



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 : Télécommunications Avancées

THEME

**Compression des images satellites en
utilisant les ondelettes et les
méthodes heuristiques**

*Réalisé par : - BENDJEMAA Akila
- AIMECHE Linda*

Dirigé par : Dr. DOUAK Fouzi

Soutenu le : 01/07/2017

Devant le jury composé de:

Mme. MEDJALDI Malika

Présidente

M. CHERGUI Laid

Examineur

Promotion 2016/2017

Je dédie ce travail à :

Ma mère,

Mon père,

Mes frères et ma sœur,

Mon ami nassim salhi

Tous mes collègues de promotion,

Akila

Je dédie ce mémoire à :
Mes parents, Mes frères et mes sœurs,
À ma belle sœur Inès
Tous mes collègues de promotion,

Linda

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

Ces dernières années ont vu une demande croissante pour la transmission et le stockage de haute qualité des images satellites. Pour satisfaire ces besoins, il y a eu des études très riches et beaucoup d'efforts de recherche dans le domaine de la compression des données.

Il existe deux types de compression: Compression sans perte et avec perte, nous focalisons notre attention en particulier sur la compression avec perte. 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 basée sur la projection des données dans l'espace en composantes principales (ACP), la transformée en ondelette, seuillage, un quantificateur linéaire et codage sans perte qui constitué : codeur ATRE, bloc de codage sans perte et le codeur Huffman. Comme la qualité de la compression d'images multispectrales par la DWT dépend du type d'ondelette utilisée, plusieurs familles d'ondelettes à support compact sont étudiées et évaluées. D'autre part, nous étudierons une méthode heuristique adaptée à notre algorithme de compression pour l'objective de contrôler la qualité de l'image reconstruite.

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 à la norme JPEG 2000.

Mots clés: Compression des images multispectrales, DWT, ACP, JPEG 2000, Energie, Quantification, ATRE, Huffman.

Abstract

In recent years have been increasing demands for the transmission and data storage of high-quality satellite images. To meet those needs, there have been very rich studies and several research efforts in the field of data compression.

There are two types of compression: lossless compression and lossy compression. In particular, we focus our attention on the lossy compression. The pretreatment of images and use of transforms are recommended for this type of compression. In this context, we proposed a compression method based on the projection of the data in the new space of components analysis (PCA), the wavelet's transform, thresholding, a linear quantifier and the lossless encoding consisting: ATRE encoder, lossless encoding block and Huffman encoder. Since the quality of multispectral image compression by DWT is highly dependent on the type of wavelets, several families of compactly supported wavelets are studied and evaluated. On the other hand, we study a heuristic method adapted to our compression algorithm for the objective of controlling the quality of the reconstructed image.

The results obtained after the simulation are satisfactory from the point of view of improvement encoder performance (signal to noise ratio peak, compression ratio, number of bit per pixel) compared to the standard JPEG 2000.

Keywords: Multispectral image compression, DWT, JPEG 2000, PCA, energy, linear quantification, ATRE, Huffman.

ملخص

لقد شهدت السنوات الأخيرة طلبا متزايدا على نقل وتخزين صور الأقمار الصناعية عالية الجودة. لتلبية هذه الاحتياجات، هناك دراسات غنية جدا والعديد من الجهود البحثية في مجال ضغط البيانات.

هناك نوعان من الضغط : ضغط دون ضياع ومع ضياع، لقد ركزنا خاصة على النقاط التالية : الضغط مع الضياع. معالجة الصور واستخدام تحويلات خاصة لهذا النوع من الصور. في هذا السياق، اقترحنا أسلوب للضغط يركز على إسقاط البيانات في الفضاء للمكونات الأساسية، التحويلات بالموجات ، العتبة، محدد الكمية الخطية والترميز دون ضياع، هذا الأخير يحتوي على :التشفير ATRE ، كتلة الترميز دون ضياع والتشفير هوفمان . كما أن نوعية الضغط للصور متعددة الأطياف باستخدام التحويلات بالموجات المتقطعة متعلقة بنوع الموجات المستعملة، عدة عائلات من الموجات سيتم دراستها وتقييمها.و من ناحية أخرى، سوف ندرس طريقة الاستدلال العشوائية والتي تعتمد عليها خوارزمية الضغط المقترحة في هذه المذكرة وذلك لهدف التحكم في جودة الصورة المسترجعة أو الصورة التي أعيد بناؤها. النتائج التي تم الحصول عليها بعد المحاكاة جد مرضية من وجهة نظر تحسين أداء التشفير (نسبة الإشارة مقارنة بالضوضاء PSNR، ونسبة الضغط، وعدد وحدات الذاكرة لكل بكسل) مقارنة مع معيار JPEG 2000.

الكلمات المفتاحية:

ضغط الصور متعددة الأطياف، DWT ، ACP ، JPEG 2000، الطاقة، الكمي، ATRE ، هوفمان.

Liste des tableaux

Tableau II. 1 Répartition de la longueur des filtres dans la famille des ondelettes.....	32
Tableau IV. 1 Comparaison des résultats de notre méthode proposée avec JPEG 2000, application des deux méthodes sur l'image de test Khenchela.	75
Tableau IV. 2 Comparaison des résultats de notre méthode proposée avec JPEG 2000, application des deux méthodes sur l'image de test Lac Mono.....	77

Liste des figures

Figure I. 1 La dimension d'une image.....	6
Figure I. 2 Exemple d'histogrammes pour une même image.....	7
Figure I. 3 Histogramme représentant la répartition lumineuse d'une image, (a) l'histogramme de l'image original, (b) l'image originale, (c) l'histogramme décalé, (d) luminance modifiée.....	7
Figure I. 4 Une image binaire.....	9
Figure I. 5 Image en niveaux de gris.....	9
Figure I. 6 Image couleur.....	10
Figure I. 7 Image multispectrale.....	10
Figure I. 8 Arbre binaire de Huffman.....	13
Figure I. 9 Exemple de codage arithmétique pour l'alphabet $A = \{a_1, a_2, a_3\}$ ayant les probabilités $p(a_1)=0.7$; $p(a_2)=0.1$; et $p(a_3)=0.2$. La génération d'étiquette est faite pour la série de symboles $\{a_1, a_2, a_3, \dots\}$	14
Figure II. 1 La différence entre une onde sinusoïdale et une ondelette.....	18
Figure II. 2 La transformée en ondelettes.....	19
Figure II. 3 Procédure de la décomposition d'un signal en 3 niveaux.....	22
Figure II. 4 Un banc de filtre d'un seul étage, pour l'analyse et synthèse (reconstruction) des signaux.....	23
Figure II. 5 Processus d'analyse multi-résolution à deux dimensions pour une itération (nombre de décomposition égal à 1).....	24
Figure II. 6 Processus de synthèse multi-résolution à deux dimensions pour une itération ($Nd=1$).	25
Figure II. 7 Fonction d'ondelette et fonction d'échelle de Haar.....	27
Figure II. 8 Filtre passe-bas et filtre passe-haut pour la phase d'analyse et de synthèse.....	27
Figure II. 9 Filtre passe-bas et filtre passe-haut pour la phase d'analyse et de synthèse.....	28
Figure II. 10 Fonction d'ondelette et fonction d'échelle de Daubechies 2 (db2).....	28
Figure II. 11 Fonction d'ondelette et fonction d'échelle de Symlet4.....	29
Figure II. 12 Filtre passe-bas et filtre passe-haut pour la phase d'analyse et de synthèse (type d'ondelette est Symlet4).....	29
Figure II. 13 Fonction d'ondelette et fonction d'échelle de rbio4.4.....	30

Figure II. 14 Filtre passe-bas et filtre passe-haut pour le type d'ondelette rbio4.4.....	31
Figure II. 15 Fonction d'ondelette et fonction d'échelle de bior4.4.....	31
Figure II. 16 Filtre passe-bas et filtre passe-haut pour le type d'ondelette bior4.4.....	31
Figure II. 17 Transformée en ondelettes.	33
Figure II. 18 Décomposition d'une image en ondelettes en un niveau, (a) Haar, (b) Daubechies (db2).	33
Figure II. 19 Décomposition d'une image en ondelettes en un niveau, (c) bior4.4, (d) rbio4.4, (e) sym4.	34
Figure III. 1 Image multispectrale.....	38
Figure III. 2 Même scène dans diverses bandes spectrales à 458nm (a), 664nm (b), 712nm (c) et 1211nm (d). Il existe une grande ressemblance entre les images, mais les différences contiennent beaucoup d'information.	38
Figure III. 3 Chaîne de traitement des images satellites.....	39
Figure III. 4 Représentation du nuage de points sur les différents plans d'image multispectrale originale de Khenchela.....	41
Figure III. 5 Représentation du nuage de points sur les différents plans d'image multispectrale en analyse en composante principale de Khenchela.	42
Figure III. 6 Représentation du nuage de points sur les différents plans d'image multispectrale originale de Lac Mono.	43
Figure III. 7 Représentation du nuage de points sur les différents plans d'image multispectrale en analyse en composante principale de Lac Mono.....	44
Figure III. 8 L'énergie sur les quatre plans de l'image originale Khenchela.	46
Figure III. 9 L'énergie sur les quatre plans de l'image de Khenchela après l'application de l'algorithme de PCA. CP P (P=1:4): la projection des données en composantes principales de plan P de l'image satellite.	46
Figure III. 10 L'énergie sur les sept plans de l'image de Lac Mono avant l'application de l'algorithme de PCA. Plan P (P=1 :7): espace originale de plan P de l'image satellite.....	47
Figure III. 11 L'énergie sur les sept plans de l'image de Lac Mono après l'application de l'algorithme de PCA. CP P (P=1:7): la projection des données en composantes principales de plan P de l'image satellite.	47
Figure III. 12 Schéma globale de la compression des images multispectrale.	48
Figure III. 13 Schéma globale de reconstruction des images multispectrale.	48
Figure III. 14 Courbe de Hilbert.	50
Figure III. 15 "zig-zag scan".....	50

Figure III. 16 Courbe proposée par Regazzoni.....	51
Figure III. 17 Courbe associée à l'ordre lexicographique.	51
Figure III. 18 L'entrelacement de bits.	51
Figure III. 19 Exemple de découpage en bloc $Nd=1$	52
Figure III. 20 Bloc B du codage sans perte.....	54
Figure IV. 1 Résultats de compression en termes de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de Haar de l'image Khenchela.....	58
Figure IV. 2 Résultats de compression en termes de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de Daubechies (Ordre 2) de l'image Khenchela.	59
Figure IV. 3 Résultats de compression en termes de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de Symlet (Ordre 4) de l'image Khenchela.....	60
Figure IV. 4 Résultats de compression en termes de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de rbio4.4 de l'image Khenchela.	60
Figure IV. 5 Résultats de compression en termes de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de bior4.4 de l'image Khenchela.	61
Figure IV. 6 Résultats de compression en termes de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de Haar (Daubechies : ordre 1) de l'image Lac Mono.....	62
Figure IV. 7 Résultats de compression en termes de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de db2 de l'image Lac Mono.	62
Figure IV. 8 Résultats de compression en termes de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de Symlet (ordre 4) de l'image Lac Mono.....	63
Figure IV. 9 Résultats de compression en termes de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de rbio4.4 de l'image Lac Mono.....	63
Figure IV. 10 Résultats de compression en termes de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de bior4.4 de l'image Lac Mono.....	64
Figure IV. 11 Les performances de compression en termes de la moyenne de PSNR en fonction d'écart type et la moyenne de CR en fonction d'écart type de l'image Khenchela.	65
Figure IV. 12 Les performances de compression en termes de la moyenne de PSNR en fonction d'écart type et la moyenne de CR en fonction d'écart type de l'image Lac Mono.....	66
Figure IV. 13 Performance de la méthode proposée contre le JPEG2000 pour l'image «Khenchela».	68
Figure IV. 14 Performance de la méthode proposée contre le JPEG2000 pour l'image «Lac Mono».	69
Figure IV. 15 L'algorithme de la RT en générale.....	71
Figure IV. 16 Résultats d'application de JPEG 2000 et notre méthode sur l'image de "Khenchela".	74
Figure IV. 17 Résultats d'application de JPEG 2000 et notre méthode sur l'image de "Lac Mono".	76

Figure A. 1 Image Multispectrale de la ville Khenchela.....	82
Figure A. 2 Image RVB de la ville Khenchela.....	83
Figure A. 3 Image Multispectrale de 7 bandes de Lac Mono.	84
Figure A. 4 Image RVB du Lac Mono.....	84

Table des matières

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

Chapitre I

Généralités sur la compression des images

I.1. Introduction	5
I.2. Image numérique	5
I.3. Les caractéristiques d'une image numérique.....	5
I.4. Types d'image	9
I.4.1. Image binaire	9
I.4.2. Image d'intensité (niveau de gris)	9
I.4.3. Image couleur RVB (rouge vert bleu)	10
I.4.4. Images satellites multispectrales	10
I.5. Format d'images	11
I.6. Compression sans perte	12
I.6.1. Codage de Huffman.....	12
I.6.2. Codage arithmétique.....	13
I.6.3. Codage par plage (Run length Encoding).....	14
I.6.4. Codage différentiel	14
I.7. Compression avec pertes	15
I.7.1. Quantification	15
I.7.2. Compression par transformation	16
I.8. Conclusion.....	16

Chapitre II

Transformée en ondelettes

II.1. Introduction	18
II.2. Définition des ondelettes	18

II.3. Ondelette mère.....	20
II.4. Transformée en ondelettes discrète	20
II.5. DWT dans la compression d'images	25
II.5.1. Image de test.....	25
II.5.2. Famille d'ondelette	26
II.5.2.1. Ondelette de Haar	26
II.5.2.2. Ondelette de Daubechies.....	27
II.5.2.3. Ondelette de Symlet.....	29
II.5.2.4. Ondelette biorthogonale.....	30
II.5.3. Ordre et longueur du filtre	32
II.5.4. Nombre de décompositions	32
II.6. Application de la DWT sur les images.....	33
II.7. Conclusion.....	34

Chapitre III

Compression des images satellites

III.1. Introduction	37
III.2. Compression des images multi-spectrales.....	37
III.3. Prétraitement des images satellites	40
III.3.1. Analyse en composantes principales	40
III.3.2. Décorrélation spectrale	40
III.3.3. Etude énergétique	45
III.4. Compression des images satellites	48
III.4.1. Méthode proposée	48
III.5. Conclusion.....	55

Chapitre VI

Discussion des résultats

IV. 1. Introduction	57
IV. 2. Résultats de la simulation.....	57
IV. 3. La norme de compression JPEG 2000.....	67
IV.3.1. Comparaison avec JPEG 2000	68
IV. 4. Méthodes heuristiques	70

IV. 5. Conclusion.....77

Conclusion Générale79

Annexe81

Bibliographie.....86

Introduction générale

Introduction générale

Suivant l'évolution générale des technologies, l'observation de la terre par les satellites (télédétections) fournit des données de plus en plus précises, détaillées, mais aussi complexes. Au cœur de ce mémoire nous avons utilisé les images multispectrales. Avec l'apparition de la télédétection, des satellites d'observation offrent régulièrement un grand nombre d'images, de données et d'informations inaccessibles depuis le sol. La télédétection est devenue ainsi une discipline très importante, car elle est désormais un outil d'aide à la décision très précieux et indispensable pour la gestion des ressources terrestres [1].

L'extraction des informations depuis les satellites est liée à l'amélioration des capteurs, crée de nouvelles problématiques. La quantité importante d'information générée par ces capteurs, la forte redondance entre ces informations et l'importance des détails requiert un système de compression adapté.

Il existe deux types de compression : Compression sans perte où la reconstruction des données est identique à l'original mais le taux de compression est très faible et la compression avec perte où le taux de compression est très élevé mais avec perte d'information. Dans le but d'atteindre des taux de compression élevés nous focalisons notre attention en particulier sur la compression avec perte. L'utilisation des prétraitements des données et des transformées est recommandée pour ce type de compression [2-4].

Le prétraitement d'espace de couleurs 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. Dans le cas des images à haute résolutions et les images satellites multispectrales, l'image contient plus de trois plans, donc on a besoin d'autres méthodes de changement d'espace qui supporte plus de trois plans. La projection en composantes principales (ACP) [5], permet de concentrer la plupart de la quantité d'énergie dans le premier plan, ce qui permet de compresser efficacement les images satellites. Donc on peut considérer que l'analyse en composantes principales est une méthode de prétraitement très importante pour la compression des images multispectrales.

Pour une application donnée, le choix d'une transformée en particulier dépend de la quantité d'image dans le processus de compression et de la complexité de calcul. Le but est de trouver une transformée qui ferait concentrer l'énergie de l'image dans le plus petit nombre des coefficients avec une complexité de calcul raisonnable. Dans la littérature scientifique Il existe plusieurs types de transformée pour l'objectif de la compression des images, telles

que : la transformée basées sur la DCT (Discrete Cosine Transform) [6], JPEG-DCT [7]. D'autres méthodes plus récentes, basées sur la transformée d'ondelette telles que : JPEG2000 [8], EZW (embedded coding using zerotrees of wavelet coefficients) [9] ou SPIHT (set partitioning inhierarchical trees) [10], etc., Le but principale de toutes ces algorithmes est d'obtenir un taux de compression élevé avec une qualité satisfaisante de l'image reconstruite. L'objectif de ce travail est d'étudier des systèmes de compression d'images satellites à base de transformées satisfaisant un bon compromis entre le taux de compression (CR) (ou nombre de bit par pixels bpp) et le rapport signal sur bruit crête (PSNR) pour une utilisation dans la transmission ou l'archivage. La technique de transformée choisies dans notre mémoire pour la compression des images satellites est la transformée discrète en ondelettes (DWT). Nous avons considéré quatre familles d'ondelettes, ondelettes Daubechies, ondelettes Symlets, ondelettes biorthogonales et ondelettes biorthogonales réversibles. Ainsi, nous analyserons tout d'abord l'impact du prétraitement des images sur la compression, puis la compression par la DWT. En conséquence, le choix de type d'ondelette, le nombre de décomposition et le nombre de bits de quantification sont étudiés pour atteindre un bon taux de compression et un rapport signal sur bruit crête acceptable. Finalement pour résoudre le problème de contrôlé la qualité d'image reconstruite, un algorithme adapté à la compression des images basée sur une méthode heuristique (recherche tabou) pour contrôlé le PSNR d'avance est présenté.

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

Le chapitre I est consacré à la présentation des différents types d'images (binaires, niveaux de gris, couleur et les images satellites) et aussi les notions générales sur la compression des images avec perte et sans perte.

Le chapitre II nous étudierons la transformation en ondelette avec ces types (continue et discrète), et nous présenterons quelques familles d'ondelettes (Daubechies, Symlets, biorthogonales et biorthogonales réversible).

Le chapitre III traite deux parties. Dans la première partie nous étudierons l'impact du prétraitement des images satellites, dans la deuxième partie, nous présentons une nouvelle méthode de compression des images satellites basé sur la projection des données dans un autre espace en composantes principales ACP, la transformée en ondelettes (DWT), la compression sans perte, appliqué sur deux images multispectrales (Khenchela et Lac Mono).

Le chapitre IV est consacré à la discussion des résultats obtenus. Une étude comparative présente les différentes méthodes de compression utilisées dans notre travail (méthode proposée et la norme JPEG 2000). L'influence des étapes de prétraitement, le choix de l'ondelette, la quantification et leur nombre de bits, l'optimisation de seuillage sont discutés et interprétés.

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

Chapitre I

Généralités sur la compression des images

I.1. Introduction

L'image est un support d'information très performant, et comme on dit : une image vaut plus que mille mots. Vu l'importance de l'image, et la grande quantité d'information qu'elle peut contenir, le monde s'intéresse de plus en plus à l'image et tends vers l'universalisation de son utilisation. En effet, l'image a touché plusieurs domaines de notre vie : la médecine, la météo, la télécommunication, la cartographie, la géologie, etc. [11].

Pour utiliser les images numériques, il faut compresser les fichiers dans lesquels elles sont enregistrées. L'image consomme une quantité impressionnante d'octets quand elle est numérisée. Pour remédier à ces contraintes, il n'y a qu'une solution : compresser les images. Les chercheurs ont imaginé de nombreuses méthodes de compression [12].

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 [11].

Nous allons dans ce chapitre présenter quelques notions fondamentales de l'image numérique puis nous donnons les types de codage, on peut distinguer deux types de codage : codage sans perte et avec perte.

I.2. Image numérique

L'appellation « image numérique » désigne toute image (dessin, icône, photographie...) acquise, créée, traitée et stockée sous forme binaire.

Une image numérique est constituée de Pixels. Numérique ou digital : les informations sont codées sous forme chiffrée. Un pixel est caractérisé par un rapport des couleurs Rouge, Vert, Bleu (RVB). Par exemple, si pour chaque couleur on a 256 niveaux (2 puissance 8 niveaux), le point constitué de trois couleurs aura $256 \times 256 \times 256 = 16\,777\,216$ couleurs possibles. On dit que la couleur est codée sur 24 bits (3 fois 8 bits) ou a une profondeur de couleur de 24 bits.

I.3. Les caractéristiques d'une image numérique

- **La dimension :** Elle correspond à la largeur et hauteur que votre image occupe sur votre écran. Celle-ci s'exprime en pixels.

La dimension d'une image correspond aux mesures (largeur x longueurs) d'une image numérique par exemple 4608x3072 px. Habituellement on commence par donner la

largeur. Les dimensions d'une image numérique ne sont jamais données en dpi, cm ou inch mais toujours en pixels.

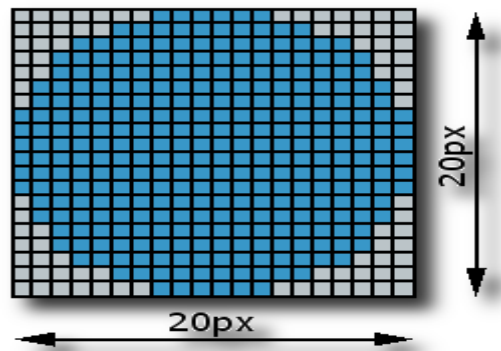


Figure I. 1 La dimension d'une image.

- **La taille :** Il s'agit également d'une notion de surface, celle-ci correspondant à la taille du document une fois imprimé. Elle s'exprime en cm ou en pouces.
- **La résolution :** Cela correspond à la quantité de pixels qu'il y a sur une longueur donnée. Cette valeur s'exprime en bpp (nombre de bit par pixel). Plus cette valeur est élevée, plus la densité de pixels est importante et plus l'image a du détail. La résolution d'une image numérique définit le degré de détail de l'image. Ainsi, plus la résolution est élevée, plus la restitution est meilleure.

➤ **Histogramme**

Un histogramme est une courbe statistique indiquant la répartition des pixels selon leur valeur. Il représente la distribution des intensités (ou des couleurs) de l'image. C'est un outil fondamental du traitement d'images, avec de très nombreuses applications.

L'objectif de l'histogramme est, diminuer les erreurs de quantification, comparer deux images obtenues sous des éclairages différents, ou encore pour mesurer certaines propriétés sur une image, on modifie souvent l'histogramme correspondant [13] (voir figure I.2).

➤ **Luminance**

La luminance est une grandeur correspondant à la sensation visuelle de luminosité d'une surface. Une surface très lumineuse présente une forte luminance, tandis qu'une surface parfaitement noire aurait une luminance nulle. Luminance ou brillance d'une image est définie comme la moyenne de tous les pixels de l'image. Pour augmenter la luminance, il suffit de décaler l'histogramme : $I_0(i, j) = I(i, j) + b$. Dans les deux images représentées dans la figure I.3, seule la luminance est différente [14].

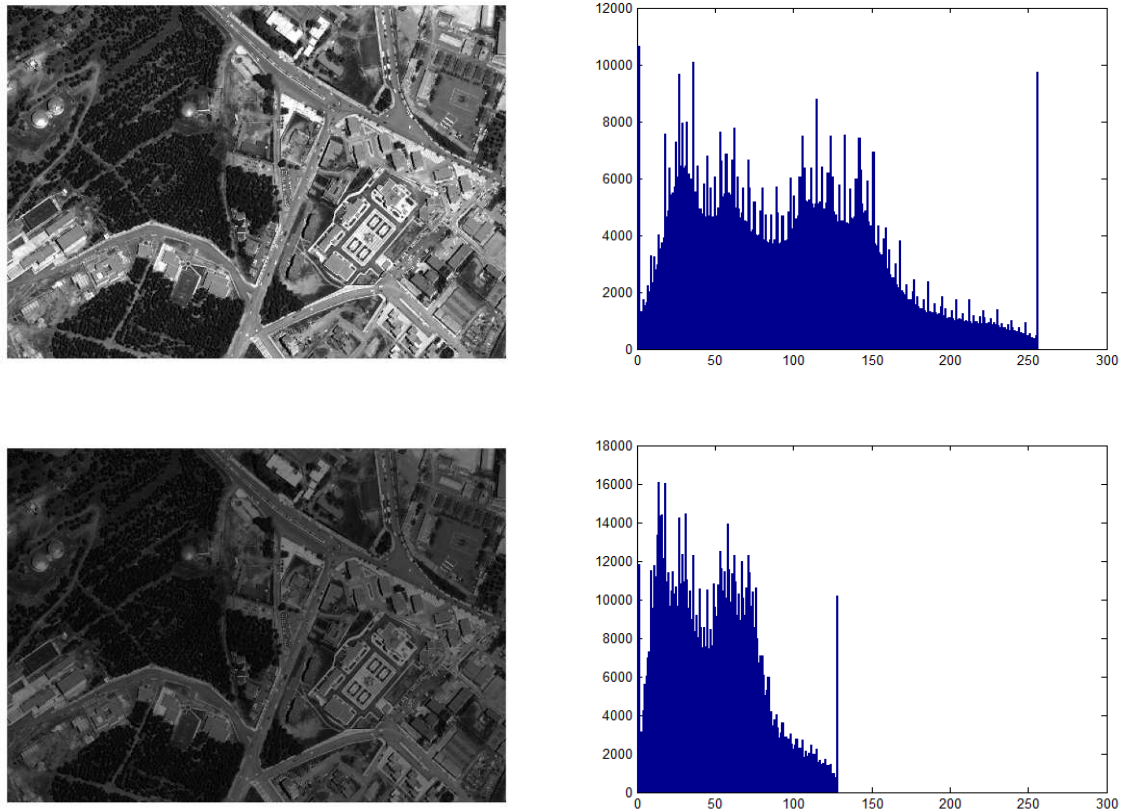


Figure I. 2 Exemple d'histogrammes pour une même image.

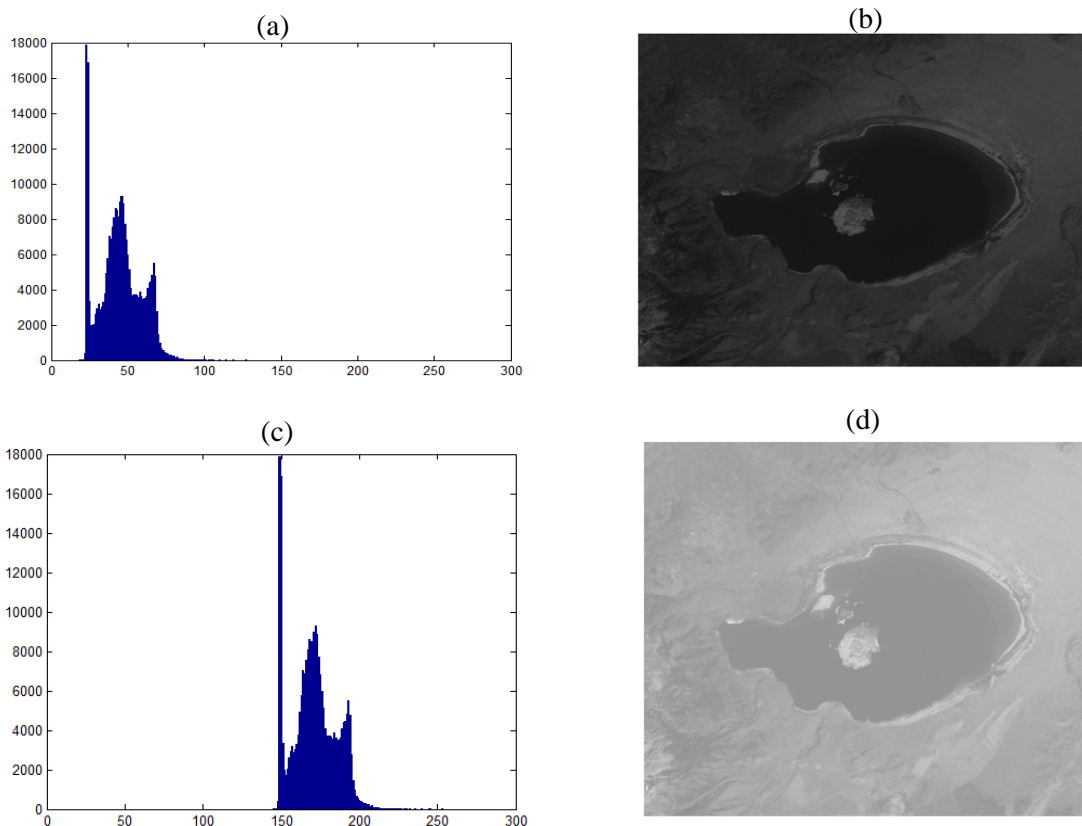


Figure I. 3 Histogramme représentant la répartition lumineuse d'une image, (a) l'histogramme de l'image originale, (b) l'image originale, (c) l'histogramme décalé, (d) luminance modifiée.

➤ **Le contraste**

Le contraste caractérise la répartition lumineuse d'une image. Visuellement il est possible de l'interpréter comme un étalement de l'histogramme de luminosité de l'image.

Cas particuliers pour une image en noir et blanc :

- ✓ Pour un contraste nul, l'image observée est intégralement grise.
- ✓ Pour un contraste maximum, chaque pixel de l'image est soit noir soit blanc.

➤ **La profondeur**

La profondeur des couleurs, dont l'unité est le bit par pixel (bpp), est un terme utilisé en informatique décrivant le nombre de bits utilisés pour représenter la couleur d'un pixel dans une image.

Une plus grande profondeur de couleurs, ce qui nécessite un plus grand nombre de bits, permet une plus grande échelle de nuances dans les couleurs:

- ✓ 32 bits/pixel = 1,07 milliards de couleurs.
- ✓ 24 bits/pixel = 16,7 millions de couleurs.
- ✓ 16 bits/pixel = 65 536 couleurs.
- ✓ 8 bits/pixel = 256 couleurs.

➤ **Le poids d'une image**

Le poids d'une image se détermine en fonction de ces deux paramètres: dimensions, profondeur. Le poids de l'image est alors égal à sa dimension multipliée par sa profondeur.

Par exemple, pour une image 640x480 en vraies couleurs (True colors):

- ✓ Nombre de pixels (dimension) : $640 \times 480 = 307200$.
- ✓ Poids de chaque pixel (profondeur) : 24 bits = 3 octets.

Le poids de l'image est ainsi égal à : $307200 \times 3 = 921600$ octets.

➤ **Contours et textures**

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

I.4. Types d'image

I.4.1. Image binaire

C'est une matrice où ses éléments ne peuvent prendre que deux valeurs 0 et 1. Les zéros représentent le noir et les uns représentent le blanc. Leur codage et leur décodage peuvent être faits directement vers la base 2.

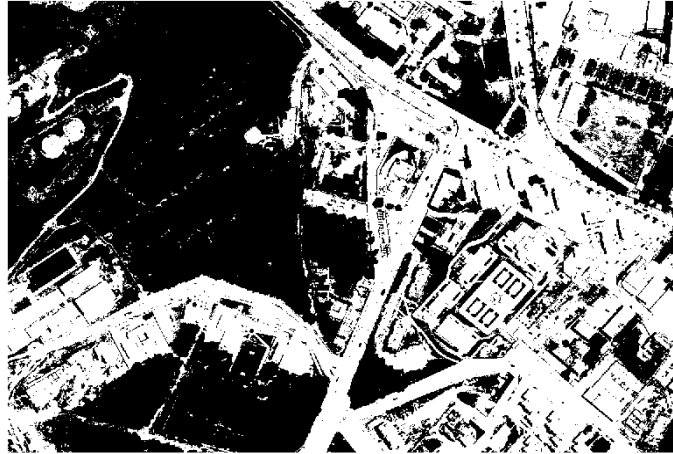


Figure I. 4 Une image binaire.

I.4.2. Image d'intensité (niveau de gris)

Une image d'intensité est une matrice dans laquelle chaque élément est un nombre réel compris entre 0 et 255.



Figure I. 5 Image en niveaux de gris.

I.4.3. Image couleur RVB (rouge vert bleu)

L'image couleur est formée par les trois couleurs primaires, le rouge, le vert et le bleu. Pour présenter la couleur d'un pixel il faut donc donner 3 nombres. Qui correspondent à l'intensité des trois couleurs de base. Pour chacune des couleurs primaires, la valeur s'exprime dans un intervalle entre 0 et le maximum, qui est soit 1, soit 100%, soit 255 (codage sur 8bits).

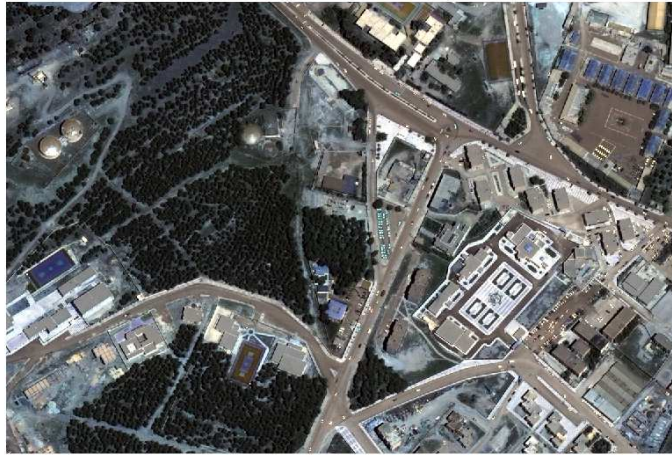


Figure I. 6 Image couleur.

I.4.4. Images satellites multispectrales

Les images acquises par satellite offrent une perspective unique de la terre. La caractéristique principale des images traitées par un satellite est leur grande taille.

Une image multispectrale est une image qui regroupe plusieurs plans d'image appelés bandes spectrales, ayant un nombre de D bandes est illustrée dans la figure I. 7. Les composantes du vecteur X sont les valeurs du niveau de gris des pixels qui se trouvent dans la même position dans les différentes bandes. La matrice X est de dimension D , et le nombre de ces vecteurs est égal à la résolution de la bande.

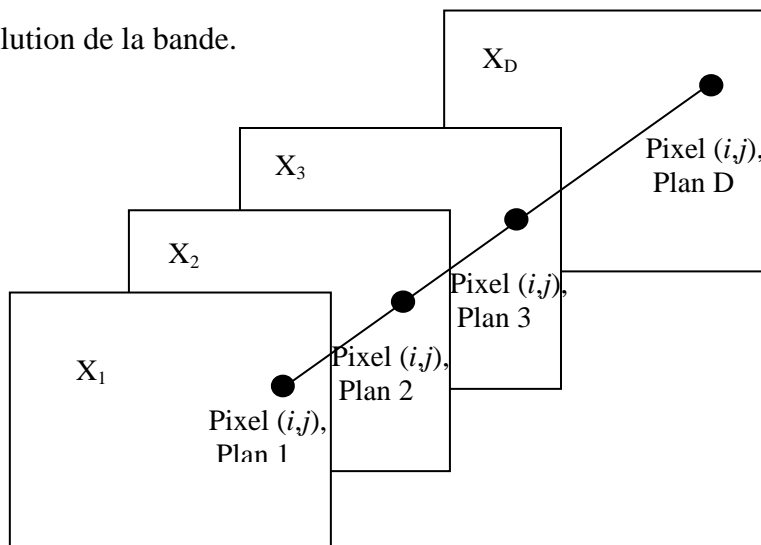


Figure I. 7 Image multispectrale.

Une image multispectrale est celle qui capture les données d'image à des fréquences spécifiques à travers le spectre électromagnétique. Les longueurs d'ondes peuvent être séparées par des filtres ou par l'utilisation d'instruments qui sont sensibles aux longueurs d'onde particulières. L'imagerie spectrale peut permettre l'extraction d'informations supplémentaires de l'œil humain ne parvient pas à capturer avec ses récepteurs pour le rouge, le vert et le bleu.

I.5. Format d'images

Un format d'image comprend en général un en-tête qui contient des données sur l'image (taille de l'image en pixels par exemple) suivie des données de l'image. La structuration des données est différente pour chaque format d'image. Il existe plus d'une cinquantaine de types de formats d'image. Pour chacun d'entre eux la structuration des données et les attributs sont différents. La standardisation d'un format d'image permet de régler l'utilisation, la divulgation et la production de logiciels et de hardware compatibles avec le format standard.

Le plus populaire de ces standards est le JPEG (Joint Photo Expert Group), il a été créé vers la fin des années 80. JPEG utilise les principaux modes suivants : baseline, lossless, progressive et hiérarchique. Le mode baseline est le plus utilisé, il supporte le codage avec perte seulement. Le mode lossless est moins populaire il ne supporte pas le mode avec perte.

JPEG2000 est le dernier standard ISO/ITU-T pour le codage des images fixes, est basé sur la DWT, la quantification scalaire, la modélisation du contexte, le codage arithmétique et l'allocation débit post-compression.

Le JPEG2000 (Joint Photo Expert Group 2000) possède des fonctionnalités supplémentaires par rapport au format JPEG. La résistance aux erreurs est une caractéristique particulière du JPEG2000. Après le codage entropique plusieurs caractères de contrôle sont insérés dans le flux de bits. Cette démarche est faite pour synchroniser les informations, limiter la taille du segment et éviter la propagation des erreurs.

Un autre avantage important du JPEG2000 est la compression par région d'intérêt (ROI). Ceci permet d'avoir des taux de compression différents dans certaines régions de l'image. Les zones importantes peuvent être compressées quasi sans pertes et les zones moins importantes avec un fort taux de compression. Le format JPEG 2000 est basé sur un système d'ondelette qui permet une compression plus importante tout en préservant la qualité de l'image (la perte de la qualité est imperceptible à l'œil).

Malgré ses nombreuses fonctionnalités, le JPEG2000 possède quelques inconvénients. Il nécessite entre deux et six fois plus de cycles de CPU que JPEG et il n'est pas indiqué pour

les machines avec faibles ressources, la plupart des appareils numériques (appareils photos, caméscopes, téléphones portable, etc.) et les logiciels qui capturent et traitent les images sont au format JPEG. L'algorithme JPEG est beaucoup moins complexe et il peut être implémenté en hardware [15, 16].

Il existe deux types bien distincts de compression : La compression sans perte et avec pertes.

I.6. Compression sans perte

La compression sans perte utilise des algorithmes qui compressent les données sans les dégrader. Autrement dit, après la décompression des données, celles-ci sont identiques à celles utilisées pour la compression.

Ces algorithmes sont utilisés pour compresser tous types de données : des données textuelles, des images, du son, des programmes, etc.

Voici quatre méthodes principales de compression sans perte :

- Le codage de Huffman.
- Le codage arithmétique.
- Le Run-length encoding ou RLE
- Codage différentiel.

I.6.1. Codage de Huffman

Le codage de Huffman est un algorithme de compression de données sans perte. Le codage de Huffman utilise un code à longueur variable pour représenter un symbole de la source (par exemple un caractère dans un fichier). Le code est déterminé à partir d'une estimation des probabilités d'apparition des symboles de source, un code court étant associé aux symboles de source les plus fréquents.

Un code de Huffman est optimal au sens de la plus courte longueur pour un codage par symbole, et une distribution de probabilité connue. Des méthodes plus complexes réalisant une modélisation probabiliste de la source permettent d'obtenir de meilleurs ratios de compression [17].

Le principe du codage de Huffman repose sur la création d'une structure d'arbre composé de nœuds. La figure I.8 représente un exemple de codage d'un message.

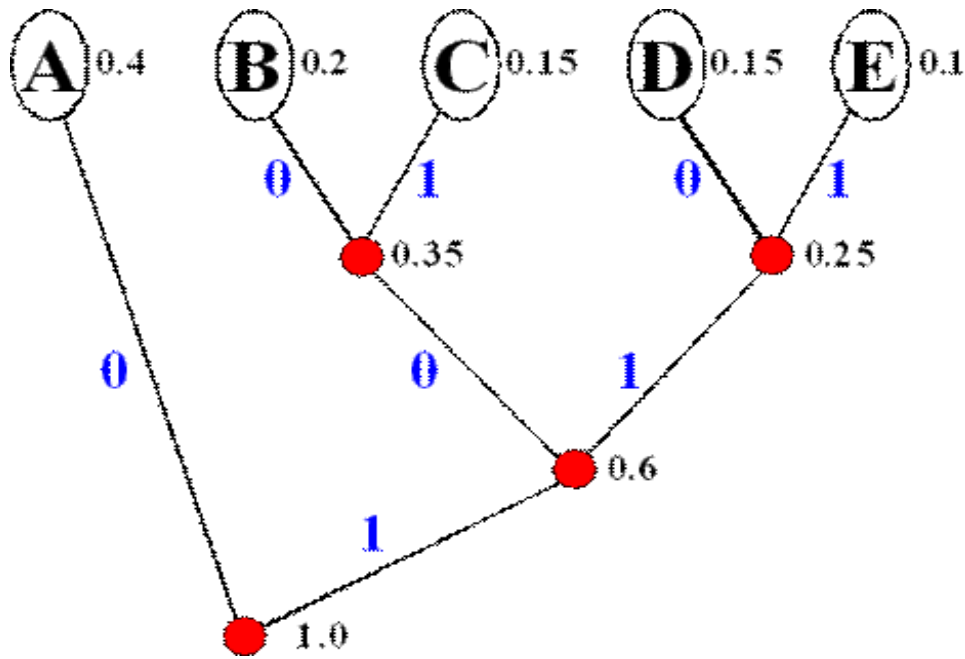


Figure I. 8 Arbre binaire de Huffman.

I.6.2. Codage arithmétique

Le codage arithmétique est un codage entropique utilisé en compression de données sans perte. Il permet une meilleure compression que le codage de Huffman, sauf lorsque tous les poids pour les feuilles/nœuds/racines de l'arbre de Huffman sont des puissances de 2, auquel cas les deux méthodes sont équivalentes.

Le codage arithmétique est un code à longueur variable (les symboles ne sont pas représentés par un même nombre de caractères). Il encode le message en le représentant par une étiquette unique représentée par une fraction binaire à partir de laquelle nous obtenons le code binaire pour la série de symboles à encoder. Chaque caractère est associée une probabilité p telle que $0 \leq p \leq 1$. Le message sera alors le résultat de la division successive dans l'intervalle $[0,1]$; chaque élément étant inséré dans l'intervalle correspondant au dernier élément. La figure I.9 représente ce concept.

Malgré cet avantage, il ne fut que peu utilisé car son implémentation était trop complexe; des méthodes d'implémentation furent finalement trouvées alors que la compression par dictionnaire commençait à devenir populaire.

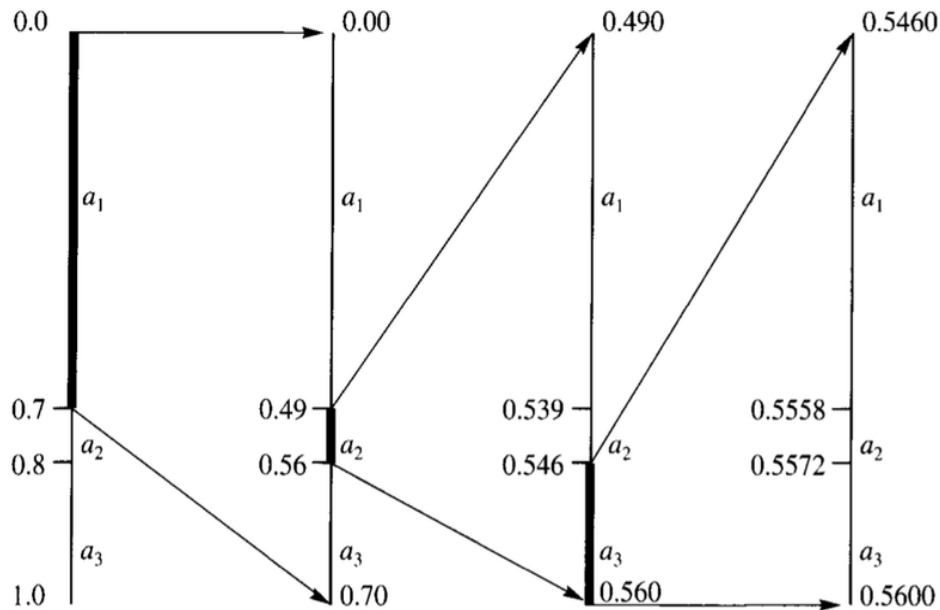


Figure I. 9 Exemple de codage arithmétique pour l'alphabet $A = \{a_1, a_2, a_3\}$ ayant les probabilités $p(a_1)=0.7$; $p(a_2)=0.1$; et $p(a_3)=0.2$. La génération d'étiquette est faite pour la série de symboles $\{a_1, a_2, a_3, \dots\}$.

I.6.3. Codage par plage (Run length Encoding)

L'algorithme RLE (Run-Length Encoding) est un algorithme extrêmement simple permettant de diminuer l'entropie de données. Le principe consiste à détecter les répétitions et à les encoder différemment. En pratique, une chaîne répétée est encodée sur deux octets: le premier annonce le nombre de répétitions; le second indique le caractère à répéter [18].

Par exemple, la chaîne "aaaaaaaa" peut être codée "8a".

Le problème est bien évidemment qu'un fichier ne contenant aucune répétition aura une taille deux fois plus importante que l'original. En pratique, on encode les répétitions sur trois caractères: le premier est un caractère spécial indiquant la présence d'une répétition; le second indique le nombre d'occurrences et le troisième la valeur à répéter.

Ainsi la chaîne "aiiiiiibcddddde" sera encodée, avec pour caractère spéciale le signe dièse #: "a#6ibc#5de", ce qui représente une compression de 33,3%.

I.6.4. Codage différentiel

Le codage différentiel (appelé aussi compression delta) est une techniques de compression de données sans perte consistant à transformer des données par la série des différences entre données successives. Ce type de codage est particulièrement efficace lorsque les données sont stockées avec leur historique, comme le font les logiciels de gestion de versions.

I.7. Compression avec pertes

La compression avec pertes utilise des algorithmes qui compressent les données en les dégradant. Les algorithmes de compression avec perte sont utilisés pour compresser des données graphiques, audio et vidéo. Ils ne pourraient être appliqués sur des données textuelles ou sur celles d'un programme au risque de les rendre illisibles ou inexécutables.

Voici deux méthodes utilisées pour la compression avec pertes :

- La quantification.
- La transformation (transformée en cosinus discrète, transformée en ondelette).

I.7.1. Quantification

Par définition, l'opération de quantification permet une transcription des 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 [19]. 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 [20].

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 la méthode est la suivante : on alloue conjointement un vecteur-représentant à cet ensemble de coefficients. 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 [19].

I.7.1.1. 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 [17].

I.7.1.2. Quantification vectorielle

La quantification vectorielle VQ-(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 [21]. 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 $X_i = (x_j, j = 1 \dots k)$ un vecteur $Y_i = (y_j, j = 1 \dots k) = Q(X_i)$, ce vecteur Y_i étant choisi parmi un dictionnaire (code book) de taille finie. La VQ produit de meilleurs résultats que la SQ , néanmoins la VQ nécessite un codage complexe et de grandes capacités de mémoire [20].

I.7.2. Compression par transformation

Les méthodes par transformation figurent parmi les techniques de compression les plus employées, elles n'agissent pas directement sur l'image numérique dans sa représentation canonique, mais sur le domaine de sa transformée. Elles permettent d'obtenir des taux de compression élevés tout en conservant une bonne qualité d'image. Ce sont des méthodes qui font appel successivement à plusieurs principes de compression. Elles sont utilisées par des standards internationaux pour le codage des images fixes et de la vidéo (JPEG et MPEG). En général, les schémas de codage par transformation subdivisent l'image de taille $N \times N$ en sous-images de taille plus petite avant de faire subir à chacune de ces sous-images une transformation. L'objectif de ces transformations est double: Il s'agit de décorréler les données, c'est-à-dire d'obtenir des coefficients transformés moins corrélés que les pixels de l'image d'origine ; Concentrer l'énergie sur un nombre réduit de coefficients, les coefficients ayant une valeur plus importante aux basses fréquences qu'aux hautes fréquences. Dans ce cas, on obtiendra une compression effective en codant finement les coefficients des basses fréquences, et grossièrement, voire en supprimant, les coefficients des hautes fréquences. On peut citer entre autre :

- La transformation de Fourier (DFT).
- La transformation en Cosinus Discrète (DCT).
- La transformation par ondelettes discrètes (DWT).

I.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les notions de l'image numérique et ses différentes caractéristiques (pixel, dimension,...etc.) ainsi que les définitions sur les codages sans perte d'informations (réversible) et avec pertes d'informations (irréversible).

Dans le chapitre suivant, nous allons présenter une étude sur la transformation en ondelettes.

Chapitre II

Transformée en ondelettes

II.1. Introduction

L'intérêt que présentent de nombreuses transformées pour comprimer l'information est de projeter le signal ou l'image sur une base de fonctions orthogonales, c'est-à-dire de distribuer l'énergie de ce signal sur des composantes décorrélées entre elles. Il existe de nombreuses transformées orthogonales dont les propriétés diffèrent. On peut citer la transformée de Fourier (DFT), la transformée en Cosinus (DCT), en Sinus (DST) qui sont les plus connues et les plus utilisées.

La transformée en ondelette définie par Y. Meyer et J. Lemarié est une transformation orthogonale qui admet la non-stationnarité, elle est bien localisée en fréquence et en temps et peut être obtenue par un algorithme rapide.

Pour présenter la transformée discrète en ondelettes, nous débutons ce chapitre par une définition d'ondelettes, un rappel des concepts de base reliés à la transformée en ondelettes (ondelette mère, ondelette continue, ondelette discrète). 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, l'application de la DWT sur les images.

II.2. Définition des ondelettes

Une ondelette est une forme d'onde qui a 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.

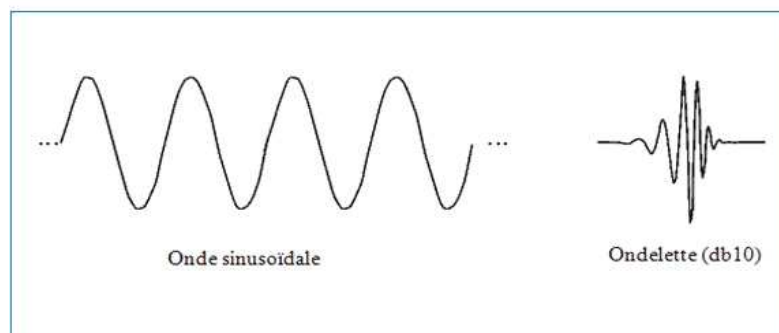


Figure II. 1 La différence entre une onde sinusoïdale et une ondelette.

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 :

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

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 II. 2 La transformée en ondelettes.

II.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 enfants" par des translations et dilatations récursives. La définition de l'ondelette mère est donnée par la formule suivante :

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

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 [22]:

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

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 [22]:

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

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.

II.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 [23].

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:

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

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

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

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

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) :

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

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 :

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

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).

Les fonctions d'ondelettes (détail) et d'échelles (approximation) établissent un algorithme de décomposition multi-résolutions. La fonction d'ondelette est orthogonale à la fonction d'échelle à un indice d'échelle particulière j . Ainsi, les informations contenues dans les

coefficients d'approximation d'un indice d'échelle j ne sont pas répétées dans les coefficients d'ondelettes. Les fonctions d'approximation à un indice d'échelle donnée peuvent être reconstruites en utilisant la fonction d'approximation et les coefficients de détails. On dénote le vecteur d'entrée f_0 , les vecteurs d'approximation A_j , et les vecteurs de détails D_j .

$$f_0 = A_{Nd} + \sum_{j=1}^{Nd} D_j \quad (\text{II.9})$$

avec Nd niveaux de décomposition.

La figure II. 3 représente un exemple de la fonction de décomposition de l'équation précédente à 3 niveaux de décomposition. Pour la reconstruction du signal, on procède de manière inverse, on additionne les coefficients d'approximation et de détail de niveau j ($j=1,2,\dots,Nd$) puis on additionne les coefficients d'approximation de niveau $j-1$ et ainsi de suite, comme montré ci-dessous:

$$\begin{aligned} A_2 &= A_3 + D_3 \\ A_1 &= A_2 + D_2 \\ f_0 &= A_1 + D_1 \\ f_0 &= A_3 + D_3 + D_2 + D_1 \end{aligned} \quad (\text{II.10})$$

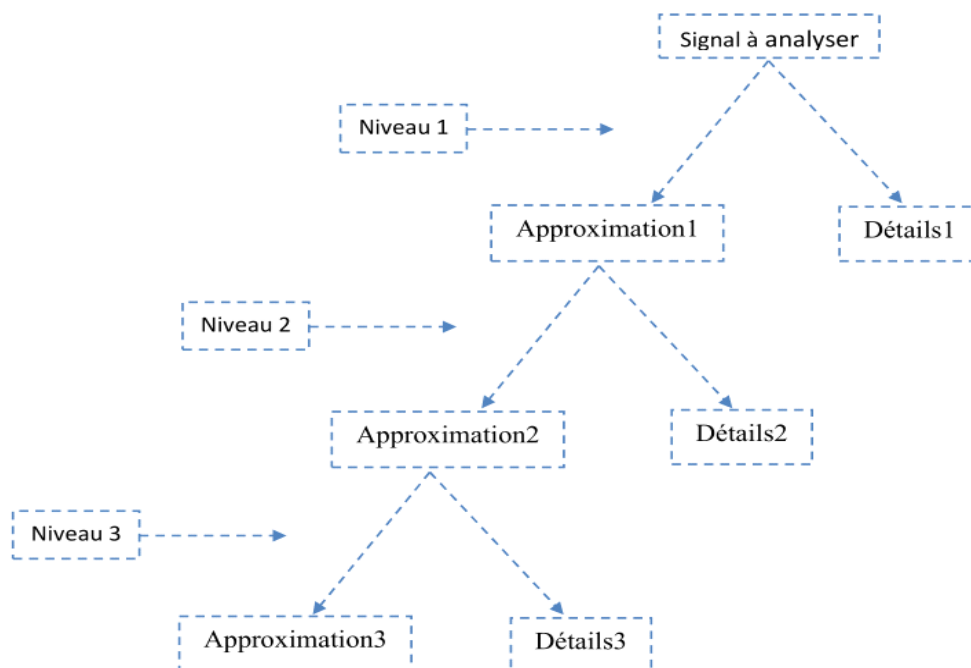


Figure II. 3 Procédure de la décomposition d'un signal en 3 niveaux.

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 II. 4), 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.

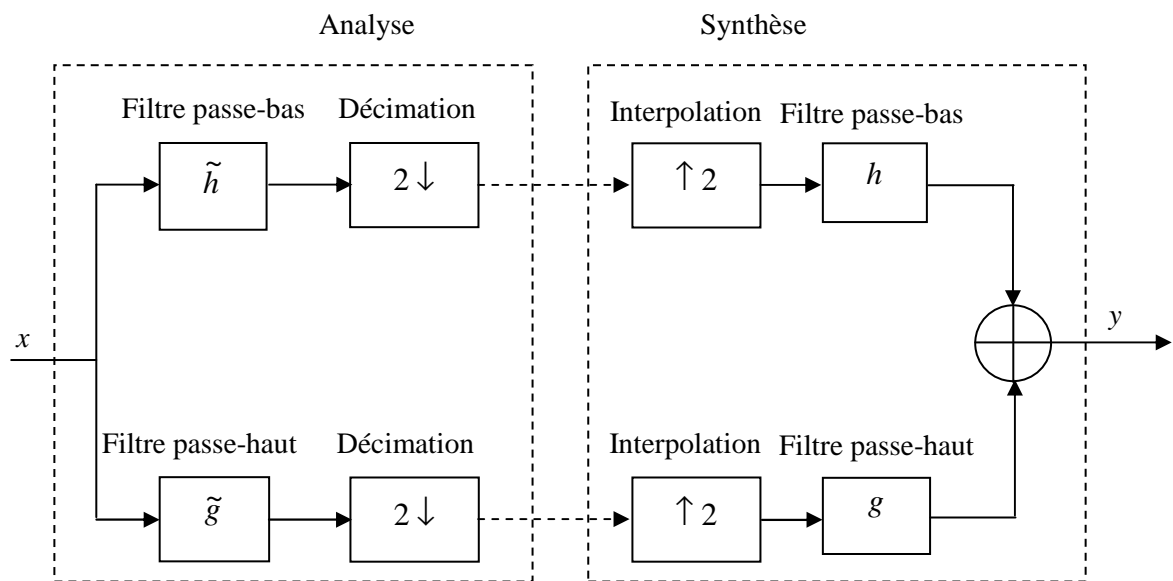


Figure II. 4 Un banc de filtre d'un seul étage, pour l'analyse et synthèse (reconstruction) des signaux.

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 [24-27].

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 II. 5 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 niveau 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).

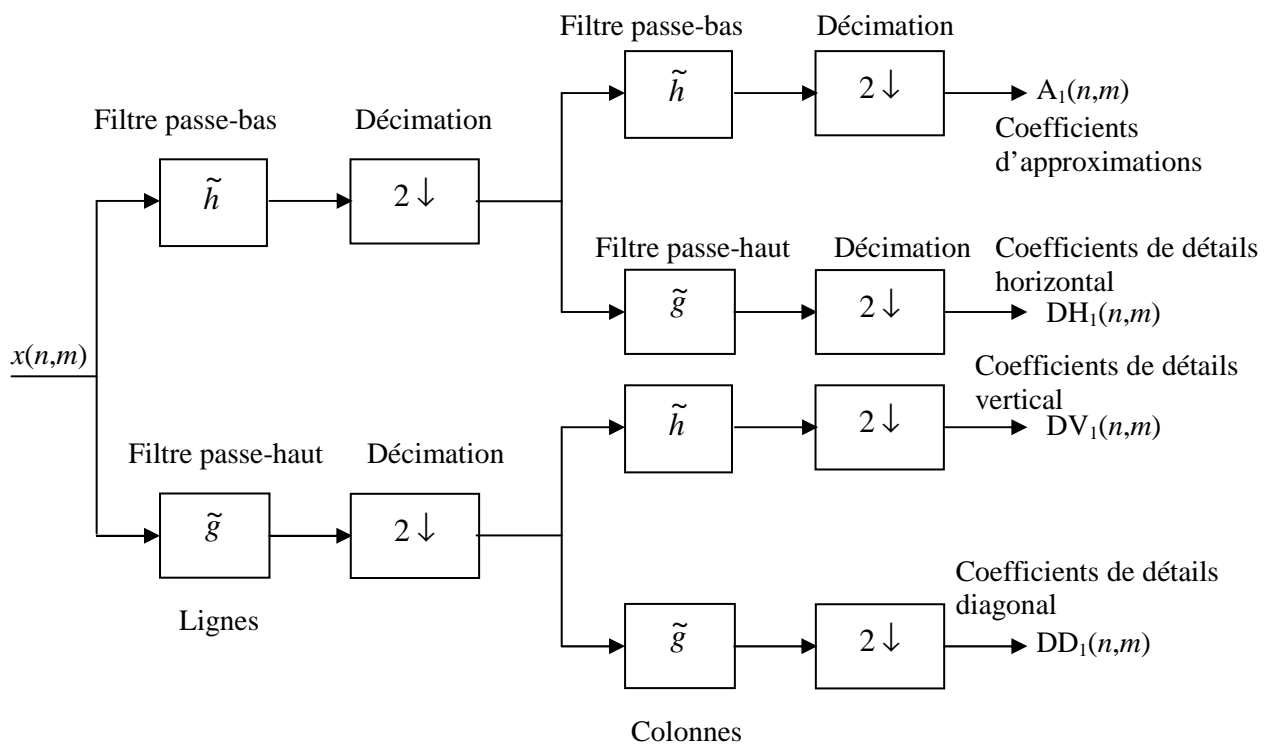


Figure II. 5 Processus d'analyse multi-résolution à deux dimensions pour une itération (nombre de décomposition égal à 1).

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, comme présenté dans figure II. 6.

Dans la figure II. 6 les 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 $y(n,m)$.

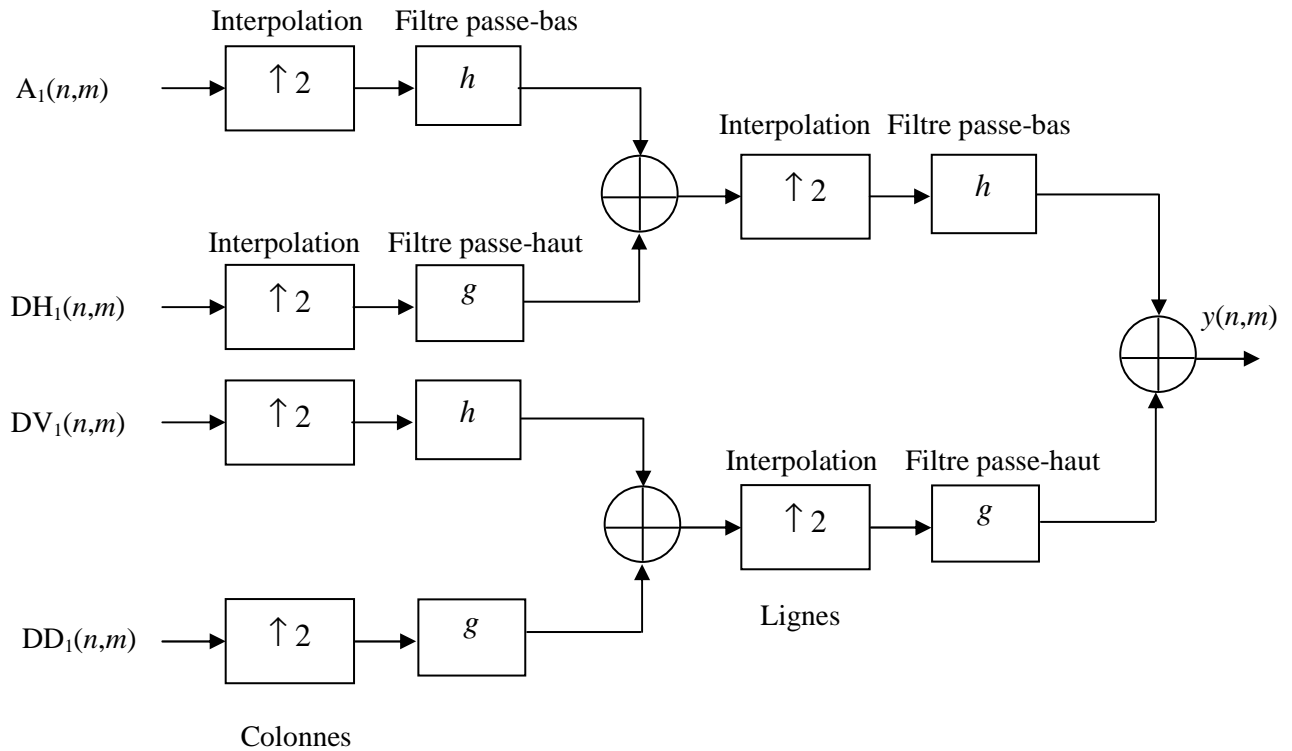


Figure II. 6 Processus de synthèse multi-résolution à deux dimensions pour une itération ($Nd=1$).

II.5. DWT dans la compression d'images

Pour la conception d'un système de compression d'images à base de la DWT on doit prendre en considération les points suivants:

- ❖ Image de test.
- ❖ Famille d'ondelette.
- ❖ Ordre et longueur du filtre.
- ❖ Nombre de décomposition.

II.5.1. Image de test

La qualité des systèmes de compression d'images est influencée par le contenu de l'image (texture, contours, ...). Le choix d'une image pour les tests de compression d'images est un problème fondamental. Dans ce mémoire, nous avons choisi d'utiliser deux types d'images, la

première image est l'image de la ville de Khenchela qui contient quatre bandes spectrales (Rouge, vert, bleu et Infrarouge) et la deuxième image est Lac Mono à haute résolution qui possède sept bandes spectrales.

II.5.2. 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 a une fonction d'ondelette ψ , une fonction d'échelle ϕ , et un banc de filtres discrets à deux canaux (filtre passe-bas et passe-haut) utilisés en phase d'analyse et de synthèse.

II.5.2.1. Ondelette de Haar

L'ondelette de Haar, ou fonction de Rademacher, est une ondelette créée par Alfred Haar en 1909. On considère que c'est la première ondelette connue. Il s'agit d'une fonction constante par morceaux, ce qui en fait l'ondelette la plus simple à comprendre et à implémenter. L'ondelette de Haar peut être généralisée par ce qu'on appelle le système de Hard.

La fonction-mère des ondelettes de Haar est une fonction constante par morceaux:

$$\psi(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } 0 < x < 1/2 \\ -1 & \text{si } 1/2 < x < 1 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{II.11})$$

La fonction d'échelle associée est alors une fonction porte:

$$\phi(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } 0 < x < 1 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{II.12})$$

Les deux fonctions sont représentées dans la figure II.7. Les filtres utilisés dans la phase d'analyse et dans la phase de reconstruction sont illustrés dans la figure II.8.

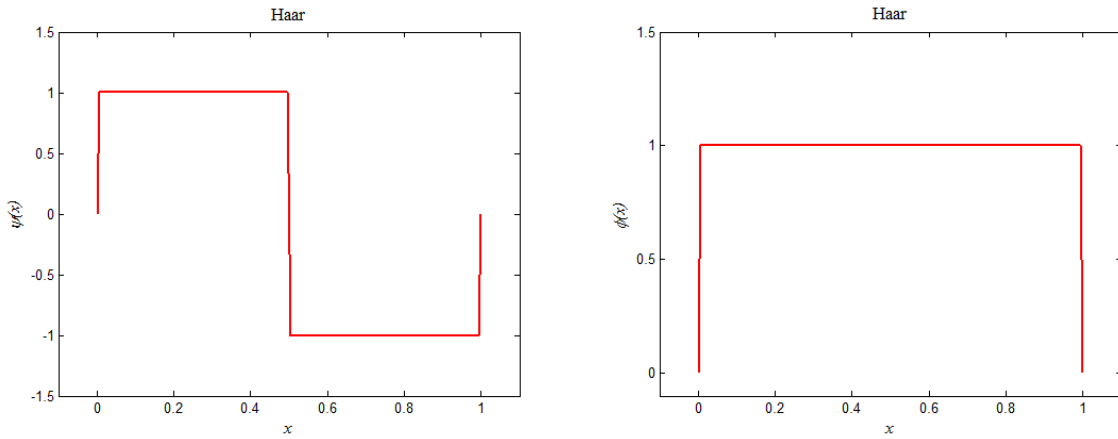


Figure II. 7 Fonction d'ondelette et fonction d'échelle de Haar.

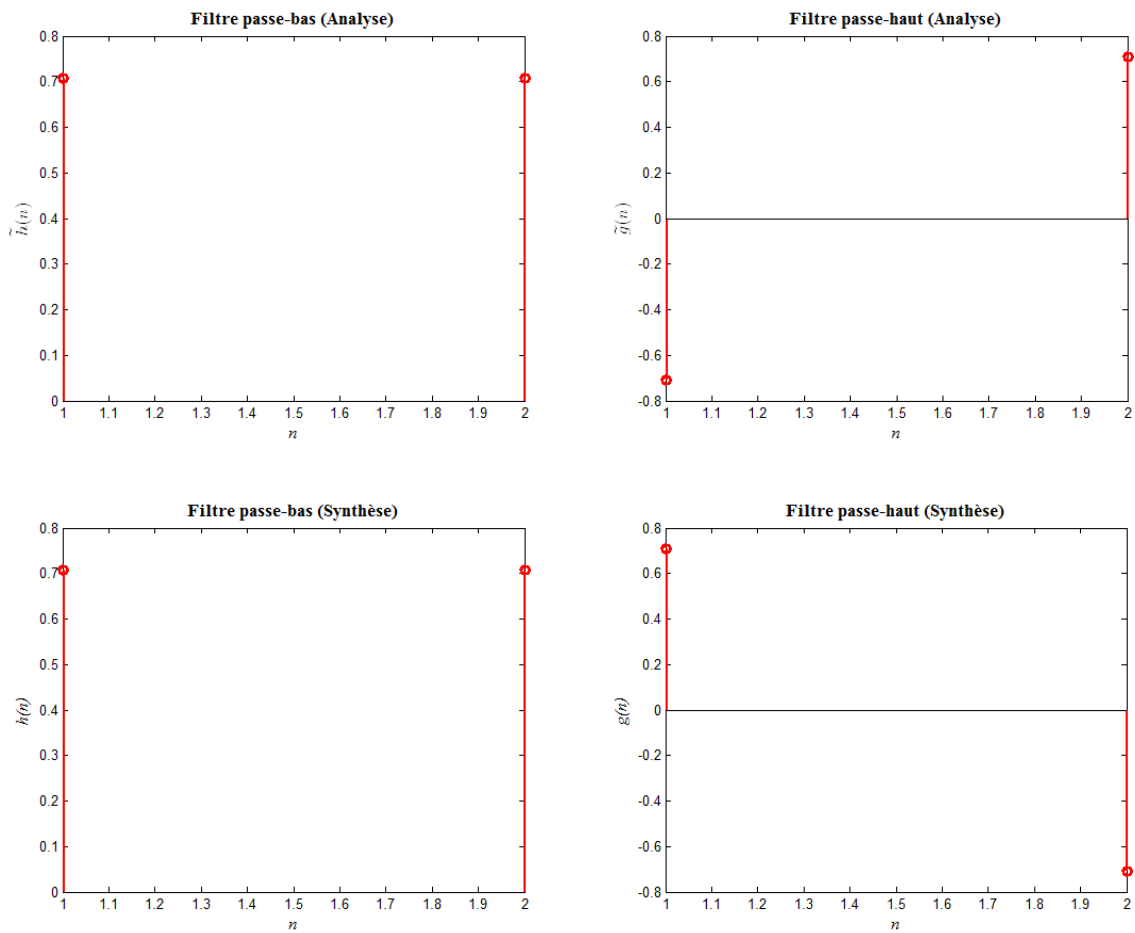


Figure II. 8 Filtre passe-bas et filtre passe-haut pour la phase d'analyse et de synthèse.

II.5.2.2. Ondelette de Daubechies

Nommées d'après leur créatrice Ingrid Daubechies, les ondelettes de Daubechies sont une famille d'ondelettes orthogonales définissant une transformée en ondelettes discrète (Figure

II. 9), caractérisées par un nombre maximal de moments dissipant pour un support donné. Pour chaque type d'ondelette de cette classe, il existe une fonction d'ondelette et une fonction d'échelle (appelée aussi ondelette mère) qui génère une analyse multi-résolution orthogonale (Figure II. 10).

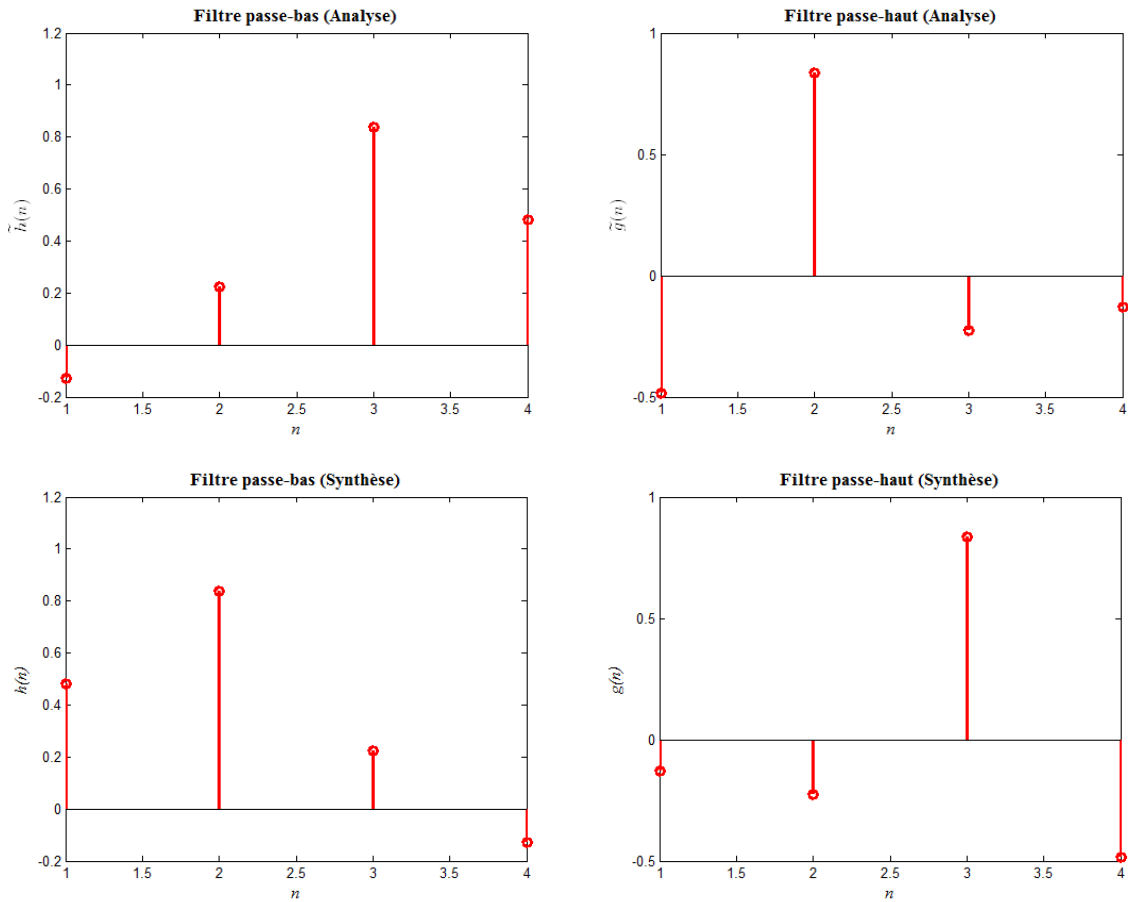


Figure II. 9 Filtre passe-bas et filtre passe-haut pour la phase d'analyse et de synthèse.

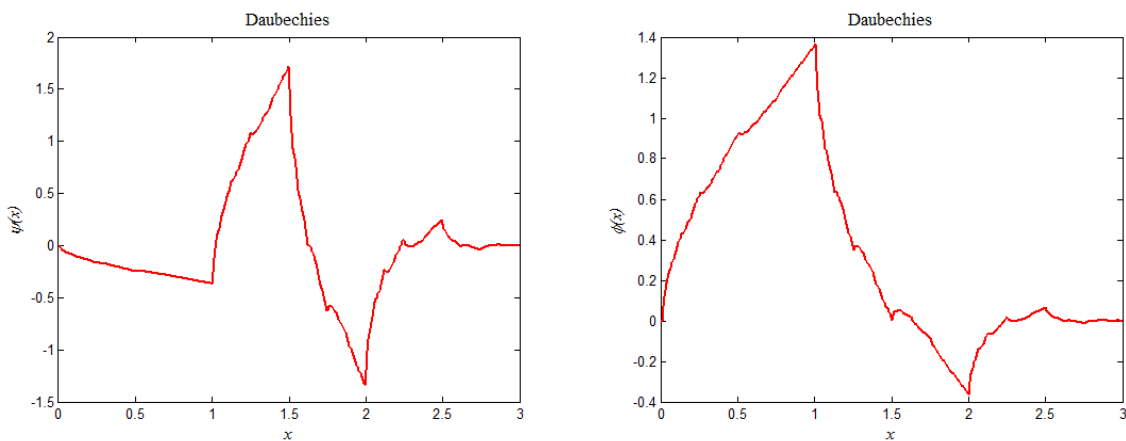


Figure II. 10 Fonction d'ondelette et fonction d'échelle de Daubechies 2 (db2).

II.5.2.3. Ondelette de Symlet

Elle constitue la famille d'ondelette approximativement symétrique. Proposé par Daubechies comme une modification de la famille dbN dont les propriétés des deux types sont similaires.

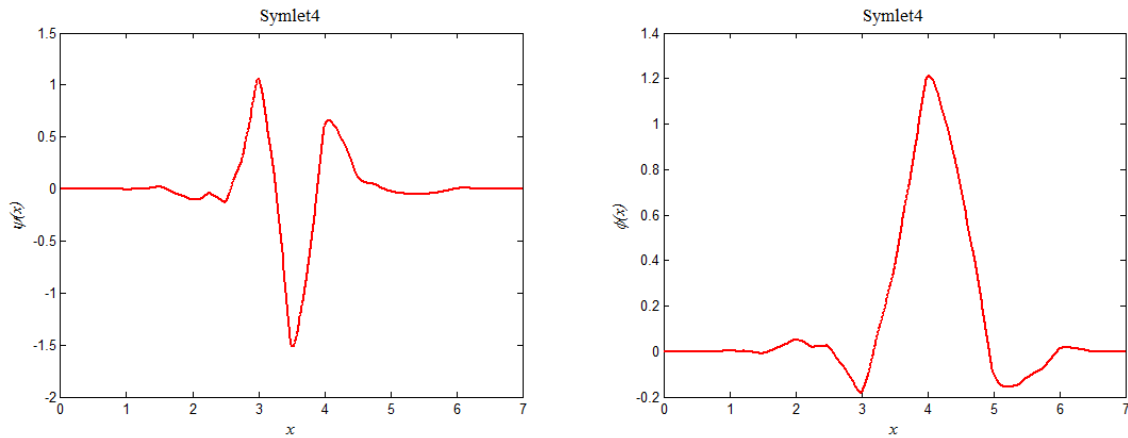


Figure II. 11 Fonction d'ondelette et fonction d'échelle de Symlet4.

Les coefficients des filtres passe-bas et passe-haut sont représentés dans la figure suivante :

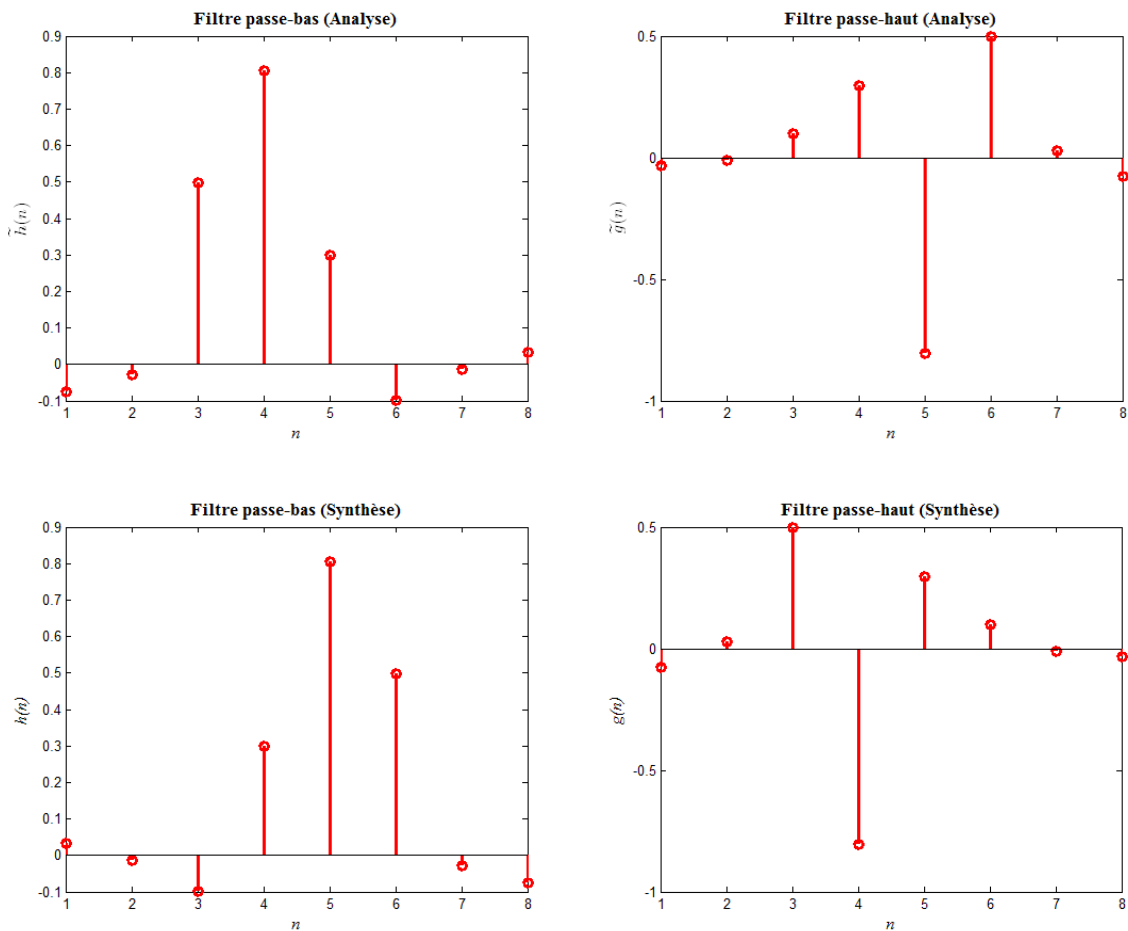


Figure II. 12 Filtre passe-bas et filtre passe-haut pour la phase d'analyse et de synthèse (type d'ondelette est Symlet4).

II.5.2.4. Ondelette biorthogonale

Ondelettes biorthogonales soulignons tout d'abord que les analyses multirésolutions orthogonales sont un cas particulier des analyses multirésolutions biorthogonales. Dans la pratique, les ondelettes orthogonales présentent un grand intérêt car elles facilitent l'inversion de la transformée, la famille d'ondelettes orthogonales et à support compact est la plus intéressante, les filtres étant à réponse impulsionnelle finie ce qui facilite leur implémentation (discrète), l'orthogonalité permet d'avoir une bonne "qualité" de reconstruction du signal, cependant les ondelettes orthogonales ne sont pas symétriques et introduisent des distorsions lors du changement de base, pour palier à ce problème, les ondelettes biorthogonales ont été proposées, de plus elles présentent une certaine "souplesse" par rapport aux ondelettes orthonormales, en effet, la base permettant l'analyse (décomposition) n'est pas la même pour la synthèse (reconstruction), d'où des conditions moins strictes pour la construction des ondelettes [28].

Nous nous sommes intéressés dans ce mémoire à deux types d'ondelettes biorthogonales (réversible rbio4.4 et non réversible bior4.4), représentées dans les figures II. 13 à II. 16.

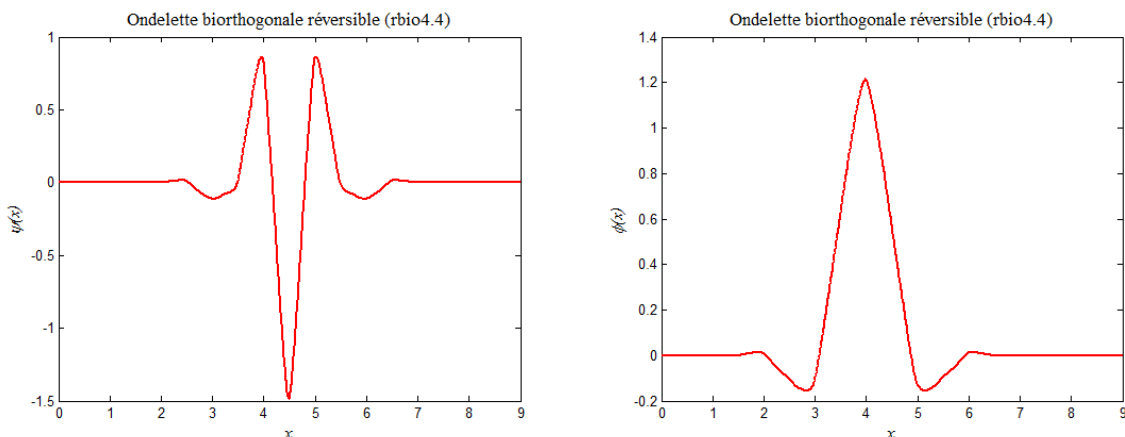
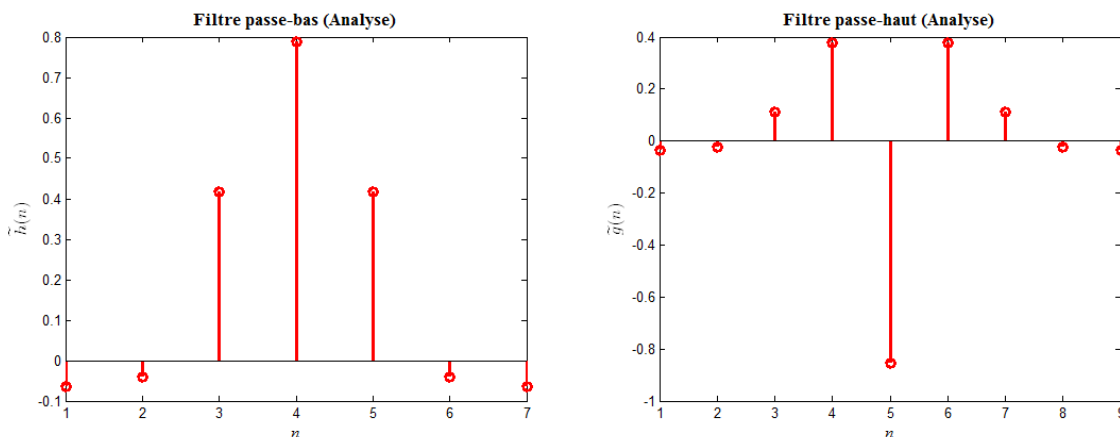


Figure II. 13 Fonction d'ondelette et fonction d'échelle de rbio4.4.



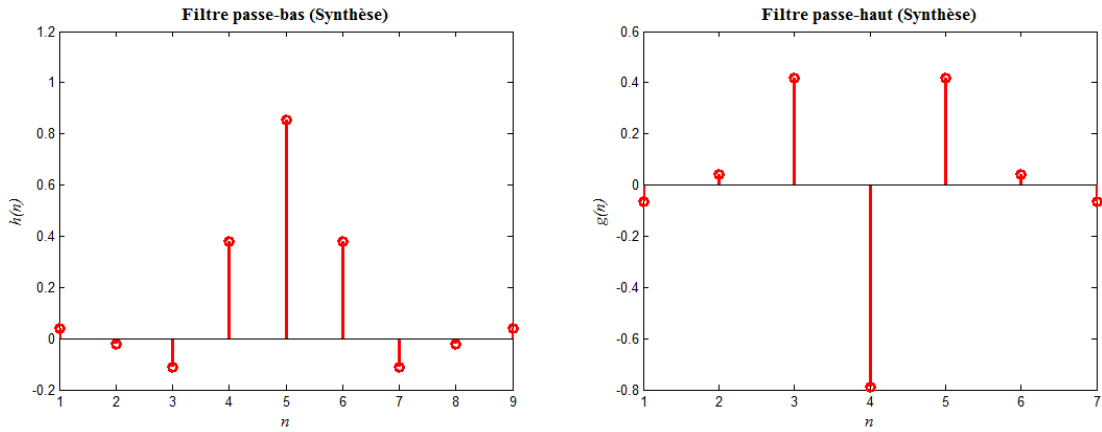


Figure II. 14 Filtre passe-bas et filtre passe-haut pour le type d'ondelette bior4.4.

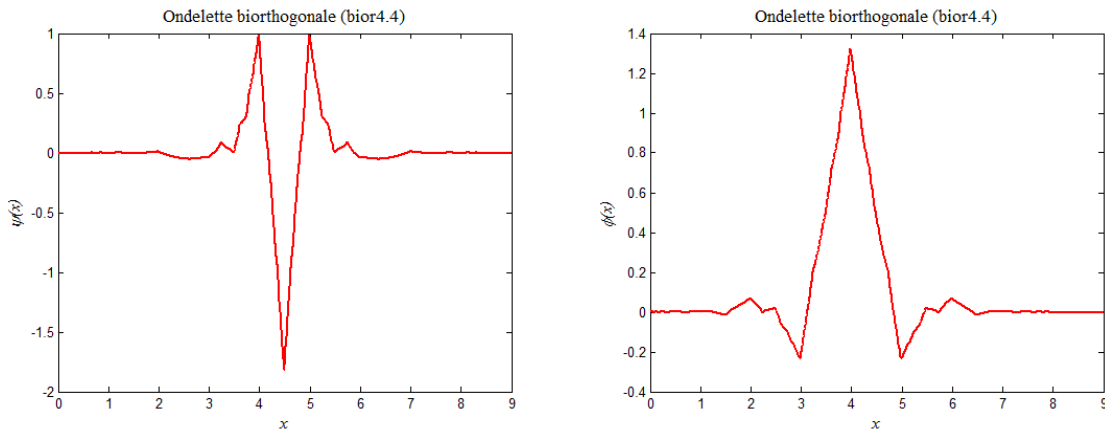


Figure II. 15 Fonction d'ondelette et fonction d'échelle de bior4.4.

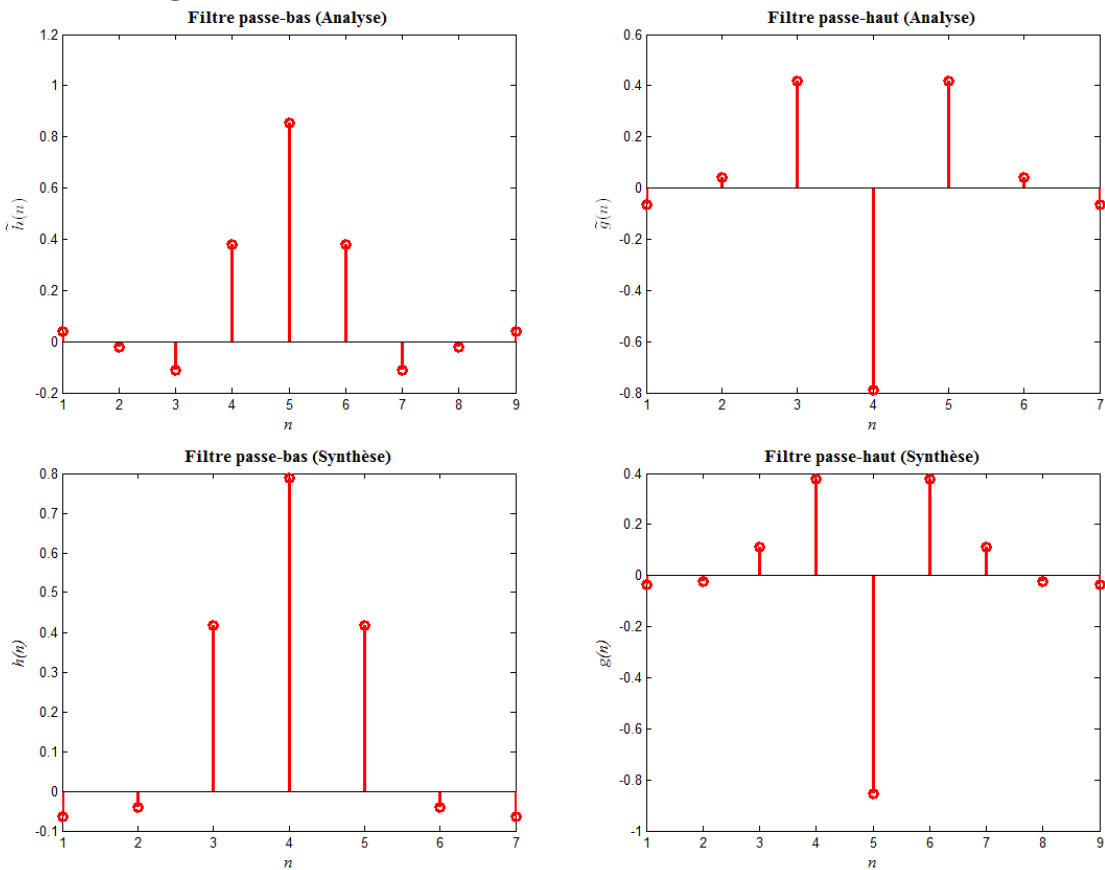


Figure II. 16 Filtre passe-bas et filtre passe-haut pour le type d'ondelette bior4.4.

II.5.3. Ordre et longueur du filtre

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 cinq familles d'ondelettes à support compact, les ondelettes de Haar, les ondelettes de Daubechies, les ondelettes de Symlet les ondelettes biorthogonales réversibles, et les ondelettes biorthogonales.

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

Filtre/Ondelettes	Haar	Daubechies	Symlet	Biothogonal réversible	Biothogonal
Ordre	1	N	N	$N_d N_r$	$N_d N_r$
Longueur	2	2N	2N	--	--

Le tableau II. 1 présente la relation entre l'ordre et la longueur du filtre pour les cinq familles des 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 $2N$.

Pour la famille des ondelettes biorthogonales et biorthogonales réversibles, le numéro qui accompagne le nom de l'ondelette indique l'ordre du filtre utilisé dans la décomposition du signal (N_d) et l'ordre du filtre utilisé lors de la reconstruction (N_r) respectivement. Comme on peut le remarquer dans les fonctions des ondelettes biorthogonales et biorthogonales réversible (voir les figures II. 14, II. 16 et le tableau II. 1), la longueur des filtres passe-bas et la longueur des filtres passe-haut utilisés dans la décomposition et la reconstruction sont différentes. Elles doivent être déterminées pour chaque type de filtre.

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

II.5.4. Nombre de décompositions

La qualité de compression 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 (seuillage).

II.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. 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-bandes différentes.

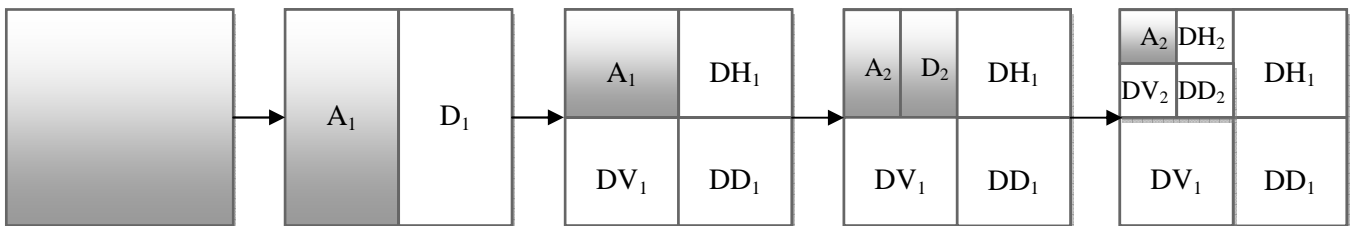
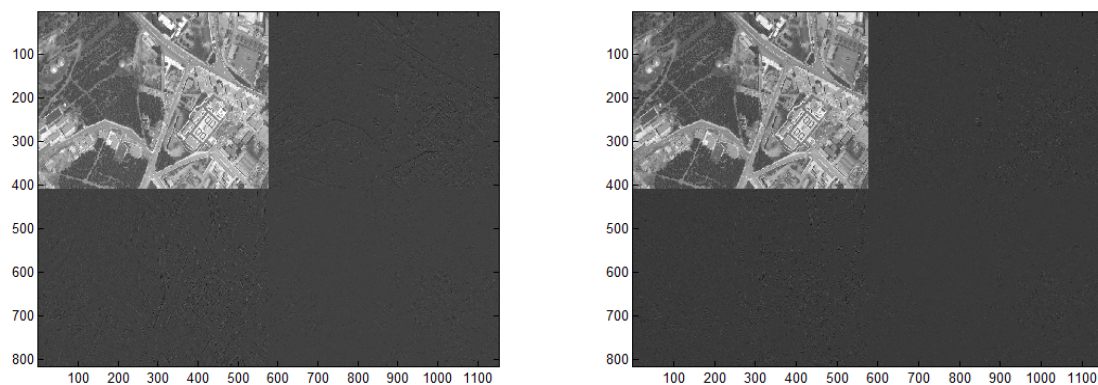


Figure II. 17 Transformée en ondelettes.

Dans notre cas, la transformée est calculée avec les filtres de Daubechies : Haar et db2, biorthogonales: bior4.4, biorthogonales réversible : rbio4.4 et Symlet : sym4.



(a)

(b)

Figure II. 18 Décomposition d'une image en ondelettes en un niveau, (a) Haar, (b) Daubechies (db2).

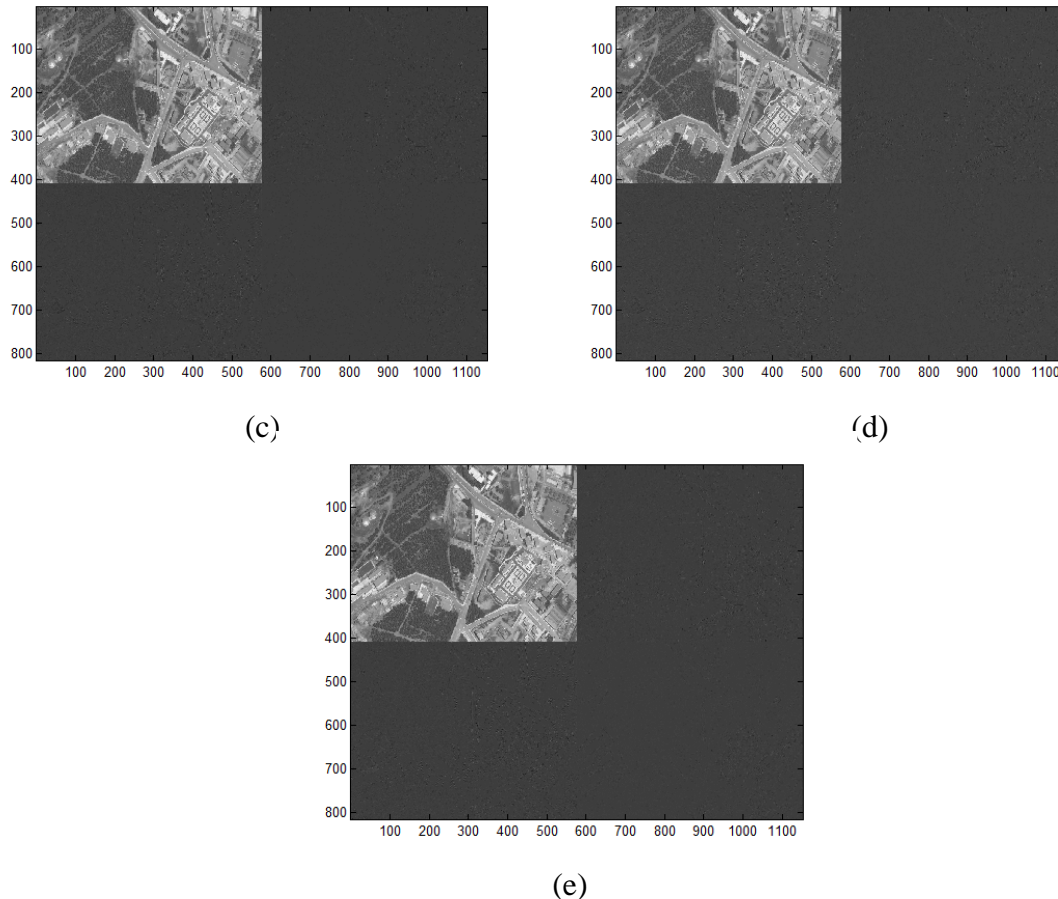


Figure II. 19 Décomposition d'une image en ondelettes en un niveau, (c) bior4.4, (d) rbio4.4, (e) sym4.

II.7. Conclusion

La transformée en ondelettes est un outil d'analyse puissant permettant la représentation des fonctions dans une base bien localisée en espace et en fréquence offrant les avantages de l'analyse de Fourier et s'affranchissant des inconvénients du manque de localisation de cette dernière.

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 de l'image qui permet de «préparer» l'image afin de faciliter le traitement envisagé.

Par ailleurs, les ondelettes ont eu un grand succès dans les domaines de traitement de signal et d'image et sont devenues un outil privilégié pour plusieurs applications tel que la compression, le tatouage, la segmentation,... etc. on a alors envisagé à l'exploiter dans le domaine de la compression des images satellites.

Chapitre III

Compression des images satellites

III.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 [29].

Dans ce chapitre, nous faisons part de nos recherches bibliographiques qui vont nous concerner par la suite. La première partie est dédiée à l'introduction au domaine de la compression d'images multispectrales. Ensuite, nous étudierons l'algorithme de prétraitement ACP et plus particulièrement l'avantage de cette méthode sur la décorrélation spectrale et nous avons confirmé ces avantages par une étude énergétique. Dans un deuxième temps, nous avons proposée une méthode de compression des images satellites

III.2. Compression des images multi-spectrales

L'observation de la Terre depuis l'espace s'est d'abord faite en monochrome, principalement dans le domaine militaire avec une récupération physique des films. Les capteurs électroniques présentant des avantages évidents pour la récupération des images se sont très vite développés. Il est ensuite apparu que l'observation de la même scène à plusieurs longueurs d'onde permettait une meilleure exploitation des données. Un très grand nombre de capteurs multispectraux se sont ainsi développés, le premier étant Landsat au début des années 70. Pour permettre la formation d'images aux couleurs naturelles, l'observation est alors souvent faite dans les trois couleurs usuelles (rouge, vert et bleu) dans le proche infrarouge. Cette dernière bande est particulièrement intéressante pour l'observation des végétaux qui ont une réponse spectrale forte dans ce domaine à cause de la présence de chlorophylle [30].

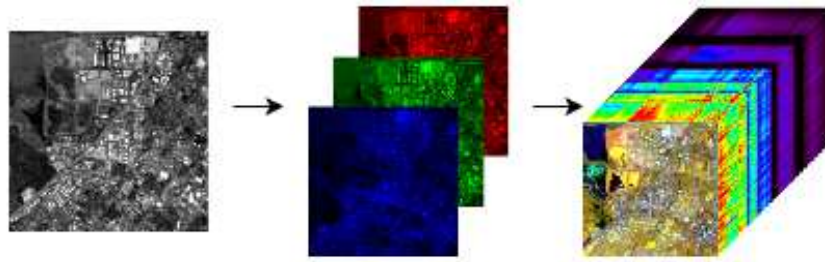


Figure III. 1 Image multispectrale.

L'évolution naturelle des capteurs d'images a conduit à l'acquisition non pas d'une, trois ou quatre bandes spectrales mais plutôt de plusieurs centaines (Figure III. 1).

L'ajout de bandes spectrales permet d'augmenter le pouvoir discriminant des données acquises (Figure III. 2). On peut ainsi arriver à différencier deux matériaux possédant une couleur identique à l'œil. Par exemple, une peinture verte et une feuille qui ont la même couleur, i.e. la même réponse spectrale dans le rouge, le vert et le bleu, ne pourront pas être différenciées à l'œil, l'ajout d'autres bandes spectrales permettront de faire la différence.

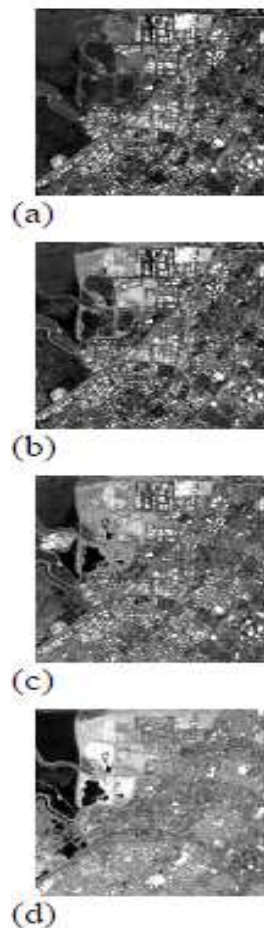


Figure III. 2 Même scène dans diverses bandes spectrales à $458nm$ (a), $664nm$ (b), $712nm$ (c) et $1211nm$ (d). Il existe une grande ressemblance entre les images, mais les différences contiennent beaucoup d'information.

La chaîne de traitement des images satellite est représentée sur la Figure III. 3. 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.

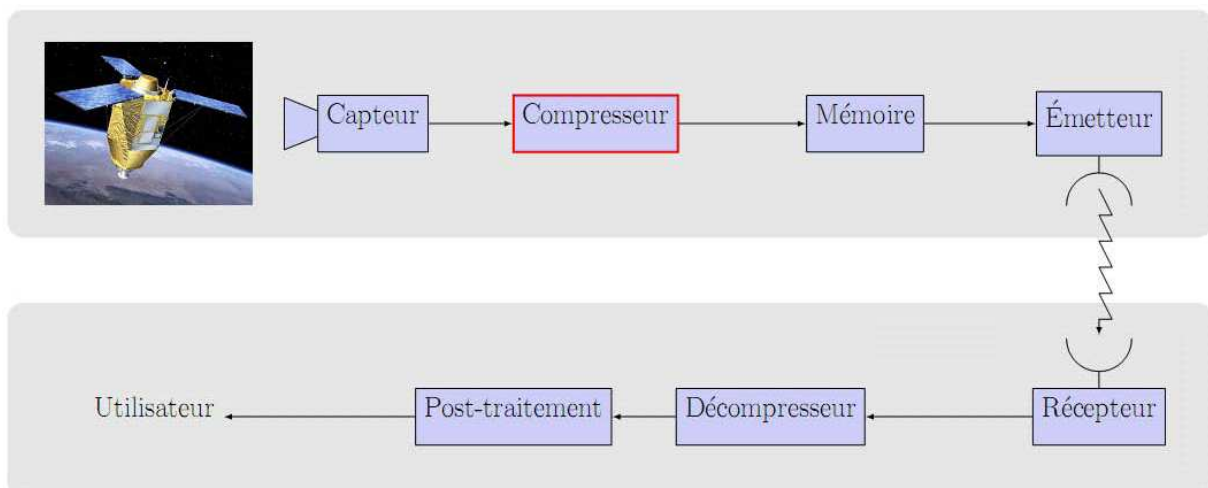


Figure III. 3 Chaîne de traitement des images satellites.

III.3. Prétraitement des images satellites

Une étape de prétraitement essentielle dans la phase de compression des images satellites est la décorrélation entre les coefficients des pixels. La dépendance existante entre chacun des pixels et ses voisins (la luminosité varie très peu d'un pixel à un pixel voisin) traduisent une corrélation très forte sur l'image. On essaie donc de tirer partie de cette corrélation, pour réduire le volume d'information en effectuant une opération de décorrélation des pixels. La décorrélation consiste à transformer les pixels initiaux en un ensemble de coefficients moins corrélés, c'est une opération réversible. Une solution très intéressante pour la décorrélation des données est l'analyse en composantes principales (ACP).

III.3.1. Analyse en composantes principales

L'analyse en composantes principales (ACP ou PCA en anglais), est une méthode de la famille de l'analyse des données et plus généralement de la statistique multivariée, qui consiste à transformer des variables liées entre elles (dites « corrélées » en statistique) en nouvelles variables décorréliées les unes des autres. Ces nouvelles variables sont nommées «composantes principales». Elle permet au praticien de réduire le nombre de variables et de rendre l'information moins redondante.

III.3.2. Décorrélation spectrale

Afin d'optimiser la compression des images multispectrales, une étape de décorrélation est souvent utilisée. Il a été montré que l'utilisation de l'ACP est l'un des moyens les plus efficaces pour la décorrélation spectrale [31]. Dans notre cas, nous utilisons l'ACP en l'appliquant sur l'image multispectrale originale suivant la dimension spectrale. Comme résultat, nous obtenons une nouvelle image multi-bande dans une nouvelle espace de projection de la transformée dans lequel la corrélation des composantes de la transformation est réduite. Les bandes dans le domaine de la transformée sont triées par valeurs décroissantes en fonction de la variance (ou en fonction des valeurs propres). Après la décorrélation par ACP nous pouvons compresser l'image résultante totale en appliquant notre stratégie de compression.

L'Analyse en Composantes Principales peut être considérée comme une méthode de projection qui permet de projeter les images originale vers un autre espace tel qu'un maximum d'information soit conservée sur les premières dimensions.

La représentation du nuage de points sur chaque plan d'image multispectrale originale (Figures III. 4 et III. 6) et après l'application de l'ACP (Figures III. 5 et III. 7), pour les deux images satellites Khenchela et Lac Mono.

Lors de l'utilisation de l'ACP on cherche à remplacer les images originales fortement redondantes, par des images synthétiques. ACP est de l'avantage d'être non corrélées ou orthogonales entre elles. La Figure III. 4 montre une représentation du nuage de points sur l'image de Khenchela du phénomène de colinéarité entre les quatre plans originale, les points représentant les observations se placent presque exactement sur une droite. La représentation des deux plan 1 et 4 est non colinéaires, on remarque dans cette figure les points sont moins alignés et donne une meilleur représentation des données. Les courbes obtenues avant et après l'application de l'algorithme de l'analyse en composante principale sur la deuxième image multispectrale Lac Mono sont représentée dans les Figures III. 6, et III. 7.

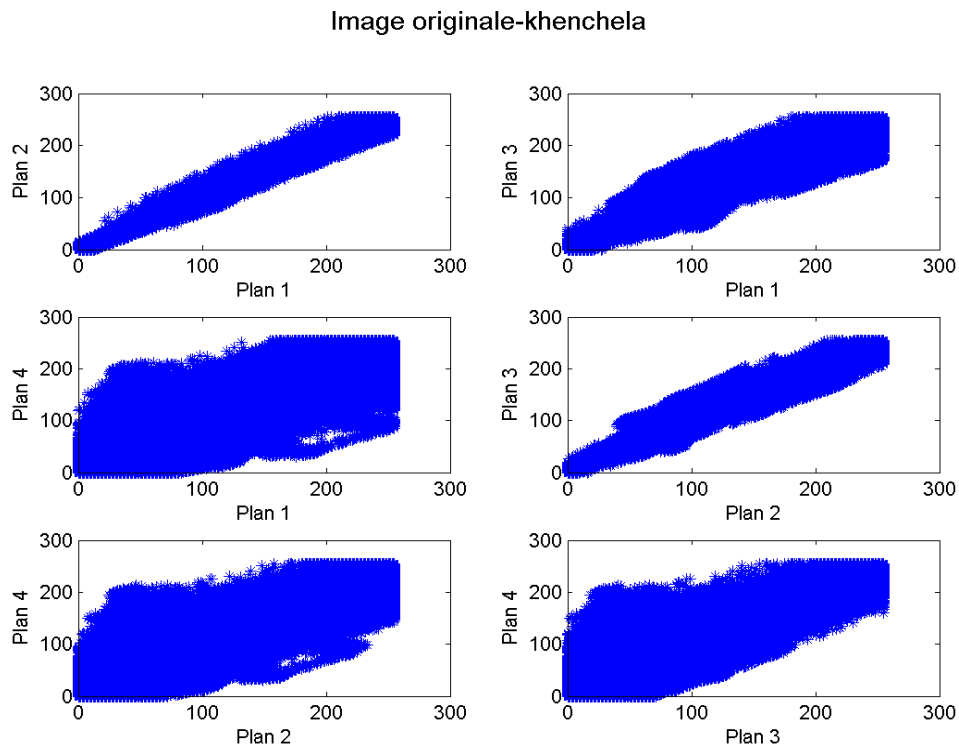


Figure III. 4 Représentation du nuage de points sur les différents plans d'image multispectrale originale de Khenchela.

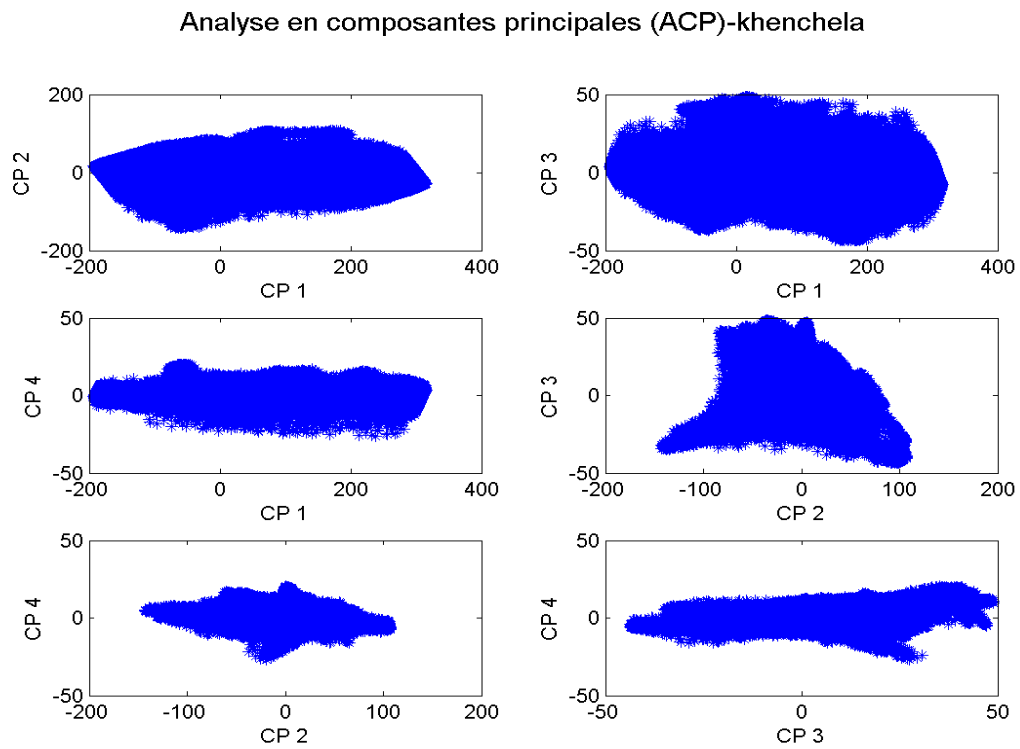


Figure III. 5 Représentation du nuage de points sur les différents plans d'image multispectrale en analyse en composante principale de Khenchela.

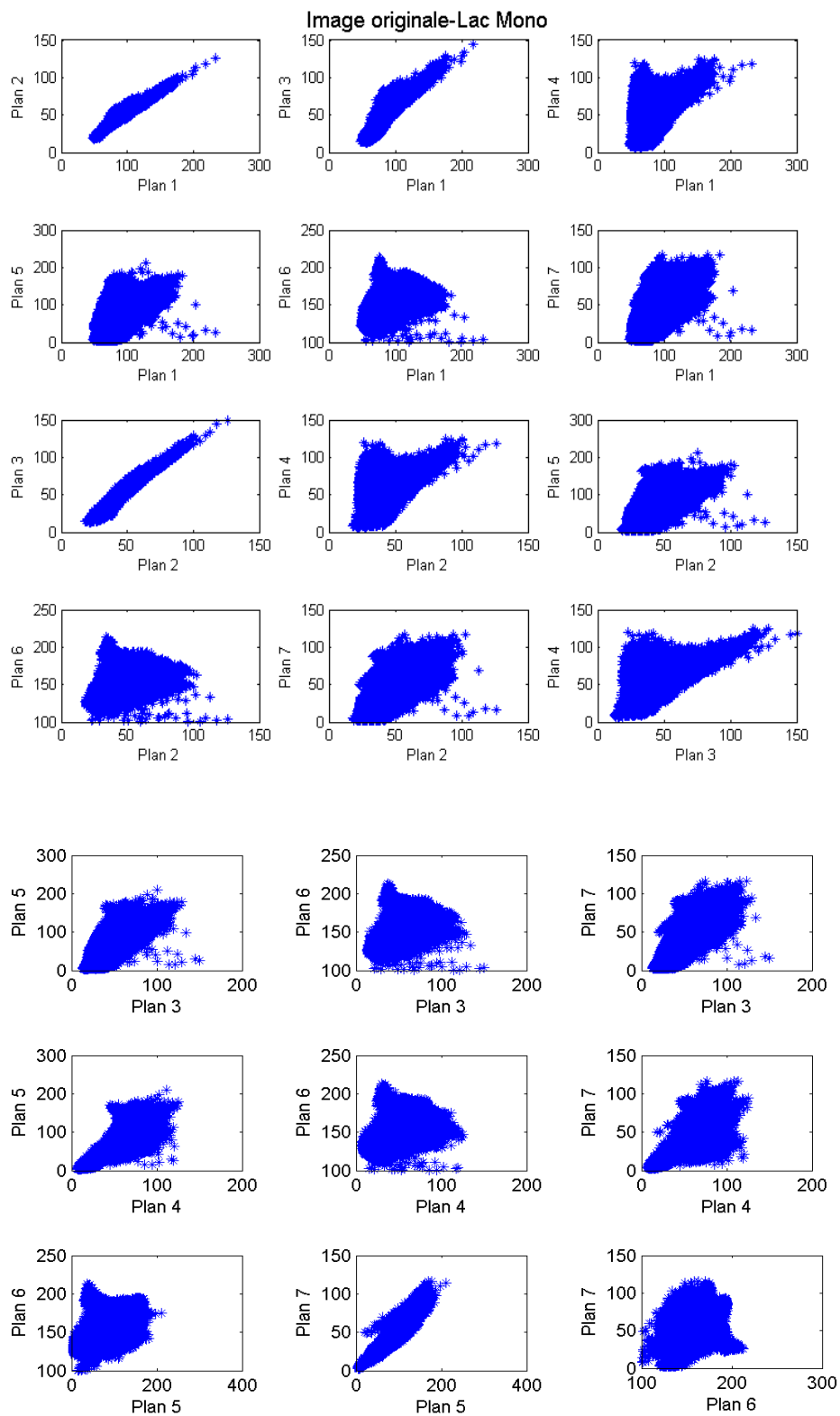


Figure III. 6 Représentation du nuage de points sur les différents plans d'image multispectrale originale de Lac Mono.

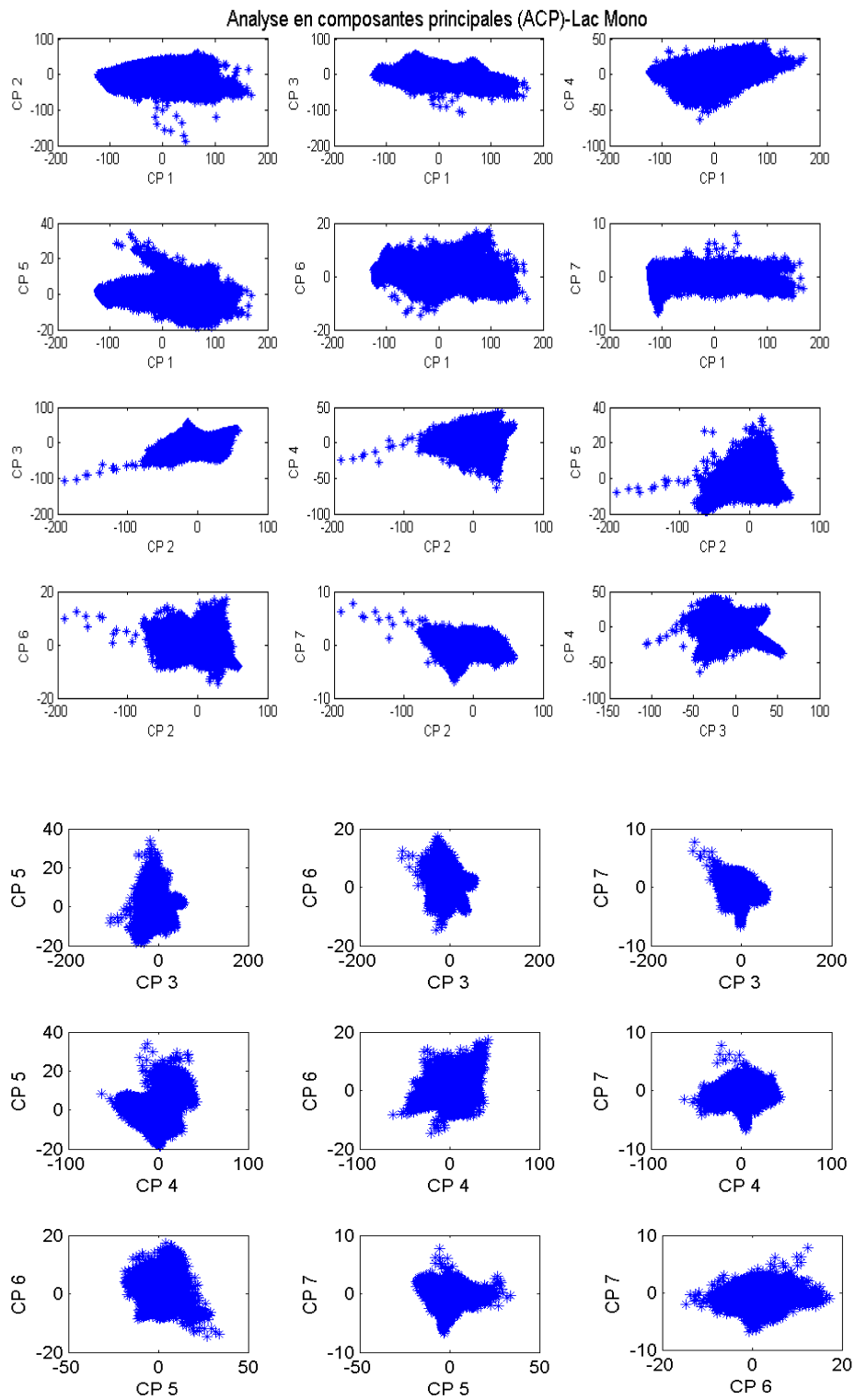


Figure III. 7 Représentation du nuage de points sur les différents plans d’image multispectrale en analyse en composante principale de Lac Mono.

III.3.3. Etude énergétique

Pour démontrer l'efficacité de l'ACP dans le domaine de compression, on mesure l'énergie dans chaque plan de l'image originale et l'image après l'application de l'ACP, premièrement on calcule l'énergie totale (ET) de l'espace originale ou l'espace en composantes principales par l'expression suivante :

$$ET = \sum_{k=1}^P \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M x_k(i, j)^2 \quad (III.1)$$

Où N , M est la dimension de l'image, et P nombre de plans de l'image multispectrale.

Ensuite on calcule l'énergie de chaque plan (E_k) par la relation suivante :

$$E_k = 100 \times \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M x_k(i, j)^2}{ET} \quad (III.2)$$

Cette mesure est réalisée sur deux images multispectrale. La première image satellite est l'image de la ville de Khenchela et le deuxième est l'image de Lac Mono (voir Figures III.8 à III.11).

Les figures III. 8 et III. 9 représentent les valeurs de l'énergie en fonction de l'espace originale et la projection en composantes principales (CP1, CP2, CP3, et CP4) de la ville de khenchela, la composante principale est classée selon leur importance décroissante. La première composante (CP1) contient une information plus importante que la dernière CP4.

Dans notre cas le nombre de variables est $p=4$ pour la première image de Khenchela et $p=7$ pour la deuxième image (Lac Mono), après l'application de ACP en construit un nouvel ensemble, appelé score, de k variables ($k < p$) qui contiennent la plupart des informations. Pour la projection de l'image de khenchela vers deux dimensions ($k=2$), la première composante contient 92.96% et la deuxième contient 6.53% de l'information, pour les deux composantes CP1 et CP2 la variabilité cumulée est 99.49%. Pour la deuxième image multispectrale, on trouve la variabilité cumulée entre les deux premier composantes principale est 97.41% d'information (Figure III. 11).

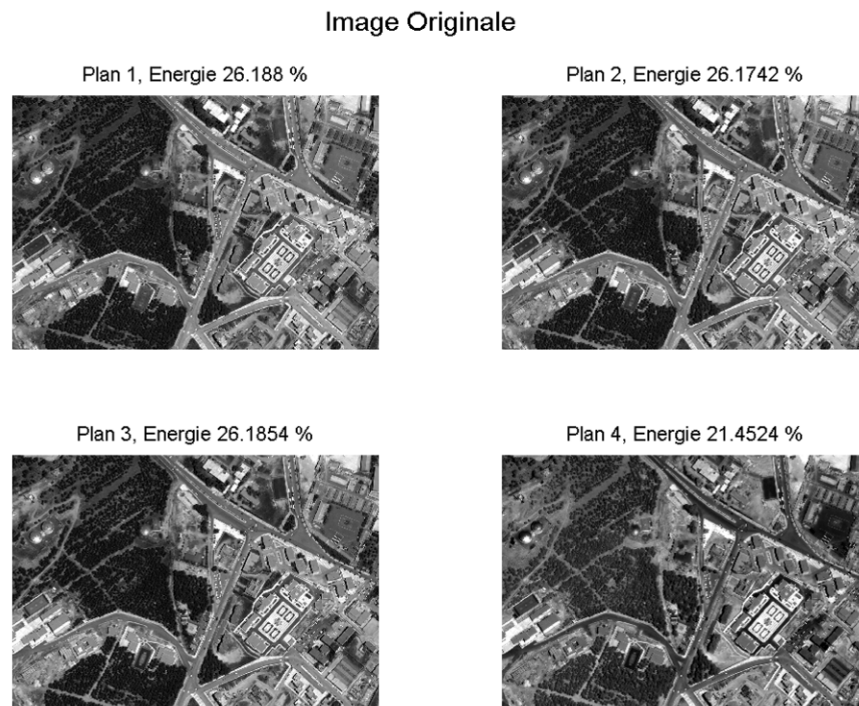


Figure III. 8 L'énergie sur les quatre plans de l'image originale Khenchela.

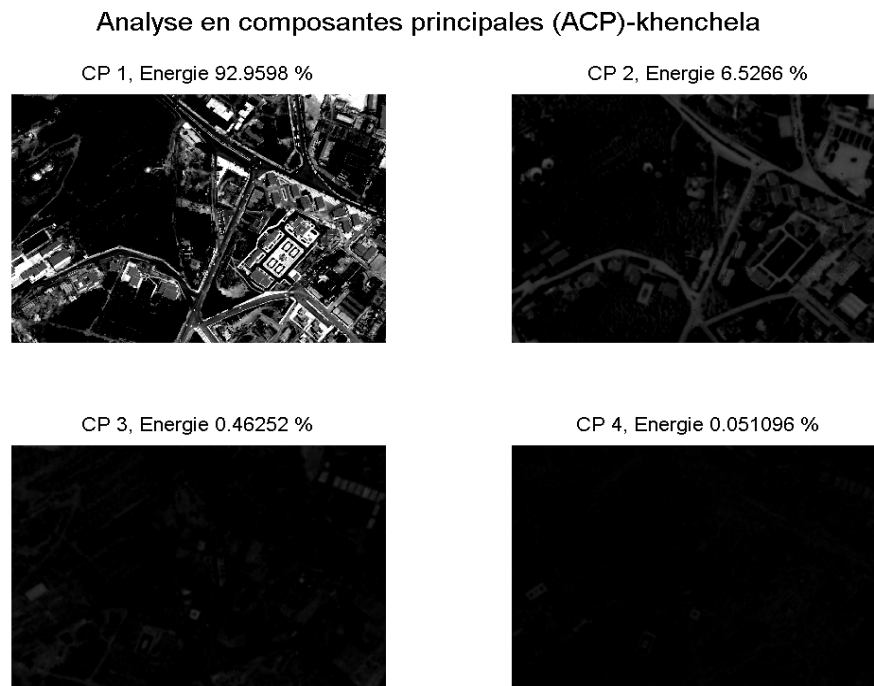


Figure III. 9 L'énergie sur les quatre plans de l'image de Khenchela après l'application de l'algorithme de PCA. CP P (P=1:4): la projection des données en composantes principales de plan P de l'image satellite.

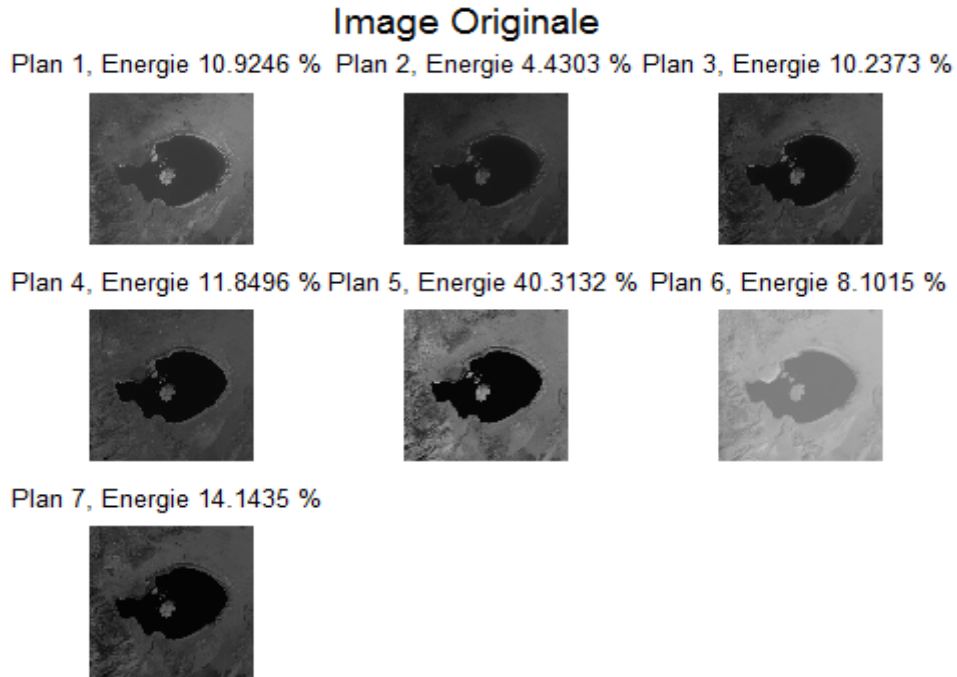


Figure III. 10 L'énergie sur les sept plans de l'image de Lac Mono avant l'application de l'algorithme de PCA. Plan P (P=1 :7): espace originale de plan P de l'image satellite.

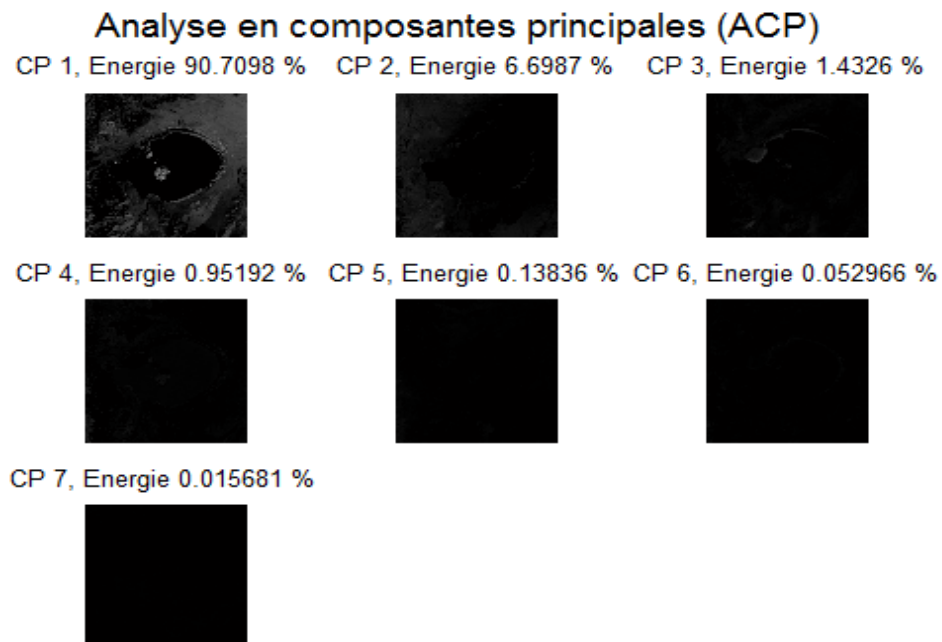


Figure III. 11 L'énergie sur les sept plans de l'image de Lac Mono après l'application de l'algorithme de PCA. CP P (P=1:7): la projection des données en composantes principales de plan P de l'image satellite.

III.4. Compression des images satellites

Lorsque l'on utilise des techniques de compression avec pertes, l'utilisation de mesures de qualité est indispensable pour l'évaluation des performances. Le problème majeur dans l'évaluation des techniques de compression avec pertes réside dans la difficulté à décrire la nature et l'importance des dégradations sur l'image reconstruite [32, 33].

Un problème intéressant en traitement numérique d'image est la restauration d'images compressées [34], notre problème consistera donc à récupérer une image proche de l'image originale à partir d'une image compressée pour cela nous proposons un algorithme utilisant deux types de stratégies de compression à savoir la compression avec perte et la compression sans perte.

III.4.1. Méthode proposée

On présente dans cette partie l'approche proposée pour la compression des images satellites. Cette compression et reconstruction des images multispectrale est présentée dans les Figures III. 12 et Figure III. 13, avec une projection d'espace originale vers ACP, cette projection permet une compression plus efficace car l'information est principalement condensée dans le premier plan.

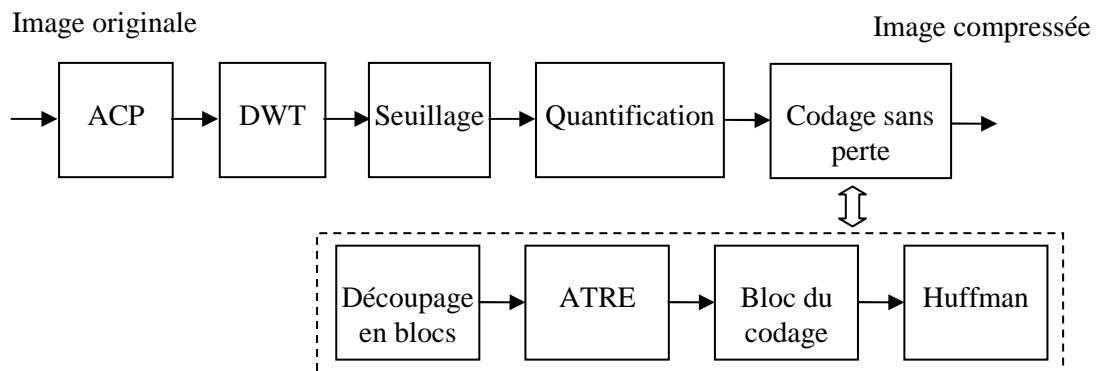


Figure III. 12 Schéma globale de la compression des images multispectrale.

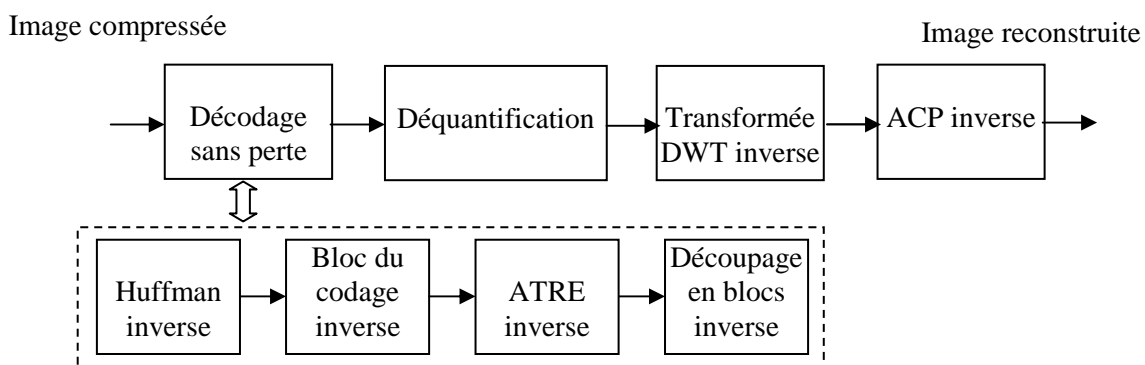


Figure III. 13 Schéma globale de reconstruction des images multispectrale.

❖ 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 :

Une projection de données dans un autre espace en composantes principales. 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.

❖ La transformation en DWT :

Cette étape est dite phase de compression par transformation. Les images multispectrales subites premièrement une transformation en ondelettes, on utilisant cinq type de DWT 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.

❖ Seuillage :

Si les coefficients obtenus après la DWT est inférieurs ou égaux à TH, ces coefficients mis à zéro, sinon même valeurs. Plus le seuil TH est élevé, plus le taux de compression est grand, mais une distorsion d'image importante est inévitable (on varie le seuil TH de 5 jusqu'à 50, TH=5, 10, 25, 35, 50).

❖ Quantification :

Les vecteurs de coefficients non nuls sont en suite quantifiés par un quantificateur linéaire de différents nombre de bits (8, 9 bits), l'objectif de cette quantification est de réduire le nombre de bits nécessaires à la représentation des coefficients pour codage de l'image multispectrale. La quantification QNZDWT des coefficients XNZDWT non nuls (XNZDWT) est effectuée selon l'équation suivante :

$$QNZDWT = \left\lfloor 1 + \frac{XNZDWT - XNZDWT_{\min}}{XNZDWT_{\max} - XNZDWT_{\min}} \times (2^{N_{bits}-1} - 2) \right\rfloor \quad (III.3)$$

Pour un nombre de bits égal a 8 bits QNZDWT est contient des valeurs sur un intervalle entre 1 et 127.

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

$XNZDWT_{\min}$ valeur minimale de XNZDWT.

$XNZDWT_{\max}$ valeur maximale de XNZDWT.

p nombre de bits de quantification.

La déquantification se fait selon :

$$X_{dq} = \frac{QNZDWT - 1}{(2^{Nbits-1} - 2)} \times (XNZDWT_{\max} - XNZDWT_{\min}) + XNZDWT_{\min} \quad (\text{III.4})$$

Où X_{dq} est le coefficient reconstruit.

❖ **Codage sans perte :**

L'étape du codage est décrite comme suit :

➤ **Découpage en blocs :**

L'ordonnancement des coefficients constituant par la transformée en ondelettes représente une étape primordiale dans notre stratégie de compression proposée. La littérature spécialisées du domaine évoque plusieurs "Scanning" courbes à savoir :

Scan de : Hilbert, zigzag, Regazzoni, lexicographique, L'entrelacement de bits [35].

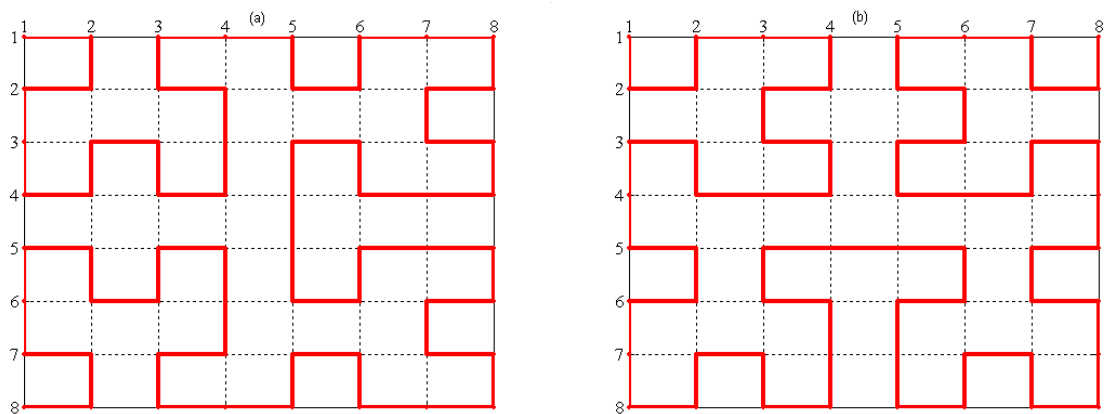


Figure III. 14 Courbe de Hilbert.

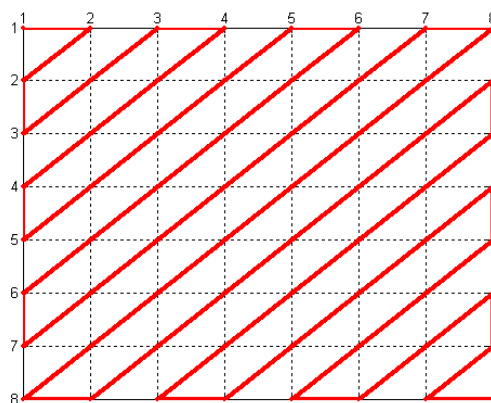


Figure III. 15 "zig-zag scan".

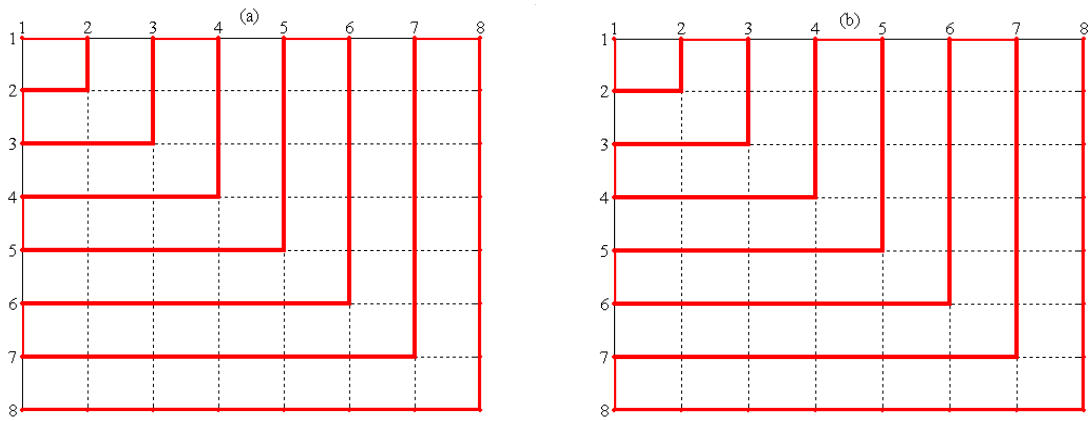


Figure III. 16 Courbe proposée par Regazzoni.

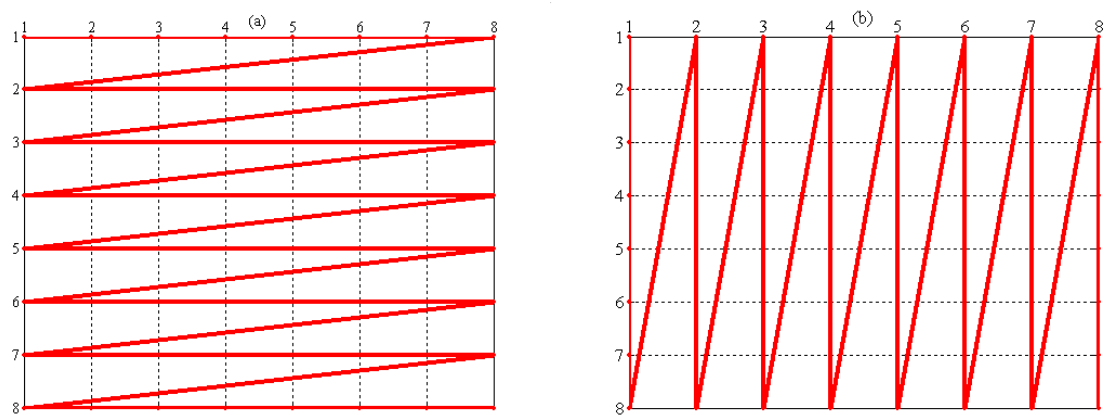


Figure III. 17 Courbe associée à l'ordre lexicographique.

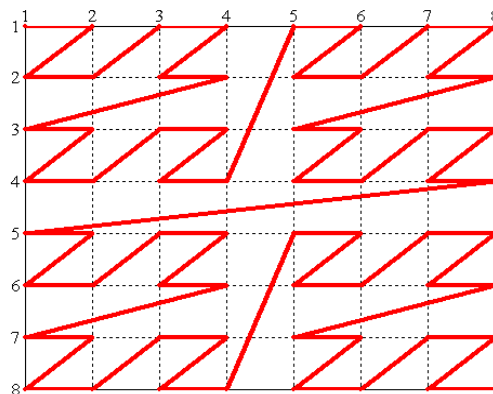


Figure III. 18 L'entrelacement de bits.

Dans la littérature le scan le plus utilisée est zig-zag scan, pour cela nous avons utilisé ce dernier scan mentionné précédemment dans notre algorithme de manière à avoir le meilleur résultat en terme *PSNR-CR* exploité pour chaque sous bande de la transformée en ondelettes.

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 zig-zag et toutes les sous bande sont parcourues successivement depuis les grandes échelles jusqu'aux fines échelles comme illustre la Figure III. 19 (exemple de découpage pour un nombre de décomposition $Nd=1$). Un codage sans perte tire avantage du fait que les coefficients d'ondelettes de plus grande amplitude sont surtout concentrés aux plus grandes échelles.

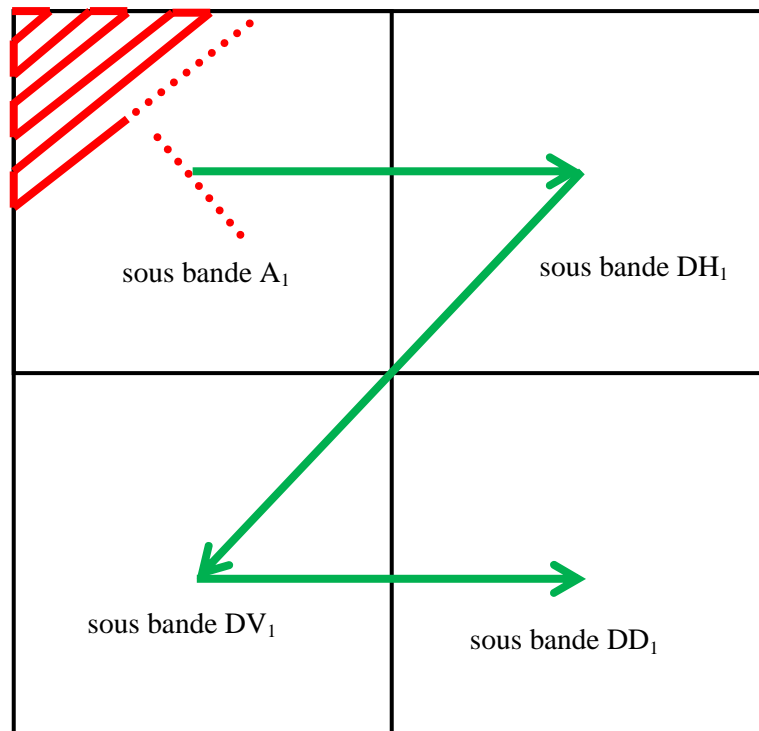


Figure III. 19 Exemple de découpage en bloc $Nd=1$.

➤ **TRE classique :**

On applique sur chaque sous bande d'ondelettes 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 (QNZDWT) sont codés chacun par un nombre entier non négatif de largeur égale $Nbits-1$. Selon la formule (III.4), il est tout à fait facile de remarquer que le QNZDWT minimum prend la valeur 1, cependant le QNZDWT maximum est de valeur $2^{Nbits-1} - 1$ dans l'intervalle $[1, 2^{Nbits-1} - 1]$.

Nous ajoutons $2^{Nbits-1}$ à chaque coefficient QNZDWT. Donc chaque QNZDWT 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 $N_{bits}-1$ et prend des valeurs dans l'intervalle $[1, 2^{N_{bits}-1}]$.

➤ **TRE adaptative :**

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

$$R = \begin{cases} [S] & \text{si } S \leq 2^{N_{bits}-1} \\ [2^{N_{bits}-1} (S - 2^{N_{bits}-1})] & \text{si } 2^{N_{bits}-1} < S \leq 2^{N_{bits}} \\ [2^{N_{bits}-1} \ 2^{N_{bits}-1} (S - 2^{N_{bits}})] & \text{si } 2^{N_{bits}} < S \leq 3 \times 2^{N_{bits}-1} \\ \vdots & \\ [2^{N_{bits}-1} \ \dots \ 2^{N_{bits}-1} (S - n \times 2^{N_{bits}-1})] & \text{si } n \times 2^{N_{bits}-1} < S \leq (n+1) \times 2^{N_{bits}-1} \end{cases} \quad (III.5)$$

où n éléments

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

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

Par exemple : Après la transformée en ondelettes en sous bandes de 256×256 pixel et réarrangement de parcours d'image, on obtient un vecteur de 65536 éléments :

$$[127 \ 13 \ \underbrace{00 \ \dots \ 000000}_{700 \text{ éléments des zéros}} \ 70 \ 30 \ 1 \ 50]$$

Après le codeur ATRE on obtient le vecteur suivant :

$$[255 \ 141 \ \mathbf{128 \ 128 \ 128 \ 128 \ 128} \ \mathbf{60} \ 198 \ 158 \ 129 \ 178].$$

Ce codage adaptative remplace une suite de valeurs par un bloc spécial B (figure III.20).

✓ **ATRE inverse :**

Pour chaque code de ATRE, nous avons:

Si $R > 2^{N_{bits}-1}$ alors R est un QNZDWT. Donc, la soustraction de la quantité $2^{N_{bits}-1}$ mène à la vraie valeur de QNZDWT.

Si $R \leq 2^{Nbits-1}$, alors le décodeur produit une succession de zéros égale à la valeur contenue dans ce code R .

❖ **Bloc du codage sans perte :**

Nous avons proposée un bloc remplace les sous bandes A_j , DH_j , DV_j et DD_j par un train de bits (Figure III. 20), ce bloc 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 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 ou 9 bits. L'étape suivante et le codage sans perte par l'algorithme de Huffman.

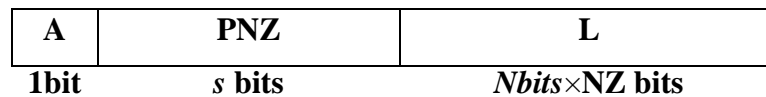


Figure III. 20 Bloc B du codage sans perte.

Sur chaque sous bandes, 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 zig-zag scanning, ensuite une opération de codage de L sur $Nbits$.

❖ **Reconstruction :**

Pour la reconstruction des images multispectrale on applique l'opération inverse : Huffman inverse, le décodage, ATRE inverse, balayage zigzag inverse, la déquantification, la transformée en ondelette discrete inverse, et l'analyse en composante principale inverse.

Pour la mesure de qualité de notre méthode proposée, plusieurs critères de mesures ont été proposée dans la littérature, dans notre cas en utilise trois critères d'évaluation : PSNR, CR, bpp après l'addition de la valeur moyenne précédemment retranchée aux images originales et reconstruites.

L'information perdue entre l'image originale et l'image décodée en fin de chaîne, s'appelle distorsion. La mesure de distorsion la plus couramment utilisée est PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) défini par :

$$PSNR = 10 \times \log_{10} \frac{d^2}{MSE} \quad (III.6)$$

Où 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}).

$$MSE = \frac{1}{P \times N \times M} \sum_{p=1}^P \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (I_{orig}(i, j, p) - I_{rec}(i, j, p))^2 \quad (III.7)$$

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:

$$CR = \frac{\text{nombre de bits de l'image multispectrale originale}}{\text{image compressée en bits}} \quad (III.8)$$

Le nombre de bit par pixel est défini comme suit:

$$bpp = \frac{Nb \times P}{CR} \quad (III.9)$$

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

III.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une technique de compression d'image multispectrale, notre algorithme de compression réalise un changement d'espace plus propice à la compression (l'analyse en composantes principales), par l'intermédiaire d'une DWT. Une étape de seuillage (les valeurs les moins significatives visuellement égales à zéro) et de quantification linéaire est ensuite appliquée, à la fin une étape de compression sans perte est appliquée. La compression sans perte adapté à notre méthode de compression est constituée les étapes suivantes : une étape de découpage en blocs en utilisant le balayage zig-zag suivant le nombre de décomposition, codeur ATRE, bloc du codage, le codeur Huffman.

Dans la suite de cette étude, nous allons présenter des exemples d'images, les résultats de notre algorithme de compression obtenus par le prétraitement des données et la transformée en ondelettes. Afin de pouvoir comparer les résultats de notre méthode de compression que nous avons proposée à des méthodes existantes, nous utiliserons des critères communs dans la littérature : rapport signal sur bruit crête (PSNR), nombre de bits par pixels (bpp), le taux de compression (CR).

Chapitre IV

Discussion des résultats

IV. 1. Introduction

Après la proposition d'une méthode de compression de ce dernier (chapitre III); Nous effectuons dans ce chapitre une étude détaillée des résultats obtenus par l'algorithme proposé appliqués sur des images de test. Une étude comparative avec un algorithme de compression d'images actuel comme la norme JPEG 2000 [36, 37] est effectuée.

Nous allons donc nous intéresser à plusieurs méthodes de compression d'images assez utilisées. JPEG 2000 est la norme la plus récente pour la compression d'image fixe [27, 38]. Cette norme a été définie pour fournir un cadre à une grande variété d'applications compressant les images avec différentes caractéristiques (la télédétection, image satellites, images naturelles,..) pour différentes utilisations (transmission en temps réel, archive, ressources limitées...) [33].

IV. 2. Résultats de la simulation

Les deux images de test (khenchela et lac Mono) sont compressées et décompressées par l'algorithme proposée. Pour chaque image, cinq différentes valeurs de seuillage sont sélectionnées : [5, 10, 25, 35, 50]. Ses valeurs sont choisies pour évaluer la performance (PSNR) de la méthode proposée pour différent CR (taux de compression) et *bpp* (nombre de bit par pixel). La compression par ondelettes est effectuée à l'aide de la boîte d'outils MATLAB, «Wavelets toolbox». Elle est basée sur une décomposition en ondelettes utilisant les fonctions 'Haar', 'db2', 'sym4', 'rbio4.4', et 'bior4.4', suivie par un seuillage global des coefficients, une quantification linéaire (nombre de bits 8 et 9), ensuite les coefficients quantifiés sont arrangés par un balayage zigzag. Enfin, les valeurs obtenues sont codées par un codeur ATRE, un bloc de codage sans perte et un codeur de Huffman.

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 cinq différents types d'ondelettes sur les images multispectrales. Les figures IV. 1 à IV. 10 présentent les PSNR, CR, *bpp* obtenues pour chacune des images de test.

Pour l'image de test Khenchela, on a obtenu un taux de compression CR minimum et maximum de l'ordre de 2 et 10, pour les différents types d'ondelettes, ainsi que pour les différents nombres des bits de quantification linéaire dans le cas où le codage ATRE, Huffman et le bloc de codage sans perte sont utilisés. Pour un prétraitement des images par une projection d'espace originale vers un autre espace en composantes principales, le taux de

compression maximale varie entre 5 et 20, selon la nature de l'image, le type d'ondelettes, et l'algorithme de quantification utilisé.

Le PSNR ne varie pas d'une manière remarquable pour les cinq types d'ondelettes utilisées (Ondelettes de Haar, db2, sym4, rbio4.4, et bior4.4) avant l'application de PCA. Cette variation ne dépasse pas 2dB, et dépend des images de même nature, ainsi qu'aux différents types d'ondelettes, par contre on remarque une grande variation pour les différents nombre de décomposition (Nd) représenté par le taux de compression et le nombre de bits par pixel.

La valeur du PSNR ne dépend pas de l'ordre de l'ondelette pour la famille de Daubechies (Haar, db2); ces ondelettes donnent des résultats très proches. Pour les familles des ondelettes Biorthogonales, Symlet et Biorthogonales réversible, l'ondelette bior4.4 donne généralement des résultats meilleurs que l'ondelette sym4, qui donne des résultats meilleurs que celle d'ondelette rbio4.4.

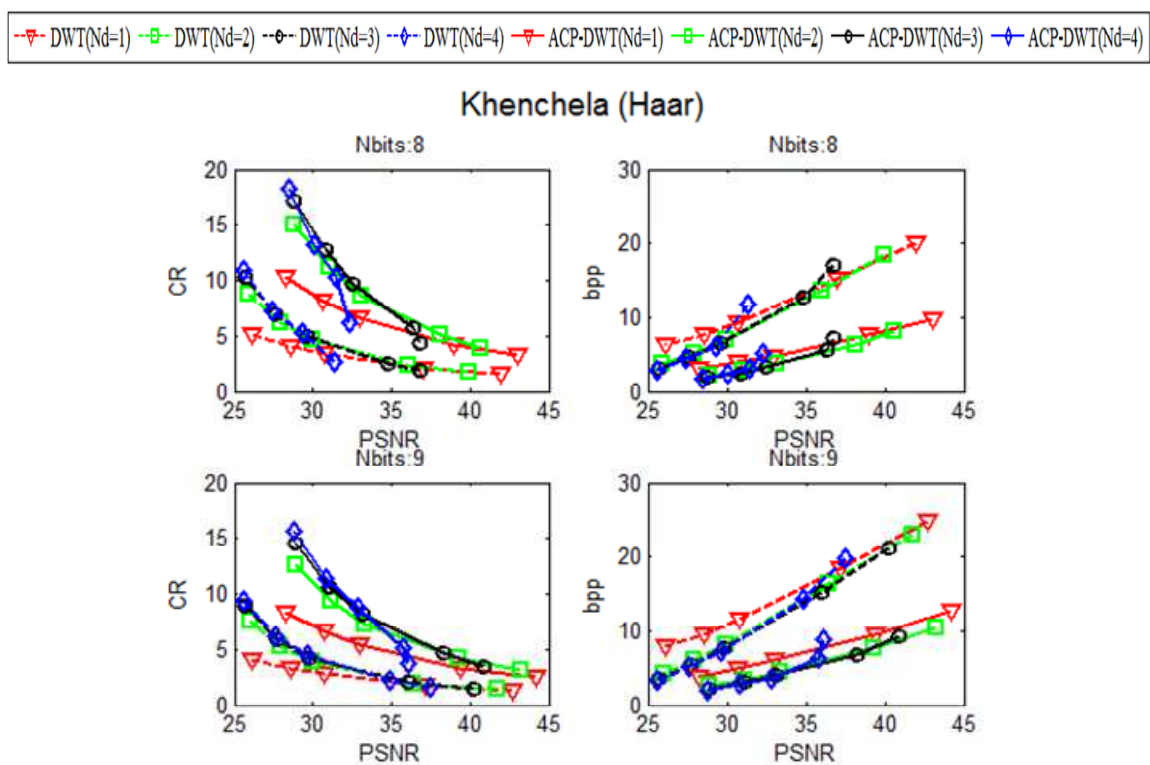


Figure IV. 1 Résultats de compression en termes de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de Haar de l'image Khenchela.

--▽-- DWT(Nd=1) --■-- DWT(Nd=2) --●-- DWT(Nd=3) --◇-- DWT(Nd=4) --▽-- ACP-DWT(Nd=1) --■-- ACP-DWT(Nd=2) --●-- ACP-DWT(Nd=3) --◇-- ACP-DWT(Nd=4)

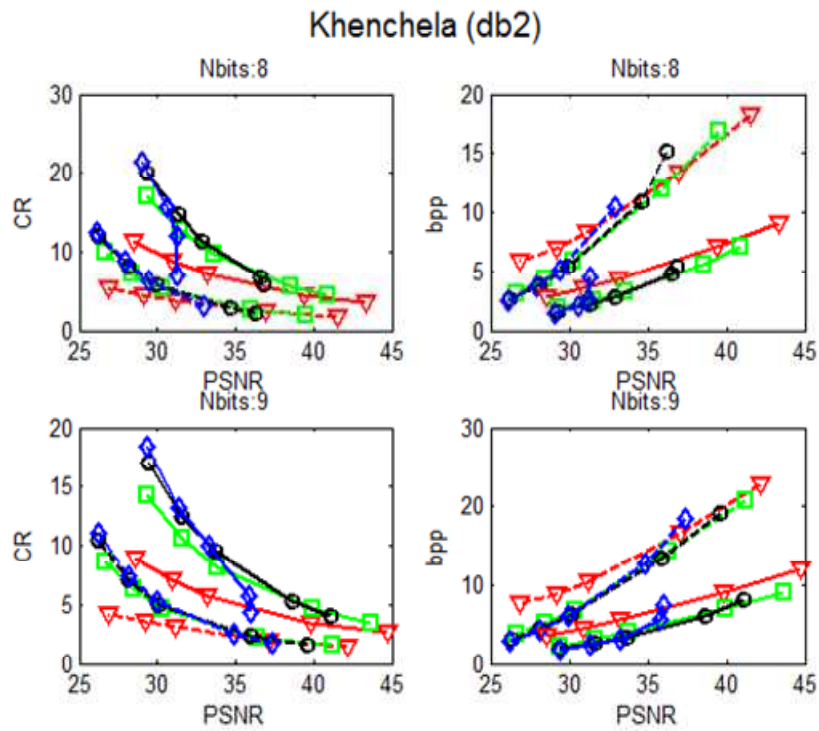


Figure IV. 2 Résultats de compression en termes de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de Daubechies (Ordre 2) de l'image Khenchela.

--▽-- DWT(Nd=1) --■-- DWT(Nd=2) --●-- DWT(Nd=3) --◇-- DWT(Nd=4) --▽-- ACP-DWT(Nd=1) --■-- ACP-DWT(Nd=2) --●-- ACP-DWT(Nd=3) --◇-- ACP-DWT(Nd=4)

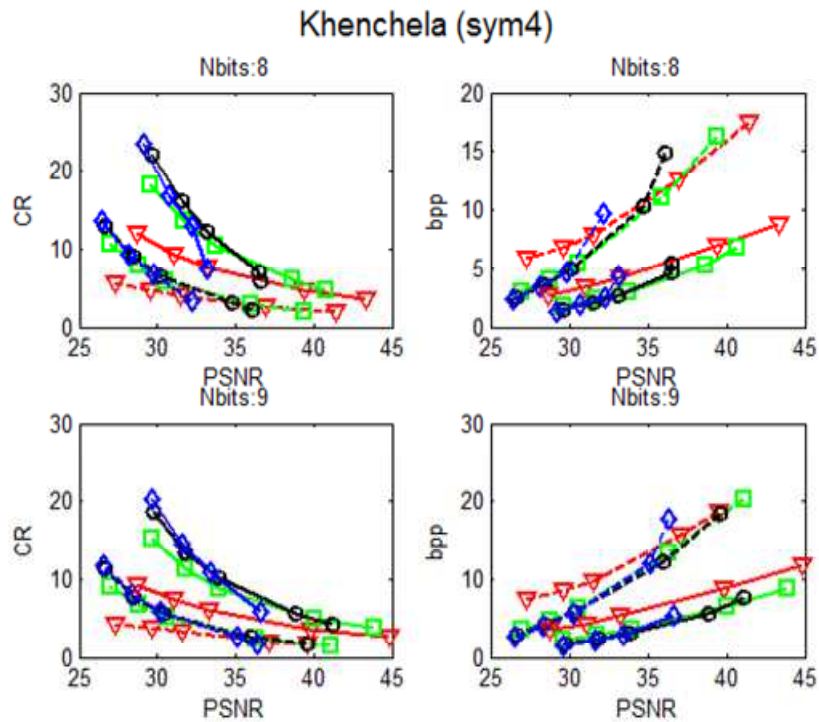


Figure IV. 3 Résultats de compression en termes de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de Symlet (Ordre 4) de l'image Khenchela.

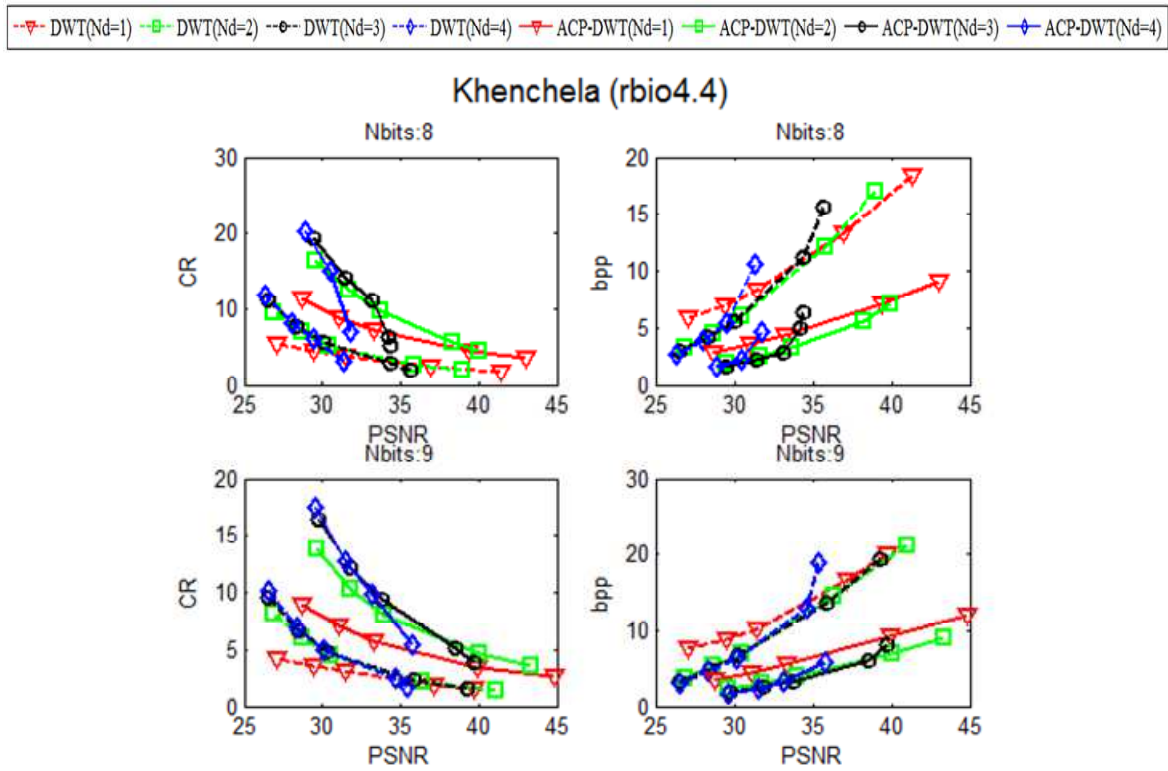


Figure IV. 4 Résultats de compression en termes de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de rbio4.4 de l'image Khenchela.

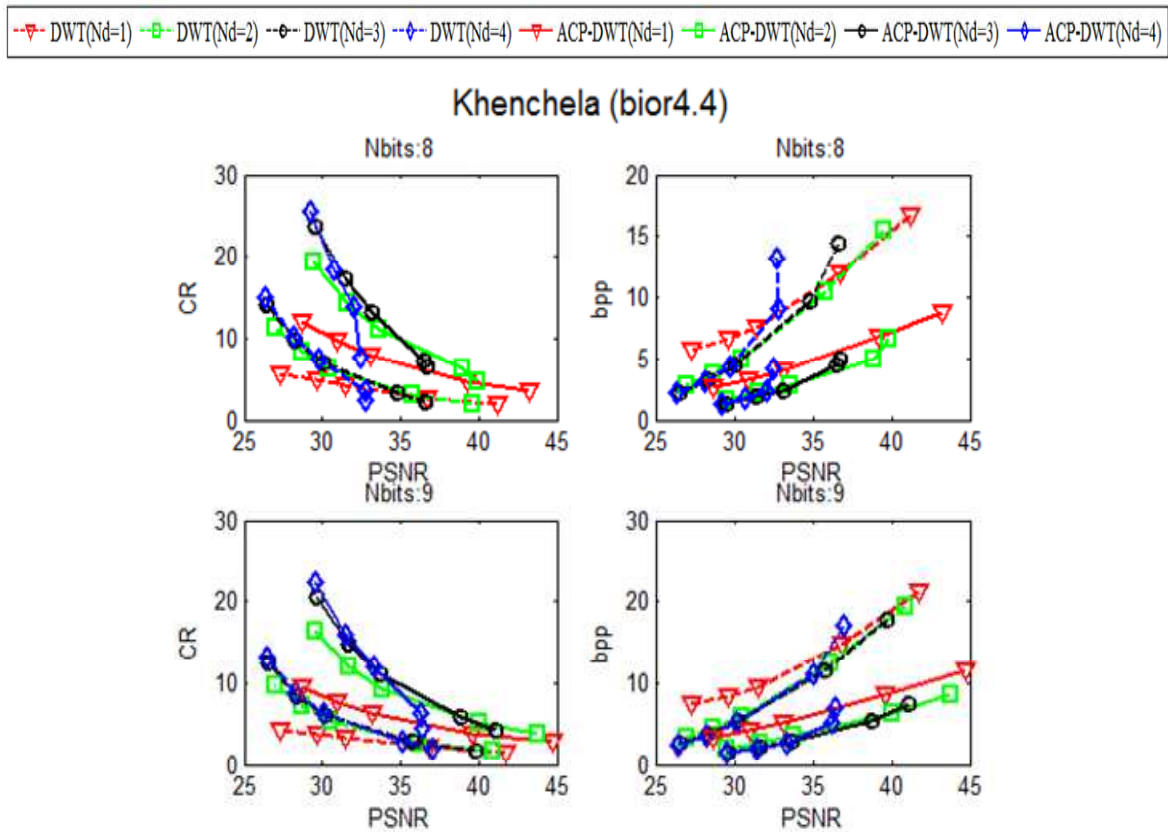


Figure IV. 5 Résultats de compression en termes de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de bior4.4 de l'image Khenchela.

Les résultats pour la compression de l'image de Lac Mono avec notre approche sont présentés dans les figures suivantes (figures IV. 6, 7, 8, 9 et 10). Globalement les mêmes commentaires que précédemment peuvent être faits sur les différentes étapes de compression (prétraitement : ACP, DWT, Quantification, codage sans perte, ATRE, Huffman). On peut également noter que le fait d'ajouter les étapes de prétraitement, et une quantification linéaire (8 et 9 bits) tend à améliorer les performances de codage sur les différents types d'ondelettes.

--▽-- DWT(Nd=1) --□-- DWT(Nd=2) --◇-- DWT(Nd=3) --◇-- DWT(Nd=4) --▽-- ACP-DWT(Nd=1) --□-- ACP-DWT(Nd=2) --◇-- ACP-DWT(Nd=3) --◇-- ACP-DWT(Nd=4)

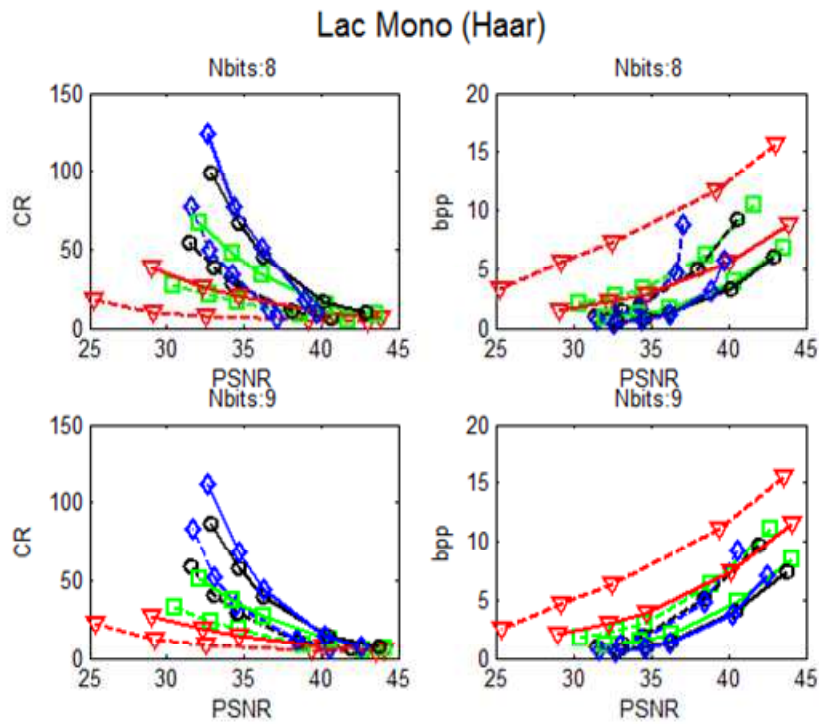


Figure IV. 6 Résultats de compression en termes de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de Haar (Daubechies : ordre 1) de l'image Lac Mono.

--▽-- DWT(Nd=1) --□-- DWT(Nd=2) --◇-- DWT(Nd=3) --◇-- DWT(Nd=4) --▽-- ACP-DWT(Nd=1) --□-- ACP-DWT(Nd=2) --◇-- ACP-DWT(Nd=3) --◇-- ACP-DWT(Nd=4)

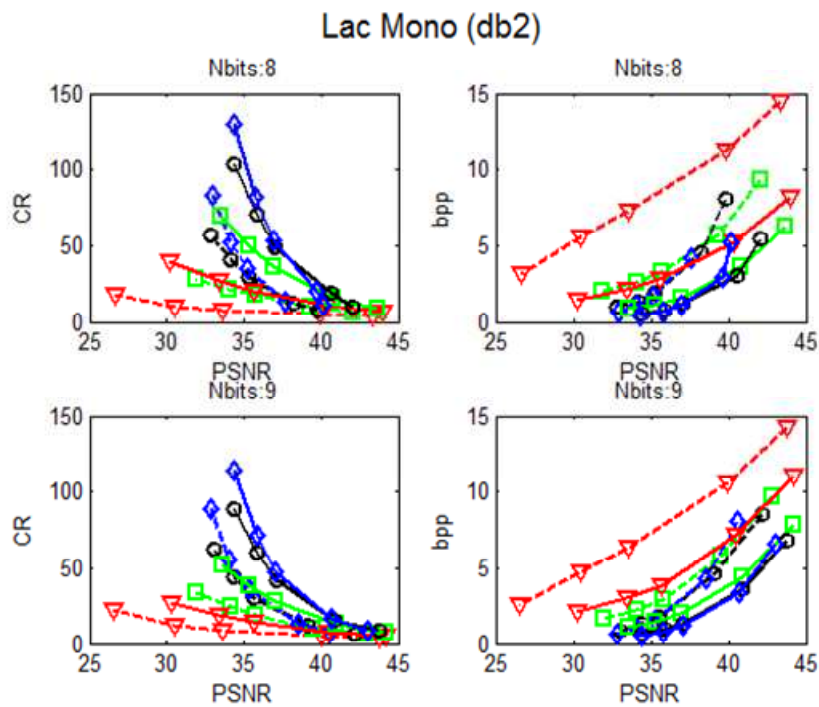


Figure IV. 7 Résultats de compression en termes de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de db2 de l'image Lac Mono.

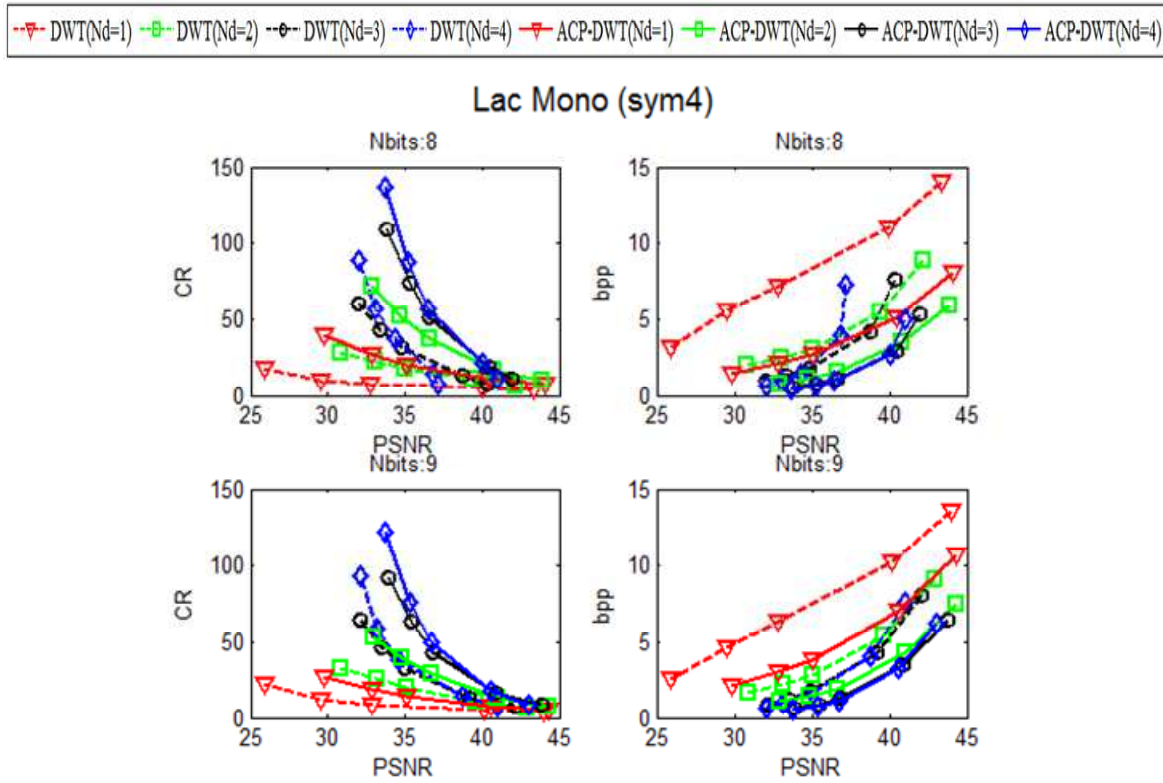


Figure IV. 8 Résultats de compression en termes de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de Symlet (ordre 4) de l'image Lac Mono.

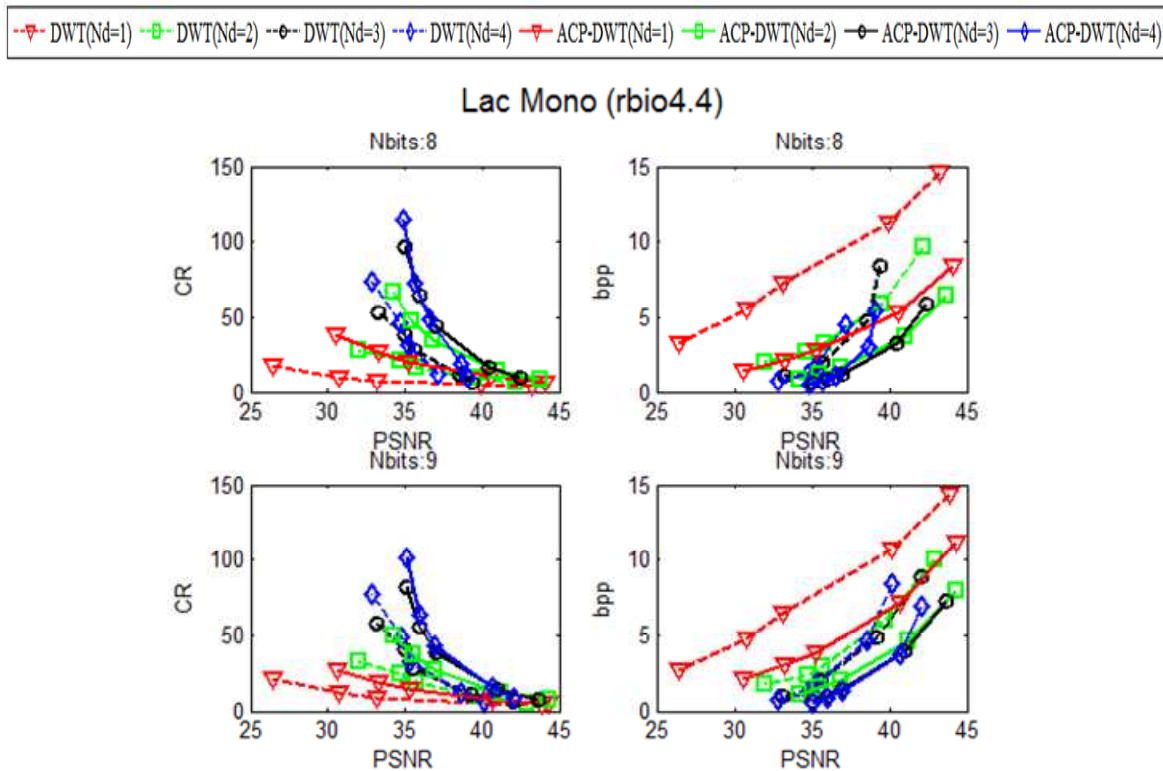


Figure IV. 9 Résultats de compression en termes de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de rbio4.4 de l'image Lac Mono.

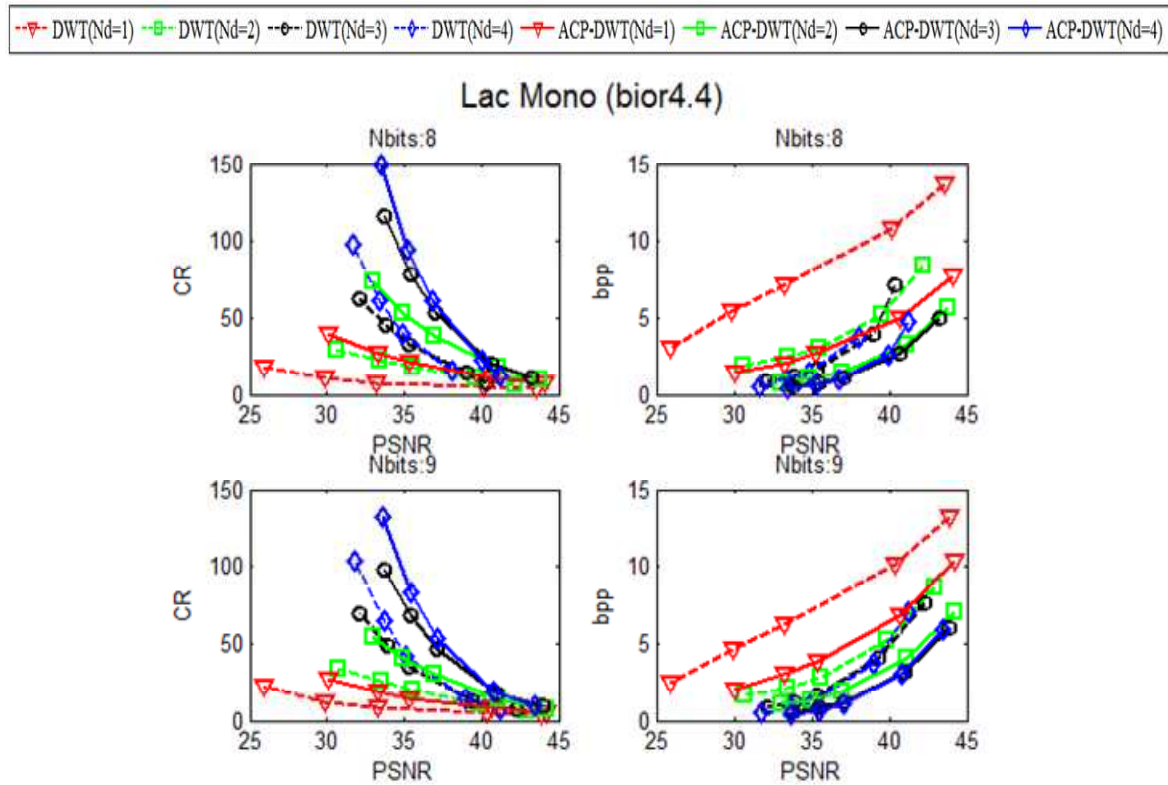


Figure IV. 10 Résultats de compression en termes de CR-PSNR et bpp-PSNR pour l'ondelette de bior4.4 de l'image Lac Mono.

Pour les deux images les résultats des PSNR obtenus sont dans l'intervalle $[25, 45]$ pour des bpp variant entre 0.5 et 20 bit par pixel, ce qui est équivalent à des taux de compression entre 2 et 150.

Pour une meilleure illustration des résultats obtenus par les différentes fonctions d'ondelettes on calcule la moyenne de PSNR, la moyenne de CR et leurs écarts type pour deux valeurs de nombre de bits et quatre valeurs de nombre de décomposition.

Les figures IV. 11 et IV. 12 représentent les résultats obtenus dans le même graphe pour les différents nombre de décomposition ($Nd = 1, 2, 3$ et 4) ce qui nous permet de remarquer que le meilleur rapport (PSNR, écart type) et (CR, écart type) est celui de l'application de l'ACP sur l'image brute, le niveau de décomposition est 3 et nombre de bits 8 tandis que le moindre est celui de sans l'application de l'ACP, la décomposition 1 et nombre de bits 9.

La quantification linéaire utilisée permet de favoriser les grandes amplitudes lors de la phase de codage, et la plupart des formes géométriques peuvent donc être conservées, contrairement, aux coefficients de faibles amplitudes qui sont éliminés.

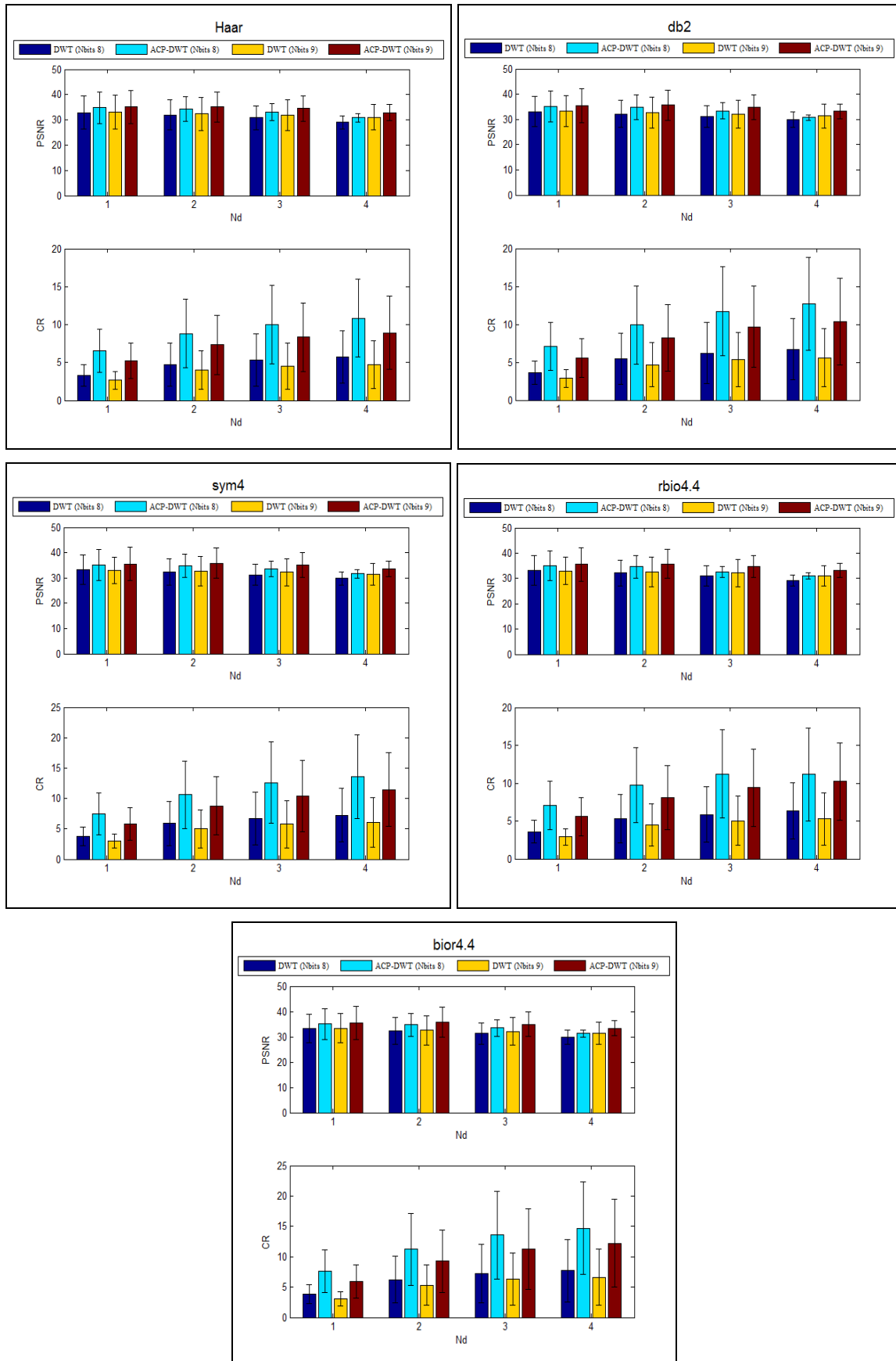


Figure IV. 11 Les performances de compression en termes de la moyenne de PSNR en fonction d'écart type et la moyenne de CR en fonction d'écart type de l'image Khenchela.

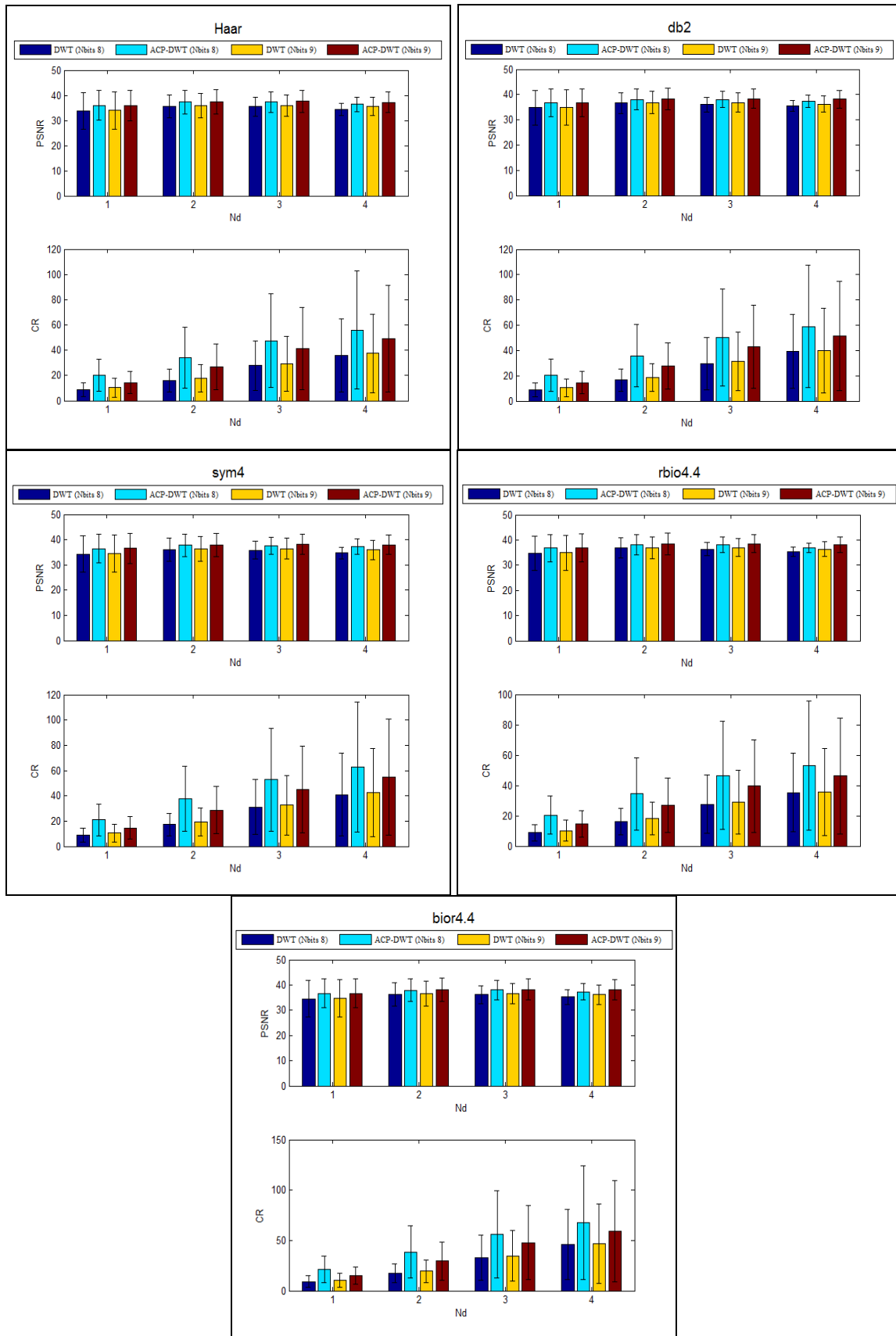


Figure IV. 12 Les performances de compression en termes de la moyenne de PSNR en fonction d'écart type et la moyenne de CR en fonction d'écart type de l'image Lac Mono.

Donc suite aux remarques décrites ci-dessus, nous avons utilisé notre algorithme de compression avec les paramètres suivants :

- 1) Un prétraitement des images originales: l'application de l'ACP sur l'image brut.
- 2) Le type d'ondelette : bior4.4 avec le niveau de décomposition égal à 3.
- 3) Quantification linéaire avec 8 bits.

IV. 3. La norme de compression JPEG 2000

Des applications relativement peu développées lors de la définition de la norme JPEG occupent désormais une place prépondérante dans le monde de l'imagerie numérique : internet, médecine, appareils photos numériques, transmission d'images sur des réseaux mobiles... etc. Les besoins identifiés pour ces applications peuvent parfois être difficilement satisfaits par la norme JPEG, ce qui a conduit à créer une nouvelle version de la norme; le JPEG 2000, pour intégrer des techniques plus performantes et répondre à ces nouveaux besoins.

La norme JPEG2000 est basée sur la transformée en ondelettes discrètes DWT au lieu de la DCT utilisée par la norme JPEG. La DWT permet une analyse plus localisée donc plus fine de l'information ce qui n'est pas possible avec la DCT.

Le but de ces transformées en général, est de décorréler les données brutes de l'image représentées par ses pixels. Cette décorrélation n'est cependant pas parfaite et les coefficients obtenus après transformation restent dépendants statistiquement [39].

En pratique, le format JPEG 2000 utilise la compression par un type d'ondelettes non orthogonales, et atteint des taux de compression très élevés avec peu de pertes. Ce format là est plus efficace que le format JPEG [40]. Le JPEG 2000 est la meilleure méthode de compression des images qui existe à ce jour. Pour un même taux de compression, la quantité d'information pertinente préservée est supérieure à celle permise avec le JPEG. Elle permet également d'appliquer des taux de compression différents sur une même image. Certaines parties de l'image peuvent ainsi être plus ou moins compressées en fonction de leur niveau de détail respectif. Cependant, un inconvénient majeur du JPEG 2000 est l'apparition de zones floues sur l'image compressée à un taux trop élevé [39].

IV.3.1. Comparaison avec JPEG 2000

Dans ce qui suit, nous comparons les résultats de compression pour différents types d'images tels que : Khenchela et Lac Mono, avec ceux de la compression par la norme JPEG 2000. Les résultats de PSNR et taux de compression obtenus sont présentés sous forme de courbes sur les figures IV. 13 et IV. 14.

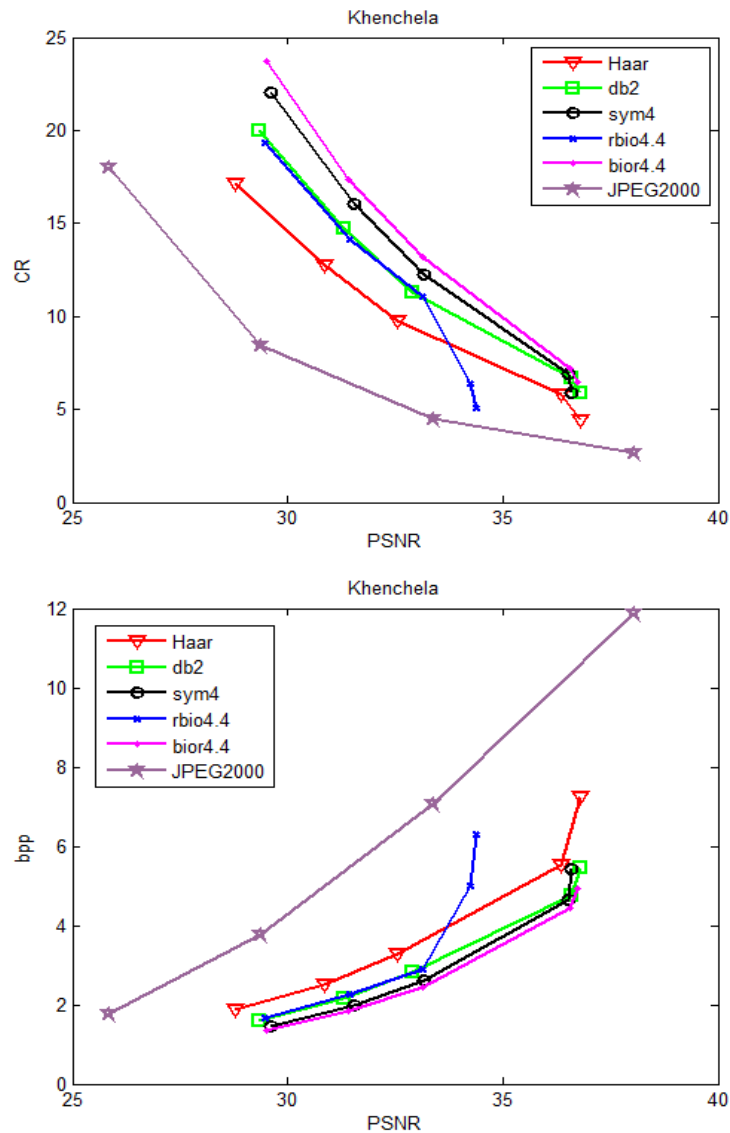


Figure IV. 13 Performance de la méthode proposée contre le JPEG2000 pour l'image «Khenchela».

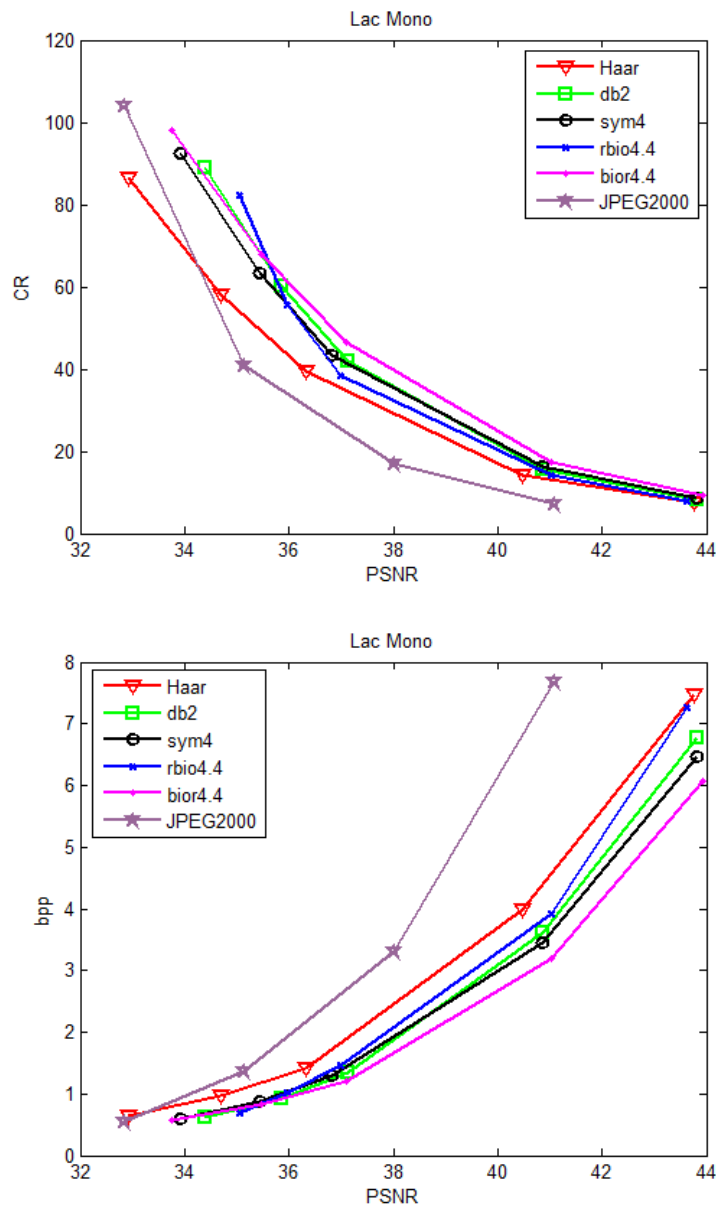


Figure IV. 14 Performance de la méthode proposée contre le JPEG2000 pour l'image «Lac Mono».

Les figures présentées ci-dessus montrent que la méthode proposée donne généralement des meilleurs résultats (quelques soit le type d'ondelettes) en terme de rapport $PSNR/CR$ et $PSNR/bpp$ par rapport à la compression par JPEG 2000.

Les résultats de PSNR obtenus par les combinaisons du type d'ondelette 'bior4.4' avec la projection en composante principale, un quantificateur linéaire sur 8bits, une stratégie de découpage sur un nombre de décomposition égale à 3, ATRE, un bloc de codage sans perte, et le codeur Huffman sont meilleurs pour les différents taux de compression. Les performances de notre méthode sont dues à l'utilisation d'un quantificateur linéaire et un type de codage

sans perte adapté à l'ordonnement des coefficients d'ondelettes. La distribution de niveaux de quantification suivant la caractéristique de décroissance des coefficients d'ondelette a permis de quantifier les coefficients les plus significatifs avec plus de précision, ce qui se traduit par la conservation des structures importantes dans l'image même pour les forts taux de compression.

Les différentes étapes de l'algorithme peuvent certainement être améliorées davantage, dans le but d'accélérer la vitesse d'exécution et de contrôler la qualité de l'image, par exemple en effectuant l'optimisation de seuil (TH), et/ou d'augmenter l'efficacité de notre méthode de compression.

IV. 4. Méthodes heuristiques

L'objectif de cette section est d'illustrer la richesse des algorithmes d'optimisation pour résoudre le problème de contrôler le PSNR d'avance, donc l'avantage cette technique proposée offre la contrôlabilité d'avance de la qualité souhaité avant même l'application de la compression.

La recherche tabou (RT) est une méthode heuristique utilisée pour la résolution des problèmes d'optimisation, destinée principalement à guider d'autres méthodes afin de trouver de meilleures solutions à partir d'une solution initiale obtenue par l'une des heuristiques.

Algorithme générale de la recherche tabou:

1- Initialisation.

2- Créer une liste des mouvements candidats.

3- Choisir le meilleur candidat. Ce choix est basé sur les restrictions Tabou et le critère d'aspiration.

- On obtient ainsi une autre solution, mais qui ne sera enregistrer que si elle est meilleur que la solution précédente.

4- Appliquer le critère d'arrêt.

- **Continue** : changer les candidats d'admissibilité (restriction Tabou et critère d'aspiration). **Aller à 2.**
- **Stop**: meilleure solution.

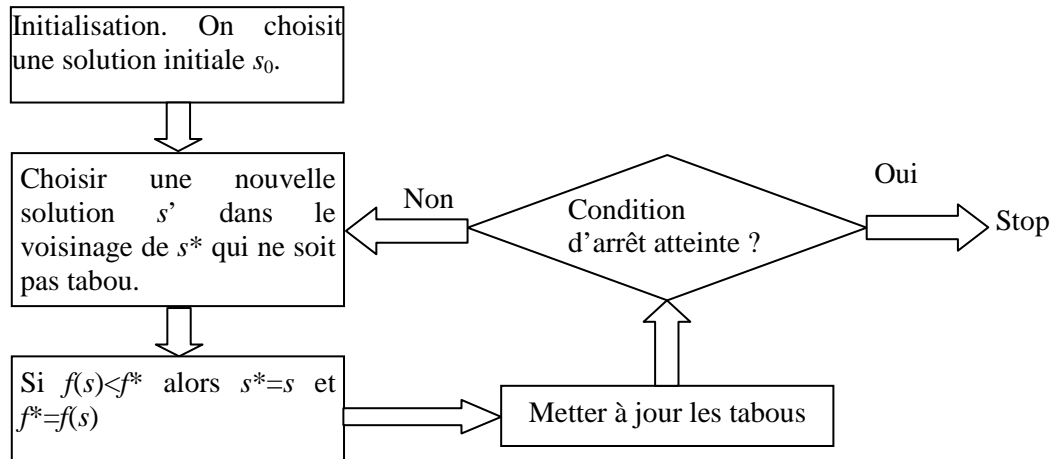


Figure IV. 15 L'algorithme de la RT en générale.

Les différentes variables de la figure IV. 15 sont:

- s_0 : solution initiale.
- s^* : meilleure solution jusqu'à présent.
- s' et s : nouvelles solutions du voisinage de s^*
- $f(x)$: fonction objectif à minimiser.
- $f^* = f(s^*)$: valeur de la meilleure solution.

Les avantages de cette méthode (RT) par rapport aux algorithmes d'optimisation (les algorithmes génétique, PSO,...) sont :

- Offre des économies de temps de résolution pour des programmes de grosse taille.
- Très bons résultats sur certains types de problèmes.
- Algorithmes faciles à mettre en œuvre.
- Grande efficacité.
- Fonctionnement simple à comprendre.

Parmi les inconvénients de RT sont :

- Paramètres peu intuitifs.
- Demande en ressources importantes si la liste des tabous est trop imposante pour les problèmes complexes.
- Aucune démonstration de la convergence.

L'objectif de la section suivante est de proposer une méthode adaptée à la compression des images basée sur une méthode heuristique (recherche tabou) pour contrôler le PSNR d'avance. Celle-ci est détaillée en ce qui suit:

Algorithme proposé pour la compression des images basée sur la RT:**❖ Initialisation par :**

- Fixer en avance une valeur désirée dite $PSNR_d$ à atteindre par $PSNR$.
- Générer une solution initiale sur une intervalle de recherche $[TH_{min}, TH_{max}]$.
- Donner la précision de convergence ε .
- Donner le nombre d'itération max (Kmax).

❖ Calcul (Itération $K=1:Kmax$):

- Une Soustraction de la valeur moyenne sur P plans de l'image multispectrale originale.
- Analyse en composante principale ACP.
- La DWT.
- Seuillage :
 - ✓ Mettre à zéros tous les coefficients d'ondelettes (XDWT) inférieurs ou égaux à TH : $XDWT=0$ si $|XDWT| \leq TH$.

- Quantification.

$$QDWT = 0 \text{ si } XDWT=0$$

$$QDWT = \left\lfloor 1 + \frac{XDWT - XDWT_{\min}}{XDWT_{\max} - XDWT_{\min}} \times (2^{Nbits-1} - 2) \right\rfloor \text{ si } XDWT \neq 0.$$

- Les traitements dans l'ordre inverse :

- ✓ Déquantification : $X_{dq} = \frac{QDWT - 1}{(2^{Nbits-1} - 2)} \times (XDWT_{\max} - XDWT_{\min}) + XDWT_{\min}$

X_{dq} l'image déquantifiée.

- ✓ DWT inverse.
- ✓ ACP inverse.
- ✓ Une addition de la valeur moyenne précédemment retranchée à l'image multispectrale reconstruite.
- Calculer PSNR en fonction de TH :
 - ✓ Calculer le PSNR de l'image seuillée pour la valeur courante de TH.

❖ Condition de terminaison :

- Si $|PSNR - PSNR_d| > \varepsilon$:

◆ Mise à jour du coefficient de TH (solutions tabous):

- Modifie aléatoirement les solutions de seuillage à l'aide d'un opérateur de perturbation.
- Choisir une nouvelle solution dans le voisinage de TH^* qui ne soit pas tabou.

◆ **Aller à Etape de 2.**

- **Sinon** $|PSNR - PSNR_d| \leq \varepsilon$ ou nombre d'itération $> K_{max}$: **STOP**, alors $TH = TH^*$, avec TH^* : meilleure solution.

Notre objectif est d'obtenir une valeur de PSNR plus proche (acceptable) prévue d'avance. Pour tester les performances de notre algorithme d'optimisation, une évaluation de la qualité visuelle des images compressées par la méthode proposée, les deux images de test : Khenchela et Lac Mono, sont compressées à moyens et forts taux de compression, en utilisant quatre différents seuils TH pour un $PSNR$ fixé d'avance. On fixe le $PSNR$ de notre méthode d'optimisation proposée suivant les résultats de $PSNR$ obtenus par l'algorithme JPEG 2000 sur les différentes qualités de ce dernier algorithme. Les images décompressées sont ensuite présentées dans les figures IV. 16 et IV. 17.

Comme on peut le voir dans les figures IV. 16 et IV. 17, des seuils TH de 7.9895 et 9.7377 aboutit aux les deux images (Khenchela, Lac Mono) sur laquelle on remarque certaines dégradations faibles, mais la qualité visuelle est bonne. Cependant, le taux de compression est modeste. Pour comprimer avec un taux de 42.7005 et 138.7018, il faut augmenter les seuils à 101.6201 et 59.6980. L'augmentation du taux de compression est suivie par une dégradation visuelle de la qualité des images reconstruites.

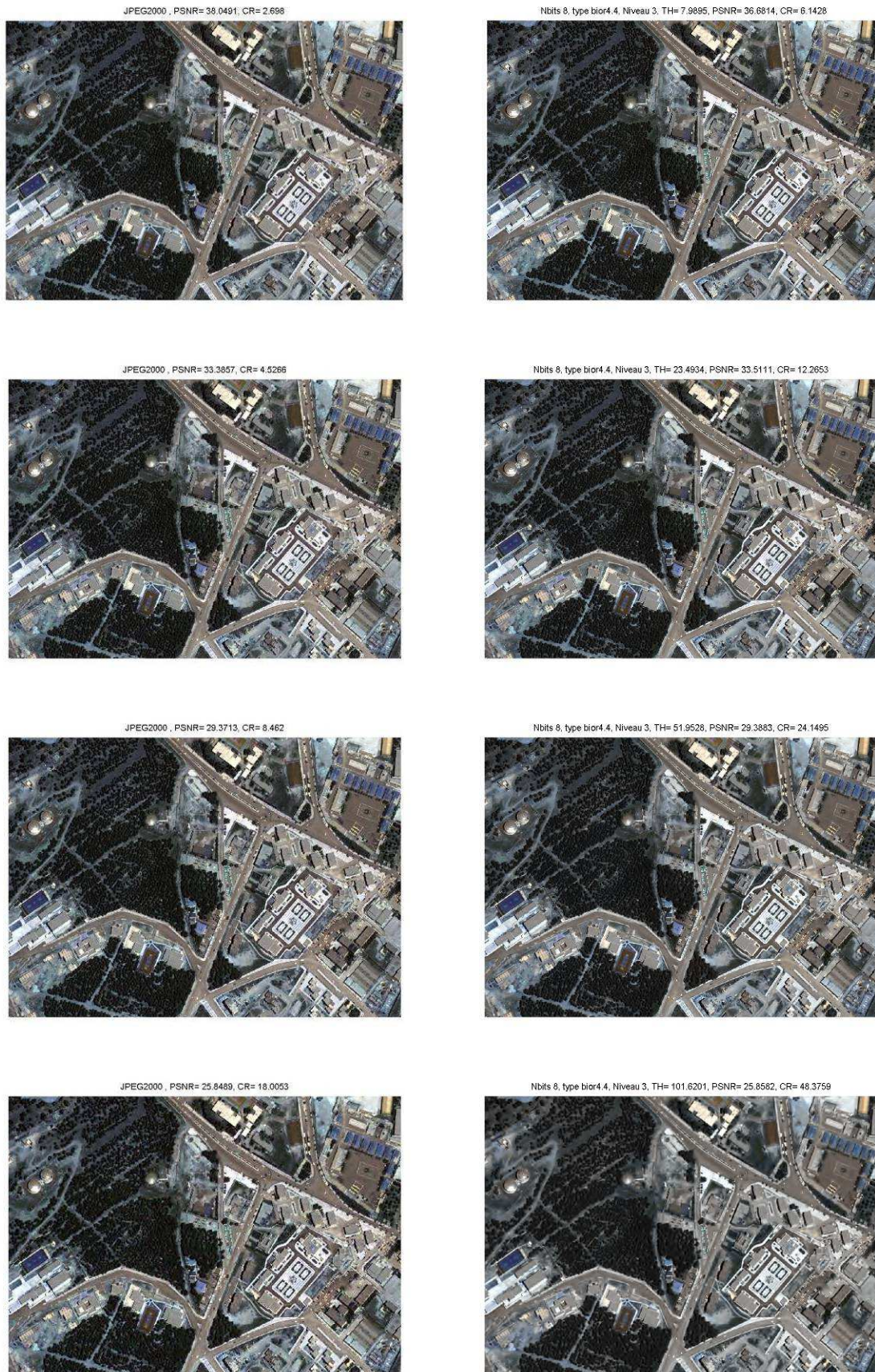


Figure IV. 16 Résultats d'application de JPEG 2000 et notre méthode sur l'image de "Khenchela".

Le tableau IV. 1 donne Les résultats des *PSNR*, *Cr* obtenus par JPEG 2000 et la méthode proposée sur l'image de Khenchela, basée sur RT pour l'optimisation de coefficient de seuillage.

Tableau IV. 1 Comparaison des résultats de notre méthode proposée avec JPEG 2000, application des deux méthodes sur l'image de test Khenchela.

JPEG 2000		Compression - RT		
PSNR	CR	TH	PSNR	CR
38.05	2.698	7.9895	36.6814	4.5017
33.39	4.5266	23.4934	33.5111	10.0397
29.37	8.462	51.9528	29.3883	20.7927
25.85	18	101.6201	25.8582	42.7005
Moyenne				
31.6650	8.4216	--	31.3597	19.5086

La figure IV. 17 représente la reconstruction d'image "Lac Mono" par JPEG 2000 et la méthode proposée.

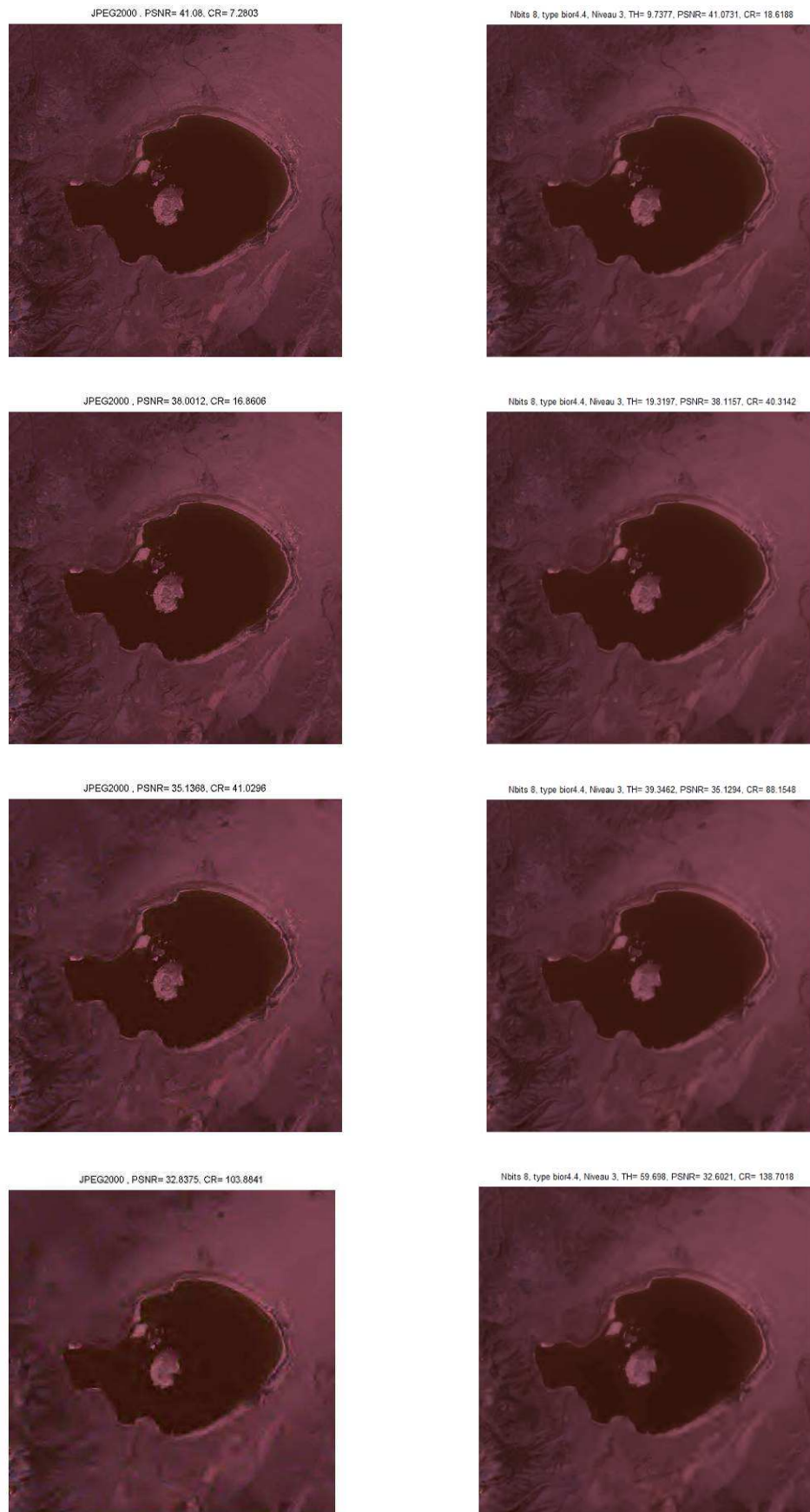


Figure IV. 17 Résultats d'application de JPEG 2000 et notre méthode sur l'image de "Lac Mono".

Tableau IV. 2 Comparaison des résultats de notre méthode proposée avec JPEG 2000, application des deux méthodes sur l'image de test Lac Mono.

JPEG 2000		Compression - RT		
PSNR	CR	TH	PSNR	CR
41.08	7.2803	9.7377	41.0731	18.6188
38	16.8606	19.3197	38.1157	40.3142
35.14	41.0296	39.3462	35.1294	88.1548
32.8	103.8841	59.6980	32.6021	138.7018
Moyenne				
36.7550	42.2636	--	36.7301	71.4474

D'après les tableaux IV. 1, IV. 2 et les figures IV. 16, IV. 17 on observe que la méthode proposée permet d'obtenir de meilleurs résultats que ceux de la méthode de codage JPEG 2000 en termes *PSNR-CR* en moyenne. La comparaison des *PSNR* obtenus ainsi que les qualités visuelles des images compressées aux mêmes qualités (le *PSNR* fixé d'avance par la stratégie RT) démontrent l'efficacité de l'algorithme proposé. Donc plus le débit est réduit, plus l'écart entre les deux méthodes est important.

IV. 5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la comparaison de deux méthodes correspondant à deux concepts différents. Dans la première méthode nous avons proposé une méthode de compression basée sur la projection en composante principale ACP, DWT, seuillage, une stratégie de quantification linéaire avec un nombre de bits égal à 8 et 9 bits, et un nouvel encodeur sans perte (une méthode de découpage en blocs basé sur le nombre de décomposition, un codeur adaptative ATRE, un bloc de codage sans perte, codage Huffman). Dans le but d'augmenter l'efficacité de notre méthode de compression, nous avons proposé un algorithme d'optimisation adapté à notre problème de compression basé sur la RT pour l'objectif de contrôler la qualité d'image multispectrale reconstruite. La deuxième méthode concerne la norme JPEG 2000.

Pour la compression des images multispectrales, la méthode proposée apparaît donc comme un outil efficace. Elle permet en effet d'obtenir une qualité de compression supérieure à la méthode évoquée précédemment (JPEG 2000), et offre l'avantage de la contrôlabilité d'avance de la qualité souhaitée avant même l'application de la compression.

Conclusion générale

Conclusion générale

Au cours de ce travail nous avons étudié une problématique liée à la compression des images satellites. Nous avons développé des algorithmes pour faire face à ce problème. Une étude comparative avec une méthode plus utilisée dans la littérature scientifique dans le domaine de la compression (JPEG 2000) a été faite pour valider notre approche.

Le travail réalisé dans ce mémoire, c'est l'application de la méthode proposée pour la compression des images satellites en utilisant l'analyse en composante principale, la transformée en ondelettes (DWT), codage sans perte. L'objectif de ce travail est l'amélioration de performance de la mesure de la qualité d'image multispectrale avec un stockage des données plus compact.

Habituellement, les images multispectrales sont stockées sous le format brut. L'espace originale n'est pas le mieux adapté pour le processus de compression, puisqu'il y a une forte corrélation entre les différents plans. Du fait qu'il y a une forte corrélation entre les différents plans de l'espace originale, nous effectuons, dans une première étape, un prétraitement de l'espace originale vers un autre espace en composantes principales moins corrélé. Evidemment, cette transformation permet une compression plus efficace car l'information est principalement concentrée dans le premier plan.

Les types d'ondelettes utilisées dans ce travail fonctionne également très bien, la méthode proposée donne généralement des meilleurs résultats quelques soit le type d'ondelettes utiliser en terme de qualité et taux de compression par rapport à la compression par JPEG 2000.

Une fois l'ACP et la transformation en ondelettes proposée, nous nous sommes intéressés au codage des coefficients d'ondelettes. Nous avons proposés des adaptations des algorithmes de quantification linéaire, un codage sans perte et une méthode adaptative ATRE en incluant une structure d'ordonnancement du train de bits basée sur le nombre de décomposition.

D'avantage cette technique proposée offre la contrôlabilité d'avance de la qualité souhaité avant même l'application de la compression avec l'utilisation d'une méthode heuristique (RT) pour l'optimisation de seuil (niveau de dégradation).

L'application de l'approche proposée sur deux différentes images satellites (Khenchela et Lac Mono), a montré que : la meilleure performance peut être obtenue avec l'utilisation de ACP, type d'ondelettes : bior4.4, avec le niveau de décomposition égal à 3, et nombre de bits de quantification égal à 8, ces paramètres sont les plus adaptées à notre algorithme.

Les résultats que nous avons obtenus, et que nous avons présentés dans ce travail, sont assez satisfaisants du point de vue amélioration de performances du codeur (*PSNR*, *CR*, *bpp*) par rapport à la norme JPEG 2000.

Même si ce travail est consacré aux images multispectrales, la plupart des résultats restent valides pour d'autres types de données. En particulier, certaines images hyperspectrales et les images de la télédétection à très haute résolution spatiale, acquises par tranches, sont très semblables.

Il reste bien entendu beaucoup de possibilités d'améliorations, d'autre type d'ondelettes à essayer, utiliser un quantificateur non linéaire, améliorer le bloc de codage, utiliser d'autres méthodes heuristiques et méta-heuristiques pour contrôler la qualité...

À partir de ces observations et des résultats obtenus dans ce travail, quelques perspectives intéressantes peuvent être envisagées pour approfondir ce mémoire; nous citons notamment :

- Utilisation d'autre méthode de prétraitement des données.
- L'optimisation des coefficients d'ondelettes en utilisant les algorithmes génétiques.
- L'étude approfondie de la phase d'ordonnancement des coefficients de la transformée en ondelettes pour déterminer le meilleur scanning possible.

Annexe

Les images utilisées pour les tests en compression au cours de cette mémoire sont des images d'observation de la Terre : kenchela et Lac Mono. Dans les deux cas, les images sont en gamme multispectrale avec 256 niveaux soit 8 bits par pixel pour chaque plan.

1. Image multispectrale kenchela

La base de donnée de kenchela est une image satellitaire Multispectrale géoréférencée du radar Quickbird de 0.6 m/p en quatre hyperplan: (Blue: 430-545 nm, Green: 466-620 nm, Red: 590-710 nm, et Near-IR: 715-918 nm).

L'image multispectrale de Kenchela 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 A.1). La version RVB correspondantes (3 première plans) est présentée dans la Figure A.2.

Plan 1



Plan 2



Plan 3



Plan 4



Figure A. 1 Image Multispectrale de la ville Khenchela.

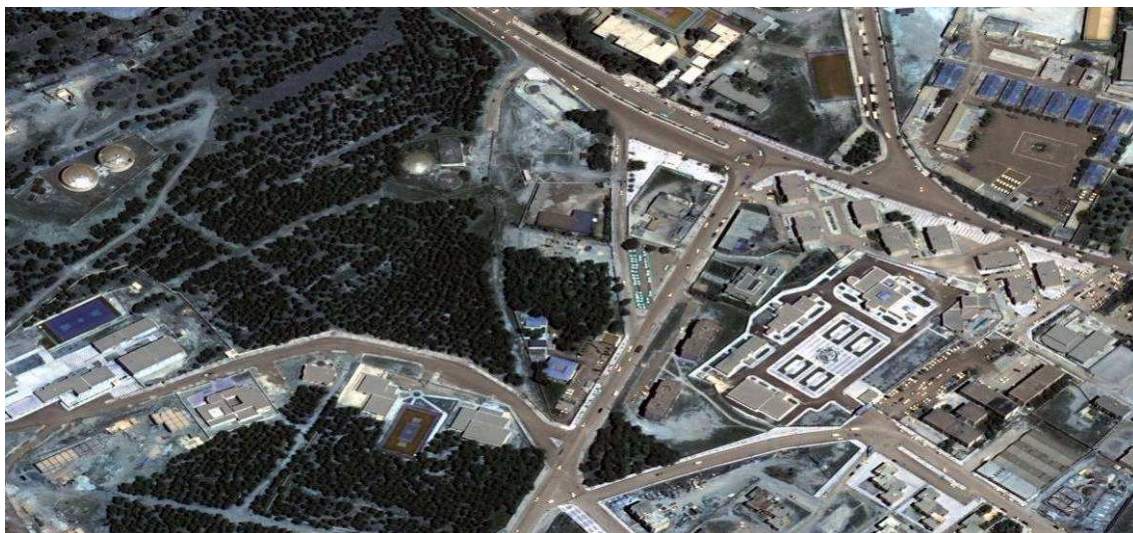
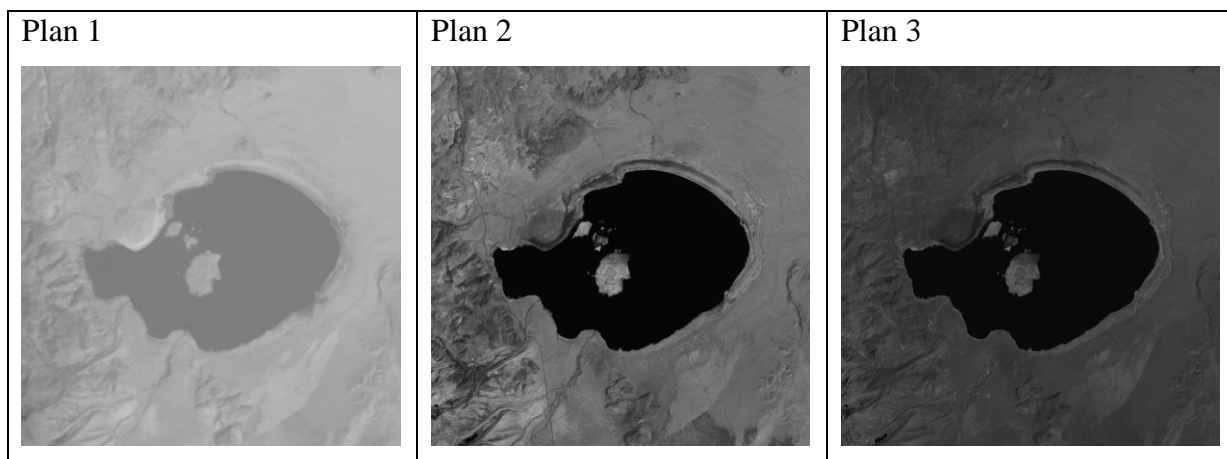


Figure A. 2 Image RVB de la ville Khenchela.

2. Image multispectrale Lac Mono

Le lac Mono (Mono lake en anglais), a dimension de $[512 \times 512 \text{ pixels}]$ de 7 plans (Figure A.3), est un lac salé situé dans le désert de la Sierra Nevada en Californie, à environ 13 km à l'est du parc du Yosemite, près de la ville de Lee Vining. Figure A.4 représente l'image de Lac Mono dans l'espace RVB.



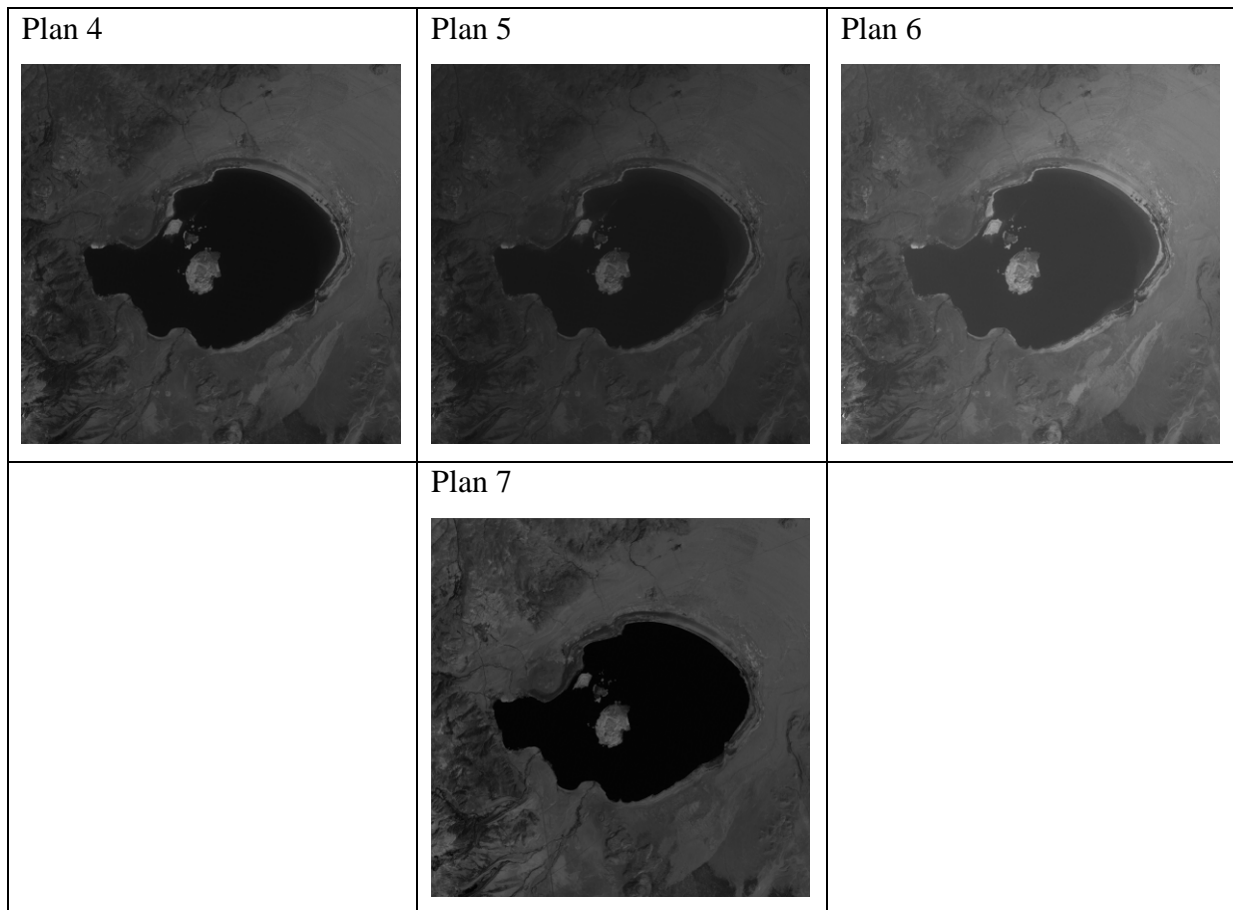


Figure A. 3 Image Multispectrale de 7 bandes de Lac Mono.

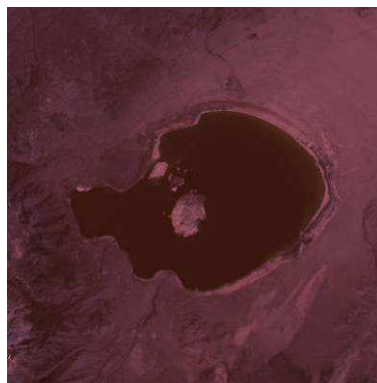


Figure A. 4 Image RVB du Lac Mono.

Bibliographie

Bibliographie

- [1] H. Majdoulayne, Extraction de caractéristiques de texture pour la classification d'images satellites, Thèse de doctorat. Université de Toulouse, Université Toulouse III-Paul Sabatier, (2009).
- [2] V.K. Madisetti, The digital signal processing handbook, Digital signal processing fundamentals, 2nd Ed., Boca Raton, FL: CRC Press, 2010.
- [3] Y.Q. Shi, H. Sun, Image and video compression for multimedia engineering, 2nd Ed, CRC press, Taylor & Francis group, 2008.
- [4] K. Sayood, Introduction to data compression, 3rd Ed, Morgan Kaufmann, 2006.
- [5] W.P. Loughlin, Principal component analysis for alteration mapping, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 57 (1991) 1163-1169.
- [6] S. Poobal, G. Ravindran, Comparison of Compression Ability Using DCT and Fractal Technique on Different Imaging Modalities, World Academy of Science, Engineering and Technology, 12 (2007) 55-60.
- [7] A.C. Bovik, Handbook of image and video processing, Academic press, (2010).
- [8] A. Skodras, C. Christopoulos, T. Ebrahimi, The JPEG 2000 still image compression standard, IEEE Signal Processing Magazine, 18 (2001) 36-58.
- [9] J.M. Shapiro, Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients, IEEE Transactions on Signal Processing, 41 (1993) 3445-3462.
- [10] B.-J. Kim, W.A. Pearlman, An embedded wavelet video coder using three-dimensional set partitioning in hierarchical trees (SPIHT), Data Compression Conference DCC'97, IEEE Proceedings, (1997).
- [11] M. SAHIR, Compression des images numériques par la technique des ondelettes, Mémoire de Magister, Université Ferhat Abbas-Setif, (2011).
- [12] Z. Athmane, Ondelettes et techniques de compression d'images numérique, Thèse de doctorat, Université Mohamed Khider Biskra, (2013).
- [13] R.S. Gonzalez, P. Wintz, Digital image processing, (1977).
- [14] S.e. Bellal, Reconnaissance d'objets dans une image application au tri / controle de qualite, Thèse de Magister, Université de Batna, (2012).
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] T. Totozafiny, Compression D'images Couleur pour Application a la Télésurveillance Routière par Transmission Vidéo à Très Bas Débit, Thèse de doctorat de l'université de Pau et des pays de L'Adour, Ecole Doctorale des Sciences Exactes et de Leurs Applications, (2007).
- [18] 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, (2002).
- [19] C. Sibade, Compression de Données pour les Systèmes de Traitement de Document Grand Format, Thèse de doctorat de l'Université de Marne-la-Vallée (spécialité informatique), (2003).
- [20] J.M.M. Rodrigues, Transfert Sécurisé D'images par Combinaison de Techniques de Compression, Cryptage et Marquage, Thèse de doctorat de l'université Montpellier II Mention Informatique, (2006).

- [21] G. Cazuguel, A. CZIHÓ, 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).
- [22] K.P. Soman, Insight into wavelets: From theory to practice, PHI Learning Pvt. Ltd, 2010.
- [23] 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).
- [24] R.C. Gonzalez, R.E. Woods, Digital image processing, 2nd Ed, prentice Hall, New jersey, (2002).
- [25] Y.Q. Shi, H. Sun, Image and video compression for multimedia engineering, 2nd Ed, CRC press, Taylor & Francis group, (2008).
- [26] S. Mallat, Une Exploration des Signaux en Ondelettes, Édition de l'école polytechnique, France, (2000).
- [27] D.S. Taubman, M.W. Marcellin, JPEG2000: Image compression fundamentals, standards and practice, Kluwer Academic Publishers, Boston, (2002).
- [28] Y. Bentaleb, Analyse par ondelettes des signaux sismiques: Applications aux ondes de surface, These de Doctorat, Université de Mohammed V-AGDAL, Rabat, (2006).
- [29] X. Delaunay, Compression d'images satellite par post-transformées dans le domaine ondelettes, These de Doctorat, université de toulouse (2008).
- [30] C. Emmanuel, Compression des images hyperspectrales et son impact sur la qualité des données, Thèse de doctorat, École Nationale Supérieure de l'Aéronautique et de l'Espace, France, (2006).
- [31] P. Ready, P. Wintz, Information extraction, SNR improvement, and data compression in multispectral imagery, IEEE Transactions on Communications, 21 (1973) 1123-1131.
- [32] A.M. Eskicioglu, P.S. Fisher, Image quality measures and their performance, IEEE Transactions on communications, 43 (1995) 2959-2965.
- [33] E. Christophe, Compression des images hyperspectrales et son impact sur la qualité des données, Thèse de doctorat, École Nationale Supérieure de l'Aéronautique et de l'Espace, France, (2006).
- [34] 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.
- [35] P. Lambert, Etudes méthodologiques du filtrage et de la segmentation d'images multi-composantes, Habilitation a diriger des recherches en Electronique, Electrotechnique et Automatique, (2002).
- [36] S. Grgic, M. Mrak, M. Grgic, Comparison of JPEG image coders, Proc. 3rd International Symposium on Video Processing and Multimedia Communications, (2001).
- [37] R.C. Gonzalez, R.E. Woods, S.L. Eddins, Digital Image Processing Using MATLAB, Prentice-Hall, (2004).
- [38] A. Skodras, C. Christopoulos, T. Ebrahimi, The JPEG 2000 still image compression standard, IEEE Signal processing magazine, 18 (2001) 36-58.
- [39] A. Ouafi, Compression d'images avec pertes par codages imbriqués, Proposition d'une optimisation de l'algorithme EZW, Thèse de doctorat. Université Mohamed Khider Biskra, (2009).
- [40] R. Champenois, TIPE-Compression d'images, (2012).