

**MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE UNIVERSITAIRE MOULOUD MAMERRI, TIZI-OUZOU**



**FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET DE L'INFORMATIQUE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE**

Mémoire de fin d'études

**Présenté en vue de l'obtention
du Diplôme d'Ingénieur d'Etat en Electronique**

Option : contrôle

Thème :

COMPRESSION D'IMAGES HYPERSPECTRALES PAR LE STANDARD JPEG 2000

Proposé et dirigé par :

Mr. LAHDIR M.

Présenté par :

Mlle. HAMIDOUCHE Naima

Année universitaire 2009/2010

Remerciement

Je tiens à témoigner ma profonde gratitude et mes remerciements les plus sincères à mon promoteur Mr. M. LAHDIR de m'avoir encadré, suivi et soutenu tout au long de ce travail.

Je remercie également les membres du jury qui me feront l'honneur de juger mon travail.

Je tiens également à remercier tout les enseignants qui ont participé à ma formation depuis le début de mon cursus.

Enfin, je tiens à exprimer mon entière reconnaissance à tous ceux qui m'ont encouragé et contribué à la réalisation de ce travail dont ma famille et mes amis (es).

DEDICACES

Je dédie ce modeste travail à :

Mes parents particulièrement ma mère

Mes frères, Mes sœurs et leurs familles

A ma Grand-mère et Grand-père

Tous mes amis (es)



Sommaire

Introduction générale

Chapitre I : L'image hyperspectrale

I.1. Préambule	1
I.2. De l'imagerie numérique mono à l'imagerie hyperspectrale.....	2
I.3. L'imagerie hyperspectrale (IHS)	2
I.3.1. Développement et application de l'Imagerie Hyperspectrale.....	2
I.3.1.1. L'histoire et le développement de l'imagerie hyperspectrale	2
I.3.1.2. Applications de l'imagerie hyperspectrale	3
I.3.2. Les caractéristiques de l'imagerie hyperspectrale.....	4
I.3.2.1. La résolution spectrale.....	4
I.3.2.2. La résolution spatiale.....	5
I.3.2.3. La résolution radiométrique.....	6
I.4. Définition d'une image hyperspectrale.....	7
I.5. Acquisition d'une image hyperspectrale.....	10
I.5.1. Enregistrement des données	10
I.5.2. Capteur utilisés.....	11
I.6. Propriétés des images hyperspectrales.....	12
I.6.1. Des dimensions différentes.....	13
I.6.1. Problème de normalisation.....	14
I.6.3. Un espace presque vide.....	15
I.6.4. Une estimation de l'entropie.....	16
I.7. discussion.....	17

Chapitre II : Généralités sur la compression d'image

II.1. Préambule.....	18
II.2. Compression d'images.....	19
II.2.1. Définition de la compression.....	19

II.2.1.1. Le taux de compression.....	20
II.2.1.2. L'entropie (taux d'information).....	20
II.2.1.3. Mesure de la distorsion.....	21
II.3. Principe général de la compression d'image.....	23
II.3.1. Décorrélation.....	24
II.3.2. Quantification.....	24
II.3.3. Codage.....	24
II.4. Classification des méthodes générales de compressions.....	24
II.4.1. Les méthodes de compression sans perte (réversible).....	25
II.4.1.1. Codage de shannon-fano.....	25
II.4.1.2. Le codage de Huffman.....	26
II.4.1.3. Codage arithmétique.....	27
II.4.1.4. Le codage en RLE (Run Length Enciding).....	28
II.4.1.5. La compresion LZW (Lempel Ziv Welch).....	29
II.4.2. Les méthodes de compression avec perte (irréversible).....	31
II.4.2.1. Codages par quantification.....	32
II.4.2.1.a. La quantification scalaire.....	32
II.4.2.1.b. La quantification vectorielle.....	34
II.4.2.2. Méthodes de compression par prédiction (prédictive).....	36
II.4.2.3. Méthodes de compression par transformation.....	37
II.4.2.3.a. Transformation de Karhunen-Loeve (KLT).....	38
II.4.2.3.b. Transformation de Fourier discrète (TFD).....	38
II.4.2.3.c. Transformation en cosinus discrète TDC.....	43
II.4.2.3.d. Transformée en ondelettes	40
II.4.2.4. Méthode de Compression fractale	43
II.5. Les normes de compression d'image.....	44
II.5.1. La norme de compression JPEG	45
II.5.2. La norme de compression JPEG2000.....	46
II.6. Discussion.....	49

Chapitre III : Application du standard JPEG 2000 pour les images hyperspectrales

III.1. Préambule.....	50
III.2. Schéma synoptique de l'application adoptée.....	52
III.2. Organisation de l'algorithme JPEG 2000	52
III.2.1. Traitements préliminaires (prétraitement).....	54
III.2.2. Transformée en ondelettes discrète (TOD).....	55
III.2.3. Quantification.....	57
III.2.4. Codage entropique.....	58
III.2.5. Allocation de débit.....	59
III.2.6. Organisation de bitsream.....	60
III.2.7. Région d'intérêt.....	60
III.4. Avantages et inconvénient du JPEG 2000.....	61
III.5. Discussion.....	61

Chapitre IV : Tests et résultats

IV. Préambule.....	62
IV.2. Application et résultats.....	63
IV.3. Interprétation des résultats.....	66
IV.4. Discussion.....	67

Conclusion

Annexe

Bibliographie

Introduction Générale

Introduction générale

De nos jours, la puissance des processeurs augmente plus vite que les capacités de stockage, et énormément plus vite que la bande passante des réseaux, car cela demande d'énormes changements dans les infrastructures de télécommunication.

Ainsi, pour pallier ce manque, il est courant de réduire la taille des données en exploitant la puissance des processeurs plutôt qu'en augmentant les capacités de stockage et de transmission des données.

La compression de données est une activité ancienne : l'utilisation d'abréviations en est une preuve. Les langues elles-mêmes utilisent des mots de longueurs variées, les plus fréquents étant les plus courts, afin de réduire la taille des phrases. Il est cependant une application plus visible que les autres : la compression des images numériques. C'est elle qui a permis la diffusion des images sur Internet ou encore la démocratisation des appareils photos numériques.

Les domaines des sciences qui utilisent des images sont eux-mêmes nombreux. La médecine (c'est au changement de couleurs ou à la lumière reflétée par les cellules que les médecins posent leurs diagnostics), l'astronomie (c'est de la lumière qu'apportent les étoiles que les astrophysiciens déduisent leur température, leur composition chimique, ...), la géographie (qui utilise des cartes dont les couleurs peuvent représenter la densité de population, le climat, etc.), la météorologie, la biologie, ... Sur ces images, on peut vouloir rechercher les contours caractéristiques (ceux qui auraient suffi pour représenter l'image ...), mais on peut aussi vouloir séparer et caractériser les différentes textures qui les composent, les compresser, de façon à les représenter d'une manière aussi compacte que possible, de les débruiter, la restaurer, si celles-ci comportent des trous, changer leurs contrastes, ... pour cela plusieurs méthodes de traitement ont été développées.

Les recherches dans ces domaines ont poussé la technologie d'acquisition d'image à faire un saut important depuis l'invention des nouveaux capteurs tel que les capteurs CCD et le besoin en précision a fait appel à diverses technologies et la

Introduction générale

combinaison de leurs techniques a introduit une nouvelle technologie qui est l'imagerie hyperspectrale, donnant naissance à des données (image hyperspectrales) très précises mais d'un volume très important augmentant ainsi les problèmes de stockage et de transmission. Ce travail fera l'objectif de la compression d'images hyperspectrales.

Le travail effectué est réparti suivant quatre chapitres tel que :

Dans le premier chapitre, on a présenté l'imagerie hyperspectrale et donné quelques définition et particularités de l'image hyperspectrale.

Dans le deuxième chapitre, un bref aperçu sur la compression et les différentes méthodes de compression d'image est exposé.

Le troisième chapitre présentera les différentes étapes du standard JPEG 2000 qui seront appliquées aux images hyperspectrales, donnant une description théorique de l'analyse multirésolution (transformée en ondelettes 2D) et du quantificateur scalaire qui sera mis en œuvre dans le schéma de codage.

Le quatrième et dernier chapitre illustrera les résultats des tests effectués ainsi que leur interprétation.

Enfin, une conclusion générale sera pour achever ce mémoire.

Chapitre I

L'image hyperspectrale

I.1. Préambule :

Quelque soit l'information apportée par une image classique à deux dimensions, sa pauvreté en précision demeure son inconvénient majeur, car toutes les recherches des domaines militaire et civil (médecine, biologie, météorologie, agriculture...) se basent sur cette précision afin de pouvoir différencier entre objets, éléments et particules d'allures externes identiques.

Les progrès récents dans la technologie de capteurs ont conduit à l'élaboration de capteurs hyperspectraux capable de collecter des images contenant plusieurs centaines de bandes spectrales. Toutefois, l'augmentation du nombre de bandes est à la fois une bénédiction et une malédiction. Une bénédiction vue que ce grand nombre de bandes permet d'augmenter le pouvoir discriminant des données acquises. On peut ainsi arriver à différencier entre deux Matériaux possédant une couleur identique à l'œil. Une malédiction vue le volume des données qu'il génère.

I.2. De l'imagerie numérique monochrome à l'imagerie hyperspectrale [15]:

L'observation de la Terre depuis l'espace s'est d'abord faite en monochrome, principalement dans le domaine militaire. 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 multi-spectraux se sont ainsi développées, le premier étant Landsat au début des années 70. Les progrès réalisés en matière de capteurs d'images ont conduit naturellement à la naissance de l'imagerie hyperspectrale : la scène n'est plus observée à trois ou quatre longueurs d'onde mais dans plusieurs centaines de bandes spectrales étroites et contigües. L'exploitation des données hyperspectrales permet d'effectuer une analyse d'une finesse jusqu'alors inégalée en télédétection. L'imagerie hyperspectrale est utilisée dans des domaines divers, pour les applications civiles et militaires. Depuis plusieurs années, elle fait l'objet d'études avancées menées aux niveaux international par différents organismes

de recherches tels l'ESA ou la NASA... etc.

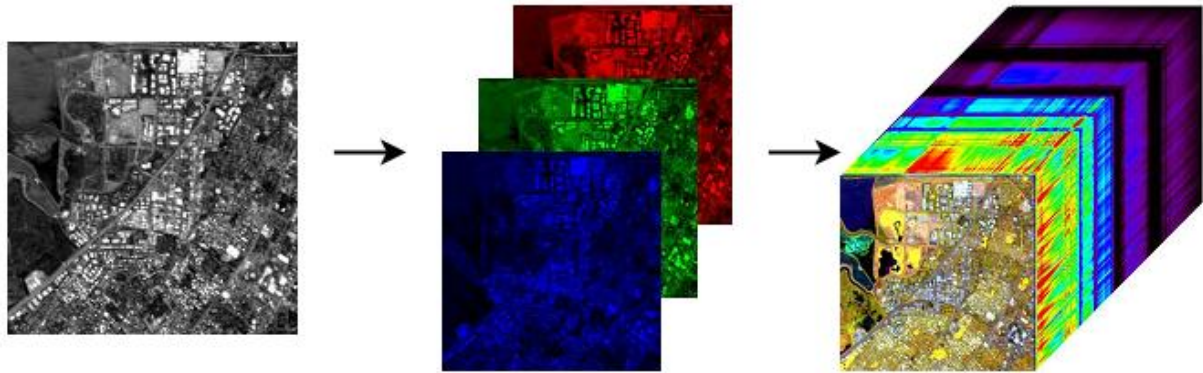


Figure I.1 : Du monochrome à l'hyperspectral.

I.3. L'imagerie hyperspectrale (IHS) [13]:

L'imagerie hyperspectrale (IHS) est une technologie permettant l'analyser et la représentation d'une même scène suivant un grand nombre de bandes spectrales étroites paramétrables dans des gammes de longueurs d'ondes spécifiques (visible « 0.4 à 0.7 μm », proche infrarouge « 0.7 à 1.1 μm », moyen infrarouge et infrarouge thermique « 1.1 - 2.5 → 3 μm »). L'imagerie hyperspectrale consiste à acquérir des spectres pour tous les pixels d'une image, où un spectre est une mesure contiguë d'une distribution de longueur d'onde, avec une résolution suffisante pour résoudre la variabilité naturelle du système d'intérêt (résolution spatiale (30cm/pixel) et spectrale (plus de 200 bandes spectrales dans la gamme visible-proche infrarouge)).

Cette technologie en plein essor permet une meilleure détection et discrimination des objets comparativement à l'imagerie conventionnelle.

I.3.1. Développement et application de l'Imagerie Hyperspectrale (IHS) :

I.3.1.1. L'histoire et le développement de l'IHS :

Le développement de l'imagerie hyperspectrale peut être considéré comme la suite des progrès de l'imagerie de télédétection classique. La télédétection, telle que nous la

connaissions actuellement, a une très longue histoire qui a commencé à la fin du 19ème siècle. A cette époque-là des ballons et des cerfs-volants portaient les appareils photographiques. L'invention de l'avion a donné l'occasion de développer l'usage des photos aériennes. Pendant la première guerre mondiale, on utilisait la télédétection comme méthode d'acquisition de données et d'informations sur la position et sur situation des ennemis.

Au fur et à mesure des progrès de la photographie (utilisation de nouveaux films pour enregistrer les images colorées) naissait l'imagerie spectrale. Le résultat de l'interprétation des images acquises grâce à cette technique photographique a montré l'avantage de ces nouvelles vues.

Aujourd'hui, la télédétection s'effectue grâce à des capteurs aéroportés ou satellitaires, en utilisant les technologies spatiales. En outre, la télédétection n'utilise plus la photographie par films, mais essentiellement la caméra numérique, le scanner, la vidéo, aussi bien que le radar et les capteurs thermiques.

La télédétection classique a été limitée à ce qui pouvait être décelé dans la partie visuelle du spectre électromagnétique.

Les parties du spectre auxquelles l'œil humain n'est pas sensible peuvent maintenant être acquises grâce à des filtres spéciaux : les films photographiques et d'autres types de capteurs comme la technologie IHS. L'avantage d'une vue différente de la terre a été encore accentué par la possibilité d'obtenir des informations existant dans d'autres régions que celle du visible.

L'ère de l'imagerie hyperspectrale a commencé avec la cartographie aéroportée des mines entre 1970 et 1980. L'IHS est disponible grâce aux développements de la physique du solide. Le progrès dans l'industrie optoélectronique conduit à l'innovation technologique du CCD en 1969. Cette invention fut un facteur clé pour le développement de la technologie hyperspectrale.

I.3.1.2. Applications de l'imagerie hyperspectrale :

La télédétection hyperspectrale est considérée comme une méthode essentielle pour collecter des données importantes, en principe grâce à la vue unique qu'elle nous

fournit de l'objectif. Cependant, si la télédétection hyperspectrale avait existé autre fois pour des fins militaire ou même pour des objectifs de surveillance terrestre, elle s'est vite développée pour atteindre tout les domaines de recherche scientifique et technique. L'imagerie hyperspectrale s'est développée à deux extrémités de l'échelle spatiale, à savoir pour l'imagerie satellitaire, avec des résolutions de 20 m environ et à l'échelle microscopique, avec des résolutions de l'ordre de la dizaine de microns, on retrouve ses techniques dans le secteur urbain, environnemental, météorologique, agricole, forestier, géologiques ...etc.

I.3. 2. Les caractéristiques de l'imagerie hyperspectrale[13, 14] :

La formation d'une image spectrale est indépendante de la technologie d'imagerie, car le concept d'imagerie est valide quelle que soit la taille minimale de la région visualisée. Autrement dit, un système hyperspectral peut utiliser un détecteur simple, une ligne ou une matrice de détecteurs. Les radiances concernant la région sont enregistrées par un détecteur individuel. Pour un système d'imagerie, il existe certaines caractéristiques principales basées sur les différentes capacités du système d'imagerie qui définissent les propriétés de ses images. Il s'agit des caractéristiques spatiales, spectrales et radiométriques des images.

Caractéristiques	Imagerie RGB	IMS	IHS
Information spatiale	∞	∞	∞
Information spectrale	limitée	limitée	∞
Information Multi-composés	limitée	limitée	∞

Figure I.2 : Comparaison entre les différents types d'imagerie

I.3.2.1. La résolution spectrale :

Dans le système optique du capteur, les rayonnements reçus se divisent en différentes longueurs d'ondes. Un grand nombre de divisions (de bandes spectrales)

serait idéal, mais plus la bande spectrale est étroite et plus l'énergie des rayonnements reçus par le détecteur est faible et induit une diminution du rapport Signal/Bruit. La technologie du solide est toujours en train d'évoluer, et permet de développer de nouveaux détecteurs, en utilisant des matériels plus sensibles afin d'enregistrer des canaux spectraux plus étroits. De cette façon, la résolution spectrale est définie comme la largeur $\Delta\lambda$ minimum d'un canal spectral. Dans l'IHS, on insiste plutôt sur cette caractéristique de système et d'image, ce qui est légèrement différente de la définition donnée par l'imagerie multispectrale « IMS » ou la résolution spectrale peut être considérée comme le nombre de canaux. Pour l'IHS, la résolution est donc le nombre de canaux spectraux étroits et contigus. Dans ce cas, la largeur de chaque bande est normalement entre 10 et 14 nm. C'est pourquoi, dans le cas où la gamme spectrale couverte par le capteur est continue, le nombre total de canaux spectraux peut s'obtenir par l'équation :

$$N = [\text{Gamme Spectrale}]/\Delta\lambda \quad (\text{II-1})$$

N : nombre de bandes.

I.3.2.2. La résolution spatiale :

Elle a été définie comme le pouvoir de discrimination de deux objets. En d'autres termes, elle correspond à la taille du plus petit objet identifiable dans l'image. Elle dépend de la taille du détecteur, cette taille du détecteur, dans le système électro-optique du capteur, détermine un paramètre qui s'appelle le champ de vue instantané ou IFOV. La projection d'un pixel sur la Terre correspond au pas d'échantillonnage spatial minimum qui est connu comme le champ de vue instantané terrestre ou GIFOV. Il peut être appelé, sur le modèle du mot pixel, groundel, et est souvent assimilé à la résolution spatiale du capteur. La taille des détecteurs se mesure normalement en microns, alors qu'IFOV est un angle et se mesure en radians. Par contre, GIFOV est sur la Terre et se mesure en mètres et dépend également de l'altitude du véhicule porteur du capteur. Dans le cas où IFOV est suffisamment petit, l'équation ci-dessous permet de définir le rapport entre GIFOV et IFOV pour une prise de vue verticale :

$$\text{GIFOV} = \frac{h}{f} \text{IFOV} \quad (\text{II-2})$$

Ou h est l'altitude du capteur ou de son véhicule et f est la distance focale de système optique du capteur. Dans les systèmes d'imagerie numériques actuels, la résolution spatiale est très variable en fonction de l'application de l'imagerie : elle peut aller de quelques dizaines de centimètres à quelques centaines de mètres. Ce paramètre est un paramètre qu'il est coûteux d'améliorer.

I.3.2.3. La résolution radiométrique :

La résolution radiométrique représente la plus petite variation de luminance détectable par l'instrument. Elle est estimée par la mesure sur les images de différentes quantités appelées bruits (bruit le long des colonnes, sur une imagerie, sur l'image complète), lorsque l'instrument observe une zone uniforme. Le flux de la radiance qui arrive sur chaque détecteur, pour une longueur d'onde spécifique est une valeur analogique. Les valeurs de flux de radiance sont converties en valeur d'intensité utilisable par les ordinateurs numériques entre le minimum et le maximum sur une gamme de valeurs discrètes. Ces valeurs discrètes déterminent les niveaux gris de chaque pixel. La résolution radiométrique se mesure normalement en nombre de bits.

L'équation (II-3) définit le nombre N de niveaux de gris par rapport au nombre de bits n :

$$N = 2^n \quad (\text{II.3})$$

n : La résolution radiométrique du capteur.

Avec cette caractéristique qui est normalement élevée dans le cas de l'IHS, il est probable que deux matériaux très similaires apparaissent avec des valeurs légèrement différentes. Bien que cette probabilité soit petite, elle est importante à prendre en compte.

I.4. Définition d'une image hyperspectrale [13, 14]:

Nous allons nous intéresser à la télédétection hyperspectrale, appelée également spectro-imagerie. On parle d'images hyperspectrales dès lors que le rayonnement électromagnétique est acquis par un grand nombre de bandes spectrales étroites et contiguës (plus de 100 bandes spectrales).

Considérant les caractéristiques citées ci-dessous, une image hyperspectrale peut être décrite comme un cube de données à trois dimensions, avec deux dimensions spatiales (X, Y) et une troisième dimension (Z), dont toutes les scènes pour les différentes longueurs d'ondes se sont empilées (chacune des bande est une photographie 2D représentée en N lignes et M colonnes).

∅ Les données produites sont de taille importante.

▼ La différence entre l'image hyperspectrale, image couleur et image multispectrale :

On distingue une image de l'IHS d'une image de l'imagerie couleur et multispectrale par trois caractéristiques principales :

- Les systèmes couleurs ou multi-spectraux enregistrent une image de scène dans 3 ou au plus 10 bandes spectrales alors que les systèmes IHS acquièrent des centaines de bandes contiguës.
 - Les systèmes multi-spectraux ont une résolution spectrale (longueur d'onde centrale divisée par la largeur de la bande spectrale) de l'ordre de 10, alors qu'elle est de l'ordre de 100 pour les systèmes IHS.
 - Alors que les systèmes multi-spectraux acquièrent les images dans des bandes de longueur d'onde larges et irrégulièrement espacées, les systèmes IHS ont des bandes spectrales de largeur fine (10 à 20 nm) contiguës et régulièrement espacées permettant d'obtenir un spectre quasi-continu pour chaque pixel.
- ∅ Cette dernière propriété permet une reconstitution du spectre de chaque pixel, i.e. on réalise en fait un échantillonnage du spectre.

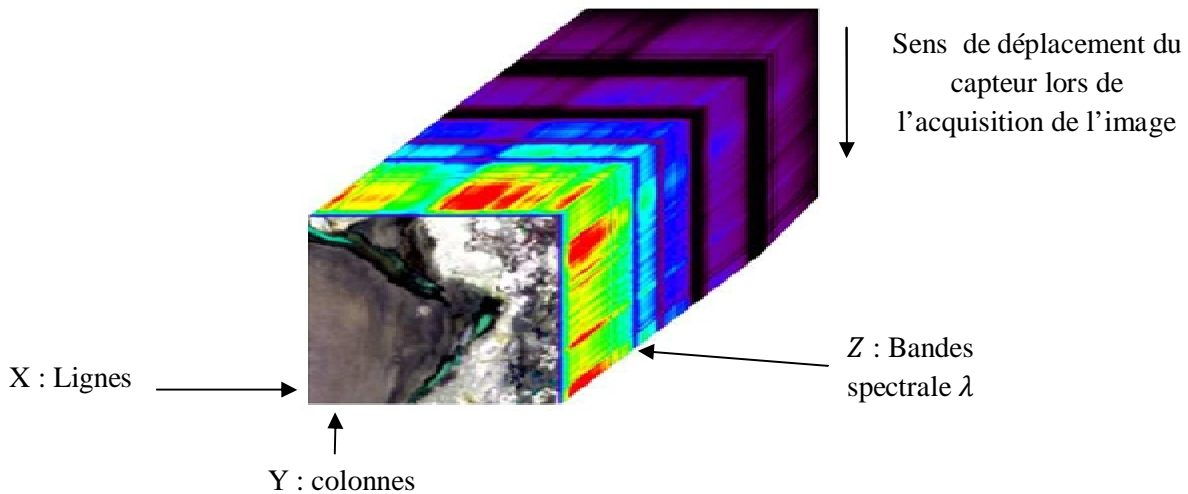


Figure I.3: cube hyperspectral

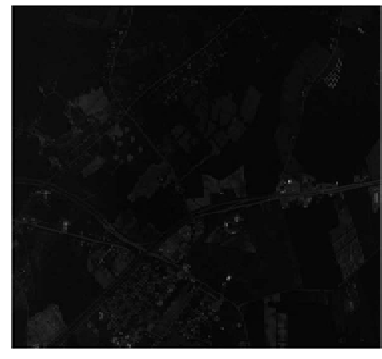
Ø L'ajout de bandes spectrales permet d'augmenter le pouvoir discriminant des données acquises car les divers objets d'une scène reflètent, absorbent et émettent des rayonnements électromagnétiques selon leurs caractéristiques telles que leurs compositions moléculaires, leur température et leur forme. 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. Les images hyperspectrales tirent parti de ces propriétés.



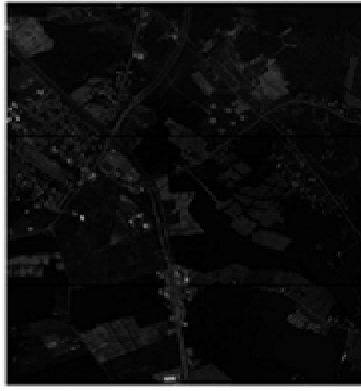
$\lambda = 393,756\text{nm}$



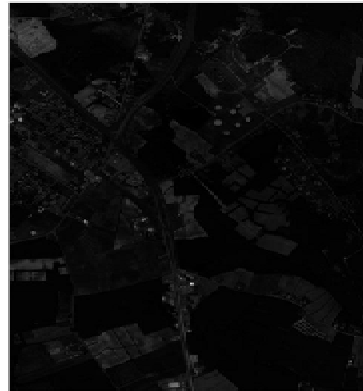
$\lambda = 400,634\text{ nm}$



$\lambda = 407,512\text{nm}$



$\lambda = 441,902 \text{ nm}$

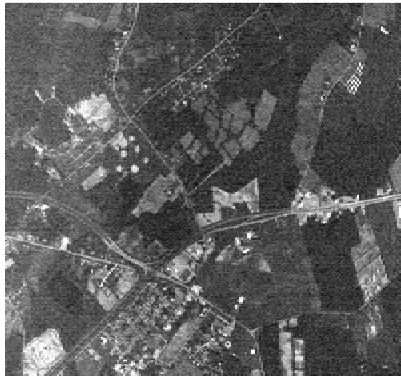


$\lambda = 579,462 \text{ nm}$



$\lambda = 2490,3125 \text{ nm}$

Figure I.4: Même scène sous différentes longueurs d'onde (état brut)



$\lambda = 393,756 \text{ nm}$



$\lambda = 400,634 \text{ nm}$



$\lambda = 407,512 \text{ nm}$



$\lambda = 441,902 \text{ nm}$



$\lambda = 579,462 \text{ nm}$



$\lambda = 2490,3125 \text{ nm}$

Figure I.5: Même scène sous différentes longueurs d'onde (état traitée)

I.5. Acquisition d'une image hyperspectrale [14, 15] :

Les images hyperspectrales sont produites par des instruments appelés "spectromètre imageur " issus de la combinaison des deux technologies : la spectrométrie et la formation d'image à distance de la terre.

La spectrométrie ou de spectrométrie, désigne l'étude expérimentale du spectre d'un phénomène physique, c'est-à-dire de sa décomposition sur une échelle d'énergie, ou toute autre grandeur se ramenant à une énergie (fréquence, longueur d'onde etc.).

Les spectromètres se caractérisent par leur possession d'un élément dispersif tel qu'une grille optique ou un prisme, qui divise le spectre capturé en plusieurs longueurs d'onde étroites et adjacentes. Chacune de ces longueurs d'onde est mesurée par un détecteur, l'utilisation de centaines de ces détecteurs contribue à l'acquisition des longueurs d'onde d'une étroitesse de $0,01\mu\text{m}$ sur une gamme spectrale de $0,4\mu\text{m}$ à $2,5\mu\text{m}$.

I.5.1. Enregistrement des données :

L'acquisition des images hyperspectrales se fait par des capteurs dits : hyperspectraux, qui par leur mode d'enregistrement des données, on distingue deux types :

1) Whiskbroom :

Il possède une barrette CCD (i.e. capteur à transfert de charges) où chaque élément acquiert une longueur d'onde différente.

Dans ce genre de capteur l'acquisition des images s'effectue par l'acquisition d'une ligne après l'autre, cette ligne est captée en longitude par le déplacement du véhicule du capteur et grâce un système de miroir mobile en parcourant la fauchée en largeur ; ce qui rend le système moins fiable dans le contexte spatial.

2) Pushbroom :

Il possède une matrice CCD de dimension $M \times N$, l'une de ces dimension correspond aux différentes longueurs d'ondes et l'autre à la fauchée (la largeur de la partie sensible du capteur), l'acquisition de l'image s'effectue toujours par le déplacement du capteur. Son seul inconvénient est que les images acquises présentent des rayures à cause de la différence de sensibilité entre les colonnes de la matrice CCD.

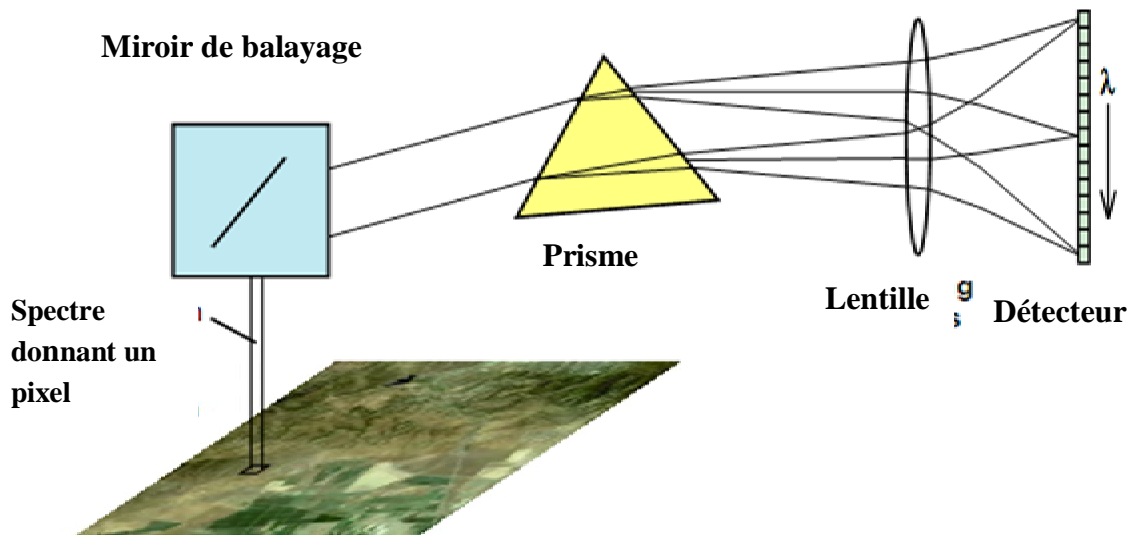


Figure I.6 : Diagramme schématisé des éléments de base d'un spectromètre imageur (type de scanner Whiskbroom)

I.5.2. capteur utilisés :

Les capteurs utilisés en imagerie hyperspectrale sont nombreux et différents outre les différences basées sur les domaines du spectre électromagnétique dans lesquels ils "observent", les capteurs diffèrent également par leur résolution spatiale, spectrale, radiométrique et temporelle ; on cite en exemple le capteur AVIRIS (Airborne Visible / Infrared Imaging Spectrometer), CASI (Compact Airborne Spectrographic Imager), MIVIS (Multispectral Infrared and Visible Spectrometer), Hymap (Hyperspectral Mapping), Hyperion,... etc.

Le tableau suivant illustrera certaines des différences entre ces capteurs :

Chapitre I : L'image hyperspectrale

Capteur	constructeur	Plateforme (Porteur)	Nombre de bandes	Type de scanner	Altitude Vitesse/sol	Spectre (nm)
AVIRIS	NASA/JPL (USA)	ER-2 (aéroporté haute altitude)	224	Whiskbroom	20 km 735 km/h	380-2500
CASI CASI-2 CASI-3	ITRES (Canada)	Avions légers	288	Pushbroom	de 400 m à 8000 m ~ 400 km/h	430-940 430-940 400-1050
MIVIS	Daedalus Enterprise (Sensytech maintenant) (USA)	CASA-212 (aéroporté)	102	Whiskbroom	max 4600 m max 450 km/h	433-1270
Hymap	Integrated Spectronics (Australie)	Cessna (et autres)	128	Whiskbroom	1500-5000 m 200-330 km/h	450-2480
Hyperion	TRW (USA)	EO-1 (satellite)	220	Pushbroom	705 km 30000 km/h	400-2500
CHRIS- PROBA	ESA (UK)	PROBA	Max 63	Pushbroom	~ 615 km ~ 30000 km/h	400-1050
COIS- NEMO	NRL/SAIC (USA)	NEMO	210	Pushbroom	605 km ~ 30000 km/h	400-2500
Spectra	ESA (EUROPE)	Spectra	62	Pushbroom	±670 km ~ 30000 km/h	450-2380

Figure I.7 : Différences entre capteurs

Les images qu'on utilisera à la suite de ce travail seront celles acquises par le capteur AVIRIS dont tous les détails seront affichés dans l'annexe A.

I.6. Propriétés des images hyperspectrales [15]:

Avant de s'intéresser aux traitements des images hyperspectrales, il faut bien comprendre leurs propriétés statistiques. Le fait de construire un cube avec des

dimensions aux propriétés différentes (axe spectral ou spatial) va introduire des spécificités statistiques sur les données.

I.6.1. Des dimensions différentes :

A première vue, on considère les trois directions comme des valeurs équivalentes puisqu'elles correspondent à la luminance d'un pixel pour une longueur d'onde donné.

En réalité, les propriétés de ces données sont différentes selon les directions spatiales et spectrale .cette différence s'exprime par la corrélation existant entre ces directions.

Ø **la corrélation** : étudier la corrélation entre deux ou plusieurs variables aléatoires, c'est étudier l'intensité de la liaison qui peut exister entre ces variables.

Dans les directions spatiales, la corrélation est forte à faible distance et décroît quand le décalage entre les lignes ou entre les bandes augmente. Au contraire, la corrélation spectrale est présente pour tout le spectre.

La matrice de corrélation spectrale, dont l'utilité dans l'analyse des données hyperspectrales a été montrée par Simmons et Brower, représente le facteur de corrélation entre les différentes bandes spectrales. Les coefficients $r(i, j)$ de cette matrice de corrélation représentent la corrélation entre les bandes i et j et sont définis par :

$$r(i, j) = \frac{\sum_{x=1}^{n_x} \sum_{y=1}^{n_y} I_c(x, y, \lambda_i) I_c(x, y, \lambda_j)}{\sqrt{\sum_{x,y} (I_c(x, y, \lambda_i))^2} \sqrt{\sum_{x,y} (I_c(x, y, \lambda_j))^2}} \quad (\text{II.4})$$

$I_c(x, y, \lambda_{i,j})$ Correspondant à une variable centrée (donc de moyenne nulle) et

n_x et n_y étant le nombre de lignes et colonnes respectivement de l'image.

Le coefficient de corrélation est compris dans l'intervalle [-1,1]. Une valeur de 1 indiquant une égalité entre les deux bandes. Les valeurs étant en fait fortement corrélées, il y a rarement apparition de coefficients négatifs en pratique.

Ø L'anisotropie des images hyperspectrales a pour conséquence qu'il peut être préférable de privilégier l'une ou l'autre des dimensions, deux manières de considérer une donnée hyperspectrale se présentent :

1) le cube hyperspectral comme un empilement d'images pour les différentes longueurs d'onde. On y applique successivement des opérations issues du traitement d'image (compression, estimation du bruit) pour toutes les images à toutes les longueurs d'onde et on combine ensuite ces résultats pour obtenir une opération globale.

2) les pixels sont traités séparément Les pixels sont alors représentés par une succession de valeurs représentant leur spectre. On peut alors traiter les pixels comme des vecteurs à n_λ dimensions, ou bien comme un signal à une dimension (n_λ étant le nombre de bandes spectrales de l'image).

I.6.2. Problème de normalisation :

Ø **La normalisation** : elle consiste à éliminer les groupes qui se répètent, à minimiser la redondance.

La normalisation des données hyperspectrales est considérée comme outil important pour la généralisation des résultats.

Une variable aléatoire 'x' se normalise comme suit :

$$X_n = \frac{X - E[x]}{\sigma_x} \quad (I-5)$$

$E[x]$: l'espérance de 'x'.

σ_x^2 : la variance de 'x'.

Dans les images hyperspectrales le problème qui se pose est comment considérer les données ?

Dans un cas la normalisation est effectuée pour chaque image : on calcule la moyenne et la variance pour les valeurs d'une bande spectrale ce qu'on appelle normalisation

bande par bande. Un même spectre sur deux images différentes donnera lieu après normalisation à deux spectres différents, ce qui signifie que cette normalisation dépend du contenu spatial de l'image.

Une normalisation des pixels en calculant la moyenne et la variance de chaque spectre "normalisation par spectre" non dépendante du contenu spatial de l'image ; après normalisation pour un même spectre on obtient un même spectre quelque soit l'image (sauf pour les bandes bruitées).

Si on veut équilibrer la situation entre les bandes qui reçoivent peu d'énergie et celles qui reçoivent plus selon l'éclairement solaire et les phénomènes atmosphérique. Dans ce cas la normalisation d'une variable s'effectue comme suit :

$$X_n = \frac{x}{E[x]} \quad (I-6)$$

I.6.3. Un espace presque vide :

Pour les applications, une image hyperspectrale est souvent vue comme une représentation des différentes réalisations d'une variable aléatoire à n_λ dimensions, n_λ étant ici le nombre de bandes. Les différentes réalisations de cette variable aléatoire sont les différents pixels. Cette vision des données est intéressante pour la classification ou la discrimination. Les pixels proches (notion de distance) dans cet espace vectoriel sont des pixels semblables, la classification regroupera donc ces pixels proches dans une même classe. Les capteurs hyperspectraux acquérant généralement de l'ordre de 200 bandes, les données se retrouvent alors représentées dans un espace à 200 dimensions. Les espaces de grande dimensionnalité posent des problèmes particuliers qui ont été exposés par Hughes: de tels espaces sont presque vides i.e. Un des problèmes majeurs dans l'analyse et le traitement des images hyperspectrales réside dans le fait qu'il est extrêmement difficile d'extraire des informations utiles dans les espaces de grande dimension.

Par exemple, des données échantillonnées sur 12 bits et acquises pour 200 bandes, il y a alors $2^{12} = 4\,096$ possibilités pour chaque bande et un total de $4\,096^{200} \approx 10^{720}$

localisations possibles dans l'espace vectoriel de discrimination. Même avec des images de taille importante (de l'ordre de 10^6 pixels), la probabilité d'avoir deux pixels égaux ou voisins dans cet espace vectoriel est très faible.

Des effets proviennent de ces espaces à grande dimension et rendent difficile la généralisation de certaines propriétés 3 dimensions.

I.6.4. Une estimation de l'entropie :

La notion d'entropie permet d'avoir une évaluation des performances que l'on peut espérer. Dans un message, on comprend intuitivement que tous les symboles n'apportent pas la même information. Un symbole inattendu (faible probabilité) apportera plus d'information qu'un symbole d'une forte probabilité.

L'entropie est une mesure de l'information moyenne de chaque symbole de la source. Elle est maximale si tous les symboles de la source sont équiprobables. De plus, l'entropie représente la longueur moyenne minimale d'un codage binaire sans pertes des données de la source. C'est pourquoi il est intéressant d'évaluer l'entropie des images hyperspectrales avant d'étudier des algorithmes de compression.

Pour estimer l'entropie des images hyperspectrales, la dépendance des pixels entre eux doit être prise en considération, ce qui pose les problèmes d'estimation des probabilités.

Pour une source l'entropie H d'un symbole s_i est estimé à:

$$H(s) = - \sum_{i=1}^{i=N} p(s_i) \ln p(s_i) \quad (I-7)$$

Avec

N : Nombre de symboles (nombre pixels dans l'ensemble de l'image c'est-à-dire l'ensemble de la séquence).

$p(s_i)$: Probabilité du symbole s_i .

I.7. Discussion :

Dans ce chapitre, on a donné quelques définitions de l'image hyperspectrale ainsi que sa technologie (l'imagerie hyperspectrale) en citant quelques domaines d'application. L'utilisation de ces images (images hyperspectrales) est de plus en plus importante en vue qu'elles fournissent des informations très précises.

Cette précision est accompagnée par volume de données important causant ainsi des problèmes de stockage et de transmission, ce qui a rendu l'étude de la compression des données hyperspectrales un sujet de recherche toujours en évolution.

La compression des images hyperspectrales sera l'objectif de ce travail, le chapitre suivant nous renseignera sur quelques méthodes et normes de compression d'images notamment utilisées en compression d'images hyperspectrales.

Chapitre II

*Généralités sur la
compression d'image*

II.1. Préambule :

L'image, de nos jours et en termes d'information, est l'élément le plus riche en données et le moyen de communication le plus performant prouvé par sa manipulation dans tous les domaines. Manipuler une image dans un quelconque domaine revient à son analyse avec les différents logiciels de traitement d'images qui permettent sa numérisation afin d'en extraire le plus d'informations.

La quantité d'informations récupérées des images a considérablement augmenté grâce au développement des techniques et des instruments de leurs acquisitions. L'évolution de l'image allant d'une image deux dimensions à niveaux de gris à une image couleur, et même de nouvelles extensions nous ont donné des images avec une troisième dimension spectrale telle les images acquises par des capteurs multi- et hyperspectraux, a provoqué une augmentation de leur taille mémoire. De ce fait le stockage et la transmission de ces images (données) constituent les principaux enjeux dans le développement d'un système de communication du fait de la mémoire ainsi que la bande passante du canal de transmission et pour cela la compression de ces données s'impose alors comme étape indispensable.

La compression de images (données) consiste à mettre l'information sous une forme qui tient moins de place en mémoire, en s'autorisant une dégradation mineure. La compression se fait d'une manière générale en deux étapes. Dans un premier temps, on cherche à représenter les données sous une forme adaptée, qui va nous permettre de ne conserver que l'information importante. Dans un deuxième temps, on code ces données résumées de la manière la plus compacte possible.

Deux grandes familles d'algorithmes de compression existent : ceux qui peuvent reconstituer l'information exacte (algorithmes sans pertes) et ceux qui tolèrent une perte d'information (algorithmes avec pertes).

Ø Qu'est ce qu'une image numérique ?

D'une manière générale on définit une image comme étant un support d'information. Elle représente une scène qui a été captée soit par un appareil photographique, par un satellite ou par différents appareils médicaux.

Une image, telle qu'elle est définie à l'échelle de l'observation visuelle (une représentation bidimensionnelle d'objets tridimensionnels de natures diverses) est inexploitable par les équipements audiovisuels et informatiques, ce qui exige sa numérisation en la représentant par une application d'un sous-ensemble $M \times N$ de $\mathfrak{R} \times \mathfrak{R}$ vers l'ensemble des réels \mathfrak{R} qui à chaque couple réel (x, y) associe le réel $f(x, y)$:

$$f : (M \times N) \rightarrow \mathfrak{R} \text{ avec : } (M \times N) \in \mathfrak{R} \times \mathfrak{R}$$
$$(x, y) \rightarrow f(x, y)$$

On a distingué deux types d'images numériques :

- Image matricielle : elle est composée comme son nom l'indique d'une matrice (tableau) de point à plusieurs dimensions.
- Image vectorielle : l'image est représentée par des formules géométriques qui vont pouvoir être décrites d'un point de vue mathématique, donc au lieu de mémoriser une mosaïque de points élémentaire on stocke la succession d'opérations conduisant au tracé de l'image.

II.2. Compression d'images:

II.2.1. Définition de la compression [8, 9, 10, 12]:

La compression consiste à réduire la taille physique de blocs d'informations, elle s'appuie sur l'analyse du contenu de l'image et on tire profit de son organisation interne, afin d'en éliminer les données redondantes qu'elles soient temporelles, spatiales ou statistiques. On évalue la performance d'une compression effectuée par le calcul de certains critères tel que:

- Le taux de compression.
- L'entropie (taux d'information).
- La qualité de reconstitution de l'image (mesure de distorsion/mesure de fidélité).
- La rapidité du codeur et du décodeur (codec).

La notion de qualité image est indispensable pour caractériser le besoin selon les applications. Les critères de qualité image qualifie toute la chaîne image, depuis la scène observée jusqu'au produit final.

II.2.1.1. Le taux de compression :

Sachant que le but d'une compression est de minimiser la quantité d'informations nécessaire a la représentation d'une image on définit le rapport de compression R_c tel que :

$$R_c = \frac{\text{Nombre de bits de l'image originale}}{\text{Nombre de bits de l'image compressée}} \quad (\text{II-1})$$

On définit la quantité T_c

$$T_c = \left(1 - \frac{1}{R_c}\right) \times 100 \quad (\text{II-2})$$

T_c est appelé taux de compression, il sert à mesurer l'efficacité d'une méthode de compression.

L'objectif de la compression d'images est donc d'avoir un taux de compression le plus élevé possible. Toutefois, la théorie de l'information donne une limite théorique au R_c maximale qu'il est possible d'atteindre sans distorsion pour toute méthode de compression sur une image donnée.

II.2.1.1. L'entropie (taux d'information):

Dans une image, il faut noter la différence entre la qualité de l'information et la quantité de l'information. Il se peut qu'un ensemble de pixels moins probable porte une information très importante car on se rendra compte vite de sa disparition.

La quantité de l'information est représenté par une grandeur appelée entropie (unité : bit par pixel « Bpp ») et pour un point P quelconque elle se calcule pour une image classique par :

$$H = - \sum_{i=0}^{n-1} (p_i \ln p_i) \quad \text{Bpp} \quad (\text{II-3})$$

Avec :

n : Nombre de niveaux de gris que peut revêtir le point P.

$n = 2^R - 1$ avec R : Le nombre de bits par pixel avec lequel est codée l'image.

p_i : La probabilité d'apparition du niveau de gris i .

II.2.1.1. Mesure de la distorsion:

Pour évaluer numériquement la quantité de l'image reconstruite, il est nécessaire de contrôler ces distorsions, donc de les mesurer. Ces mesures se traduisent par des critères objectifs qui ne sont que de la quantité d'une image. Ces critères sont :

L'erreur quadratique moyenne (MSE : Mean Squae Error) :

$$\text{MES} = \frac{1}{N} \sum_{ni=0}^{N-1} (\hat{n}_i + n_i)^2 \quad (\text{II-4})$$

Avec

n_i : Le niveau de gris de l' i ème point de l'image originale.

N : Le nombre de points constituant chaque image (la taille de l'image).

\hat{n}_i : Le niveau de gris de l' i ème point de l'image reconstruite.

Ce calcul nous renseigne de l'erreur quadratique moyenne d'une image classique.

Le rapport signal sur brut PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) en dB pour une image 2D numérique:

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \frac{N_{\text{dG max}}^2}{\text{MSE}} \text{ dB} \quad (\text{II-5})$$

Avec :

$N_{dG_{max}}$: Le niveau de gris maximum.

$$N_{dG_{max}} = 255.$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{MSE} \text{ dB} \quad (\text{II-6})$$

Etant donné que, l'image reconstruite doit s'apprécier visuellement, on peut compléter l'information en calculant l'image différence « I_{diff} » entre l'image originale et l'image reconstruite qui est alors défini par :

$$I_{diff} = 2(n_i - \hat{n}_i) + 128 \quad (\text{II-7})$$

Où le facteur 2 est adopté pour rehausser la dynamique de l'image, et 128 pour rendre l'erreur I_{diff} positive (Pour de raison de visualisation).

NB. Le calcul des critères se fait de la même façon lorsqu'il s'agit d'une image trois dimensions, sauf on doit introduire cette troisième dimension lorsque cela est nécessaire (le cas des images hyperspectrales), ainsi on a les résultats ci-après en tenant compte des notations suivantes :

$I(x, y, \lambda)$: Représente l'image originale.

$\tilde{I}(x, y, \lambda)$: Représente l'image qui a subi le processus de compression et de décompression.

x : La position d'un pixel dans une ligne, n_x : Le nombre de pixels par ligne.

y : Le numéro de la ligne considérée, n_y : Le nombre de lignes.

λ : La bande spectrale considérée, n_λ : Le nombre de bandes.

$n_x n_y n_\lambda$: indique la taille de l'image.

- Erreur Quadratique Moyenne (Mean Squar Error(MSE)) :

$$MSE = \frac{1}{n_x n_y n_\lambda} \sum_{x,y,\lambda} (I(x,y,\lambda) - \tilde{I}(x,y,\lambda))^2 \quad (\text{II-8})$$

Pour une meilleure interprétation, cette mesure peut être reliée à des notions de moyenne μ et variance σ .

$$MSE = \sigma_{I-\tilde{I}}^2 + \mu_{I-\tilde{I}}^2 \quad (\text{II-9})$$

- Le PSNR (Peak « pic» SNR) tient compte de la dynamique du signal, avec $PS = (2^q - 1)^2$, q étant le nombre de bits utilisés pour coder les valeurs ($q=16$).

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{PS}{MSE} \quad (\text{II-10})$$

Donc: $PS = 65535$

Les deux critères MSE et $PSNR$ déjà cités pour n'importe quel type d'image sont les plus utilisés dans l'évaluation des performances des méthodes de compression.

Ø Lorsque la reconstitution est parfaite on aura : $\begin{cases} MSE \rightarrow 0 \\ PSNR \rightarrow \infty \end{cases}$ dans ce cas pas de distorsion.

NB. Plus on réduit le nombre de bits par pixel, plus on introduit des distorsions c.à.d. augmentation de la distorsion.

II.3. Principe général de la compression d'image [8]:

Le schéma fonctionnel de la compression est représenté dans la figure II.1

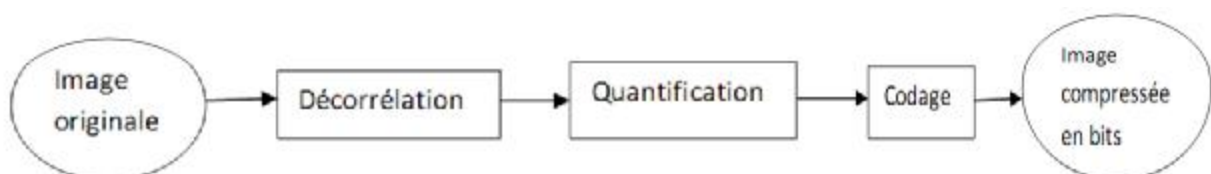


Figure II.1 : Le schéma fonctionnel de la compression

II.3.1. Décorrélation :

La dépendance existant entre un pixel et ses voisins (la luminosité varie très peu d'un pixel à son voisin) traduit une corrélation très forte dans l'image. On essaie donc de tirer partie de cette corrélation, pour réduire le volume d'information, en effectuant une opération de décorrélation de pixels. Cette décorrélation consiste à transformer les pixels en un ensemble de coefficients moins corrélés, c'est opération réversible.

II.3.2. Quantification :

La quantification des coefficients obtenus à pour but de réduire le nombre de bits nécessaire pour leurs représentation. C'est une étape importante en compression de données ; elle exprime chaque valeur d'un signal par un multiple entier q appelé « quantum élémentaire » ou « pas de quantification ».

II.3.3. Codage :

Une fois les coefficients sont quantifiés, ils sont codés. Un codeur doit satisfaire à priori les conditions suivantes :

- unicité : deux messages différents ne doivent pas être codés de la même façon.
- Deux mots de code successifs doivent être distingués sans ambiguïté.

Plusieurs types de codages seront cités ci-dessous.

II.4. Classification des méthodes de compressions :

La compression d'images fait appel à une variété d'algorithmes du codage qui exploite les différents types de redondance existants dans celles-ci. Le choix et l'association de ces algorithmes se fait selon les applications visées et des débits souhaités et dans ce cadre on distingue deux grandes catégories d'algorithmes de compression :

- ceux dits « sans perte » ou réversibles.
- ceux dits « avec perte » ou irréversibles.

II.4.1. Les méthodes de compression sans perte (réversible) :

La compression est dite sans perte lorsqu'il n'y a aucune perte de données sur l'information d'origine. Il y a autant d'information après la compression qu'avant, elle est seulement réécrite d'une manière plus concise. La compression sans perte est dite aussi compactage ou réversible.

L'information à compresser est vue comme la sortie d'une source de symboles qui produit des textes finis selon certaines règles. Le but est de réduire la taille moyenne des textes obtenus après la compression tout en ayant la possibilité de retrouver exactement le message d'origine, Il n'existe pas de technique de compression de données sans perte universelle, qui pourrait compresser n'importe quel fichier : si une technique sans perte compresse au moins un fichier, alors elle en « grossit » également au moins un.

Parmi ces méthodes on cite : codage de shannon-fano, le codage de Huffman, codage arithmétique, le codage en RLE (Run Length Enciding), la compression LZW (Lempel Ziv Welch)...

II.4.1.1. Codage de shannon-fano[3,10] :

Le codage de Shannon-Fano est un algorithme de compression de données sans perte élaboré par Robert Fano à partir d'une idée de Claude Shannon.

Principe :

La probabilité de chaque symbole à compresser doit être connue.

1. Tous les symboles à compresser sont triés selon leur probabilité par ordre décroissant, et l'ensemble trié des symboles est coupé en deux parties de telle façon que les probabilités des deux parties soient le plus proche possible de l'égalité (la probabilité d'une partie étant égale à la somme des probabilités des différents symboles de cette partie), poursuivre les divisions sur chaque partie jusqu'à ce que toute probabilité soit isolée.

2. A chaque division tous les symboles de la première partie (la partie supérieure) sont codés par un 0 et tous les symboles de la seconde partie (la partie inférieure) sont codés par un 1. Lorsqu'une partie ne contient qu'un seul symbole, celui-ci est représenté par un code vide (de longueur nulle).

- A la fin de chacun des symboles sera exprimé par un code binaire.

∅ Les symboles de fréquence élevée sont codés sur peu de bits.

II.4.1.2. Le codage de Huffman [4, 9]:

Cette méthode consiste à construire un arbre qui permettra d'attribuer un code à chaque symbole en fonction de sa fréquence ou sa probabilité.

Principe :

Calculer la probabilité d'apparition de chaque symbole.

Classer les symboles selon leurs probabilités d'apparition $P(i)$ par ordre décroissant (les résultats ne changent pas si on utilise les fréquences).

Regrouper ces probabilités en paires en commençant par les deux probabilités les plus faibles et affecter à chaque paire une probabilité qui est la somme des deux, et les reclasser si nécessaire.

Refaire (3.) jusqu'à obtenir une seule probabilité donnant la somme de toutes les probabilités.

Coder chacune des paires en affectant le bit « 1 » la probabilité la plus faible des deux et « 0 » la plus élevée.

Le principe est illustré par l'exemple suivant (figure II .2):

$P=\{0.0625, 0.0625, 0.0625, 0.0625, 0.14, 0.15, 0.21, 0.25\}$ les probabilités des 8 symboles respectivement $\{\alpha, \beta, \gamma, \delta, \varepsilon, \theta, \eta, \vartheta\}$ alors on a :

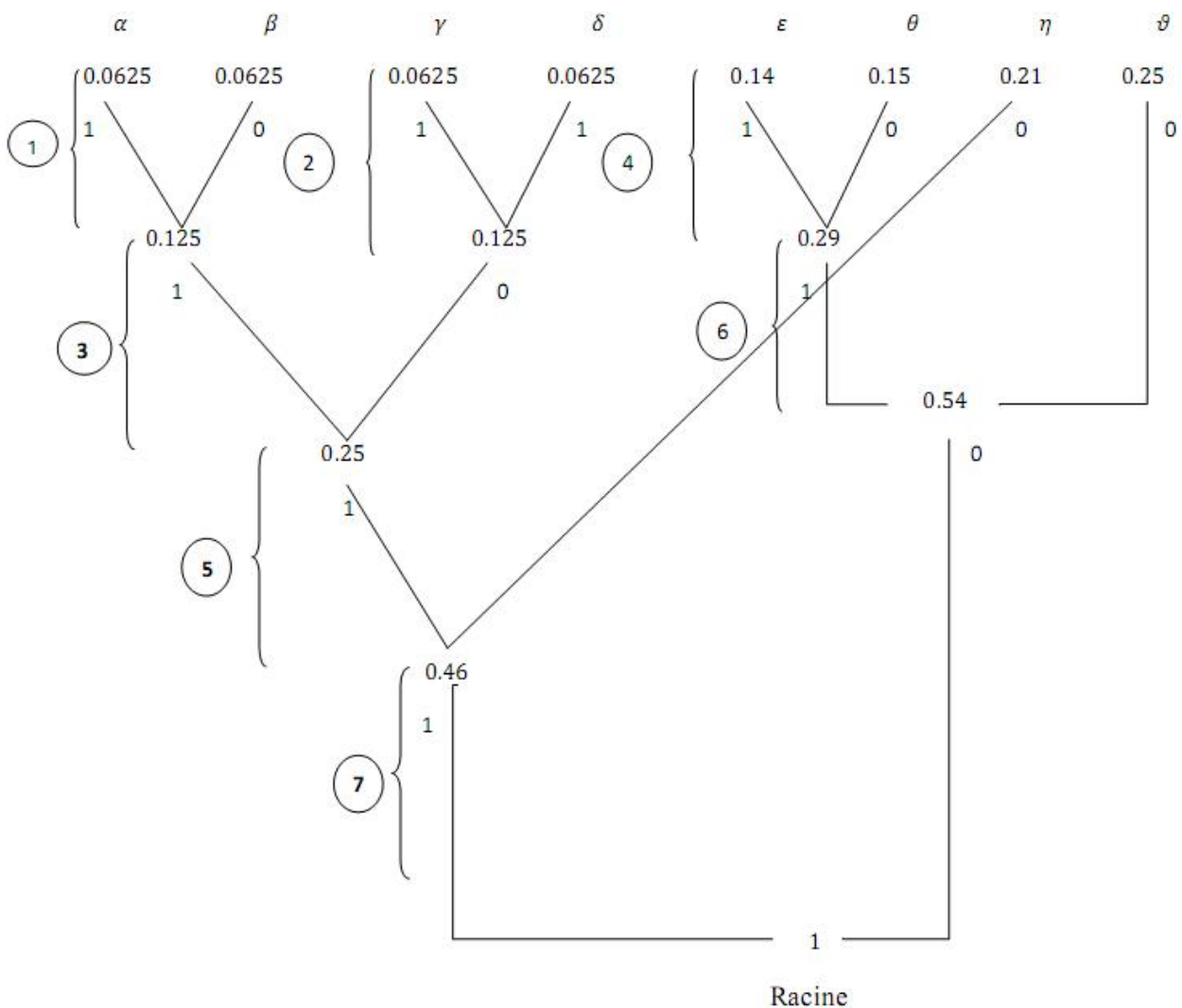


Figure II.2 : L'arbre de Huffman

Résultat: pour le symbole α son code par Huffman est « 1111 » et le symbole ϑ c'est « 00 »

Ø Plus un symbole est fréquent plus on utilisera moins de bits pour le coder.

II.4.1.3. Codage arithmétique [4, 8]:

Normalement une chaîne de caractères est représentable en utilisant un nombre fixe de bits par caractère, comme le cas de Codage de Huffman ou de shannon-fano, le codage arithmétique est un code à longueur variable. Ce qui différencie le codage arithmétique des autres codages source est qu'il encode le message entièrement et le représente par un seul

nombre n (flottant) alors que les autres codages séparent le message d'entrée en les symboles qui le composent et encodent ensuite chaque symbole par un mot code.

Principe :

1. Calculer la probabilité associée à chaque symbole dans la chaîne à coder.
2. Associer à chaque symbole un sous intervalle proportionnel à sa probabilité dans l'intervalle $[0,1]$, l'ordre dans le rangement des intervalles sera mémorisé, car il est nécessaire pour le décodage.
3. Initialiser la limite inférieure de l'intervalle de travail à la valeur 0 et la limite supérieure à la valeur 1.
4. Tant qu'il y a des un symbole à coder dans la chaîne :

Ø La largeur = limite supérieure - limite inférieure.

Ø La limite inférieure = limite inférieure + largeur * (limite basse du sous intervalle du symbole).

Ø La limite supérieure = limite inférieure + largeur * (limite haute du sous intervalle du symbole).

5. La limite inférieure code la chaîne de manière unique.

Le codeur arithmétique est plus performant que le codeur de Huffman.

II.4.1.4. Le codage en RLE (Run Length Encoding) [2]:

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, ce type de codage est dit codage par plage la plage représente l'ensemble de caractères de la même valeur.

Principe :

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% .

Le codage RLE est notamment employé dans les formats d'image PCX ou BMP, ou bien avant un autre algorithme de compression (notamment HUFFMAN dans le cas de JPEG).

II.4.1.5. La compression LZW (Lempel Ziv Welch)[1] :

LZW (pour Lempel-Ziv-Welch) est un algorithme de compression de données sans perte. Il s'agit d'une amélioration de l'algorithme LZ78 inventé par Abraham Lempel et Jacob Ziv en 1978. LZW fut créé en 1984 par Terry Welch, d'où son nom.

L'algorithme LZW avait été breveté par la société Unisys. Il a été utilisé dans les modems et est encore utilisé dans les formats d'image numérique GIF ou TFIF et certains fichiers audio.

L'algorithme a été conçu de manière à être rapide à implémenter, mais n'est la plupart du temps pas optimal car il effectue une analyse limitée des données à compresser.

Principe :

La méthode LZW a certaines caractéristiques:

- Elle utilise un dictionnaire qu'elle construit dynamiquement, au cours de la compression, et de la décompression, qui n'est pas stocké dans le fichier compressé.
- Elle comprime en une seule lecture.

Chapitre II : Généralités sur la compression d'image.

- Elle a besoin d'un apprentissage pour être efficace, et reconnaître des longues chaînes répétées. Elle est donc peu performante sur des petits fichiers.

La compression consiste à éviter les répétitions, pour économiser de la place.

Un dictionnaire contenant toutes les répétitions est créé lors des deux opérations. Il doit être construit de la même manière, à la compression et à la décompression, et contenir les mêmes informations.

Tous les ensembles de lettres qui sont lus sont placés dans le dictionnaire, et sont numérotés. A chaque fois qu'un ensemble est lu, on regarde s'il en existe déjà un qui est identique. Si c'est le cas, on émet son numéro vers le fichier compressé. Sinon, on le rajoute à la fin du dictionnaire, et on écrit chacune des lettres dans le fichier compressé.

Quand on écrit un numéro au lieu d'écrire des lettres, il y a un gain de place. Mais pour cela, il faut déjà avoir beaucoup de chaînes dans le dictionnaire. L'apprentissage est donc nécessaire pour que la méthode soit efficace.

Il y a un autre problème: les numéros des chaînes du dictionnaire doivent être supérieurs à 255, pour ne pas être confondus avec des caractères normaux dont le code ASCII est inférieur à 256. Mais pour stocker ces nombres, les 8 bits qui constituent un octet ne suffisent pas ($8 \text{ bits} = 2^8 \text{ possibilités} = 256 \text{ possibilités}$). Il faut alors écrire des nombres de 9, 10, 11,... bits. Etant donné qu'on ne peut envoyer que des octets vers le fichier de sortie, ceci oblige une gestion assez compliquée des nombres à écrire.

De plus, des événements peuvent avoir lieu lors de la compression. Par exemple, quand les nombres utilisés pour le dictionnaire étaient codés sur 9 bits, mais que les 9 bits ne suffisent plus (car les nombres sont trop grands), il faut passer à un codage sur 10 bits. C'est pourquoi le décompresseur doit être prévenu de ce changement, sinon il continuera à décompresser comme avant, avec 9 bits.

A ce moment là, on est donc obligé d'émettre un code de contrôle vers le fichier compressé. Ces codes de contrôle peuvent indiquer différents événements, comme par

exemple qu'il faut vider le dictionnaire, que les nombres utilisent un bit en plus, ou que c'est la fin du fichier (si on compresse vers un fichier contenant plusieurs fichiers compressés.).

L'ensemble de ces codes de contrôle forme un protocole: c'est un langage qui est le même pour le compresseur et le décompresseur. Bien entendu, il ne faut pas que les codes de contrôles soient utilisés en même temps pour désigner une chaîne répétée. Par exemple, si les codes de 256 à 259 sont des codes de contrôle, on commencera le dictionnaire au code 260.

II.4.2. Les méthodes de compression avec perte (irréversible) :

La compression avec pertes ne s'applique qu'aux données « perceptibles », en général sonores ou visuelles, qui peuvent subir une modification, parfois importante, sans que cela ne soit perceptible par un humain. La perte d'information est irréversible, il est impossible de retrouver les données d'origine après une telle compression. La compression avec perte est pour cela parfois appelée compression irréversible ou non conservative.

Cette technique est fondée sur une idée simple : seul un sous-ensemble très faible de toutes les images possibles (à savoir celles que l'on obtiendrait par exemple en tirant les valeurs de chaque pixel par un générateur aléatoire) possède un caractère exploitable et informatif pour l'œil. Ce sont donc ces images-là qu'on va s'attacher à coder de façon courte. Dans la pratique, l'œil a besoin pour identifier des zones qu'il existe des corrélations entre pixels voisins, c'est-à-dire qu'il existe des zones contiguës de couleurs voisines. Les programmes de compression s'attachent à découvrir ces zones et à les coder de la façon aussi compacte que possible.

Puisque l'œil ne perçoit pas nécessairement tous les détails d'une image, il est possible de réduire la quantité de données de telle sorte que le résultat soit très ressemblant à l'original, voire identique, pour l'œil humain. La problématique de la compression avec pertes est d'identifier les transformations de l'image qui permettent de réduire la quantité de données tout en préservant la qualité perceptible.

Parmi les méthodes de compression avec perte on distingue:

- par prédiction.
- par transformation. Ce sont les méthodes les plus efficaces et les plus utilisées, on cite quelques codages tels que la transformation en cosinus discrète (TCD), la transformation en ondelette (TOD)...les normes JPEG, JPEG 2000, l'ensemble des normes MPEG...sont des méthodes de compression sans perte utilisant les codages cités avant.
- compression basée sur la récurrence fractale de motifs (Compression fractale).

On a aussi les codages par quantification : la quantification vectorielle et la quantification scalaire, ainsi que les méthodes hybrides : les méthodes hybrides de compression combinent entre les méthodes du domaine spatial et celles du domaine transformé, ainsi bénéficier des avantages de leurs techniques.

II.4.2.1. Codages par quantification [4,7]:

En traitement du signal, la quantification est le procédé qui permet d'approximer un signal continu (ou à valeurs dans un ensemble discret de grande taille) par des valeurs d'un ensemble discret d'assez petite taille appelé dictionnaire « codebook ».

II.4.2.1.a. La quantification scalaire :

On parle de quantification scalaire lorsque le dictionnaire est de dimension 1, c'est-à-dire ses valeurs sont des scalaires. La quantification scalaire est la forme la plus simple de quantification, le cas où le dictionnaire est un espace de dimension supérieure à 1 est appelé la quantification vectorielle.

Définition:

Un quantifieur scalaire de taille N est une application Q de \mathfrak{R} dans un ensemble discret fini \mathcal{F} de dimension 1 et de taille n , $\mathcal{F} = \{\hat{x}_1 \dots \hat{x}_n\}$, $Q: \mathfrak{R} \rightarrow \mathcal{F}$ On notera : $\hat{x} = Q(x)$

Un quantifieur peut se définir comme un ensemble d'intervalles de l'espace de départ, $[x_k, x_{k+1}]$, ces intervalles sont appelés niveaux (intervalles) de décision. À chaque intervalle $[x_k, x_{k+1}]$, on fait correspondre une seule valeur de l'espace d'arrivée, y_k , appelée niveau de reconstruction, c.-à-d. chaque symbole appartenant à l'un de ces intervalles de décisions, sa valeur codée correspond au numéro de son intervalle d'arrivée. La forme typique d'un quantifieur est donc une fonction en escalier.

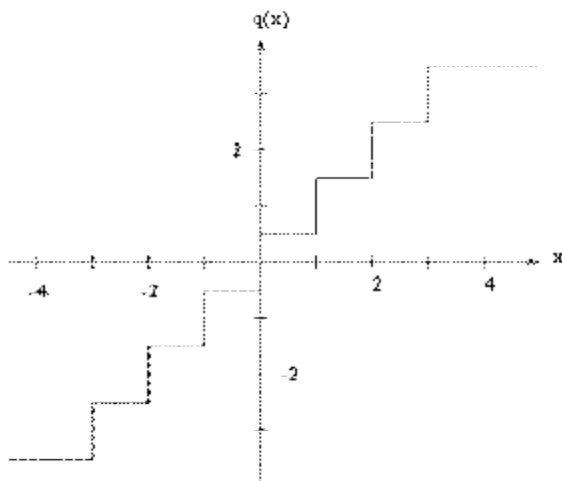
D'une manière générale, la largeur d'un intervalle n'est pas constante:

$q_k = x_k - x_{k+1} \neq cste$. Cette largeur est appelée le pas de quantification.

En général, les niveaux de reconstruction ne sont pas non plus uniformément répartis: $y_{k+1} - y_k \neq cste$.

Tous les symboles d'entrées appartenant à même intervalle sont codés et reconstruits avec la même valeur.

ü Quantifieur scalaire uniforme :



Quantificateur uniforme avec un pas de quantification de 1. C'est le type de quantifieur le plus simple, où les intervalles sont de longueur constante. Le pas de quantification est donc fixe: $t_{k+1} - t_k = q$ pour tout k .

Les niveaux de reconstructions sont aussi uniformément répartis. Il est parfois appelé quantifieur scalaire symétrique.

ü Quantifieur uniforme à zone morte :

Il s'agit d'un quantificateur uniforme avec une légère modification. Les intervalles du quantificateur scalaire sont, comme nous venons de le voir, tous égaux à Δ . C'est la définition même de l'uniformité. Dans le cas du quantificateur avec zone morte, on impose d'avoir un intervalle supérieur à Δ autour de la valeur $x = 0$. En général, la longueur choisie correspond à un multiple de Δ (généralement : 2Δ).

Ce qui a motivé la mise en place de cette zone morte est directement lié aux caractéristiques, déjà évoquées précédemment, du système visuel humain. Son utilisation trouve tout son sens lorsque la distribution du signal source est centrée en zéro. Généralement les coefficients de hautes fréquences sont de faible amplitude. On décide ainsi de négliger automatiquement ces fréquences, trop pénalisantes pour le processus, sachant que leur retrait n'induit pas de dégradation perceptible pour l'œil humain.

La norme JPEG 2000 utilise un quantifieur scalaire uniforme à zone morte.

II.4.2.1.b. La quantification vectorielle [10,3]:

Les techniques de compression d'images exploitent généralement la redondance statistique présente dans l'image. La quantification scalaire qui associe à une variable continue une variable discrète pouvant prendre un nombre plus faible, et fini de valeurs. Ces valeurs ne sont jamais totalement décorrélées, ou indépendantes. Shannon a montré qu'il était toujours possible d'améliorer la compression de données en codant des vecteurs plutôt que des scalaires.

Dans la suite, l'abréviation (QV) sera utilisée pour désigner la quantification vectorielle.

La QV, développée par Gersho et Gray a pris une place très importante dans le domaine de la compression d'image que ce soit dans le but de transmission ou d'archivage.

La quantification vectorielle dans son sens le plus général est l'approximation d'un signal d'amplitude continue par un signal d'amplitude discrète. Elle peut être vue comme une application Q associant à chaque vecteur d'entrée x de dimension K un vecteur $y =$

$Q(x)$ de même dimension appartenant à un ensemble fini Y appelé dictionnaire de taille finie N ,

$$Y = (y_j, j = 1 \dots N).$$

Elle se décompose en deux applications : codeur, décodeur :

Codeur :

Le rôle du codeur consiste, pour tout vecteur x_i du signal en entrée à rechercher dans le dictionnaire Y le code vecteur y_j le plus proche du vecteur source x . C'est uniquement l'adresse du code vecteur y_j ainsi sélectionnée qui sera transmise ou stockée. C'est à ce niveau donc que s'effectue la compression.

Décodeur :

Il dispose d'une réplique du dictionnaire et consulte celui-ci pour fournir le code vecteur d'indice correspondant à l'adresse reçue. Le décodeur réalise l'opération de décompression.

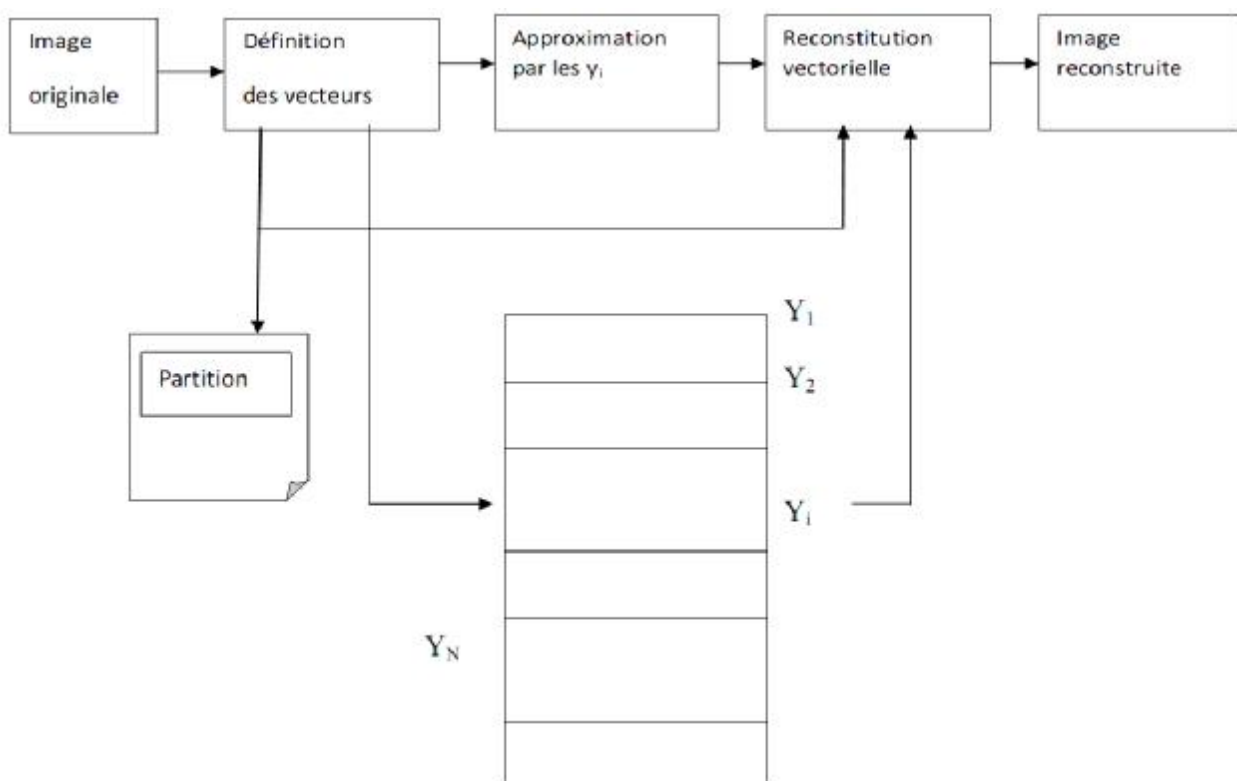


Figure II.3 : Synoptique général du codage d'image par quantification vectorielle.

II.4.2.2. Méthodes de compression par prédiction (prédictive)[3, 9] :

La méthode prédictive est l'une des plus anciennes, c'est une méthode décorrélatrice dont le principe est le suivant :

Dans le codage par prédiction la valeur de chaque pixel est prédite à partir des pixels précédemment codés. Seul l'écart entre la valeur prédite et la valeur réelle est quantifié puis codé et transmis. L'écart étant en général faible, sa représentation nécessite moins de bits que le pixel lui-même.

Les méthodes prédictives permettent une mise en œuvre facile et conduisent à de bons taux de compression. Elles sont efficaces pour les images dont les évolutions temporelles ou spatiales sont petites.

Exemple : l'algorithme Adaptive Differential Pulse Code Modulation (ADPCM)

L'Adaptive Differential Pulse Code Modulation (ADPCM) (en français, Modulation par impulsions et codage différentiel adaptatif (MICDA)) est un algorithme non standardisé de compression de données avec perte.

L'algorithme repose sur la présence d'un schéma de prédiction et d'un codage des erreurs entre la prédiction et le signal original. Les erreurs étant souvent de faibles magnitudes, une compression intéressante est possible grâce à la diminution des bits nécessaires à l'opération. Dans le cas de l'ADPCM, ce codage est dynamique et tient compte de la grandeur des erreurs en modifiant le pas de quantification.

Lors du décodage, les erreurs sont ajoutées au signal issu de la prédiction pour obtenir un signal plus ou moins fidèle à l'original. Ce système est surtout utilisé pour les fichiers audio, en particulier les échantillons vocaux.

En résumé, l'ADPCM tient compte des propriétés suivantes :

- le signal est quasi-stationnaire
- la prédiction est adaptative

- la prédiction utilise les données précédentes et fournit de nouvelles données
- la prédiction tente de minimiser l'erreur
- une bonne prédiction assure une réduction de l'erreur et donc du taux de transmission

II.4.2.3. Méthodes de compression par transformation :

Dans ces méthodes l'image est subdivisée en sous images ou en blocs de taille réduite afin de simplifier les calculs demandé pour effectuer la transformation sur l'image entière. Chaque bloc subit une transformation mathématique du domaine spatial vers le domaine fréquentiel, indépendamment des autres blocs c-à-d transformer l'ensemble des blocs en coefficients plus ou moins indépendant .les coefficients obtenus sont alors quantifiés et codés en vu de leur transmission ou de leur stockage. Pour retrouver l'intensité de pixels initiaux on applique sur ces coefficients la transformation inverse.

Divers travaux ont été réalisés avec différentes transformées : utilisation d'une transformée de Karhunen-Loeve (aussi appelée Analyse en Composantes Principales), une DCT, une analyse en composantes indépendantes (ACI), ondelettes ...

Le principe d'un système de codage par transformation est le suivant :

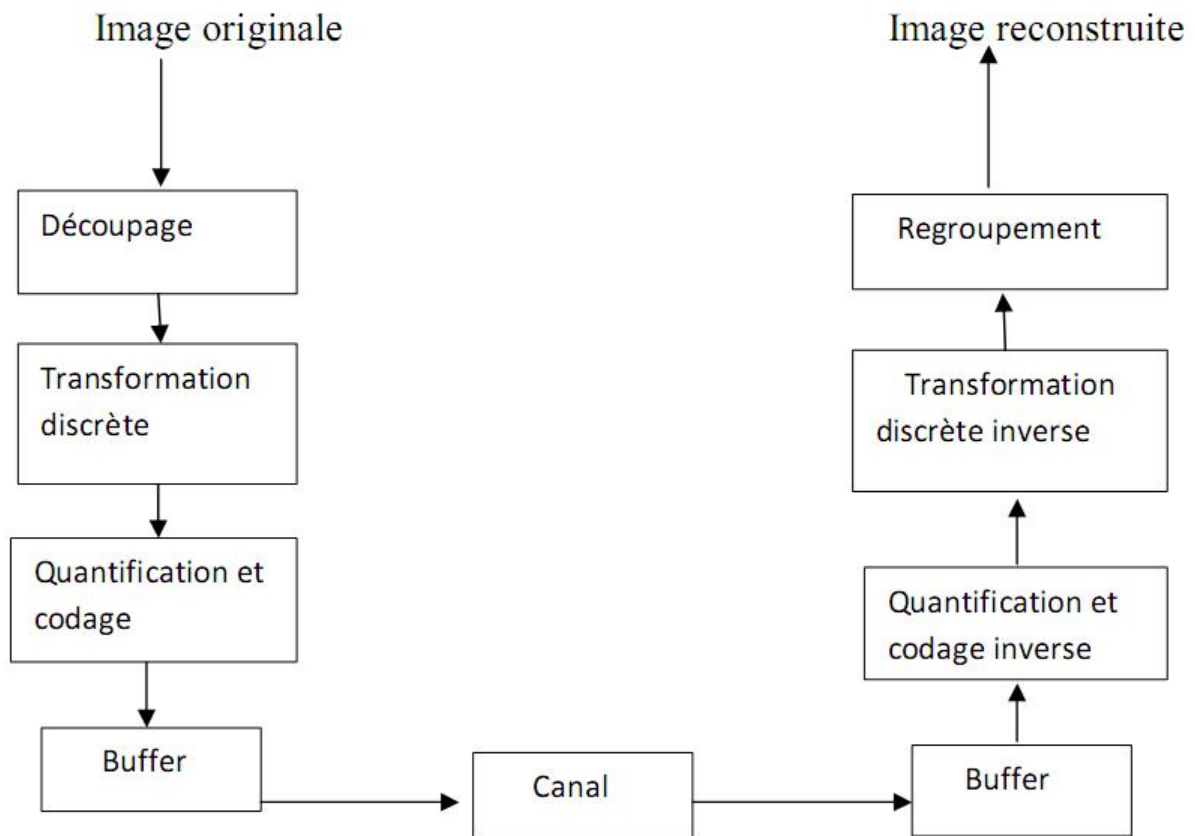


Figure II.4: Principe d'un système de codage par transformation.

II.4.2.3.a. Transformation de Karhunen-Loeve (KLT) [3]:

Karhunen-Loeve ont mis en œuvre une transformation (KLT) très optimale en terme de comptage d'énergie, si on ne veut garder qu'un nombre limité de coefficients transformé, les coefficients obtenus suite à la transformation de Karhunen-Loeve (KLT) sont ceux qui contiendrait la plus grande fraction de l'énergie totale par rapport à toutes les transformations possibles.

Son utilisation est moindre parce que :

la matrice de la transformation KLT est une fonction de l'image et il faut calculer la matrice de covariance de l'image pour obtenir la matrice de la transformation, cette matrice n'est pas séparable d'où l'absence d'algorithme de calcul rapide et l'impossibilité de prévoir une double monodimensionnelle équivalente.

II.4.2.3.b. Transformation de Fourier discrète (TFD) [4]:

La transformée de Fourier discrète peut compter grandement l'énergie moyenne sur un petit nombre de composants. La TFD a la particularité de générer des coefficients possédant des variances dans la compacité énergétique est très grande, d'où son intérêt pour la compression d'image.

La formule de la TFD est la suivante :

$$F(u, v) = \frac{1}{\sqrt{M \times N}} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} f(x, y) \cdot \exp \left[j \left(\frac{2\pi ux}{N} + \frac{2\pi vy}{M} \right) \right] \quad (\text{II-11})$$

Avec : $0 \leq x \leq N - 1$ ET $0 \leq y \leq M - 1$

Dans le cas d'une matrice carrée (i.e. $N = M$).

L'inconvénient majeur de la TFD réside dans ces coefficients complexes, ce qui présente des difficultés de gestion par ordinateur.

II.4.2.3.c. Transformation en cosinus discrète TDC (DCT en anglais)[4,8] :

La DCT est une fonction linéaire inversible $\mathfrak{R}^N \rightarrow \mathfrak{R}^N$ ou de manière équivalente une matrice carrée $N \times N$ inversible. Il existe plusieurs légères variantes de la DCT.

Le développement des algorithmes de calcul rapide des transformées DCT se basent sur la possibilité de décomposer la matrice de définition sous forme d'un produit de matrices dont le calcul est plus simple, et permet de réduire le nombre de multiplications scalaires, en profitant des identités remarquables de périodicité et symétries des fonctions sinusoïdales. Ainsi, on peut décomposer toute transformée DCT de \mathfrak{R}^N en transformées plus simples en décomposant en N produit de facteurs premiers, et en composant des sous-transformées dans \mathfrak{R}^n où n est l'un de ces facteurs. En particulier, de nombreuses optimisations ont été développées quand N est une puissance de 2.

Cela revient à réécrire la matrice $N \times N$ sous forme de produit de sous-matrices identiques et de matrices à coefficients unitaires ou nuls (-1, 0 ou 1).

Chapitre II : Généralités sur la compression d'image.

La formule générale de la transformée TCD et celle de son inverse sont données par les relations suivantes :

$$F(u, v) = \frac{2}{\sqrt{N*M}} c(u) \cdot c(v) \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} \text{Img}(x, y) \cos \left[\frac{(2n+1)u\pi}{2N} \right] \cos \left[\frac{(2n+1)v\pi}{2M} \right] \quad (\text{II-12})$$

La transformation inverse est donnée par :

$$\text{Img}(x, y) = \frac{2}{\sqrt{N*M}} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} c(u) \cdot c(v) F(u, v) \cos \left[\frac{(2n+1)u\pi}{2N} \right] \cos \left[\frac{(2n+1)v\pi}{2M} \right] \quad (\text{II-13})$$

$$\text{Avec : } c(u) \text{ etc } (v) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} & \text{si } u \text{ ou } v = 0 \\ 1 & \text{si } u \text{ et } v \neq 0 \end{cases}$$

x, y : Les coordonnées dans le domaine spatial.

u, v : Les coordonnées dans le domaine fréquentiel.

$N * M$: La taille de l'image.

Cette variante citée ci-dessus est la plus courante et la plus utilisée dite DCT-II par rapport aux autres variantes mais elle est généralement appelée « la DCT ».

II.4.2.3.d. Transformée en ondelettes [7]:

L'analyse par ondelettes a été introduite au début des années 1980, son invention est attribuée au géophysicien **Jean Morlet** dans le contexte de l'analyse du signal et l'exploitation pétrolière. Par ailleurs, les ondelettes permettent de caractériser à la fois en temps et en fréquence un signal.

Le domaine d'application des ondelettes est varié. L'analyse des signaux, compression d'images, traitement du son, géologie en sont des exemples de champ d'application. Les ondelettes est une technique de compression de données, bien adaptée à la compression d'images.

En effet, la transformée en ondelettes présente l'avantage de faire ressortir à la fois les grandes variations et les détails de l'image analysé, ce que ne permet pas la transformée DCT.

Qu'est-ce que c'est une ondelette ?

Une ondelette est une fonction mathématique à valeur moyenne nulle et limitée dans le temps. Les ondelettes sont déduites d'une ondelette "mère" ayant été dilatée ou compressée et translatée afin de couvrir tout le domaine de la fonction décomposée. Le caractère localisée de l'ondelette s'exprime par le fait que la fonction est non nulle sur un intervalle fini et nulle partout ailleurs.

Principe :

La transformation par ondelettes est une technique qui consiste à décomposer une image en une myriade de sous-bandes, c'est-à-dire des images de résolution inférieure. La transformation en ondelettes provient d'une analyse multirésolution de l'image. On considère des espaces d'approximations de plus en plus grossiers notés c_j et des espaces "capturant" les détails perdus entre chaque niveau d'approximation notés d_j . Les coefficients d'ondelettes dans les espaces d_j mettent en évidence des informations sur les contours, les textures, leur localisation et leur orientation. Le choix de l'ondelette mère est très important et fait toujours l'objet d'expérimentations pour adapter l'analyse du signal image au système de perception visuelle de l'homme.

Les coefficients des espaces précédemment citées sont obtenus à base d'une ondelette mère $\psi_{u,s}(t)$ définie comme suit :

$$\psi_{u,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-u}{s}\right) \quad (\text{II-1})$$

Avec : $s > 0$ et $u \in \mathfrak{R}$

L'ondelette mère doit satisfaire les deux conditions suivantes pour que le signal admet une inverse de la transformée en ondelettes:

Condition d'admissibilité :

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{\omega} d\omega < +\infty \quad (\text{II-2})$$

Avec $\hat{\psi}$ est la transformée de Fourier de ψ .

Condition d'oscillation :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \equiv \psi \text{ est de moyenne nulle} \quad (\text{II-3})$$

Le facteur d'échelle comporte à la fois un aspect translation dans le temps amené par le terme u , mais aussi un aspect dilatation à la fois en temps et en amplitude apporté par les termes s et \sqrt{s} . La dilatation en amplitude permet de conserver une norme constante pour tous les éléments de la base (énergie de l'ondelette).

On distingue deux types de transformées en ondelettes : la transformée en continue TOC et la transformée en ondelettes discrète TOD.

On définit la TOC telle que :

$$\text{TOC} = \langle \psi_{u,s} f(t) \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{s}} \psi^* \left(\frac{t-u}{s} \right) f(t) dt \quad (\text{II-4})$$

$$\text{TOC inverse: } \text{TOC}^{-1} = \frac{1}{C_\psi} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \langle \psi_{u,s} f(t) \rangle \psi_{u,s}(t) \frac{1}{s^2} ds du \quad (\text{II-5})$$

ψ^* : représente le conjugué de ψ , et $f(t)$ une fonction de $L^2(\mathcal{R})$

Pour rendre la fonction ψ (III-) sous une forme discrète, on choisit les valeurs des paramètres u et s tel qu'on fixe un pas de dilatation $s_0 \geq 1$ et un pas de translation $u_0 \neq 0$.

Les paramètres u et s sont déduits comme suit :

$$s = s_0^j$$

$$u = k b_0 s_0^j$$

Avec : $(j, k) \in \mathbb{Z}^2$

Et : $s > 1$ (pas de dilatation) ; $u \neq 0$ (pas de translation).

Nous obtenons ainsi une famille d'ondelettes discrète dont l'expression générale est :

$$\psi_{j,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{s_0^j}} \psi(s_0^{-j} t - kb_0) \quad (\text{II-6})$$

L'expression de la transformée en ondelettes discrète associée à un signal $f(t)$ est donnée par :

$$\text{DWT} = C_{j,k} = \langle f, \psi_{j,k} \rangle = \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\infty}^{+\infty} \psi(s_0^{-j} t - kb_0) f(t) dt. \quad (\text{II-7})$$

Avec : $(j, k) \in \mathbb{Z}^2$ tel que : j : paramètre de dilatation et k : paramètre de translation.

NB. Le critère le plus important pour le choix d'une ondelette est de présenter, pour elle et sa transformée de Fourier, des oscillations les plus faibles possibles ; c'est ce qui permettra d'assurer une bonne résolution temporelle et fréquentielle

Ø La transformée en cosinus discrète et la transformée en ondelettes sont deux méthodes de compression proche de la transformée de Fourier mais plus performante que celle-ci.

II.4.2.4. Méthode de Compression fractale [8]:

La compression fractale est une méthode de compression d'image encore peu utilisée aujourd'hui. Elle repose sur la détection de la récurrence des motifs, et tend à éliminer la redondance d'informations dans l'image. C'est une méthode destructive puisque l'ensemble des données de départ ne se retrouve pas dans l'image finale.

Principe de l'algorithme de compression :

Contrairement aux autres techniques de compression habituelles, la compression fractale ne tente pas de réduire le nombre de couleurs (format gif) ou de compresser de manière classique les octets composant l'image. Le principe est ici de remplacer l'image par des formules mathématiques.

La compression fractale a pour principe qu'une image n'est qu'un ensemble de motifs identiques en nombre limité, auxquels on applique des transformations géométriques (rotations, symétries, agrandissements, réductions). Évidemment, plus l'image possède cette propriété, meilleur sera le résultat !

On parle de transformations fractales basées sur un opérateur contractant. Ces transformations décrivent l'image de plus en plus finement. À la fin de ce processus, on ne

stocke pas le contenu d'un bloc autant de fois qu'il a été "vu" dans l'image mais seulement les équations mathématiques permettant de représenter le contenu de ces carrés.

Au final on obtient une structure présentant des caractéristiques similaires à des échelles différentes. Pour retrouver l'image il suffira de décrire les transformations qui ont été appliquées aux blocs initiaux. Ce processus rend la compression indépendante de la taille de l'image. De plus, l'image produite est vectorisée et ne subit pas les effets de la pixellisation. Ce phénomène est surtout visible lors d'un zoom par exemple, l'image fractale peut devenir floue mais ne pixellise pas. Ceci est dû au fait que lors de l'agrandissement, ce ne sont pas les pixels qui sont élargis, mais toute l'image qui est recalculée mathématiquement.

Le problème lié à cette technique est la lenteur du procédé de compression, la décompression quant à elle est aussi rapide que pour les autres formats.

II.5. Les normes de compression d'image :

Jusqu'au début des années 80, les recherches ont essentiellement porté sur des algorithmes de compression et ont donné naissance à des normes qui permettaient des économies de l'ordre de 10 à 90%, mais qui ont été très vite insuffisantes devant les problèmes que posaient le stockage de milliers d'images (banques d'images) ou l'utilisation de séquences vidéo sur ordinateur, ce qui a rendu nécessaire la mise en place sur le plan international de groupes de coordination et d'étude, chargés de mettre au point des standards adaptés à ces applications afin de rendre cohérents et compatibles les échanges d'informations sur les canaux de communication connus ou futurs.

Les normes JPEG, JPEG 2000, l'ensemble des normes MPEG pour la compression d'images animées couleur avec le son associé...sont des méthodes de compression sans perte et avec perte utilisant les codages cités avant.

II.5.1. La norme de compression JPEG[5] :

L'acronyme JPEG (Joint Photographic Expert Group) provient de la réunion en 1982 d'un groupe d'experts de la photographie, dont le principal souci était de travailler sur les façons de transmettre des informations (images fixes ou animées).

Contrairement à la compression LZW, la compression JPEG est une compression avec pertes, ce qui lui permet, en dépit d'une perte de qualité, un des meilleurs taux de compression (sans perte notable de qualité).

Cette méthode de compression est beaucoup plus efficace sur les images photographiques (comportant de nombreux pixels de couleurs différentes) et non sur des images géométriques (à la différence de la compression LZW) car sur ces dernières les différences de nuances dues à la compression sont très visibles.

Les étapes de la compression JPEG sont les suivantes :

- Rééchantillonnage de la chrominance, car l'oeil ne peut discerner de différences de chrominance au sein d'un carré de 2x2 points.
- Découpage de l'image en blocs de 8x8 points, puis l'application de la fonction DCT (Discrete Cosinus Transform, transformation discrète en cosinus) qui décompose l'image en somme de fréquences.
- Quantification de chaque bloc, c'est-à-dire qu'il applique un coefficient de perte (qui permet de déterminer le ratio taille/qualité) "annulera" ou diminuera des valeurs de hautes fréquences, afin d'atténuer les détails en parcourant le bloc intelligemment avec un codage RLE (pour enlever un maximum de valeurs nulles).
- Encodage de l'image puis compression avec un codage entropique (Huffman).

Le format de fichier embarquant un flux codé en JPEG est en réalité appelé JFIF (JPEG File Interchange Format, soit en français Format d'échange de fichiers JPEG), mais par déformation le terme de "fichier JPEG" est couramment utilisé.

Il est à noter qu'il existe une forme de codage JPEG sans perte. Bien que peu utilisé par la communauté informatique en général, il sert surtout pour la transmission d'images

médicales pour éviter de confondre des artefacts (purement liés à l'image et à sa numérisation) avec de réels signes pathologiques. La compression sans pertes ou compression réversible est alors beaucoup moins efficace. Les gains en termes de compression sont alors plus modestes, avec un taux de compression de l'ordre de 2.

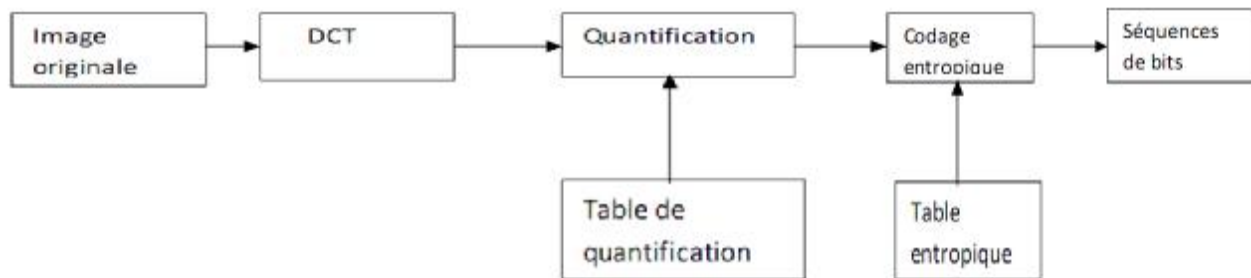


Figure II.5 : Principe de compression JPEG avec perte.

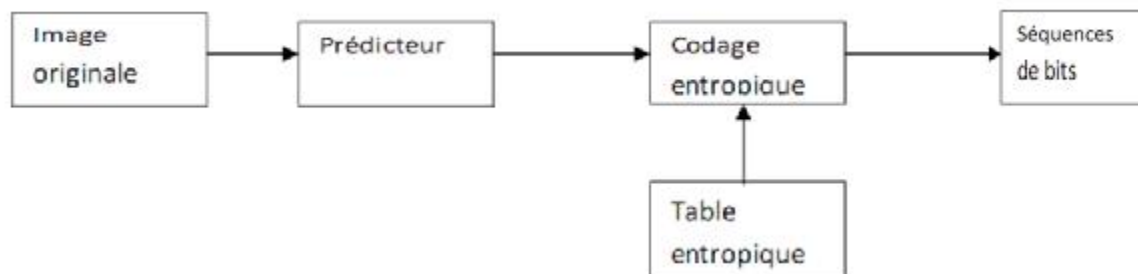


Figure II.6: Principe de compression JPEG sans perte.

II.5.2. La norme de compression JPEG2000 [6,15]:

La norme élaborée par le groupe mixte ISO (Organisation internationale de la normalisation (ISO))/CEI (Commission électronique internationale CEI) pour le codage d'image référencée JPEG2000 définit une compression de l'ordre de 50 à 100 fois plus élevée qu'en JPEG, par transformation en ondelettes, et non en DCT. Elle s'applique aux différents types d'images fixes (à deux niveaux, niveaux de gris, la couleur, multi, hyper-composante), avec différentes caractéristiques (physiques, scientifiques, de la télédétection, le texte rendu graphiques, composés, etc.). Le codage est robuste et convient à la transmission radio, surtout pour les supports bruyants (réseaux radioélectriques pour

mobile). L'affichage de l'image s'effectue de façon graduelle, en améliorant la résolution transmise en première transmission.

L'algorithme de compression de la norme JPEG 2000 s'effectue selon le schéma suivant :

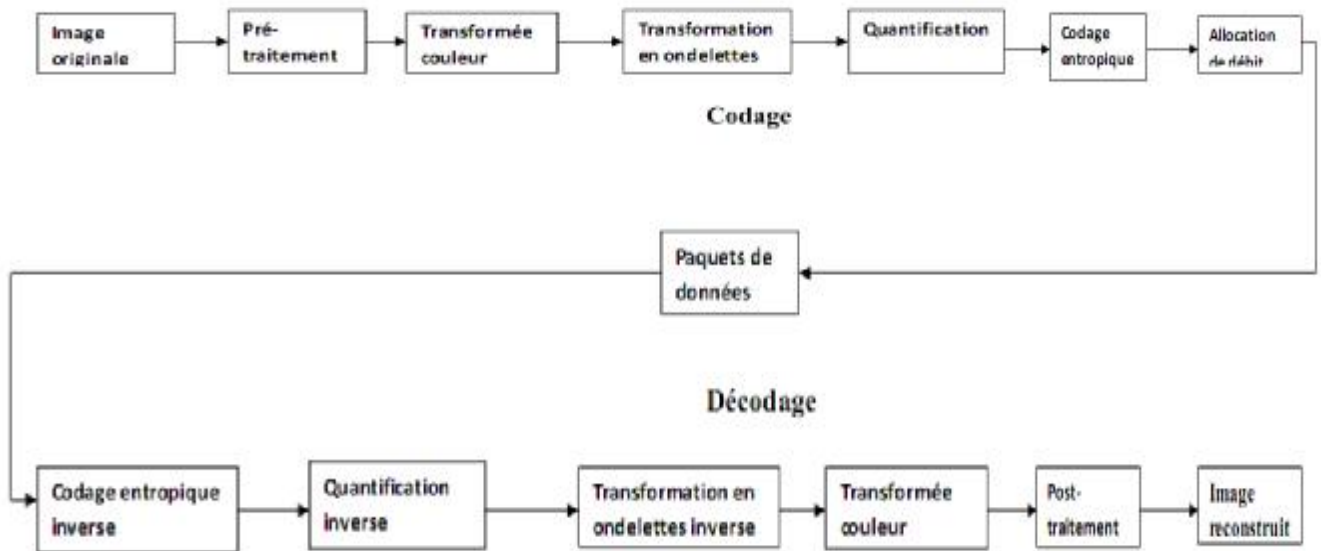


Figure II.7 : Diagramme de la chaîne de codage et du décodage de l'algorithme

JPEG 2000

Transformée couleur :

Cette phase est optionnelle mais si l'image est en RVB (rouge, vert, bleu), on la convertit généralement dans un espace luminance/chrominance (car cette représentation est plus favorable à la compression).

NB. Lorsqu'il s'agit de compression d'une image 3D, en particulier une image hyperspectrale, on ne parlera pas d'image originale mais plutôt d'une séquence d'image originale telle que cette séquence est une succession d'images deux dimensions contigües, représentant chacune une bande de l'image hyperspectrale.

L'application de l'algorithme de compression et de décompression est effectuée sur chaque bande extraite de la séquence indépendamment des autres, puis à la reconstitution

Chapitre II : Généralités sur la compression d'image.

chaque image 2D est sauvegardée dans une même séquence tout en conservant le même ordre que dans la séquence originale.

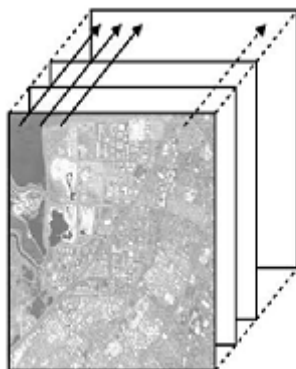


Figure II.8 : séquence hyperspectrale

II.6. Discussion :

La compression des données est appelée à prendre un rôle encore plus important en raison du développement des réseaux et du multimédia, pour cela, plusieurs méthodes de compression de données furent inventées pour remédier aux problèmes d'archivage et de transmission de données.

Dans ce chapitre on s'est basé sur la définition de certaines de ces méthodes de compression des images, et les méthodes utilisant les ondelettes sont les plus performantes du fait qu'elles offrent des taux de compression satisfaisants et apportent une souplesse d'exploitation de données.

Les ondelettes sont appréciées surtout pour leurs avantages on cite à titre d'exemple :

- La TOD est adaptée aux types de signaux non périodiques car elle permet une analyse temps-fréquence que ne permet pas la transformée de Fourier.
- Le traitement de l'image n'est pas uniforme dans l'espace, puisque on conserve une information spatiale.
- Calculs simple et rapide.
- On peut supprimer des détails en négligeant des valeurs inférieurs à un certain seuil. Cela n'altérera pas la reconnaissance des composantes de l'image
- L'affichage de l'image peut se faire de manière progressive. Cela peut être intéressant sur des supports de transmission faible débit

Pour ces critères, les transformées en ondelettes en particulier la transformée en ondelettes discrète est bien appréciée et utilisée par les nouveaux standards de compression d'images tel que le standard JPEG 2000 qui fera l'objectif du chapitre suivant.

Chapitre III

Présentation du standard

JPEG 2000 pour les

images hyperspectrales

Chapitre III : Application du standard JPEG 2000 pour les images hyperspectrales.

III.1. Préambule :

La compression est un processus qui crée une représentation de données compacte pour des buts de stockage et de transmission. La norme JPEG 2000 définit le codage des images numériques et est destinée à supplanter la norme JPEG car elle présente un certain nombre d'inconvénients :

- L'efficacité de codage est limitée.
- Le codage par blocs de 8x8 pixels génère un effet de mosaïque à bas débit très gênant visuellement.
- La transmission d'images codées est très peu robuste en environnement bruité.
- Les applications liées à l'image sont de plus en plus spécifiques et nécessitent de nouvelles fonctionnalités non résolues par JPEG.

La norme JPEG 2000 est la nouvelle norme internationale pour la compression d'image fixe développée conjointement par l'Organisation internationale de normalisation (ISO) et la Commission électrotechnique internationale (CEI). La norme est également recommandée par l'Union internationale des télécommunications (UIT). Introduite en mars 1997, elle est devenue standard en décembre 2000.

JPEG2000 est adapté à tous les types d'images photographies, images scientifiques, clichés médicaux, vues de télésurveillance, et cela avec des applications allant de la transmission d'images sur internet à la photographie numérique en passant par l'impression, la télécopie, l'imagerie médicale et satellite ainsi que les télécommunications mobiles. De plus, JPEG2000 est prévu pour fonctionner dans un contexte de transmission en environnement bruité (marqueurs de resynchronisation pour lutter contre les pertes de paquets), caractéristique fondamentale pour le domaine des communications mobiles.

La norme JPEG2000 proposée un certain nombre de fonctionnalités telle que:

- Compression avec et sans pertes et protection contre les erreurs.

Chapitre III : Application du standard JPEG 2000 pour les images hyperspectrales.

- Excellente qualité d'image et traitement d'une large variété d'images
- Ordonnancement du bitstream (données compressées) et accès et décompression aléatoire de ces données.
- Région d'intérêt.

NB. Cette norme comprend 12 parties (voir annexe C) sous la même dénomination JPEG 2000, c'est cependant à la première partie que l'on fait référence comme « cœur » du système. La partie 10, également connue sous le terme de JP3D, vise plutôt les images tridimensionnelles aussi isotropiques que possible, une spécification ne convenant pas aux images hyperspectrales qui ne sont pas isotropiques donc elles ne seront pas compressées comme étant une image 3D mais plutôt une séquence d'images 2D compressée une par une et sauvegardées dans la même séquence suivant le même ordre de sélection.

III.2. Schéma synoptique de l'application adoptée :

Le processus est tel que chaque bande (image 2D) est compressée individuellement.

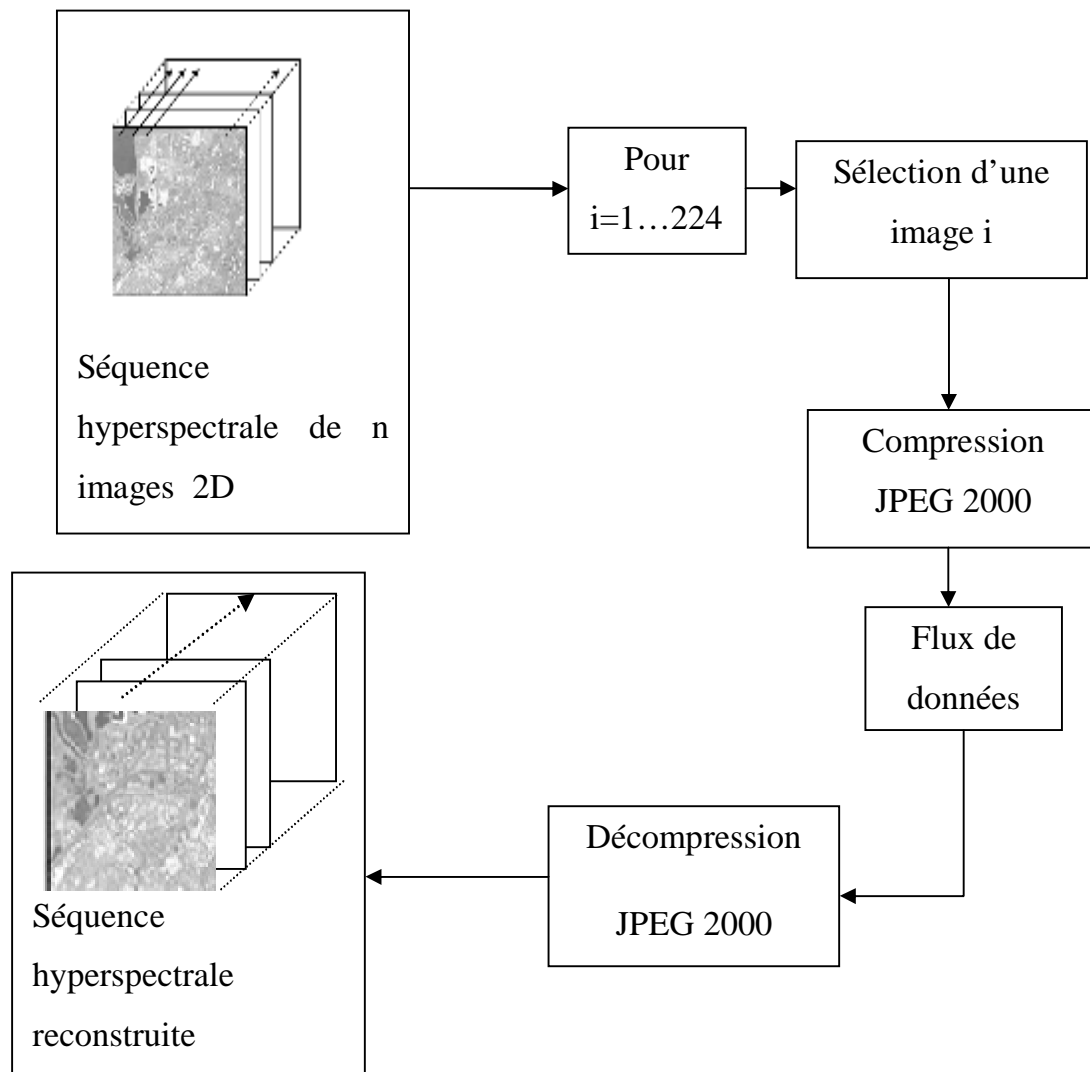


Figure III.1 : Synoptique de la l'application adoptée

III .3. Organisation de l'algorithme JPEG 2000 :

La (figure III.2) illustre les blocs fondamentaux d'un codeur et décodeur JPEG 2000 que nous allons décrire dans ce qui suit :

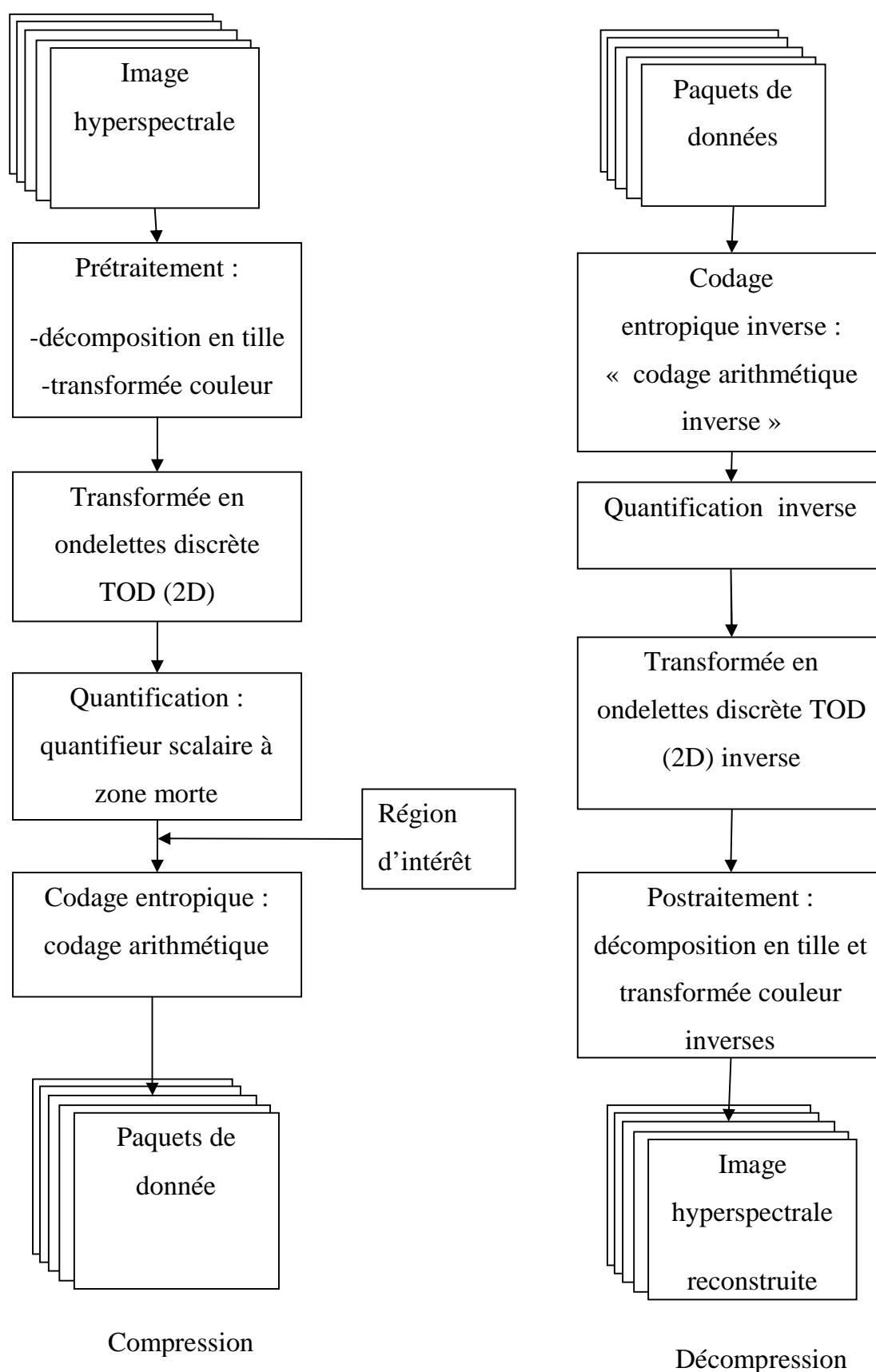


Figure III.2 : Blocs constituant la chaîne de codage et décodage JPEG 2000

III.3.1. Traitements préliminaires (prétraitement):

Cette phase est optionnelle, elle s'effectue en deux étapes :

Décomposition en tuiles [15] :

Dans quelques situations, une image peut être tout à fait grande par rapport à la quantité de mémoire disponible de codec. En conséquence, elle n'est pas toujours faisable pour coder l'image entière comme unité simple, pour simplifier son traitement l'image est divisée en plusieurs régions rectangulaires séparées appelées les tuiles (tiles). Les tiles seront ensuite chacune codées séparément, avec ses propres paramètres. Ce partitionnement est particulièrement utile dans les applications qui possèdent des ressources mémoire limitées.

Transformée couleur [7] :

Deux transformées opérant sur les trois composantes RVB (Rouge-Vert-Bleu) de la tile sont proposées. La première est une transformée irréversible, l'ICT (Irreversible Color Transform) qui est identique la transformée habituelle passant de RVB à YC_bC_r . La deuxième est une transformée réversible, la RCT (Reversible color transform) qui approxime l'ICT et qui sera utilisée si un codage sans pertes est désiré

Dans cet espace la luminance est l'illustration de l'intensité globale de la scène observée les deux autres composantes sont le reflet des composantes rouge et bleus dont la luminance est retirée.

L'algorithme de compression utilise la transformée couleur ICT qui est donnée par :

$$\begin{vmatrix} Y \\ C_b \\ C_r \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} +0.299 & +0.587 & +0.114 \\ -0.169 & -0.441 & +0.500 \\ +0.500 & -0.418 & -0.081 \end{vmatrix} \begin{vmatrix} R \\ V \\ B \end{vmatrix}$$

Et sa transformée inverse est donnée par :

$$\begin{pmatrix} R \\ V \\ B \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} +1.000 & 0.000 & +1.402 \\ +1.000 & -0.344 & -0.704 \\ +1.000 & -1.772 & +0.000 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Y \\ C_b \\ C_r \end{pmatrix}$$

III.3.2. Transformée en ondelettes discrète (TOD)[7, 17, 19] :

La transformée DCT de JPEG a été remplacée par la transformée en ondelettes TOD dans JPEG 2000.

L'idée de base de la TOD est de séparer les basses et hautes fréquences d'une image. Les basses fréquences correspondent à une version grossière de l'image originale dans laquelle les valeurs des pixels ont été moyennées et où aucune variation brusque n'est observée d'un pixel à l'autre. Les hautes fréquences quant à elles contiennent toute l'information sur les détails de l'image. On comprend aisément que plus d'information est contenue dans la version basse fréquences que dans celle ne fournissant que les détails de l'image.

L'objectif de la TOD est donc de concentrer l'information de l'image en une zone très localisée de manière à pouvoir ensuite compresser fortement les zones ne contenant que peu d'information.

En pratique, la transformée directe TOD consiste en l'application successive de paires de filtres passe-bas (h_0) et passe haut (h_1), suivis d'un sous-échantillonnage de facteur deux. La transformée inverse consiste à appliquer une autre paire de filtres passe-bas et passe haut, précédés par un sur-échantillonnage de facteur 2.

L'application à deux dimensions de la TOD est réalisée par un filtrage successif dans chacune des 2 dimensions de l'image. La décomposition en ondelettes d'une image se déroule donc de la manière suivante. Dans un premier temps, chaque ligne de l'image 2-D est décomposée en utilisant horizontalement les filtres h_0 et h_1 . Cela produit deux sous-bandes, l'une correspondant aux basses fréquences horizontales L, l'autre aux hautes fréquences horizontales H. Dans un second temps, les mêmes filtres sont appliqués aux colonnes des ces deux bandes. Chacune des deux bandes de départ est alors décomposée en deux nouvelles sous-bandes, l'une

Chapitre III : Application du standard JPEG 2000 pour les images hyperspectrales.

correspondant aux basses fréquences verticales (LL, LH), l'autre aux hautes fréquences verticale (HL, HH).

Au total, quatre sous-bandes sont donc générées à chaque niveau de décomposition. La décomposition suivante effectue le même processus sur la sous-bande LL, correspondant aux basses fréquences horizontales et verticales. La (figure III.4) illustre l'effet des différents filtres sur l'image originale.

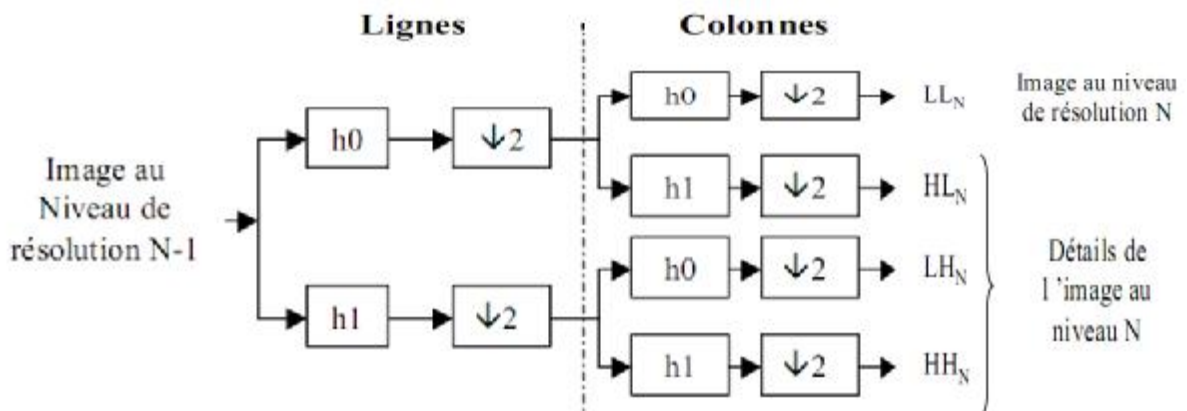


Figure III.3 : Banc de filtres d'analyse pour la transformée en Ondelettes

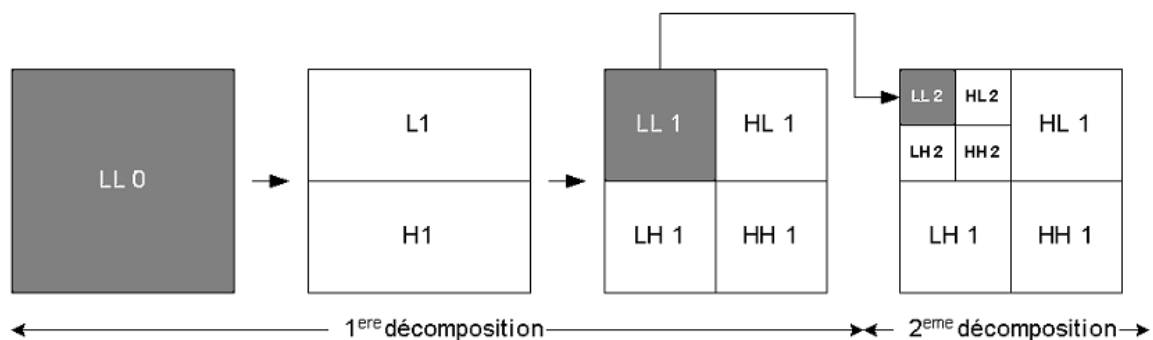


Figure III.4 : Décomposition en ondelettes à deux niveaux.

Lors de la décompression la transformée en ondelettes discrète inverse s'effectue comme le montre le schéma suivant :

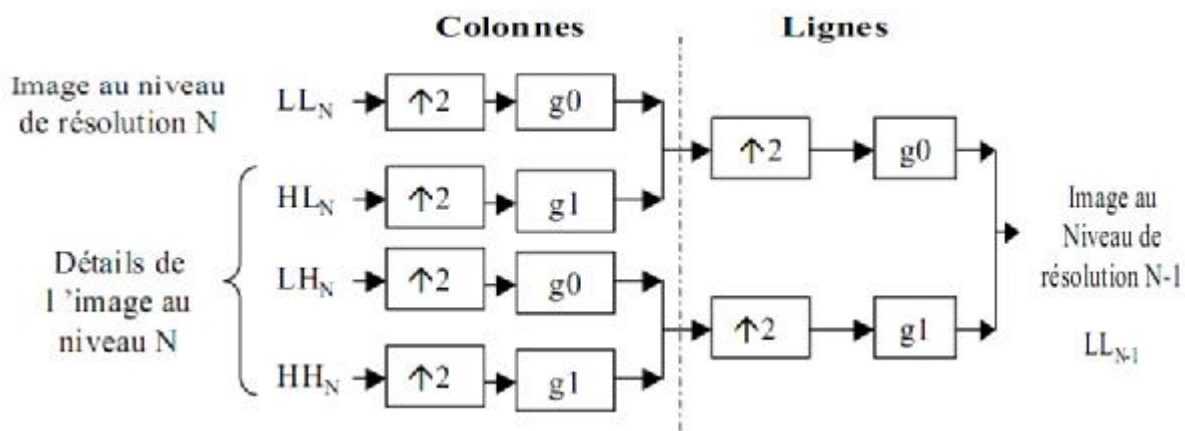


Figure III.5 : Transformée ondelettes inverse (reconstruction)

$$\begin{cases} h_0(n) = g_0(-n) \\ h_1(n) = g_1(-n) \end{cases}$$

III.3.3. Quantification [17, 18, 19]:

La transformation en ondelettes est suivie d'une quantification scalaire uniforme avec dead-zone, permettant de réduire la dynamique des données. Chaque coefficient de la transformation $c_b(u, v)$, d'une la sous-bande b est quantifié à valeur $q_b(u, v)$ suivant l'équation :

$$q_b(u, v) = \text{sign}(c_b(u, v)) \left\lceil \frac{|c_b(u, v)|}{\Delta_b} \right\rceil$$

Où Δ_b est le pas de quantification en fonction de la dynamique et du type de la sous-bande, du nombre de niveaux de décomposition. La dimension du pas de quantification.

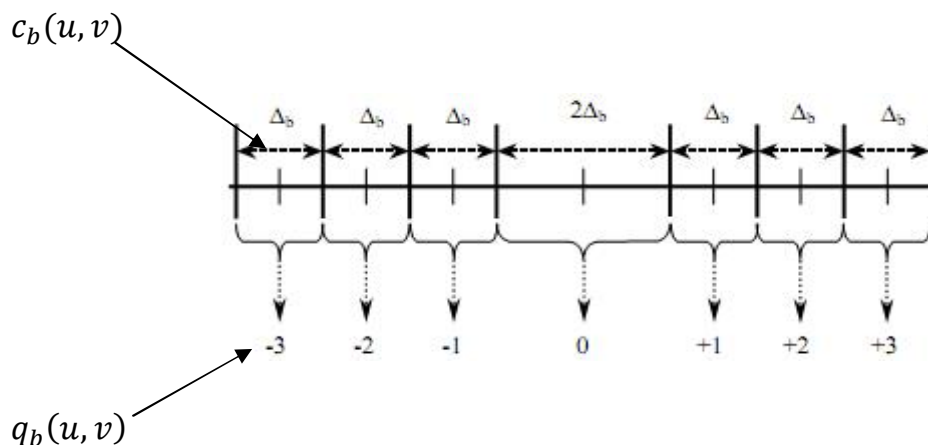


Figure III.6 : quantification scalaire uniforme avec zone morte (dead-zone).

Règle de la quantification inverse (déquantification) :

$$c_b(u, v) = \begin{cases} [q_b + r \text{sign}(q_b)]\Delta_b & \text{si } q_b \neq 0 \\ 0 & \text{autrement} \end{cases}$$

Où q_b est l'index de quantification, Δ_b est le pas de quantification, $c_b(u, v)$ est la valeur reconstruite de signal, le $\text{sign}(q_b)$ dénote le signe de q_b , et r est une valeur fixée par le développeur du codec et est souvent égale à 0.5.

III.3.4. Codage entropique [16, 17, 19]:

Le codeur utilisé dans JPEG 2000 est constitué de deux parties bien distinctes mais interagissant l'une avec l'autre :

L'EBCOT (Embedded Bloc Coding Optimized Truncation) : il s'agit de l'entité qui parcourt les bits d'un code-bloc et qui envoie au MQ une succession de couples (symbole à encoder ; contexte du symbole).

Le MQ (Codeur arithmétique): il s'agit du codeur proprement dit qui reçoit une séquence de "0" et de "1" et qui en produit une autre, plus petite.

Après la quantification scalaire, les coefficients issus des différentes sous-bandes sont groupés dans des blocs rectangulaires (code-blocs), la taille de bloc est un nombre entier de puissance de 2 et le produit de largeur et hauteur ne dépasse pas 4096. Après division, chaque code-bloc est codé indépendamment des autres. Les coefficients dans chaque code-bloc sont rangés en bit-planes (plans de bits) comme illustre dans les (figures III.7 et III.8). chaque plan de bits est divisé en bandes horizontales dites « stripes »(figure III.9), chaque bande a une hauteur de 4. Si la hauteur de code-bloc n'est pas un multiple de 4, la hauteur de dernière bande est inférieure à 4. Au sein d'une stripe, les bits à coder sont parcourus selon l'ordre indiqué à la même (figure III.10). En commençant par le plan de bits de poids fort (MSB), tous ces plans sont codés en fonction de leur «signifiante» et de leur "contexte" par trois passes successives (significance pass (Passe de signifiante), refinement pass (Passe d'affinage), cleanup pass (Passe de nettoyage)). Le premier bit-

Chapitre III : Application du standard JPEG 2000 pour les images hyperspectrales.

plane signifiant rencontré est codé seulement avec la cleanup pass. Les bit-planes suivants sont codés en trois passes. Chaque bit d'un plan est codé une seule fois par l'une des trois passes. Les bits issus de ces différentes passes, ainsi que le contexte associé (Un contexte est une façon de tenir compte des voisins et de chaque passe), sont ensuite envoyés à un codeur arithmétique MQ.

Le codage arithmétique :

La nouveauté apportée par le codage arithmétique vient du traitement vectoriel des symboles de la source. Cette vectorisation n'est cependant pas à confondre avec un groupement des symboles par deux ou trois qu'on appelle codage par blocs. Il n'y a dans un codeur arithmétique qu'un seul vecteur, celui constitué de l'ensemble des symboles successifs à encoder. Cette technique permet d'obtenir un débit très proche de la limite théorique de l'entropie. Cela est dû au fait qu'il n'y a plus, contrairement au codeur de Huffman, de correspondance univoque entre un symbole et un mot-code. Le vecteur entier à encoder est représenté par un seul mot-code. Ainsi, il est possible d'avoir un codage d'un symbole qui utilise moins d'un bit. Les étapes à suivre pour encoder une suite de symboles sont les suivantes :

1. Créer une table de probabilité des différents symboles possibles.
2. Associer de manière arbitraire une partie de l'intervalle probabiliste [0,1] à chaque symbole. La largeur de ces sous-intervalles est choisie proportionnellement aux probabilités des symboles.
3. Prendre comme intervalle de départ celui associé au premier symbole à encoder.
4. Réduire la largeur de cet intervalle à chaque nouveau symbole à encoder, de la manière suivante :

$$A_{i+1} = A_i * P_x$$

$$C_{i+1} = C_i + A_i * Q_x$$

où

A_i est la largeur de l'intervalle suite à l'encodage du i^{eme} symbole.

P_x est la probabilité du $(i + 1)^{\text{eme}}$ symbole "x" à encoder.

C_i est la borne inférieure de l'intervalle suite à l'encodage du i^{eme} symbole.

Chapitre III : Application du standard JPEG 2000 pour les images hyperspectrales.

Q_x est la borne inférieure de l'intervalle associé au symbole "x", appelé aussi intervalle cumulé de probabilité.

La sortie du MQ est une séquence de "0" et de "1" qui peut être découpée en un certain nombre de segments. Un segment est constitué d'un nombre fini d'octets et représente l'entité de données élémentaire produite par le MQ. Le nombre de segments produit lors du codage d'un code-bloc dépend de la taille du code-bloc.

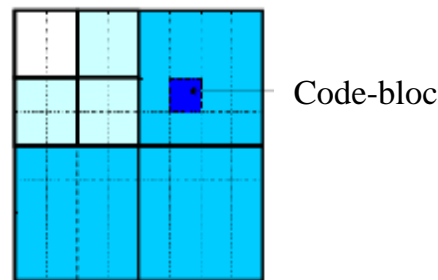


Figure III.7: Partitionnement en code-blocs d'une image à deux niveaux de décomposition en ondelettes

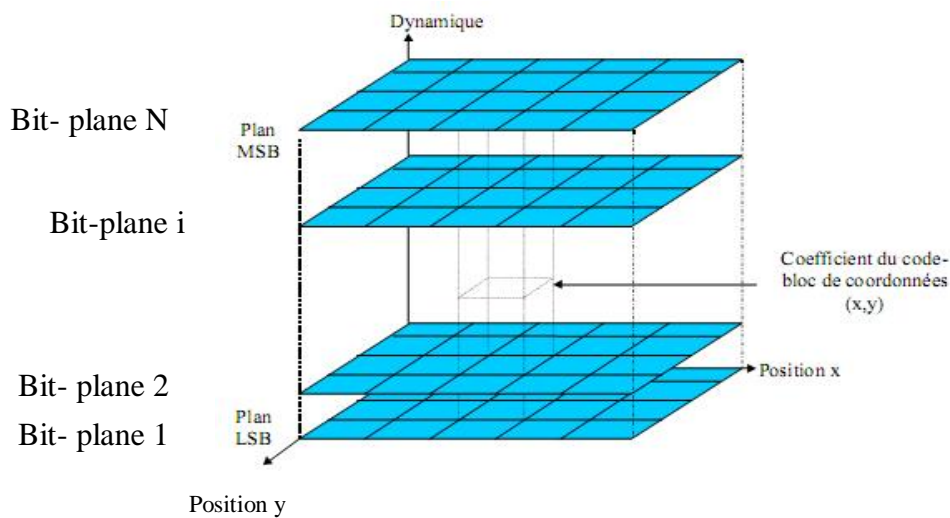


Figure III.8 : Représentation en bit-plane d'un code-bloc.

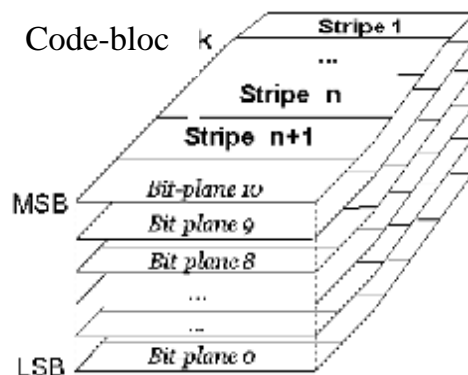


Figure III.9 : Représentation en stripe d'un bit-plan.

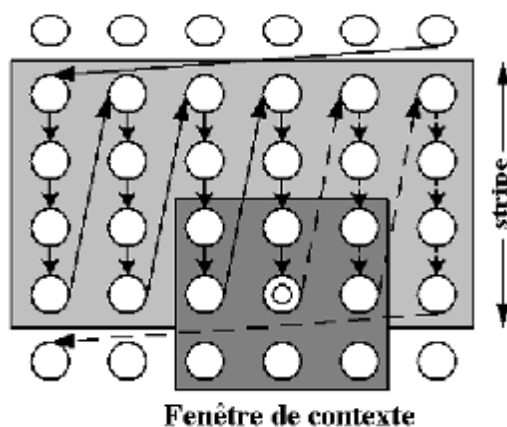


Figure III.10: l'ordre de parcourt d'une stripe

III.2.5. Allocation de débit [17 ,19]:

Il s'agit de fabriquer les paquets de données conformes à la norme qui seront ensuite enregistrés dans un fichier pour souvent être placés sur un serveur. Chaque paquet va correspondre à un layer (un niveau de qualité) d'un niveau de résolution d'une composante de l'image. Il comporte un en-tête qui identifie précisément son contenu et permet l'accès facile aux données dans le bitstream.

Après codage, toutes les données de l'image sont disponibles sous la forme d'une longue séquence binaire issue du MQ. L'allocation de débit consiste à trouver, dans la séquence correspondant à chaque code-block, le point de troncature optimal

Chapitre III : Application du standard JPEG 2000 pour les images hyperspectrales.

permettant d'atteindre le débit spécifié dans les paramètres de codage. En pratique, trois points de troncature sont possibles par bit-plane, correspondant aux trois passes réalisées par l'EBCOT lors de l'étape de codage entropique.

III.2.6. Organisation de bitsream [19,15] :

La séquence binaire issue du MQ est divisée en un certain nombre de paquets. Chacun d'eux contient le bitstream correspondant à une même composante, un même niveau de résolution, une même couche de qualité et une même zone spatiale du niveau de résolution.

NB. Une originalité de JPEG 2000 est d'inclure des outils de résistance aux erreurs de transmission. Par défaut, le codage arithmétique agit en effet sur un code-bloc. En cas d'erreur (un seul bit erroné suffit) c'est la totalité du code-bloc qui est perdu. Pour limiter les effets de ces erreurs, la norme propose plusieurs outils, afin d'éviter la propagation des erreurs ou de limiter leurs effets.

III.2.7. Région d'intérêt [19]:

L'encodeur JPEG2000 permet de coder certaines régions de l'image avec plus de qualité que d'autres appelées Région d'Intérêt (ROI). Le codage de régions d'intérêt s'opère entre la quantification scalaire et le codage entropique. Les coefficients appartenant à la ROI sont multipliés par une puissance de 2. Cette multiplication a pour conséquence de déplacer chaque bit constituant le coefficient ROI dans des plans supérieurs (au-delà de la dynamique Maximum des coefficients) par rapport aux autres coefficients, comme montré dans la (figure III .9)

La forme de la région d'intérêt n'est pas signalée au décodeur, seulement la présence d'une région d'intérêt ainsi que la valeur du décalage opéré. Au décodage, les données seront redécalées de façon à retrouver la dynamique d'origine.

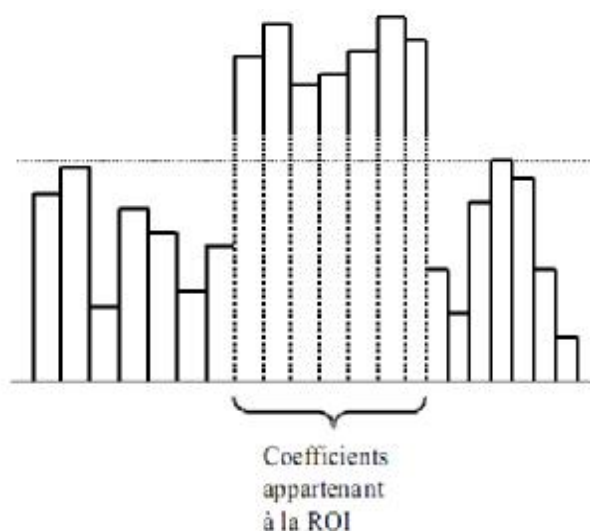


Figure III.9 : Localisation de région d'intérêt.

III.4. Avantages et inconvénient du JPEG 2000 :

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 d'autres méthodes. 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.

III.5. Discussion :

Dans ce chapitre, nous avons défini les différentes étapes de l'algorithme JPEG 2000 qui seront appliquées pour la compression des images hyperspectrales acquises par les capteurs hyperspectraux.

Les résultats du standard sur ces images seront exposés et interprétés dans le chapitre suivant.

Chapitre IV

Tests et résultats

IV. Préambule :

Ce chapitre fera l'objectif d'une présentation des résultats d'application du standard JPEG 2000 pour la compression d'images hyperspectrales brutes prises par le capteur aéroporté AVIRIS dans le nord de l'Amérique. Ces images sont acquises sur 224 bandes spectrales, chacune des bandes est de taille 512*614 pixels dont chaque pixel est codé sur 2 octets (16 bits). Support de programmation utilisé est le MATLAB.

Pour tester et évaluer les performances du standard JPEG 2000, des critères seront calculés tel que : PSNR, MSE et T_c pour une séquence de bandes spectrales.

Ü Le temps d'exécution est une importance capitale, du fait qu'il en est une des conditions du choix d'une méthode de compression.

§ plus ce temps est court et compatible avec l'objectif plus la méthode de compression est adaptée.

Ø Le taux de compression T_c :

$$T_c = \left(1 - \frac{\text{taille de l'image reconstruite}}{\text{taille de l'image originale}}\right) \times 100$$

Ø Le rapport signal sur bruit PSNR et l'erreur quadratique moyenne MSE sont les deux critères qui permettent d'évaluer la qualité de restitution en compression d'images.

Rappelons que dans le cas des images hyperspectrales le PSNR se calcule comme suit :

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{65535^2}{MSE}$$

$$MSE = \frac{1}{n_x n_y n_\lambda} \sum_{x y \lambda} (I(x, y, \lambda) - \tilde{I}(x, y, \lambda))^2$$

$I(x, y, \lambda)$: Représente l'image originale.

$\tilde{I}(x, y, \lambda)$: Représente l'image reconstruite.

$n_x n_y n_\lambda$: indique la taille de l'image.

Avec JPEG 2000 traitant chaque bande individuellement le PSNR de la séquence totale est considéré comme étant la moyenne des PSNR obtenus pour chaque bande spectrale et est calculé comme suivant :

$$\text{PSNR} = \frac{1}{N} \sum \text{PSNR}(i)$$

PSNR(i) : PSNR de la bande i et N : le nombre de canaux considérés

$$(N = (\text{canal final} - \text{canal initial}) + 1)$$

IV.2.Application et résultats :

Pour évaluer les performances du standard JPEG 2000 sur les images hyperspectrales brutes, des séquences d'images ont été prises dans les différents domaines du spectre que couvre les images prises par le capteur AVIRIS et il leurs a été appliquées.

Ø La première séquence représente le domaine du visible (380nm à 690nm), elle est composée de 6 images qui occupent le canal (bande) 20 jusqu'au canal 25(figures IV.4). Les différents résultats de la compression de cette séquence sont exprimés par le tableau IV.1 ainsi que la courbe représentative des résultats obtenus sur toute la séquence (figure IV.1)

Debit_bpp (Bit /pixel)	Taux de compression (Tc%)	PSNR moyen (dB)	MSE moyenne (dB)
0.01	99,9375	48,14	11701,78
0.06	99,625	57,91	3290,71
0.11	99,3125	62,66	1137,00
0.16	99	67,50	369,34
0.12	98,6875	70,89	169,42
→ 0.26	98,375	72,56	119,89
0.31	98,0625	72,56	119,89

Tableau IV.1 : PSNR moyen et MSE moyenne de la première séquence.

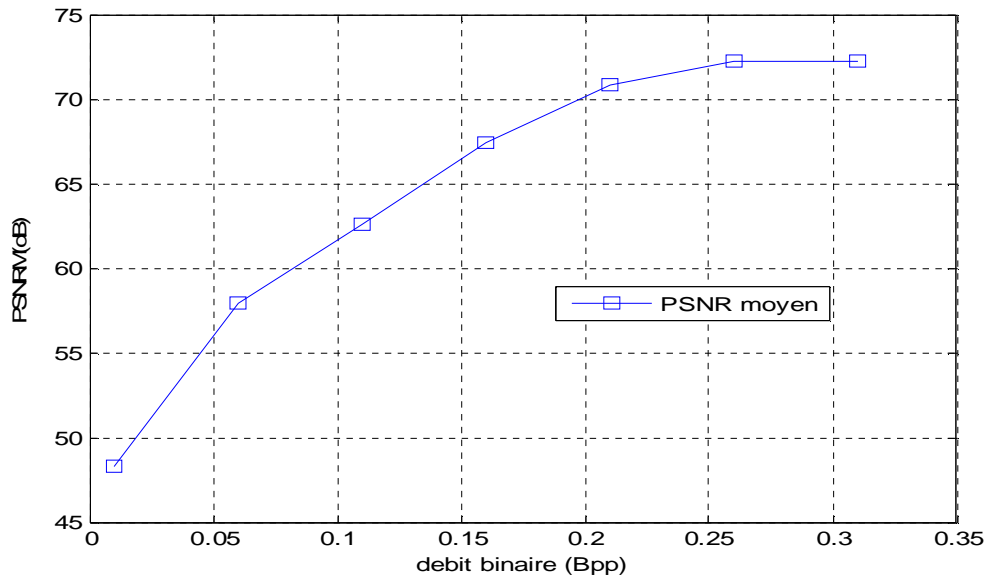


Figure IV.1 : Courbe d'évolution du PSNR moyen en fonction du débit binaire.

✚ Le temps pris pour la compression et la décompression de cette séquence est 19,11s.

∅ La deuxième séquence est prise dans le domaine proche infrarouge (690nm à 1260nm), composée de 6 bandes représentant le canal 40 jusqu'au canal 45 données par la (figure IV .6).

Les résultats de la compression de cette séquence sont donnés par le tableau IV.2 et les figure IV.2

Debit_bpp (Bit/pixel)	taux de compression (Tc%)	PSNR moyen (dB)	MSE moyenne
0.01	99,9375	42,02	22702,23
0.06	99,625	48,31	15313,17
0.11	99,3125	52,81	9133,81
0.16	99	57,27	4121,24
0.12	98,6875	61,69	1496,98
0.26	98,375	66,31	503,24
0.31	98,0625	70,05	208,09
0.41	97,75	73,42	97,69
0.46	97,4375	75,04	59,63
0.5	97,125	75,04	59,63

Tableau IV.2 : PSNR moyen et MSE moyenne de la deuxième séquence.

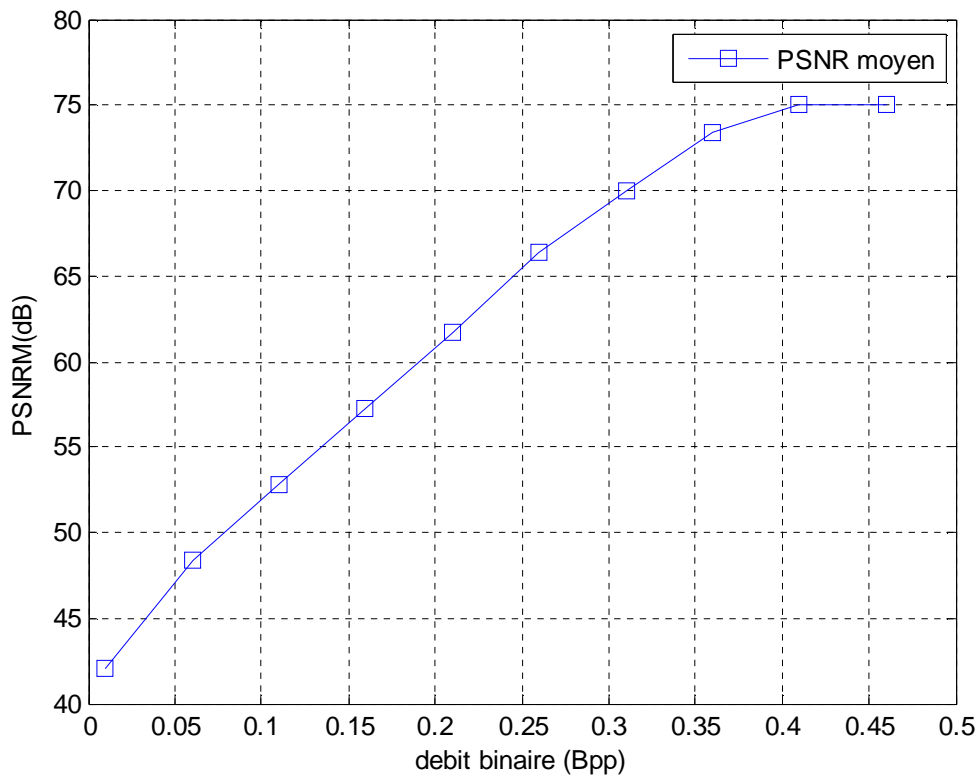


Figure IV.2 : L'évolution du PSNR moyen en fonction du débit binaire.

✚ Le temps pris pour la compression et la décompression de cette séquence est 28,06s.

∅ La troisième et dernière séquence est composée de 6 bandes représentatives du domaine moyen infrarouge comprise entre le canal 180 et le canal 185 voir figure IV.8).

Après application du standard JPEG 2000 on a eu les résultats suivant :

Debit_bpp (bit/pixel)	taux de compression (Tc%)	PSNR moyen (dB)	MSE moyenne
0.01	99,9375	61,80	1440,30
0.06	99,625	70,07	211,44
0.11	99,3125	74,42	72,07
0.16	99	74,42	72,07
0.12	98,6875	74,42	72,07
0.26	98,375	74,42	72,07
0.31	98,0625	74,42	72,07

Tableau IV.3 : MSE et PSNR moyen de la troisième séquence.

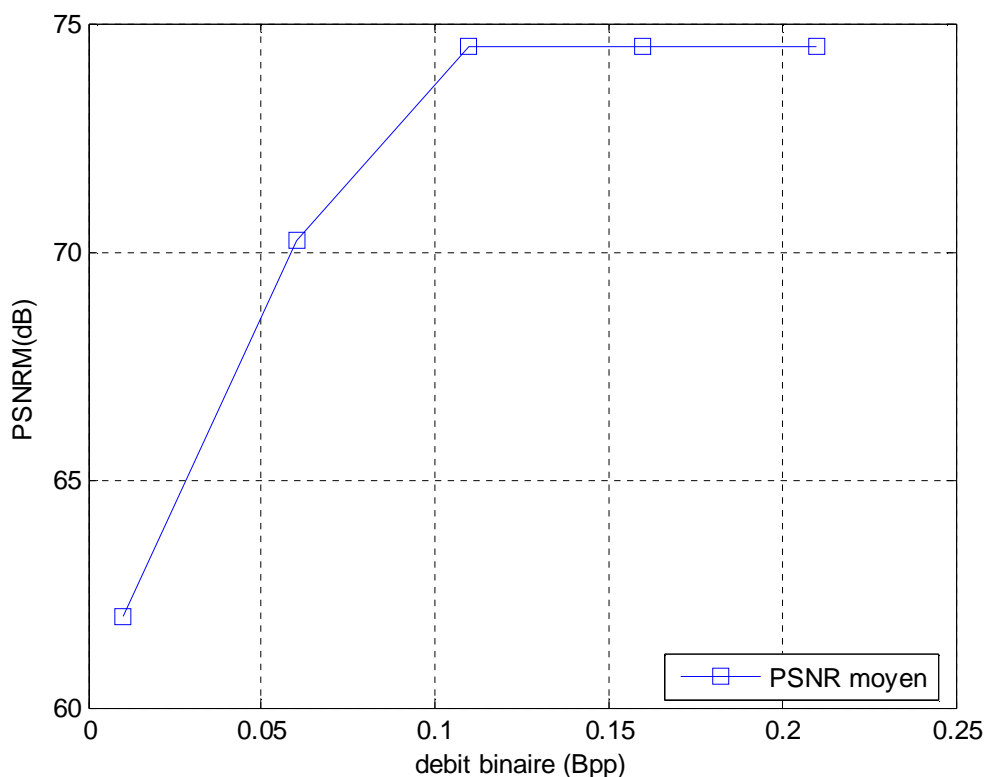


Figure IV. 3: Courbe d'évolution du PSNR moyen en fonction du débit binaire.

Le temps pris pour la compression et la décompression de cette séquence est 19s.

IV.3. Interprétation des résultats :

L'interprétation des résultats obtenus avec JPEG 2000 s'est faite en se référant aux valeurs du PSNR (dB) obtenus dans l'intervalle du débit binaire [0.01 :0.05 :0.5](Bpp).

Les tableaux IV.1, 2, 3 et les figure IV.1, 2, 3 illustrent les résultats de l'application dans les domaines visible, proche infrarouge et moyen infrarouge. On remarque que l'évolution du PSNR est proportionnelle aux variations du débit binaire jusqu'à une certaine valeur où le PSNR se stabilise quelque soit le débit.

Cette stabilité du PSNR est interprétée comme une invariabilité de la qualité visuelle de la séquence reconstruite et d'une dynamique très proche à celle des images de la séquence originale; c'est-à-dire qu'à la stabilisation on a le meilleur débit binaire de compression justifié par la diminution de l'erreur quadratique moyenne MSE jusqu'à ce point.

Les différents résultats de la restitution des séquences compressées sont donnés par les figures IV.7, IV.8 et IV.9.

- Le tableau IV.1 et la figure IV.1 montrent que le meilleur débit de compression est 0.26 Bpp donnant un PSNR=72,56 dB et un taux de 98,37%.
- Le tableau IV.2 et la figure IV.2 montrent que pour une bonne reconstruction de l'image on a un débit de compression est 0.46 Bpp donnant un PSNR=75,04 dB et un taux de 97,4375%.
- Le tableau IV. 3 et la figure IV.3 montrent que pour une bonne reconstruction de l'image on a un débit de compression est 0.11 Bpp donnant un PSNR=74,42 dB et un taux de 99,3125%.

Ü Les résultats des images reconstruites sont donnés par les figures IV.5, IV.7, IV.9.

IV.4. discussion :

Les résultats obtenus dans les trois domaines mettent en évidence une des caractéristiques de JPEG 2000, celle de la compression d'une même image à différents taux compression (différents débit binaire).

On a remarqué que le temps d'exécution du processus compression et décompression ne dépasse pas les 30s, un résultat assez satisfaisant encourageant l'adoption du standard JPEG 2000 pour les images hyperspectrales.

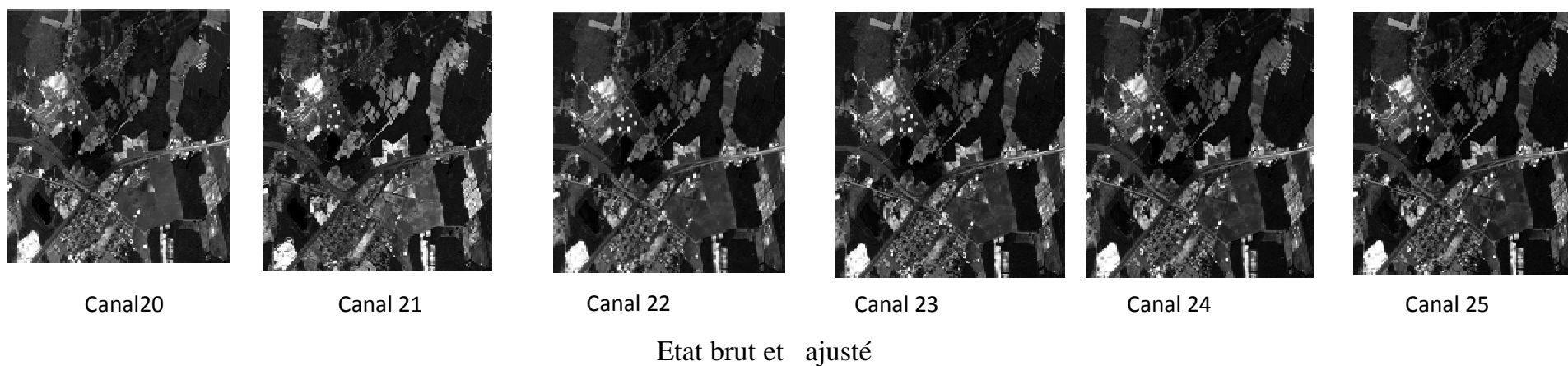


Figure IV.4: Première séquence d'image à tester avant compression.

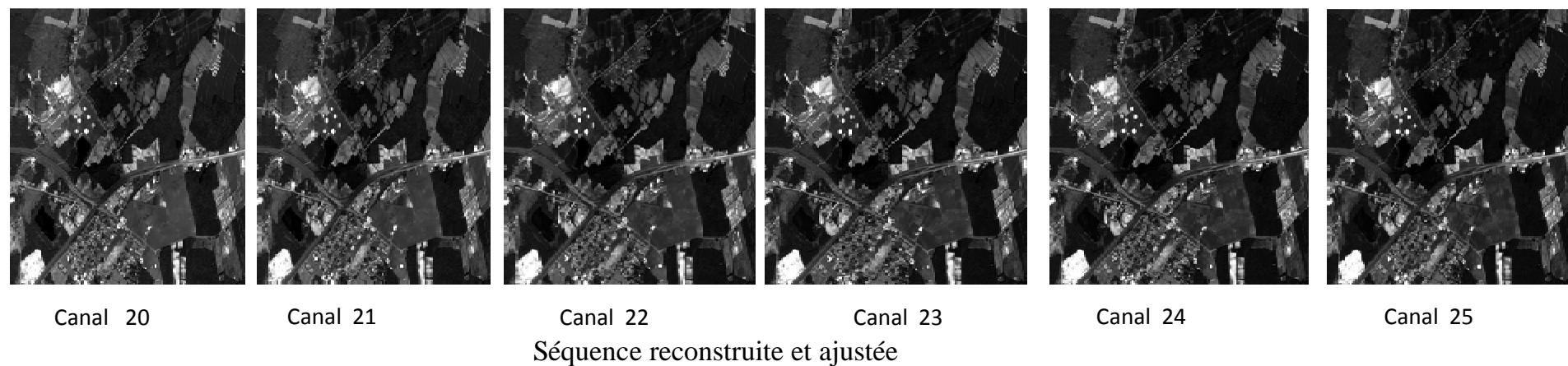


Figure IV.7: Première Séquence testée après reconstruction (décompression)

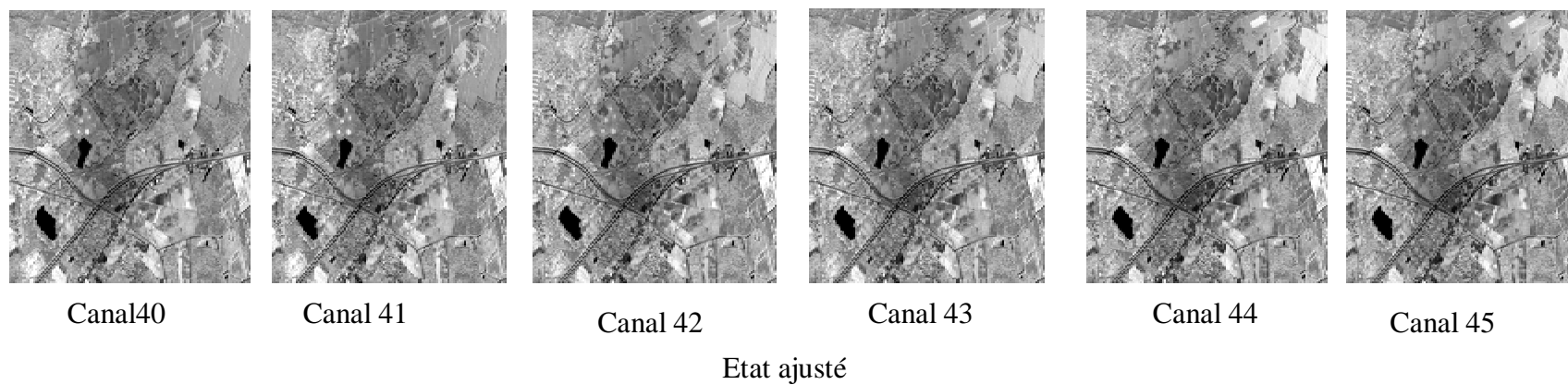


Figure IV.5: Deuxième séquence d'image à tester avant compression.

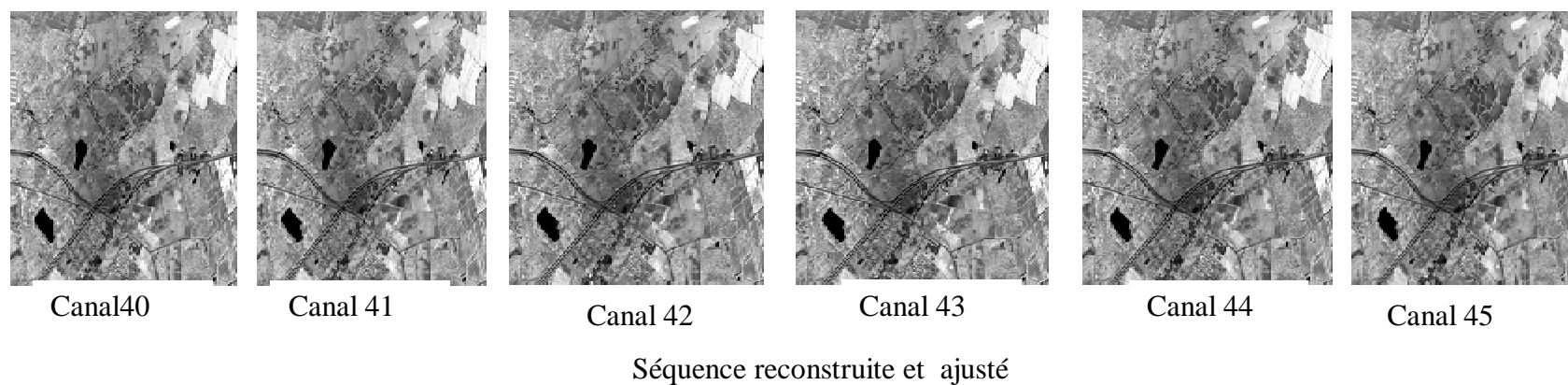


Figure IV.8: Deuxième séquence d'image testée reconstruite.

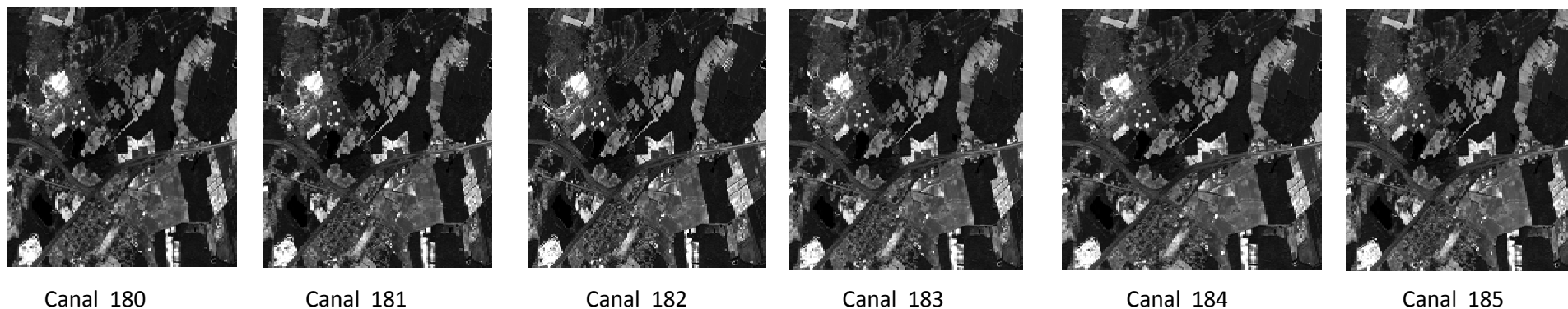


Figure IV.6: troisième séquence d'image à tester ajustée avant compression.

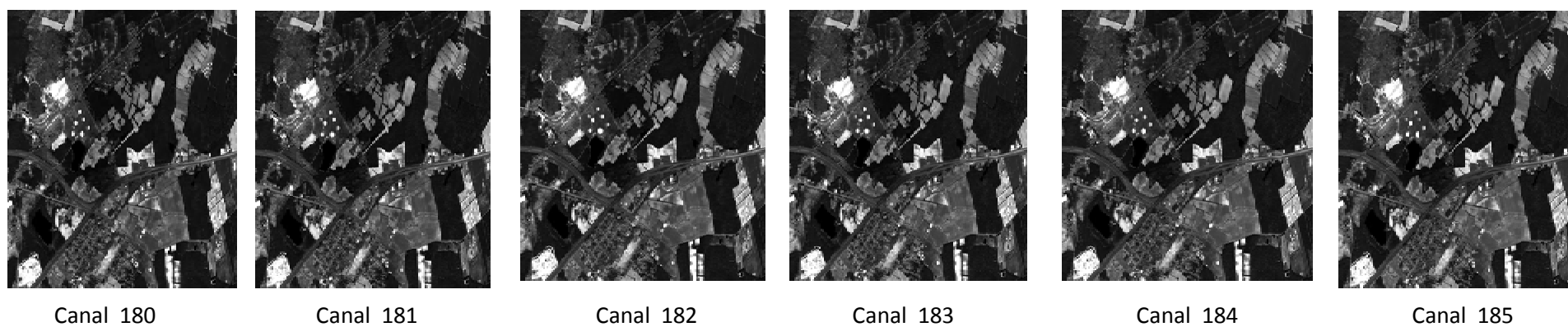


Figure IV.9: troisième séquence d'image tester reconstruite et ajustée.

Conclusion

Générale

Conclusion générale

Ce mémoire est le travail effectué lors de la préparation de mon projet de fin d'étude, le thème se porte sur la compression des images hyperspectrales en leur appliquant le standard JPEG 2000.

Pour mener à bien ce travail, j'ai d'abord fait une étude générale sur l'image hyperspectrale donnant quelques propriétés et caractéristiques, suivi d'un chapitre introductif à la compression d'image en illustrant certaines méthodes de codage. Enfin, j'ai abordé le standard JPEG 2000 tout en définissant les différentes étapes de compression et de restitution appliquées aux images hyperspectrales en les proposant sous un schéma explicatif.

Les performances du standard sur les données hyperspectrales sont évaluées dans le dernier chapitre (chapitre IV) où quatre facteurs de comparaison qui sont le taux de compression, le débit binaire (le nombre de bit par pixel), le PSNR et la MSE sont pris en considération. Une remarque sur le temps d'exécution du processus codage/décodage est introduite afin d'évaluer la rapidité du standard.

Les résultats obtenus ont atteint l'objectif de la compression c'est-à-dire un faible débit de compression pour une bonne qualité d'image à la restitution ainsi que un temps d'exécution considérablement faible.

Enfin ce travail m'a été profitable car il m'a permis de découvrir et de commencer à mieux comprendre le domaine de l'imagerie dans son ensemble général particulièrement la compression d'images, j'ai aussi appris à me familiariser avec certaines commandes de programmation en Matlab pour le traitement d'image.

Annexe

AVIRIS est le sigle de Airborne Visible /Infrared Imaging Spectrometer, c'est un capteur aéroporté bien apprécié en télédétection terrestre. C'est une sonde optique unique fournissant des images sur 244 bandes spectrales étroites et contigües.

Les différentes caractéristiques seront illustrées dans les tableaux suivant :

Nom	Airborne Visible / Infrared Imaging Spectrometer
Plateforme (porteur)	ER-2 (aéroporté haute altitude) autre porteur (aéroporté basse altitude)
Pays	USA
Constructeur	NASA/JPL
Opérateur	NASA/Ames Research Center
Date d'exploitation	1987

Instrument :

FOV (Field of View)	30°
IFOV (Instantaneous Field of View)	1 mrad
Focale effective	19.76 cm
Diam être effectif de la pupille	14.5 cm
Fibre Optique	Silice (A,B) Verre fluoré (C,D)
Diamètre	200 µm
Ouverture numérique	0.45
Type de scanner	Whiskbroom
Altitude	20 km
Vitesse/sol	735 km/h
Enregistrement	Metrum VLDS
Masse	340 kg

Puissance	1148 W (28 VDC, 41 A)
Dimensions	84 cm × 160 cm × 117 cm
Température de fonctionnement	0° à 30°C

Capteur :

Spectromètre	A	B	C	D
Spectre (nm)	380-690	670-1260	1260-1880	1880-2500
Nombre de bandes	32	64	64	64
Largeur de bande	9.7 nm	9.5 nm	10.0 nm	12 nm
Réseau (lignes/mm)	117.65	128.2	124.2	128.6
Type	Barrette CCD	Barrette CCD	Barrette CCD	Barrette CCD
Nombre d'éléments (bandes)	32	64	64	64
Matériaux	Silicon	InSb	InSb	InSb
Temps d'intégration	87 µs	87 µs	87 µs	87 µs
Surface active (µm)	200 × 200	200 × 200	200 × 200	200 × 200
Espace inter-éléments	30 µm	30 µm	30 µm	30 µm

Acquisition des données:

Largeur de champ	11 km
Délai de revisite	Aéroporté
Nombre de bandes	224
Résolution spectrale	~10 nm
Pixels par ligne	614
Taux d'échantillonnage	12 lignes/s

Echantillonnage spatial	20 m × 20 m (à 20 km) 4 m × 4 m (à 4 km)
Quantification	12 bits 16 bits après corrections radiométriques
Débit	20.4 Mbit/s

Données disponibles :

Scène	
Largeur	1.9 km à 11 km
Longueur	10-100 km
Taille fichier	max 10 Go par vol (850 km)

**ER-2 High Altitude Airborne Science Aircraft**

I. MATLAB :

MATLAB (MATrix LABoratory) est un logiciel de calcul scientifique dédié plus particulièrement aux applications numériques. A l'origine, il a été conçu pour manipuler des données matricielles ce qui en fait un outil majeur de l'analyse de données, du traitement du signal, du traitement d'images et de simulation numérique...etc. il possède son propre langage de programmation avec de nombreuses fonctions fournies.

II. Commandes de base :

- ✚ **help** ou **doc** <commande> : affiche définition et l'utilisation de la commande.
- ✚ **Lookfor**<mot > : recherche les fonctions contenant le <mot> dans leur description.
- ✚ **Which** <commande> : affiche le chemin d'accès à la commande.
- ✚ **who** : liste l'ensemble des variable dans l'espace de travail "Workspace".
- ✚ **whos** : liste l'ensemble des variable ainsi que leur taille.
- ✚ **clear all** : supprime l'ensemble des variable de l'espace de travail.
- ✚ **clear x**: supprime la variable x de l'espace de travail.
- ✚ **close all**: ferme toutes les fenêtr Matlab.
- ✚ **clc**: supprime l'ensemble des variables de command window.
- ✚ **save** : sauvegarde l'ensemble des variables de l'espace de travail dans le fichier par défaut 'matlab.mat'.
- ✚ **save** <fichier>:sauvegarde l'ensemble des variables de l'espace de travail dans <fichier>.
- ✚ **load**:charge les variables contenues dans <matlab.mat> dans l'espace de travail.
- ✚ **load**<>:charge les variables contenues dans <fichier>.
- ✚ **path**: affiche la liste de chemins.
- ✚ **Path**(path,'d:\ matlab'): ajoute un nouveau chemin d:\matlab.
- ✚ **cd** <chemin >: change le répertoire de travail.

III. Toolbox Image :

Image Processing Toolbox est une collection de fonctions qui se base sur les capacité numérique de visualisation de MATLAB, c'est une boite à outil qui contient

une large gamme d'opération sur le traitement d'images qui nous permet entre autre ,
de :

- Analyser des images et faire des améliorations.
- Réaliser différentes opérations sur les images binaires.
- Réaliser des opérations sur les régions d'intérêt.

IV. Instructions utilisées en traitement d'images :

Chargement d'une image : **imread** ('nom de l'image ').

Affichage d'une image : **imshow** ('nom de l'image').

Ajout d'une fonction : **function**< donner la syntaxe de la fonction >.

Calcul de la moyenne d'une vecteur ou tableau X : **mean** (X, dim).

Calcul de la somme des valeurs d'un vecteur ou tableau X : **sum**(X,dim).

I. Présentation :

JPEG 2000 est une norme internationale (ISO 15444) relative à la compression d'images qui s'appuie sur un mécanisme de compression par ondelettes. Cette norme de compression a été développée par l'ISO/JTC1 SC29. La norme ISO 15444 est actuellement composée de 11 parties, stabilisées depuis 2007 (année de validation des parties 8, 11 et 12).

Composition de la norme

- partie-1 « Core coding system » : caractéristiques de base de la compression JPEG 2000, définition du format JP2.
- partie-2 « Extensions » : associations d'autres informations aux images JPEG 2000, définition du format JPX.
- partie-3 « Motion JPEG 2000 » : JPEG 2000 pour les images animées (sigles MJ2 ou MJP2).
- partie-4 « Conformance testing » : vérifications et tests de conformité des données JPEG 2000.
- partie-5 « Reference software » propose deux composants logiciels libres de droit permettant l'exploitation de données JPEG 2000. Le premier est développé en C, le deuxième en Java.
- partie-6 « Compound Image File Format » permet de composer dans un seul fichier plusieurs images JPEG2000 de caractéristiques différentes (niveau de gris, couleur, ...) relatives à un même phénomène.
- partie-8 « Secure JPEG 2000 » : mécanismes de protection des données JPEG 2000.
- partie-9 « Interactivity Tools – API & protocole (JPIP : JPEG Internet Protocol) » : protocoles relatifs aux images JPEG 2000

- partie-10 « JP3D » : images JPEG 2000 en trois dimensions et codage des images sous forme de valeurs flottantes
- partie-11 « JPEG 2000 image coding system: Wireless » : utilisation de JPEG 2000 sur des réseaux sans fil, mécanismes de renforcement du flux vis à vis des erreurs de transmission.
- partie-12 « ISO Base Media File Format » : ce format est utilisé pour contenir de l'information variable avec le temps, telle que l'audio et la vidéo. La norme est équivalente à la norme ISO 14496-12 relative au format MP4 (même texte).
- **NB** : les travaux partie-7 « Part 7: Guideline of minimum support function of ISO/IEC 1 » ont été retirés, et traités au titre de partie-1 et partie-4.
- La partie 1 de JPEG2000 est prévue pour pouvoir être utilisée sans licence ou redevance.

II. Les formats de fichiers relatifs à JPEG 2000 :

- A cette suite de documents correspond une famille de formats de fichiers :
- *.jp2 met en œuvre les parties fondamentales de la compression JPEG 2000 définie dans la norme partie-1.
- *.jpx (.jpf sous Microsoft Windows) permet d'ajouter aux parties fondamentales des parties étendues telles que définies dans la norme partie-2.
- *.mj2 est dédié aux images animés telles que définies dans la norme partie-3.
- *.jpm permet la constitution de contenus image composés tels que définis dans la norme partie-6.

III. Les coefficients des filtres utilisés par JPEG 2000 :

JPEG2000 emploie l'ondelette biorthogonale de Daubechies M/N=5/3 de (également appelé l'ondelette LeGall 5/3) pour la compression sans perte et l'ondelette Daubechies 9/7 (également connu sous le nom de Cohen-Daubechies-Feauveau 9/7 ou "CDF 9/7") pour la compression avec perte.

NB. Dans le cas d'une compression sans pertes, le pas de quantification est égal à 1, ce qui signifie qu'aucune quantification n'est appliquée.

Voici, les deux tables des coefficients d'analyse de daubechies 9/7 et 3/5

i	Coefficients des filtres d'analyse		Coefficients des filtres de synthèse	
	Filtre passe-bas	Filtre passe-haut	Filtre passe-bas	Filtre passe-haut
0	0.6029490182364	1.1150870524570	1.1150870524570	0.6029490182364
±1	0.2668641184429	-0.5912717631142	0.5912717631142	-0.2668641184429
±2	-0.0782232665290	-0.0575435262285	-0.0575435262285	-0.0782232665290
±3	-0.0168641184287	0.0912717631142	-0.0912717631142	0.0168641184287
±4	0.0267487574108			0.0267487574108

Table de coefficients du filtre de Daubechies 9/7

i	Coefficients des filtres d'analyse		Coefficients des filtres de synthèse	
	Filtre passe-bas	Filtre passe-haut	Filtre passe-bas	Filtre passe-haut
0	6 /8	1		6/8
±1	2/8	-1/2	1/2	-2/8
±2	-1/8		1/2	-1/8

Table de coefficients du filtre LeGall 5/3

∅ Les coefficients issus de la transformée en ondelettes sont obtenus suivant les formules ci-après :

La fonction $\phi(t)$ est appelée la fonction d'échelle définie par :

$$\phi(t) = \sqrt{2} \sum_k g(k) \phi(2t - k)$$

Ou $g(k)_{(k \in \mathbb{Z})}$ est une suite de $L^2(\mathbb{R})$.

L'expression de la dilatation de $\phi_{j,k}(t)$ est donnée par :

$$\phi_{j,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \phi(2^{-j}t - k)$$

La fonction d'ondelettes $\psi(t)$ est liée à la fonction $\phi(t)$ de telle que :

$$\psi(t) = \sqrt{2} \sum_k h(k) \phi(2t - k)$$

Avec : $h(k)_{(k \in \mathbb{Z})}$ est une suite de $L^2(\mathfrak{R})$ telle que les fonctions $\psi_{j,k}$ pour tout j sont définies par :

$$\psi_{j,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi(2^{-j}t - k)$$

Soit G_0 un filtre discret passe haut de réponse impulsionnelle g_0 :

$$g_0(n) = \frac{1}{\sqrt{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} \phi\left(\frac{1}{2}t\right) \phi(t - n) dt$$

Soit G_1 un filtre discret passe bas de réponse impulsionnelle g_1 :

$$g_1(n) = \frac{1}{\sqrt{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} \psi\left(\frac{1}{2}t\right) \phi(t - n) dt$$

Avec : $g_1(n) = (-1)^{1-n} g_0(1 - n)$

j : Niveau de résolution.

c^j : Approximation de la dernière résolution.

$\{D_V^j \equiv HL, D_H^j \equiv HL, D_D^j \equiv HH\}$ est l'ensemble de coefficients de détails de tous les niveaux de résolution inférieur à j .

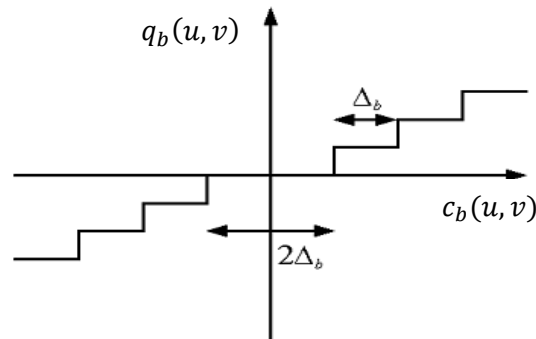
$$\begin{aligned} c^j &= \sum_n \sum_m g_0(2k - n) g_0(2l - m) c_{n,m}^{j+1} \\ D_V^j &= \sum_n \sum_m g_0(2k - n) g_1(2l - m) c_{n,m}^{j+1} \\ D_H^j &= \sum_n \sum_m g_1(2k - n) g_0(2l - m) c_{n,m}^{j+1} \\ D_D^j &= \sum_n \sum_m g_1(2k - n) g_1(2l - m) c_{n,m}^{j+1} \end{aligned}$$

Avec : $(j, k) \in \mathbb{Z}^2$

$L^2(\mathfrak{R})$: ensemble de fonction de carré intégrable.

$\psi(t)$ fonction d'ondelettes présentée dans le chapitre II

IV. Fonction de quantification.



V. Codage des bit-planes en des passes

- **Significance pass:** La première passe dans un nouveau plan de bit s'appelle le passage de propagation de signification. Un bit est codé dans ce passage si sa location n'est pas signifiante, mais au moins un de ses voisins huit-connectés est signifiant ayant des contextes différents de zéro, c'est-à-dire ayant au moins un voisin signifiant. Un bit est nouvellement signifiant si un bit est à '1' et vient d'être codé dans la passe en cours.
- **Refinement pass (Passe d'affinage) :** Cette passe de codage est la plus simple. Seuls les bits de coefficients déjà signifiants dans le bit-plane précédent sont codés.
- **Cleanup pass (passe de nettoyage) :** La passe « cleanup » code tous les bits d'un plan n'ayant pas été codés par les deux autres passes, c'est-à-dire les bits de coefficient insignifiants ayant un label de contexte égal à zéro (pas de voisin signifiant).

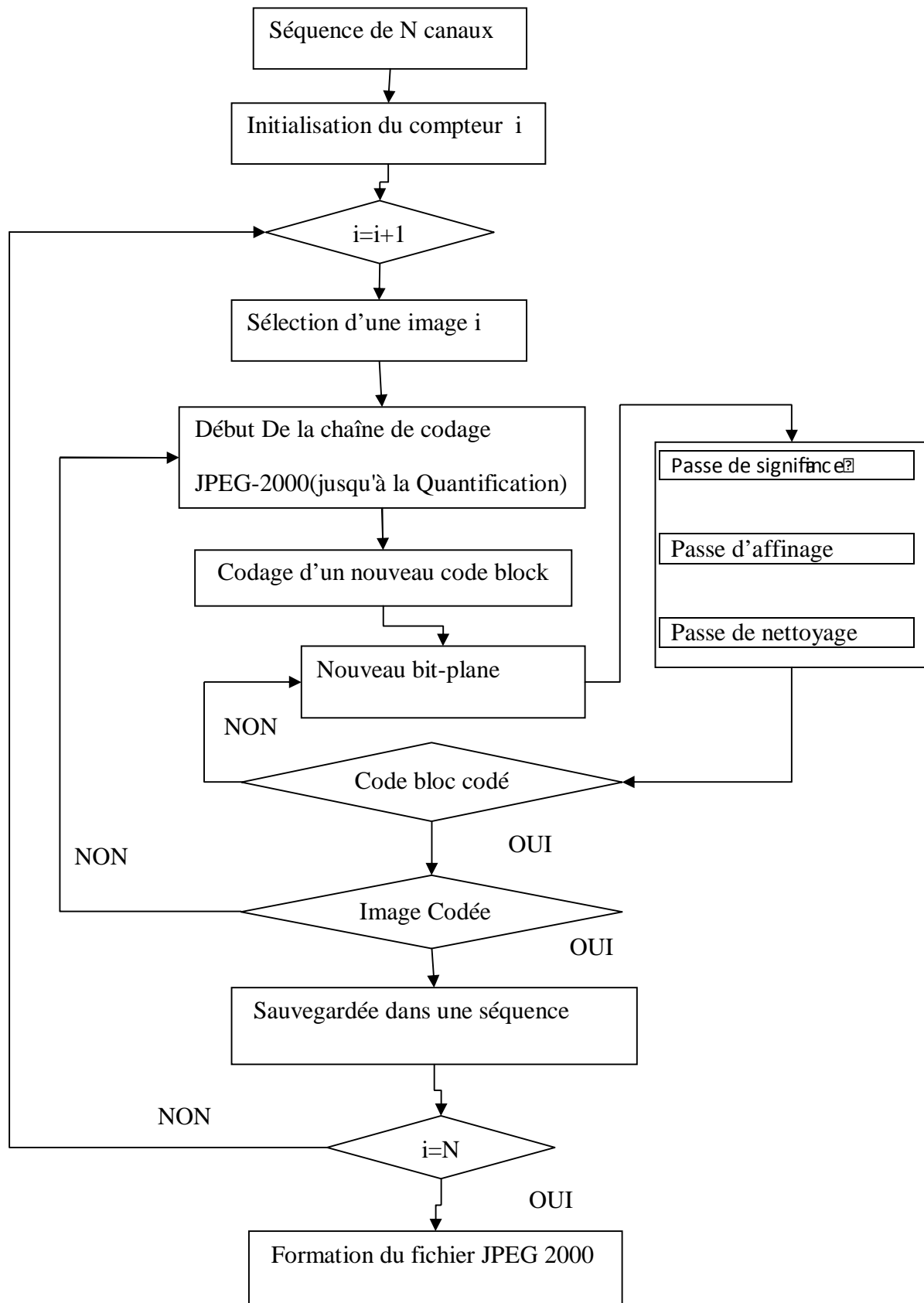


schéma de fonctionnement de la chaîne de codage
JPEG 2000 pour les images hyperspectrale

Bibliographie

Bibliographie

- [1] http://www.taformation.net/ntics/informatique/lzw/compression_lzw.php
- [2] <http://www.calvat.com/tutorial-compression-RLE.html>
- [3] <http://www-public.int-evry.fr/~uro/cours-web/compression-1.htm>
- [4] <http://www.cppfrance.com>
- [5] <http://www.commentcamarche.net/contents/video/jpeg-jpg.php3>
- [6] http://www.ulb.ac.be/cours/acohe/travaux_2006_infodoc/CompressionNumerique/TypeDonneesImageJPEG2000.htm
- [7] H.Messaoudi, N.Ould-driss et S.Zerhraoui « segmentation d'image par la transformée en ondelettes sous Matlab », thèse d'ingénieur département électronique, UMMTO, 2003.
- [8] N.Nait Amara et R.Chouchane « compression d'image fixe par classification de régions en associant les ondelettes et les fractales » thèse d'ingénieur département électronique, UMMTO .2008
- [9] M. Benbahloul et T.Moukhtari « Codage d'image fixe selon JPEG 2000 », thèse d'ingénieur département électronique, UMMTO, 2003.
- [10] Z .Drici , T.Selmani et M.Yahiatene « Application des ondelettes biorthogonales pour le codage d'images numériques » thèse d'ingénieur , département électronique, UMMTO, 2002.
- [11] Théodore Totozafiny, « compression d'images couleur Pour application à la télésurveillance routière Par transmission vidéo à très bas débit » l'université de Pau et des pays de l'Adour thèse doctorale, 2007.
- [12] Saéid Homayouni « Caractérisation des Scènes Urbaines par Analyse des Images Hyperspectrales » l'Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Paris thèse doctorale, 2005 .
- [13] E. Christophe, « Compression des Images Hyperspectrales et son impact sur la Qualité des Données » Ecole doctorale: Informatique et télécommunication Spécialité: Signal et image Toulouse; (Thèse doctorale) 2006.
- [14] Nathalie GORRETTA-MONTEIRO « Proposition d'une approche de segmentation d'images hyperspectrales » Thèse doctorale de l'Université – Montpellier II, 2009.

Bibliographie

[15] I.Aouadi O.Hammami V.Martin « Bi-codeur entropique JPEG-2000 pour applications mobiles » École Nationale Supérieure de Techniques Avancées, Paris (support de cours) 2004.

[16] A.Descampe et F-O Devaux « Etude et conception d'un décodeur hardware jpeg 2000 destiné au cinéma numérique » Université Catholique de Louvain Belgique, Laboratoire de Microélectronique (DICE), Laboratoire de Télécommunications et Télédétection (TELE) (thèse d'ingénieur 2003).

[17]David Taubma de "School of Electrical Engineering and Telecommunications, The University of New South Wales, Sydney, Australia" Erik Ordentlich de "GlobeSpan, SantaClara, California, USA",et Marcelo Weinberger, Gadiel Seroussi de "Hewlett-Packard Laboratories, Palo Alto, CA, USA" «Embedded block coding in JPEG 2000» 2002 (article).

[18]S.Medouakh « Compression d'images fixes par la norme jpeg2000 », LESIA Laboratoire de Recherche, Département Electronique, Université de Biskra, Algérie, 2007

[19] I.Aouadi « Optimisation de JPEG2000 sur système sur puce programmable »Electronique et Informatique (LEI) de l'École Nationale Supérieure de Techniques Avancées (ENSTA) de Paris) 2005.

Erratum

Pas de quantification :

$$\Delta_b = \left(1 + \frac{\mu_b}{2^{11}} \right) \cdot 2^{R_b - \varepsilon_b}$$

R_b est la dynamique du signal d'origine (nombre de bits), ε_b est la dynamique voulue des coefficients et μ_b un facteur multiplicatif permettant d'avoir des valeurs de Δ_b différentes des multiples 2^N , avec N entier positif.

§ Codage arithmétique :

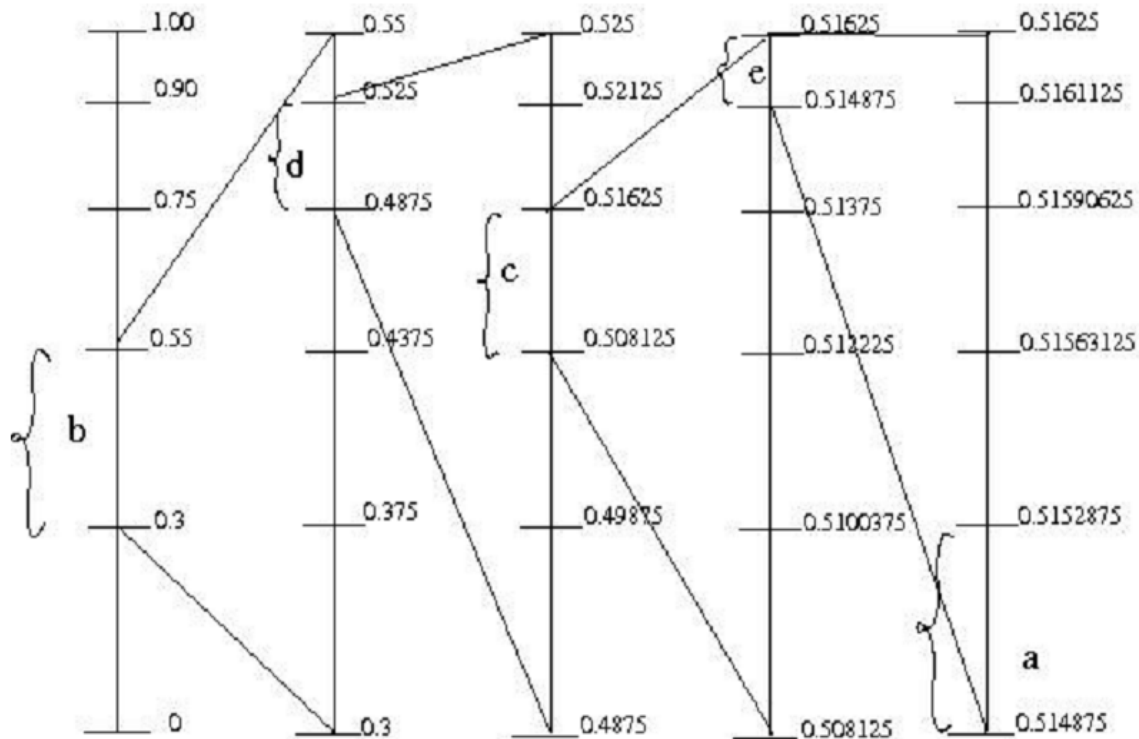
On considère la source $S = \{a, b, c, d, e\}$ avec les probabilités respectives d'occurrence des symboles suivantes :

$$P(a) = 0.3, P(b) = 0.25, P(c) = 0.20, P(d) = 0.15, P(e) = 0.1$$

On souhaite coder la séquence $bdcea$

Pour coder cette séquence on divise l'intervalle $[0, 1[$ en 5 sous-intervalles, puis on se place sur le sous-intervalle correspondant au premier symbole de la séquence à coder, il s'agit du symbole "b". Pour le symbole suivant de la séquence "d" on subdivise le sous intervalle de b, $[0.3, 0.55[$ en 5 sous-intervalles correspondant au nombre de symboles de l'alphabet de la source S. On procède ainsi récursivement pour toute la séquence.

§ Exemple de Codage arithmétique :



§ Décodage arithmétique :

Cet algorithme comporte six étapes successives :

- 1) On initialise $a_c=0$ et $b_c=1$
- 2) On calcule la largeur du sous-intervalle du code : $largeur = b_c - a_c$
- 3) On trouve le sous-intervalle $[a_k, b_k[$ du symbole s_k avec $1 \leq k \leq N$ tel que :

$$a_k \leq \frac{(x_c - a_c)}{largeur} < b_k$$

On rappelle que x_c est le réel codant la séquence.

- 4) On obtient le symbole s_k
- 5) On met à jour le sous-intervalle de codage : $a_c = a_c + largeur * a_k$ et $b_c = a_c + largeur * b_k$
- 6) On répète les 2,3,4 et 5 jusqu'à obtenir le décodage de tous les symboles de la séquence.

§ Décodage de l'exemple précédent :

On applique l'algorithme de décodage à l'exemple précédent :

On considère la valeur $x_c=0.51508125$ codant la séquence

Etape 1 :

On initialise $a_c=0$ et $b_c=1$

Etape 2 :

On calcule la largeur du sous-intervalle du code : $largeur = b_c - a_c = 1$

Etape 3 :

On calcule le nombre $\frac{x_c - a_c}{\text{largeur}}$ dont la valeur est 0.51508125 et on cherche k tel que ce nombre soit compris dans la partition initiale.

Etape 4 :

k=2, Il s'agit du sous-intervalle [0.3,0.55[qui correspond au symbole b.

Etape 5 :

On met à jour le sous-intervalle de codage $a_c = a_c + \text{largeur} * a_k$ et $b_c = a_c + \text{largeur} * b_k$

$$a_c = 0 + 1 * 0.3 = 0.3$$

$$b_c = 0 + 1 * 0.55 = 0.55$$

On répète l'étape 2 : largeur = 0.55-0.3=0.25

Etape 3 : $(0.51508125 - 0.3) / 0.25 = 0,860325$

Etape 4 : k=4, il s'agit du sous-intervalle [0.75,0.90[qui correspond au symbole d.

On revient à l'étape 5 et ainsi de suite ...