
<i>TH</i>	<i>CR</i>	<i>bpp</i>	<i>MSE</i>	<i>PSNR</i>	<i>CR</i>	<i>bpp</i>	<i>MSE</i>	<i>PSNR</i>
5	1.60	20.02	4.10	42	3.27	9.80	3.24	43.03
10	2.11	15.13	12.96	37.00	4.22	7.57	8.18	39.00
25	3.41	9.39	55.01	30.73	6.69	4.78	33.10	32.93
35	4.12	7.77	90.64	28.56	8.16	3.92	56.05	30.64
50	5.06	6.32	157.57	26.16	10.36	3.09	97.76	28.23
Moyenne	3.26	11.73	64.06	32.89	6.54	5.83	39.67	34.77
<i>Nd=2</i>								
5	1.74	18.43	6.58	39.95	3.95	8.10	5.62	40.64
10	2.36	13.57	16.16	36.05	5.16	6.20	9.99	38.14
25	4.60	6.95	65.88	29.94	8.65	3.70	31.65	33.13
35	6.21	5.16	104.81	27.93	11.21	2.85	51.21	31.04
50	8.71	3.67	165.00	25.96	15.08	2.12	84.87	28.84
Moyenne	4.72	9.56	71.69	31.97	8.81	4.59	36.67	34.36
<i>Nd=3</i>								
5	1.88	17.012	13.64	36.78	4.42	7.25	13.61	36.79
10	2.53	12.66	21.47	34.81	5.78	5.53	15.08	36.35
25	4.95	6.46	70.45	29.65	9.76	3.28	36.19	32.54
35	6.90	4.64	111.46	27.66	12.74	2.51	53.27	30.87
50	10.29	3.11	176.12	25.67	17.11	1.87	86	28.79
Moyenne	5.31	8.78	78.63	30.91	9.96	4.09	40.83	33.07
<i>Nd=4</i>								
5	2.33	13.73	48.31	31.29	5.31	6.02	44.86	31.61
10	2.72	11.77	47.87	31.33	6.19	5.17	38.21	32.31
25	5.24	6.10	76.73	29.28	10.32	3.10	46.52	31.45
35	7.23	4.42	118.63	27.39	13.28	2.41	64.14	30.06
50	10.89	2.94	181.03	25.55	18.28	1.75	92.76	28.46
Moyenne	5.68	7.79	94.51	28.97	10.68	3.69	57.30	30.78

Tableau IV. 3 Résultats obtenues en utilisant l'ondelette "db2".

<i>Nd=1</i>								
Méthodes	DWT				ACP-DWT			
<i>TH</i>	<i>CR</i>	<i>bpp</i>	<i>MSE</i>	<i>PSNR</i>	<i>CR</i>	<i>bpp</i>	<i>MSE</i>	<i>PSNR</i>
5	1.76	18.22	4.59	41.51	3.55	9.02	3.03	43.32
10	2.38	13.43	13.17	36.93	4.48	7.14	7.50	39.38
25	3.87	8.28	49.72	31.16	7.27	4.40	31.32	33.17
35	4.56	7.01	78.95	29.16	8.89	3.60	52.81	30.90
50	5.40	5.92	134.31	26.85	11.29	2.83	91.28	28.53
Moyenne	3.59	10.57	56.15	33.12	7.10	5.40	37.19	35.06
<i>Nd=2</i>								
5	1.90	16.81	7.27	39.52	4.48	7.14	5.33	40.86
10	2.68	11.93	16.63	35.93	5.72	5.60	9.10	38.54
25	5.44	5.88	60.95	30.28	9.76	3.28	28.29	33.61
35	7.30	4.38	93.59	28.42	12.66	2.53	45.79	31.52
50	10.02	3.19	142.07	26.61	17.06	1.88	75.69	29.34
Moyenne	5.47	8.44	64.10	32.15	9.94	4.09	32.84	34.77
<i>Nd=3</i>								
5	2.11	15.19	15.42	36.25	5.85	5.47	13.52	36.82
10	2.91	10.99	22.31	34.65	6.71	4.77	14.29	36.58
25	5.89	5.43	65.63	29.96	11.28	2.84	33.27	32.91
35	8.21	3.90	100.42	28.11	14.75	2.17	47.98	31.32
50	11.97	2.67	154.08	26.25	19.98	1.60	75.90	29.33
Moyenne	6.22	7.64	71.57	31.04	11.71	3.37	36.99	33.39
<i>Nd=4</i>								
5	2.56	12.52	31.92	33.09	6.17	5.19	48.89	31.24
10	3.07	10.41	33.16	32.92	7.06	4.53	48.31	31.29
25	6.20	5.1620	74.33	29.42	12.06	2.65	49.14	31.22
35	8.70	3.6761	105.27	27.91	15.80	2.03	57.02	30.57
50	12.57	2.5460	159.23	26.11	21.49	1.49	81.05	29.04
Moyenne	6.62	6.86	80.78	29.89	12.52	3.18	56.88	30.67

Tableau IV. 4 Résultats obtenues en utilisant l'ondelette "Sym4".

Méthodes	DWT				ACP-DWT			
	CR	bpp	MSE	PSNR	CR	bpp	MSE	PSNR
<i>Nd=1</i>								
5	1.83	17.45	4.72	41.39	3.63	8.80	3.01	43.35
10	2.54	12.58	13.20	36.92	4.63	6.91	7.51	39.37
25	4.10	7.81	45.78	31.52	7.58	4.22	30.92	33.23
35	4.74	6.75	71.33	29.60	9.35	3.42	51.26	31.03
50	5.50	5.81	122.31	27.26	12.07	2.65	87.41	28.71
Moyenne	3.74	10.08	51.47	33.34	7.45	5.20	36.02	35.14
<i>Nd=2</i>								
5	1.98	16.19	7.46	39.40	4.70	6.81	5.48	40.74
10	2.88	11.10	16.62	35.92	6.01	5.33	8.92	38.63
25	5.93	5.40	57.52	30.53	10.53	3.04	27.43	33.75
35	7.91	4.05	86.62	28.75	13.69	2.34	44.02	31.69
50	10.66	3.00	129.59	27.01	18.15	1.76	71.51	29.59
Moyenne	5.87	7.95	59.56	32.32	10.62	3.86	31.47	34.88
<i>Nd=3</i>								
5	2.15	14.91	15.91	36.11	5.92	5.40	14.29	36.58
10	3.10	10.32	21.81	34.74	6.88	4.65	14.43	36.54
25	6.47	4.94	62.08	30.20	12.21	2.62	31.32	33.17
35	8.93	3.58	93.50	28.42	16.04	1.99	45.60	31.54
50	12.85	2.49	141.79	26.61	22.02	1.45	70.89	29.62
Moyenne	6.70	7.25	67.02	31.22	12.61	3.22	35.31	33.49
<i>Nd=4</i>								
5	2.68	11.92	39.75	32.14	6.32	5.06	40.35	32.07
10	3.28	9.77	38.98	32.22	7.35	4.35	31.37	33.17
25	6.77	4.73	68.13	29.80	12.89	2.48	38.84	32.24
35	9.33	3.43	98.82	28.18	16.85	1.90	54.96	30.7292
50	13.59	2.35	146.60	26.47	23.48	1.36	79.07	29.1506
Moyenne	7.13	6.44	78.46	29.76	13.38	3.03	48.92	31.47

Pour une meilleure illustration des résultats obtenus par les deux méthodes DWT, ACP-DWT et les différentes fonctions d'ondelettes on calcule la moyenne de PSNR et la moyenne de CR pour les quatre valeurs de nombre de décomposition.

Les Figures IV. 6 et IV. 7 représentent les résultats obtenus de la moyenne-PSNR et moyenne-CR pour les deux méthodes DWT et ACP-DWT avec les différents nombre de décomposition ($N_d = 1, 2, 3$ et 4) ce qui nous permet de remarquer que le meilleur rapport PSNR-CR est celui de l'application de l'ACP sur l'image brute, le niveau de décomposition est 3 et le type d'ondelette "Sym4", tandis que le moindre est celui sur l'image brut (sans l'application de l'ACP), la décomposition 1 et le type d'ondelette est "Haar".

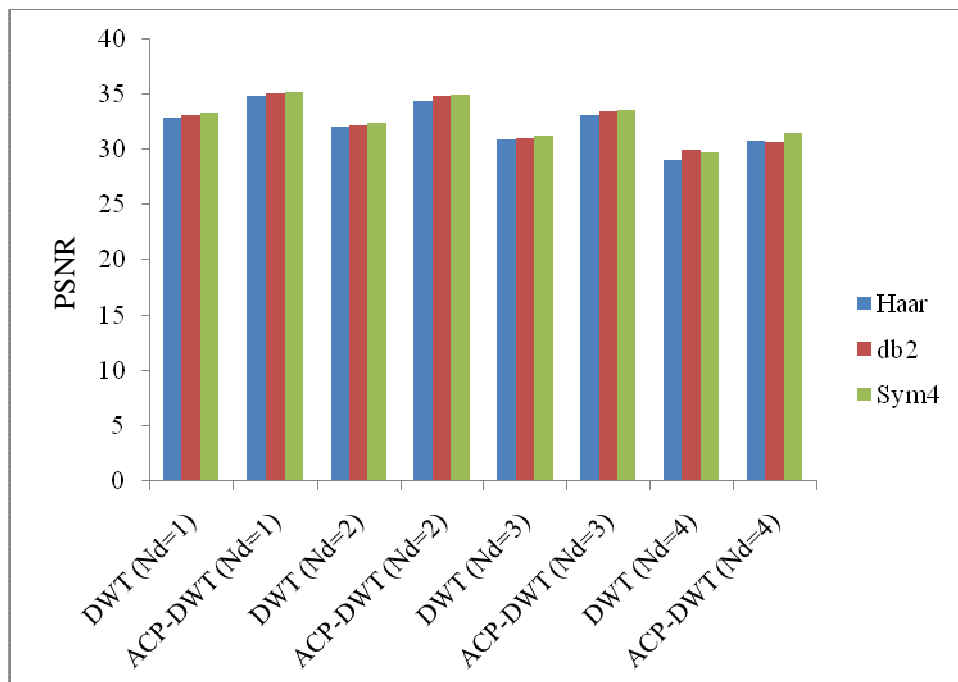


Figure IV. 6 Les performances de compression en termes de la moyenne de PSNR en fonction de type d'ondelettes et nombre de décomposition de l'image de test Khenchela.

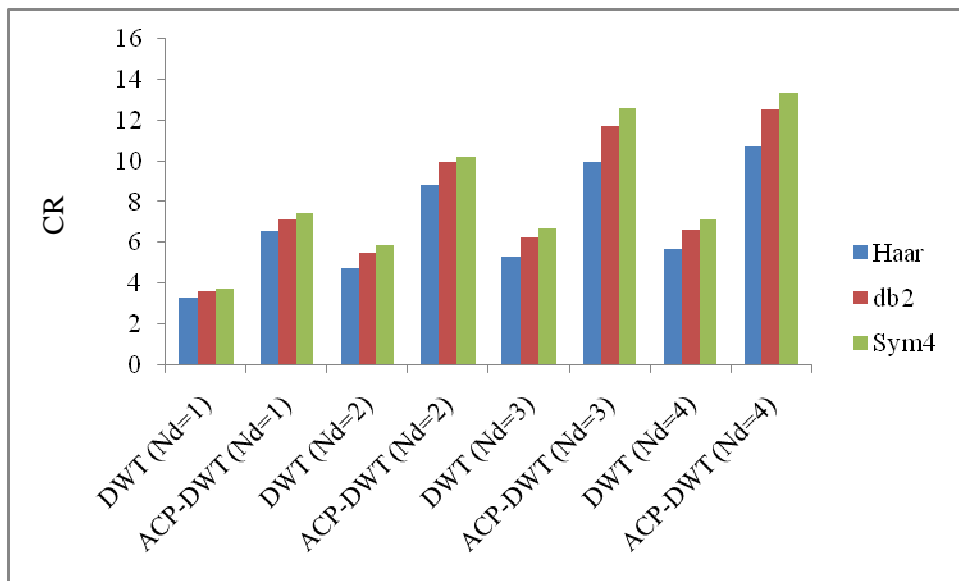


Figure IV. 7 Les performances de compression en termes de la moyenne de CR en fonction de type d'ondelettes et nombre de décomposition de l'image de test Khenchela.

Pour valider notre approche ACP-DCT ou ACP-DWT (Nd=3 et le type d'ondelette "Sym4"), nous avons fait une étude comparative avec deux méthodes récentes: JPEG et JPEG2000. Cette comparaison est illustrée dans le Tableau IV.5.

Tableau IV. 5 Les performances mesurées (PSNR-moyenne, CR-moyenne) en appliquant l'approche ACP-DCT, ACP-DWT, JPEG et JPEG2000.

<i>Méthodes</i>	<i>CR</i>	<i>bpp</i>	<i>MSE</i>	<i>PSNR</i>
ACP-DCT	9.47	4.48	31.13	35.10
ACP-DWT	12.61	3.22	35.31	33.49
JPEG	22.86	1.92	198.87	25.89
JPEG2000	13.09	7.35	105.30	32.15

D'après la comparaison entre les quatre méthodes, nous pouvons conclure que l'utilisation de l'analyse en composante principale, et la DCT ou DWT sur l'image satellite de Khenchela donne de très bons résultats.

IV. 4. Conclusion

Rappelons que l'un des objectifs de ce mémoire est la comparaison entre les différentes méthodes de compression. Cette dernière est considérée comme étant un outil essentiel dans la chaîne de traitements des images satellitaires. Nous avons utilisé deux normes standard à base de la DCT (JPEG) et la DWT (JPEG2000).

Dans ce chapitre, nous avons proposé deux algorithmes de compression basée sur la DCT et la DWT. Après diverses applications, nous avons constaté que l'algorithme hybride (ACP-DCT ou ACP-DWT) donne des meilleurs résultats par rapport les normes JPEG et JPEG2000. Nous avons pu montrer que l'algorithme proposé basé sur un changement d'espace (l'analyse en composantes principales) plus propice à la compression, par l'intermédiaire d'une DWT est mieux adapté à la compression d'images satellites.

Conclusion générale

Conclusion générale

Dans ce travail, nous avons étudié différentes méthodes de compression d'images multispectrales satellites. Dans le premier chapitre nous avons étudié les méthodes de compression sans pertes et avec pertes d'informations.

La compression sans pertes est généralement un faible gain de compression qui est lié aux propriétés statistiques de l'image. Cette méthode consiste à enlever la redondance dans les données juste nécessaire pour représenter l'image. Cette redondance est directement liée à la prédictibilité des éléments constituant de l'image. La compression sans perte identifie les éléments constituant de l'image et exploite leur structure pour réduire la quantité des données. Une élimination simple de la redondance par la compression sans perte ne fournit pas une représentation suffisamment compacte pour plusieurs applications. Ainsi, pour obtenir une compression plus élevée, quelques informations seront négligées par la compression avec perte.

La compression avec perte est généralement réalisée dans le domaine fréquentiel par des méthodes basées sur les transformées discrètes. Deux standards sont adoptés par beaucoup de systèmes, la norme JPEG qui est basée sur la DCT et la norme JPEG2000 qui est basée sur les ondelettes. Dans ce travail, nous sommes intéressés par les techniques de compression des images satellites par transformées, en particulier dans le deuxième chapitre nous avons présenté une transformation basée sur la DCT et la norme JPEG.

Dans le troisième chapitre nous avons étudié la technique de compression des images satellites par la transformée en ondelettes, ensuite nous avons présenté une application intéressante est la norme JPEG2000. L'objectif de cette norme est d'apporter, en plus des nouvelles fonctionnalités nécessaires aux applications nouvelles sur les images satellites, une nette amélioration de la qualité de reconstruction des images par rapport à la standard JPEG.

Dans le quatrième chapitre, une contribution a porté sur la création des techniques basées sur la DCT et la DWT, un prétraitement des données original avec l'utilisation de l'analyse en composantes principales (ACP), ainsi que des nouveaux encodeurs adaptatifs sans perte. Les résultats que nous avons obtenus par ces approches sont meilleurs par rapport à ceux obtenus par JPEG et JPEG2000. Les résultats obtenus, après l'application des approches ACP-DCT et ACP-DWT sur l'image de test Khenchela, ont montré sa grande capacité de compression tout en préservant la qualité à un seuil très acceptable.

Par ailleurs, de nombreuses pistes sont possibles pour améliorer et développer de nouvelles solutions dans le domaine de la compression des images satellites.

- Utilisation d'autre méthode de prétraitement des données.

- Application d'une autre méthode de réduction par exemple l'intelligence artificielle (SVM-Support vector machine).
- Utilisation de notre méthode basée sur la DCT ou la DWT dans différents domaines tels que : Cryptage, Tatouage numérique, la compression vidéo.
- L'optimisation des coefficients d'ondelettes en utilisant les algorithmes génétiques.

Bibliographie

Bibliographie

- [1] X. Delaunay, Compression d'images satellite par post-transformées dans le domaine ondelettes, Thèse de doctorat en Signal, Image, Acoustique et Optimisation, Institut National Polytechnique de Toulouse, (12 novembre 2008).
- [2] A. Léger, Implementations of fast discrete cosine transform for full color videotex services and terminals, Proceedings of the IEEE Global Telecommunications Conference, IEEE Communications Society, (1984) 333-337.
- [3] Y. Wang, Q. Zhu, Error control and concealment for video communication: A review, Proceedings of the IEEE, 86 (1998) 974-997.
- [4] M. Zhao, T.-M. Le, Robust Transmission of JPEG-2000 Images over Peer- to-Peer Mixed Wired and Wireless Links, IEEE, Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), (2005).
- [5] W.P. Loughlin, Principal component analysis for alteration mapping, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 57 (1991) 1163-1169.
- [6] A. Ouafi, Compression d'images avec pertes par codages imbriqués, Proposition d'une optimisation de l'algorithme EZW, Thèse de doctorat en Sciences en Electronique, Université Mohamed Khider Biskra, (2008).
- [7] M. Barlaud, C. Labit, Compression et codage des images et des vidéos, in: Hermes (Ed.), 2002.
- [8] F. Gascon, M. Berger, GMES Sentinel-2 mission requirements document. Rapport technique, ESA, (2007).
- [9] G.K. Wallace, The JPEG still-picture compression standard, Commun.ACM, 34 (1991) 30-44.
- [10] D. Taubman, High performance scalable image compression with EBCOT, IEEE Transactions on Image Processing, 9 (2000) 1158-1170.
- [11] C. Chen, Y.Q. Shi, W. Su, A machine learning based scheme for double JPEG compression detection, IEEE 19th International Conference on Pattern Recognition (2008) 1-4.
- [12] C. Valade, Compression D'images Complexes avec Pertes : Application à L'imagerie Radar, Thèse doctorat de L'école nationale supérieure des Télécommunications, (8 décembre 2006).
- [13] C. Sibade, Compression de Données pour les Systèmes de Traitement de Document Grand Format, Thèse doctorat de l'Université de Marne-la-Vallée (spécialité informatique), (15 décembre 2003).
- [14] J. Marconi, M. Rodrigues, Transfert Sécurisé D'images par Combinaison de Techniques de Compression, Cryptage et Marquage, thèse doctorat de l'université Montpellier II Mention Informatique, (31 Octobre 2006).
- [15] T. Totozafiny, Compression D'images Couleur pour Application a la Télésurveillance Routière par Transmission Vidéo à Très Bas Débit, Thèse doctorat de l'université de Pau et des pays de L'Adour, Ecole Doctorale des Sciences Exactes et de Leurs Applications, (3 juillet 2007).
- [16] G. Cazuguel, A. Cziho, B. Solaiman, C. Roux, Medical Image Compression and Feature Extraction using Vector Quantization, Self-Organizing Maps and Quadtree Decomposition, Dépt. Image et Traitement de l'Information B.P.832, 29285 Brest Cedex, France, Laboratoire de Traitement de l'Information Médicale, (1999).
- [17] R. Lepage, Reconnaissance D'algues Toxiques Par Vision Artificielle Et Réseau De Neurones, Mémoire De Recherche de maître ès sciences appliquées de L'université De Québec à Rimouski, (septembre 2004).

- [18] B. Marir, M. Kalla, F. Douak, A. Daamouche, A Modular Support Vector Machine for Active Learning of Urban Remote Sensing Images Classification in Algeria, *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 46 (2017) 515–529.
- [19] G. Dreyfus, *Neural Networks Methodology and Applications*, ESPCI, Laboratoire d'Électronique, (2005).
- [20] Y.H. Hu, J.-N. Hwang, *Handbook of neural network signal processing*, CRC Press LLC, (2002).
- [21] A. Cichocki, S.-i. Amari, *Adaptive Blind Signal and Image Processing Learning Algorithms and Applications*, John Wiley & Sons, Ltd, (2002).
- [22] O. Hammami, *Etudes d'optimisation algorithmiques de JPEG2000 (EIRE)*, ministère de l'industrie dans le cadre du Réseau National de la Recherche en Télécommunications (RNRT), (février 2004).
- [23] A.B. Atitallah, *Etude et Implantation d'Algorithmes de Compression D'images dans un Environnement Mixte Matériel et Logiciel*, thèse doctorat de l'université bordeaux 1, école doctorale des sciences physiques et de l'ingénieur, (11 Juillet 2007).
- [24] M. Ammar, *Optimisation D'un Schéma De Codage D'image A Base D'une TCD. Application A Un Codeur JPEG Pour L'enregistrement Numérique A Bas Débit*, Thèse doctorat de l'Ecole Nationale Supérieure des télécommunications, (14 Janvier 2002).
- [25] S. Fassino, *Agrandissement D'Images et de Séquences Vidéo*, Thèse de Institut national polytechnique de Grenoble, (13 juillet 2004).
- [26] F. Douak, R. Benzid, N. Benoudjit, Color image compression algorithm based on the DCT transform combined to an adaptive block scanning, *AEU-International Journal of Electronics and Communications*, 65 (2011) 16-26.
- [27] K.P. Soman, *Insight into wavelets: From theory to practice*, PHI Learning Pvt. Ltd, 2010.
- [28] O. Kadri, *Compression d'images fixes par Ondelettes géométriques par utilisation des Curvelets et différents types d'interpolation dans la quantification scalaire*, Mémoire de Magister. Université Mohamed Khider Biskra, (2014).
- [29] R.C. Gonzalez, R.E. Woods, *Digital image processing*, 2nd Ed, prentice Hall, New jersey, (2002).
- [30] Y.Q. Shi, H. Sun, *Image and video compression for multimedia engineering*, 2nd Ed, CRC press, Taylor & Francis group, (2008).
- [31] S. Mallat, *Une Exploration des Signaux en Ondelettes*, Édition de l'école polytechnique, France, (2000).
- [32] D.S. Taubman, M.W. Marcellin, *JPEG2000: Image compression fundamentals, standards and practice*, Kluwer Academic Publishers, Boston, (2002).
- [33] W.B. Pennebaker, J.L. Mitchell, *JPEG Still Image data compression standard*, Van Nostrand Reinhold, NY, (1993).
- [34] M.-M. Sung, H.-J. Kim, Clinical Evaluation of JPEG2000 Compression for Digital Mammography, *IEEE Trans on Nuclear Science*, 49 (2002).
- [35] S.G. Mallat, A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation, *IEEE trans.Pattn.Anal. Mach. Intell*, 11 (1989) 674-693.
- [36] D. Santa-Cruz, R. Grosbois, T. Ebrahimi, JPEG 2000 performance evaluation and assessment *Signal Processing: Image Communication* 17 (2002) 113–130.
- [37] B.E. Usevitch, A tutorial on modern lossy wavelet image compression: Foundations of JPEG 2000, *IEEE Signal. Processing Mag*, 18 (2001) 22-35.
- [38] C. Christopoulos, A. Skodras, T. Ebrahimi, The JPEG2000 Still Image Coding System : An Overview, *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 46 (2000) 1103-1127.