REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI, TIZI-OUZOU
FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET DE L'INFORMATIQUE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

THESE DE DOCTORAT

SPECIALITE : ELECTRONIQUE

OPTION : Télédétection

Présentée par : **Mr CHERIFI Mehdi**

Sujet **: Codage de séquence d'images Météosat dans le domaine de Radon**

Devant le jury d'examen composé de :

Mme. AMEUR Zohra	Professeur à l'UMMTO	Présidente
Mr. LAHDIR Mourad	Professeur à l'UMMTO	Rapporteur
Mr. HADDAB Salah	Maitre de conférences A à l'UMMTO	Examinateur
Mme. CHERIFI Dalila	Maitre de conférences A à l'UMBB	Examinatrice
Mr. KEMIH Karim	Professeur à l'Université de JIJEL	Examinateur
Mr. HADDAD Boualem	Professeur à l'USTHB	Examinateur
Mr. AMEUR Soltane	Professeur à l'UMMTO	Invité

Soutenue le : 26 / 09 /2019

Remerciement

Le travail présenté dans cette thèse a été réalisé au laboratoire LAMPA (Laboratoire d'Analyse et de Modélisation des Phénomènes Aléatoires) de l'Université Mouloud MAMMERI de Tizi-Ouzou, Algérie. Je remercie son directeur Monsieur **Soltane AMEUR,** Professeur à l'UMMTO, ainsi que son prédécesseur Madame **Zohra AMEUR**, Professeur à l'UMMTO, pour leur accueil. Je remercie également Monsieur **Soltane AMEUR** pour sa participation à ce jury.

J'aimerais dire un grand merci à mon directeur de thèse Monsieur **Mourad LAHDIR**, Professeur à l'UMMTO, pour tout ce qu'il m'a apporté pendant ces quatre années. Je tiens à le remercier pour son encadrement et les précieux conseils dont il m'a fait bénéficier.

Je souhaite exprimer ma gratitude toute particulière à Madame **Zohra AMEUR**, Professeur à l'UMMTO, qui a accepté de présider mon Jury.

J'adresse mes sincères remerciements à Monsieur **Salah HADDAB**, Maitre de conférences A à l'UMMTO d'avoir accepté de faire partie de mon jury de thèse.

Je remercie vivement Madame **Dalila CHERIFI**, Maitre de conférences A à l'UMBB d'avoir accepté de faire partie de mon jury de thèse.

J'adresse mes sincères remerciements à Monsieur **Karim KEMIH**, Professeur à l'Université de JIJEL de m'avoir fait l'honneur de faire partie de mon jury de thèse.

Je tiens à remercier Monsieur **Boualem HADDAD**, Professeur à l'USTHB pour l'honneur qu'il me fait de participer à mon jury de thèse.

Finalement, je voudrais remercier tous les enseignants-chercheurs et doctorants du laboratoire LAMPA.

A mes parents bien-aimés, mes frères, sœurs, amis. Cette thèse est pour vous.

Mehdi CHERIFI

Résumé : Le besoin très croissant des séquences d'images Météosat dans divers domaines se heurte au faible taux de développement des méthodes de compression de ces dernières en général pour différents types d'imageurs. Pour ce type de données, le plus grand défi pour les chercheurs est d'utiliser les méthodes de compression sans pertes afin de préserver la qualité de ces images à des fins de transmission ou de stockage. Dans cette optique, une nouvelle méthode de codage de séquence d'images Météosat dans le domaine de Radon est présentée. L'idée majeure de cette méthode est de montrer la contribution de codage dans le domaine de Radon à une compression sans pertes efficace. Le domaine de Radon, représenté par la Fast Mojette Transform (FMT), nous donne la possibilité de générer efficacement une matrice Mojette engendrée par les redondances intra et inter-projections. Un algorithme d'estimation de mouvements efficace basé sur la recherche par blocs ARPS (Adaptive Rood Pattern Search) est appliqué dans cet environnement afin d'éviter les complexités rencontrées lors de l'utilisation de ces mêmes techniques directement sur des images de télédétection comme l'effet bloc. Pour augmenter les performances de notre approche, le codage SRLC (Sorted Run Length Coding) est appliqué pour générer une séquence de mots-code à transmettre ou à stocker. Appliquée sur des séquences d'images Météosat acquises le 08 Décembre 2011, la compression a permis d'obtenir un fort taux de compression dépassant les performances du standard JPEG-LS. Le schéma proposé peut être utilisé comme pré-technique pour des méthodes utilisant des images Météosat en général et leurs séquences en particulier après le processus de décompression tel que le suivi des phénomènes météorologiques, la segmentation, etc.

Mots clés : Codage de séquence d'images, satellites Météosat, Fast Mojette Transform (FMT), Domaine de Radon, Codage SRLC (Sorted Run Length Coding), ARPS (Adaptive Rood Pattern Search).

Abstract: The high growth rate of needing Meteosat image sequences for various field and the high rate of presentation of methods dealing with these latter is facing with the low rate of presentation of remote sensing image sequence compression methods generally for different imagers. To tackle this issue, a novel Meteosat image sequence coding method in the Radon field is presented in this paper. The idea behind this paper is to show the contribution of the coding in Radon field to an efficient lossless compression. The Radon field, represented here by a new Fast Mojette Transform (FMT), gives a homogeneous field through a Mojette matrix engendered by the intra-projections and inter-projections redundancy. As a consequence, the use of an efficient block-based motion estimation algorithm such as Adaptive Rood Pattern Search (ARPS) becomes possible in a such environment, which can help to avoid many problems encountered when using the same techniques for remote sensing image as a block effect by way of example. In order to achieve a high lossless compression, the Sorted Run Length Coding (SRLC) is applied to encode besides the motion vectors, the residual error represented by separate long sequences of zeros in addition to other repeated symbols. The test phase showed that our proposed scheme exceeds the performances of the JPEG-LS standard. The proposed scheme can also be used as pre-technique for methods using Meteosat images in general and their sequences in particular after the decompression process such as meteorological phenomena tracking, segmentation, and so on.

Keywords: Sequence image coding, Meteosat satellites, Fast Mojette Transform (FMT), Radon field, Sorted Run Length Coding (SRLC), Adaptive Rood Pattern Search (ARPS).

Liste des sigles et abréviations

ARPS : Adaptive Rood Pattern Search

ART : Algebric Reconstruction Technique

ASI : Agenzia Spaziale Italiana

ATSR : Along Track Scanning Radiomete

AVHRR : Advanced Very-High-Resolution Radiomete

CR : Compression Ratio

CCITT : Comité Consultatif International Téléphonique et Télégraphique (maintenant ITU-T))

CIF :Common Intermediate Format

CNES : Centre national d'études spatiales

CCSDS-LDC : Consultative Committee for Space Data Systems- Lossless Data Compression

C2RMF : Centre de Recherche et de Restauration des Musées de France

DCP : Data Collection Platform

DCT : Discrete Cosine Transform

DFT : Discret Fourier Transform

DS : Diamond Search

DPCM : Differential Pulse Code Modulation

DWT : Discrete Wavelet Transform

ES : Exhaustive Search

EZW : Embedded Zerotrees of Wavelet

ESA : European Space Agency

EUMETSAT : European Organisation for the Exploitation of Meteorological Satellites

ERS : European Remote-Sensing Satellite

EO-1 : Earth Observing-1

ESTEC : European Space Research and Technology Centre

FMT : Fast Mojette Transform

FIR : Finite Impulse Response

FBP: Filter-BackProject

ETS-VII : Engineering Test Satellite No. 7

FFT :Fast Fourier Transform

FOV : Field Of View

GMDRT : Generalized Multi-directional Discrete Radon Transform

GOES : Geostationary Operational Environmental Satellite

GR : Golomb-Rice

HRIT : High Rate Information Transmission

HRUS : High Rate User Stations

HRV : High-Resolution visible

HIRS : High Resolution Infrared Sounder

HRG : High Resolution Geometric

HRS : High Resolution Stereoscopic

IVC : Images et Video Communications

IRCCyN : Institut de Recherche en Communications et Cybernétique de Nantes

IFOV : Instantaneous Field Of View

IR : Infra Red

ISRO : Indian Space Research Organisation

ISAS : Institute of Space and Astronautical Science

ISDN :Integrated Services Digital Network

ITU-T : Union Internationale des Télécommunications-Telecommunication Standardization Secto

JPEG : Joint Photographic Experts Group

JPEG : Joint Photographic Experts Group

JPEG-LS : Lossless JPEG

JND : Just Noticeable Difference

KLT : Karhunen-Loève Transform

LRIT : Low Rate Information Transmission

LDSP : Large Diamond Search Pattern

LRUS : Low Rate User Stations

LOCO-I : LOw COmplexity LOssless COmpression for Images

MED : Median Edge Detection

MAE : Mean Absolute Error

MAD : Mean Absolute Deviation

MOS : Mean Opinion Score

MPEG : Moving Picture Experts Group

MSG : Meteosat Second Generation

MDD : Meteorological Data Dissemination

MVIRI : Meteosat Visible and Infrared Imager

MTI : Multispectral Thermal Imager

MSE : Mean Square Error

NOAA : National Oceanic and Atmospheric Administration

NASA : National Aeronautics and Space Administration

NIR : Near Infra Red

NASDA : National Space Development Agency of Japan

NTSS : New Three-Step Search

ONM : Office National de Météorologie

PROBA : Project for On-Board Autonomy

PSNR : Peak Signal to Noise Ratio

QCIF: Quarter Common Intermediate Format

RMSE : Root Mean Squared Error

RLC : Run Length Coding

SDSP : Small Diamond Search Pattern

SAD : Sum of Absolute Difference

SRLC : Sorted Run Length Coding

SEVIRI : Spinning Enhancer Visible and Infrared Imager

SRLD : Sorted Run Length Decoding

SPIHT : Set Partitioning in Hierarchical Trees

SPOT HRV : Satellite Pour l'Observation de la Terre High Resolution Visible

STEREO : Solar Terrestrial Relations Observatory

SUNSAT : Stellenbosch UNiversity SATellite

TEAMSAT : Technology, science and Education experiments Added to MaqSat

TSAR :Transfert Sécurisé d'images d'Art haute Résolution

VIS : Visible

VAS : Visible and infrared Atmospheric Sounder

VISSR : Visible Infrared Spin-Scan Radiometer

WV : Water Vapour

4SS : Four-Step Search

Table des matières

INTRODUCTION ..... - 1 -

Chapitre I : Compression d'images Météosat : Etat de l'art

1.1. Préambule ..... - 5 -
1.2. Caractéristiques de données satellitaires ..... - 5 -
1.3. Les satellites Météosat ..... - 7 -
1.3.1. L'instrument SEVIRI ..... - 8 -
1.3.2. Fonctionnement du SEVIRI ..... - 9 -
1.3.3. Accès aux données et aux produits MSG ..... - 12 -
1.4. Contribution des satellites Météosat et le besoin de la compression ..... - 12 -
1.5. La compression d'images dans le domaine de télédétection ..... - 15 -
1.5.1. La compression dans le domaine de prédiction ..... - 16 -
1.5.1.1. Le codage DPCM ..... - 16 -
1.5.1.2. Le codage Golomb-Rice ..... - 19 -
1.5.1.3. Le standard JPEG-LS ..... - 22 -
1.5.2. La compression dans le domaine de transformation ..... - 24 -
1.5.2.1. La transformée DCT ..... - 24 -
1.5.2.2. La transformée DWT ..... - 26 -
1.5.3. La compression d'images Météosat ..... - 28 -
1.6. Evaluation des méthodes de compression ..... - 29 -
1.6.1. Le taux de compression (CR) ..... - 29 -
1.6.2. Distorsion et critère de qualité ..... - 30 -
1.6.3. La complexité ..... - 31 -
1.6.4. Critères psychovisuels humain ..... - 32 -
1.7. Discussion ..... - 33 -

Chapitre II : D'une image vers une séquence d'images

2.1. Préambule ..... - 35 -

2.2. Séquence d'images ..... - 35 -
2.3. La corrélation inter-images (temporelle) ..... - 37 -
2.4. Elimination de la redondance temporelle ..... - 39 -
2.4.1. Technique de différence simple ..... - 39 -
2.4.2. Technique de la compensation du mouvement ..... - 41 -
2.4.3. Méthodes d'estimation du mouvement par correspondance de blocs ..... - 43 -
2.4.3.1. Recherche Exhaustive ..... - 44 -
2.4.3.2. Recherche en trois étapes ..... - 44 -
2.4.3.3. Algorithme de recherche NTSS ..... - 45 -
2.4.3.4. Algorithme de recherche en quatre étapes (4SS) ..... - 46 -
2.4.3.2. Estimation du mouvement sous-pixélique ..... - 50 -
2.5. Compression du mouvement compensé - Application à la compression vidéo ..... - 51 -
2.5.3. Recommandation H.261 ITU-T ..... - 51 -
2.6. Compression du mouvement compensé - Application aux images médicales ..... - 53 -
2.7. Compression du mouvement compensé-Application aux images de télédétection ..... - 54 -
2.7.3. Compression ..... - 54 -
2.7.4. Décompression ..... - 55 -
2.8. Discussion ..... - 56 -

Chapitre III : Le domaine de Radon

3.1. Préambule ..... - 58 -
3.2. Définition de la transformée de Radon ..... - 58 -
3.3. De l'approche mathématique vers l'imagerie ..... - 58 -
3.3.1. Propriétés de base de la transformée de Radon ..... - 62 -
3.3.1.1. Linéarité ..... - 62 -
3.3.1.2. Décalage/translation ..... - 63 -
3.3.1.3. Rotation ..... - 63 -
3.3.1.4. Symétrie/périodicité ..... - 63 -
3.3.1.5. Changement d'échelle ..... - 63 -
3.3.1.6. Résistibilité aux bruits ..... - 64 -
3.3.1.7. Convolution ..... - 64 -
3.3.2. La transformée de Radon inverse/Reconstruction ..... - 64 -
3.3.2.1. Théorème de coupe centrale ..... - 65 -
3.4. Application de la transformée de Radon dans le domaine de compression d'images ..... - 70 -

3.5. Discrétisation de la transformée de Radon ..... - 71 -
3.6. La transformée Mojette ..... - 72 -
3.6.1. La transformée Mojette directe ..... - 72 -
3.6.2. La transformée Mojette inverse ..... - 75 -
3.7. Application de la transformée Mojette dans le domaine de la compression d'images ..... - 78 -
3.8. Discussion ..... - 80 -

Chapitre IV : Codage de séquences d'images Météosat dans le domaine de Radon : Motivation, tests et résultats

4.1. Préambule ..... - 83 -
4.2. Aperçu de la méthode proposée ..... - 83 -
4.2.1. La transformée Mojette rapide : Fast Mojette Transform (FMT) [Cherifi et al. 2019] ..... - 86 -
4.2.2. Algorithme du motif adaptatif (ARPS) ..... - 90 -
4.2.3. Le codage SRLC (Sorted Run Length Coding) ..... - 92 -
4.3. Tests et résultats ..... - 97 -
4.3.1. Données, région couverte et procédures ..... - 97 -
4.3.2. Comparaison et discussion ..... - 99 -
CONCLUSION ..... - 106 -

Bibliographie

Liste des tables

Table 1.1. Caractéristiques du capteur SEVIRI..... - 11 -

Table 4.1. Performances en CR moyen pour les séquences d'images Météosat ..... - 99 -

Table 4.2. Performances en PSNR moyen entre les images Météosat compensées et prédites des séquences d'images Météosat utilisées pour le schéma proposé..... - 100 -

Table 4.3. Relation entre le CR moyen et la longueur moyenne de la séquence du codage SRLC ..... - 100 -

Liste des figures

Fig 1.1. Caractéristiques techniques des données d'image numérique satellitaires ..... - 6 -
Fig 1.2. Définition des propriétés spatiales de l'image, avec des unités usuelles indiquées ..... - 6 -
Fig 1.3. Vaisseau spatial MSG ..... - 7 -
Fig. 1.4. Couverture avec SEVIRI sur MSG pour le canal HRV. (a) Image direction Est-Ouest, (b) Image direction Nord-Sud. ..... - 8 -
Fig. 1.5. Profil d'une image IR 3.9 µm de résolution 256×256 le long de la ligne 164 : (a) Image IR 3.9 µm acquise le 08 Décembre 2011 à 10h30, (b) Intensité des pixels le long de la ligne 164 en haut et la corrélation normalisée correspondante sur un déplacement de 256 pixels en bas ..... - 14 -
Fig. 1.6. Chaine de traitement des images satellitaires ..... - 15 -
Fig. 1.7. Principe du codage DPCM (a) Codage, (b) Décodage ..... - 16 -
Fig. 1.8 Mappage pour une quantification en 3-bits de 256 niveaux de gris. ..... - 18 -
Fig. 1.9. Codage GR (a) Images du canal WV 7.3 µm acquises le 08 Décembre 2011 à partir MSG-1, (b) Histogramme de l'image différentielle et l'histogramme de l'image différentielle mappée. ..... - 20 -
Fig. 1. 10. Schéma simplifié de l'encodeur JPEG-LS ..... - 22 -
Fig. 1.11. Effet de pixellisation (a) Image VIS0.6 µm de résolution 256×256 acquise le 08 Décembre 2011 montre l'effet de pixellisation dû à la quantification des coefficients DCT 8×8 avec échelle 4.5. (b) profil d'intensité le long de la ligne 164 de l'image représentée par (a) ..... - 26 -
Fig. 1.12. Décomposition d'une image en sous bandes à trois niveaux lors d'une DWT-2D ..... - 27 -
Fig. 2.1. La structure hiérarchique des ensembles des images ..... - 36 -
Fig. 2.2. Des images MSG du canal VIS 0.6 µm d'une séquence (09 Décembre 2011), du haut en bas et de gauche à droite, aux instants 10h15, 10h30, 10h45, 11h00, 11h15, 11h30, 11h45, 12h00, 12h15, 12h30 et 12h45. Ces images couvrent une partie de l'Algérie ..... - 38 -
Fig. 2.3. Corrélation temporelle de la séquence d'images MSG représentée par la Fig. 2.2 ..... - 38 -
Fig. 2.4. Exemple d'une simple différence : (a) VIS 0.6µm prise à 10h15, (b) VIS 0.6µm prise à 10h30, (c) image différentielle, (d) histogramme de l'image différentielle avec une erreur quadratique moyenne MSE=16.577. ..... - 40 -
Fig. 2.5. Exemple d'une simple différence : (a) VIS 0.6µm prise à 10h15, (b) VIS 0.6µm prise à 12h30, (c) image différentielle, (d) histogramme de l'image différentielle avec une erreur quadratique moyenne MSE=41. ..... - 41 -
Fig. 2.6. Un schéma illustrant le processus de mise en correspondance d'un bloc de pixels dans l'image courante avec celui de l'image référence à l'intérieur d'une fenêtre de recherche avec un paramètre de recherche p=7. ..... - 43 -
Fig. 2.7. Principe de l'algorithme de recherche en trois étapes. Le vecteur mouvement $\vec{M} = (5, -3)$ ..... - 45 -
Fig. 2.8. Principe de l'algorithme de recherche NTSS. ..... - 46 -
Fig. 2.9. Principe de l'algorithme de recherche en quatre étapes (4SS) avec $\vec{M} = (3, -7)$ ..... - 47 -
Fig. 2.10. Illustration de la sélection de blocs pour les différents cas pour 4SS ..... - 48 -
Fig. 2.11. Les procédures de l'algorithme DS avec $\vec{M} = (-4, -2)$ ..... - 49 -
Fig. 2.12. Le principe d'interpolation à un demi-pixel pour une image à coder ..... - 50 -
Fig. 2.13. Schéma bloc de la norme H.261 ITUT : (a) codage et (b) décodage ..... - 52 -
Fig 2.14. Intensité de la ligne 200 pour deux images IR 8.7µm successives avec leur différence D. L'image est acquise le 08 Décembre 2011 à 10h30 et 10h45 respectivement. ..... - 55 -
Fig. 3.1. Représentation de la projection $\hat{f}_\theta(p)$ [Courmontagne 1998] ..... - 60 -
Fig. 3.2. Détection de lignes par la transformée de Radon : (a) Image bruité avec trois lignes (b) La transformée de Radon de l'image : Chaque pic correspond à une ligne dans l'image ..... - 61 -
Fig. 3.3. Sinogramme correspond à la transformée de Radon de l'image Lena ..... - 62 -
Fig. 3.4. Illustration de l'opération de la rétroprojection d'un point objet ..... - 65 -

Fig. 3.5. Théorème de la coupe centrale ..... - 66 -
Fig. 3.6. Illustration d'échantillons polaires de $F_0(p,\theta)=\hat{F}_\theta(p)$ qui seront interpolés en échantillons cartésiens de $F(u,v)$: (a) Grille polaire dans le domaine de Fourier (b) Grille cartésienne dans le domaine de Fourier ..... - 68 -
Fig. 3.7. Schéma bloc de la méthode FBP ..... - 68 -
Fig. 3.8. Réponse fréquentielle du filtre rampe. (a) Filtre rampe idéal, (b) Filtre Ram-Lak limité à $|\nu|$ ..... - 69 -
Fig. 3.9. Rétroprojection simple et filtrée de l'image Lena : (a) Rétroprojection simple (b) Rétroprojection des projections filtrées FBP. ..... - 70 -
Fig. 3.10. Principe de la transformée Mojette : (a) La représentation de (p_i,q_i) avec l'angle θ_i correspondant. $i\in[1.....I]$ est l'ensemble des projections pour différents angles indexés par i.(b) Une transformée Mojette d'une image 3×3 en utilisant les vecteurs de direction $\{(1,0),(1,1),(-1,1)\}$ ..... - 73 -
Fig. 3.11. Calcul des lignes $b=lp-kq$ pour la direction $(p,q)=(1,1)$ ..... - 74 -
Fig. 3.12. Les étapes possibles de la transformée Mojette inverse –la rétroprojection– de la projection obtenue dans l'exemple de la Fig. 3.10 ..... - 76 -
Fig. 3.13. Image du canal VIS 0.6 µm acquise le 09 Décembre 2011 à 10h45. ..... - 79 -
Fig. 3.14. Principe d'intra et inter projection pour l'image MSG de la Fig. 3.13 : (a) projection (-2,1) (b) projection (1,1) (c) projection (-1,1) (d) différence intra-projection (1,1) pour la gamme [1 :1000] -[1001 :2000] (e) différence intra-projection (-1,1) pour la gamme [1 :1000]-[1001 :2000] (f) différence inter-projection entre les projections (1,1) et (-1,1). ..... - 79 -
Fig. 4.1 Schéma bloc de la méthode de compression /décompression ..... - 84 -
Fig. 4.2. Procédure de la FMT proposée pour des blocs de 4×4 appliquée à une image MSG du canal VIS 0.6 µm acquise le 08 Septembre 2011 à 10h00. L'image est de résolution de 256×56 couvre une partie de l'Algérie ..... - 87 -
Fig. 4.3. Fluctuations d'intensité d'images Météosat avec celles de leur FMT (pour les mêmes directions de projection que sur la Fig. 4.2). (a) Image VIS 0.6 µm (b) Fluctuations d'intensité de l'image VIS 0.6 µm (c) FMT de l'image VIS 0.6 µm (d)) Image IR 3.9 µm (e) Fluctuations d'intensité de l'image IR 3.9 µm (f) FMT de l'image IR 3.9 µm ..... - 88 -
Fig. 4.4. Estimation du mouvement par ARPS. ..... - 91 -
Fig. 4.5. Différence entre les codages RLC et SRLC ..... - 93 -
Fig. 4.6. Échantillon d'images Météosat des différentes séquences utilisées lors de la phase de tests. (a) VIS 0.6 µm, (b) VIS 0.8 µm, (c) IR 3.9 µm, (d) IR 8.7 µm, (e) IR 9.7 µm, (f) WV 7.3 µm, (g) HRV, (h) la région d'étude entourée d'un rectangle rouge ..... - 98 -
Fig. 4.7 Evolution du CR pour la séquence WV 7.3 µm acquise le 08 Décembre 2011 ..... - 101 -
Fig. 4.8 PSNR entre 11h15 et 15h00 des images Météosat compensées pour les séquences du canal WV 7.3 µm du 08 Décembre 2011 et 10 Novembre 2011. ..... - 102 -
Fig. 4.9 PSNR entre 10h45 et 15h00 des images Météosat compensées pour les séquences d'images Météosat des différents canaux du 08 Décembre 2011. ..... - 102 -
Fig. 4.10 Comparaison des résultats de compression pour la séquence de canaux WV 7.3 µm du 10 Novembre 2011. ..... - 103 -
Fig. 4.11 Comparaison des résultats de compression des images Météosat pour les séquences des différents canaux du 08 Décembre 2011. ..... - 104 -

INTRODUCTION

Au fil du temps, les images issues de la série des satellites Météosat ont toujours eu une importance primordiale dans le domaine de la télédétection. La disponibilité plus rapide de leurs données et leur possibilité de couvrir la totalité du disque terrestre les rendent d'une importance majeure dans le domaine des études climatiques (longue période) et des prévisions météorologiques immédiates (courte période). Leur contribution à la compréhension du comportement de la Terre a été considérable. Depuis 1977, les satellites Météosat présentent constamment des solutions pour différents phénomènes climatiques et météorologiques, tels que : le suivi des nuages **[Endlich et Wolf 1981]**, la détermination du centre des cyclones **[Jaiswal et Kishtawal 2011]**, la surveillance et le suivi des tempêtes **[Llasat et al. 1999]**, la surveillance et l'analyse de l'activité du feu **[Umamaheshwaran et al. 2007]**, la détection du brouillard **[Cermak et Bendix 2007]** et récemment dans l'estimation phénologique **[Yan et al. 2016]**. La majorité de ces méthodes sont basées sur l'exploitation de la corrélation entre les images d'une base de données, qui est particulièrement d'un volume important dans le cas d'une étude climatique. Pour ce type de données, le plus grand défi pour les chercheurs est de développer des méthodes de compression sans pertes afin d'augmenter le taux de compression (CR) tout en préservant leur qualité à des fins de transmission ou de stockage.

Bien que de nombreuses méthodes de compression aient été proposées pour différents types de satellites et d'imageurs **[Pesquer et al. 2013 ; Delaunay et al. 2010 ; Amato et al. 2000 ; Gimona et al. 2014 ; Wang et al. 2012 ; Lahdir et al. 2011 ; Miguel et al. 2012 ; Sharma et al. 2015]**, relativement peu ont été concentrées sur les données Météosat **[Wade et Li 1991 ; Lahdir et al. 2006 ; Cherifi et al. 2015-b ; Cherifi et al. 2015-c]**. De plus, les méthodes de compression citées précédemment sont destinées pour une compression d'une seule image et ne traitent pas une séquence. En outre, l'état de l'art présenté dans **[Yu et al. 2009]** a montré que plus de la moitié des méthodes de compression d'images satellitaire actuellement développées sont des algorithmes avec pertes basés sur des transformations tels que la transformée en cosinus discrète (DCT) et la transformée en ondelettes discrète (DWT). On peut citer les résultats encourageants obtenus dans **[Wong et al. 1997]** lors du développement d'une méthode de compression de séquences d'images de télédétection basée sur la détection du changement. Cependant, pour ce type de compression, il faut faire attention au choix de l'image de base (image de référence) pour une séquence donnée. Plus la distance par rapport à l'image de référence est plus importante, plus la perte de cohérence entre les images successives sera remarquable, ce qui génère un bruit dans les images différentielles.

Avec la possibilité de la couverture du disque terrestre par Météosat par rapport à d'autres types de satellites, un système avec pertes permet d'augmenter considérablement le taux de compression CR au

détriment de la qualité des images restituées. Notre travail est principalement motivé par le manque des méthodes adaptées pour la compression des séquences d'images Météosat.. Dans ce travail, nous présentons une nouvelle approche de codage de séquence d'images Météosat dans le domaine de Radon **[Cherifi et al. 2019].** L'approche est sans pertes, non complexe et offre la possibilité d'une implémentation embarquée pour Météosat. Elle est basée sur une version modifiée de la transformée Mojette **[Guédon et al. 1995]**, qui est une version discrète exacte de la transformée de Radon **[Deans 1993].** Notre méthode utilise aussi l'algorithme ARPS (Adaptive Rood Pattern Search) **[Nie et Ma 2002]** et le codage SRLC (Sorted Run Length Coding) **[Cherifi et al. 2015-b]** pour générer la séquence de mots-code à transmettre ou à stocker. Le domaine de Radon assuré par la transformée Mojette Modifiée (Fast Mojette Transform) assure essentiellement un espace homogène en regroupant les similitudes intra et inter-projections d'une séquence d'images en une seule matrice Mojette. Cette homogénéité obtenue en équilibrant les fluctuations d'intensités générées par les différentes textures contenues dans l'image Météosat, tels que les nuages, le sol, la végétation, etc., contribue essentiellement à estimer et à compenser de façon efficace les mouvements par l'utilisation de l'algorithme ARPS. Ce dernier permet de localiser d'une manière efficace les blocks Mojette similaires dans la matrice Mojette de l'image référence dans le but de générer une matrice Mojette compensée proche à celle de l'image courante (prédite). La soustraction entre les deux matrices Mojette : compensée et prédite, donne naissance à une matrice résiduelle sans redondance. Dans le but d'augmenter le taux CR sans pertes de données, le codeur entropique que nous avons développé SRLC **[Cherifi et al. 2015-b]** est implémenté pour générer la séquence de mots-code à transmettre ou à stocker.

L'utilisation du domaine Radon dans notre schéma de codage assure une compression sans pertes d'une séquence d'images Météosat et non d'estimer un mouvement spécial à travers celle-ci. Certes, les techniques d'estimation de mouvements basées sur la recherche par blocs ne sont pas adaptées à ce type d'images pour différentes raisons telles que l'effet bloc et la complexité des textures qu'elles contiennent. Le domaine de Radon nous donne la possibilité de générer efficacement la matrice Mojette compensée par le suivi du mouvement des blocs Mojette. D'autre part, la méthode présentée peut être utilisée comme une pré-technique pour différentes méthodes d'estimation et de suivi de mouvements spéciaux exploitant des séquences d'images Météosat après les processus de compression, transmission et de décompression.

Après cette brève description de nos motivations et des grandes lignes de notre travail, nous présentons maintenant les quatre chapitres autour sur lesquels s'articule notre thèse.

Le **premier chapitre** présente une étude dédiée pour la série des satellites Météosat et leur contribution dans différents domaines avec un état de l'art sur les différentes techniques de compression de données développées pour les différentes missions spatiales y compris Météosat.

Le **deuxième chapitre** est consacré au passage d'une image vers une séquence avec exposition des différentes techniques utilisées pour l'estimation et la compensation du mouvement. Des exemples de compression du mouvement compensé sont inclus dans des domaines différents.

Nous nous focalisons lors du **troisième chapitre** sur le domaine de Radon dans sa morphologie mathématique ainsi que son application dans le domaine de l'imagerie. Le domaine de Radon assuré par la présentation de la transformée Mojette Modifiée (Fast Mojette Transform) assure essentiellement un espace homogène en regroupant les similitudes intra et inter-projections d'une séquence d'images en une seule matrice Mojette. Cette transformée est l'une des versions exactes de la transformée de Radon. L'application de cette transformée unitaire à un bloc de pixels consiste à décorréler les pixels et de compacter leur énergie dans un nombre de coefficients réduit dans le but de coder seulement les coefficients significatifs. La transformée Mojette est l'une des transformée qui a trouvé beaucoup d'application dans le domaine de la compression d'images.

Dans le **quatrième chapitre,** nous présentons la méthode de codage dans le domaine de Radon que nous avons développé pour montrer son intérêt pour une compression efficace d'une séquence d'images Météosat. La méthodologie globale est discutée avec une description de ses différentes étapes. Les résultats obtenus de l'application de la méthode proposée sur des séquences d'images Meteosat Second Generation (MSG) issues de différents canaux SEVIRI (Spinning Enhancer Visible and Infrared Imager) sont présentés et discutés.

Une synthèse du travail effectué, suivie d'une discussion sur les perspectives ouvertes par nos études, conclut le corps de cette thèse.

Chapitre I

Compression d'images Météosat : Etat de l'art

Chapitre 1
Compression d'images Météosat : Etat de l'art

1.1. Préambule

Ce premier chapitre se concentre principalement sur les différentes approches de compression d'images Météosat publiées dans la littérature. Nous exposons aussi les principales fonctionnalités du capteur SEVIRI (Spinning Enhancer Visible and Infrared Imager) et sa contribution dans le domaine climatique et météorologique. Nous donnons les différents standards et techniques de compression d'images appliquées aux différentes missions spatiales en général, et Météosat en particulier. Dans ce chapitre, nous évoquerons la possibilité de s'orienter vers l'exploitation de la redondance temporelle des différentes séquences d'images Météosat pour une meilleure compression.

1.2. Caractéristiques de données satellitaires

Dans le domaine satellitaire, les propriétés des données d'images numériques importantes dans le traitement et l'analyse d'images sont le nombre ainsi que l'emplacement des mesures spectrales (bandes ou canaux), la résolution spatiale décrite par la taille des pixels et la résolution radiométrique **[Richards 2013]**. Ceux-ci sont illustrés à la figure 1.1. La résolution radiométrique décrit la plage et le nombre discernable de valeurs de luminosité discrètes. Il est parfois appelé *plage dynamique* et est lié au rapport signal sur bruit des détecteurs utilisés. Fréquemment, la résolution radiométrique est exprimée en termes de nombre de chiffres binaires, ou bits, nécessaires pour représenter la gamme des valeurs de luminosité disponibles. Les données avec une résolution radiométrique de 8 bits ont de 256 niveaux de luminosité, tandis que les données avec une résolution radiométrique de 12 bits ont 4 096 niveaux de luminosité. La taille de l'image enregistrée est également une propriété importante. Elle est décrite par le nombre de pixels à travers la trame ou la fauchée, ou par le nombre de kilomètres parcourus par la scène enregistrée. Ensemble, la taille de trame de l'image, le nombre de bandes spectrales, la résolution radiométrique et la résolution spatiale déterminent le volume de données généré par un capteur particulier. Ceci définit la quantité de données à traiter.

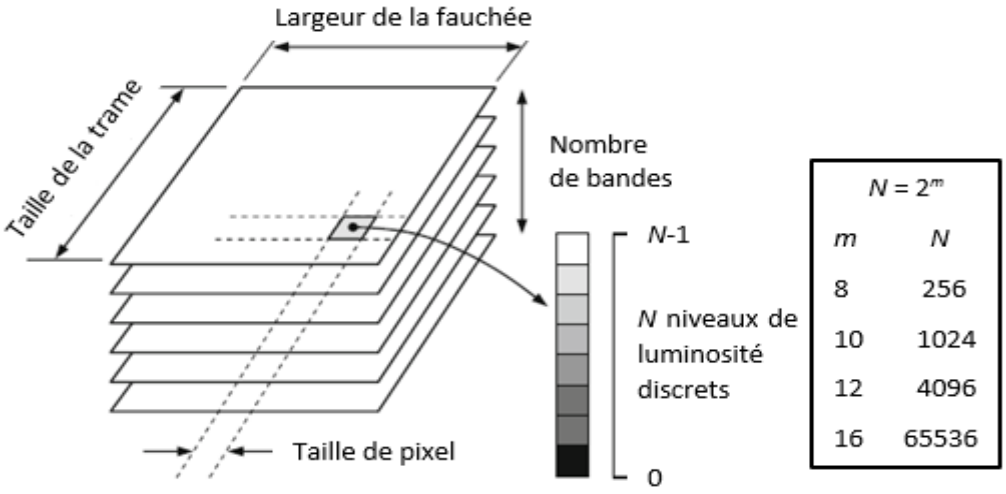


Fig 1.1 Caractéristiques techniques des données d'image numérique satellitaires

La résolution des images satellitaires est directement liée aux caractéristiques techniques du capteur utilisé pour enregistrer les données. Le champ de vision instantané (IFOV) du capteur est sa résolution angulaire la plus fine, comme le montre la figure 1.2. Lorsqu'elle est projetée sur la surface de la Terre à l'altitude de fonctionnement de la plate-forme, elle définit le plus petit élément résolu en termes de mètres au sol équivalents, ce que nous appelons la taille de pixel. De même, le champ de vision (FOV) du capteur est l'étendue angulaire de la vue qu'il a à travers la surface de la Terre (figure. 1.2).

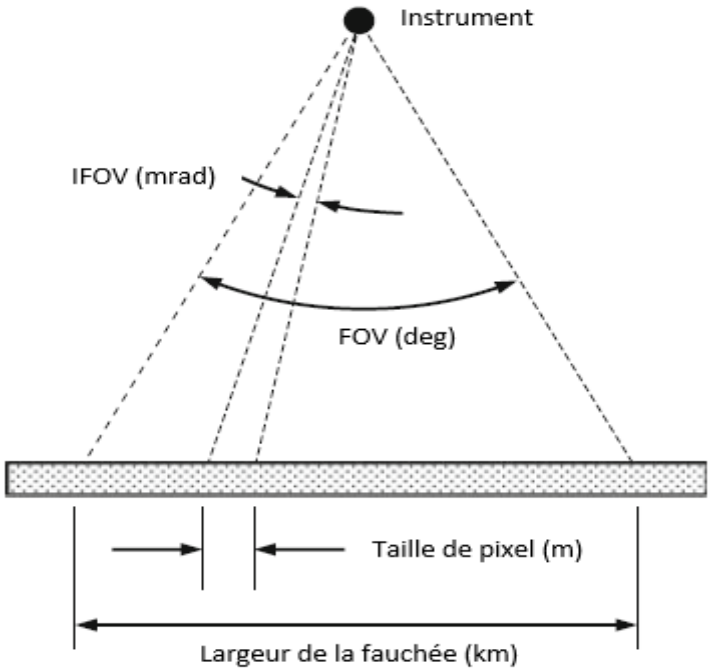


Fig 1.2. Définition des propriétés spatiales de l'image, avec des unités usuelles indiquées

Lorsque cet angle est projeté sur la surface, il définit la largeur de la fauchée (image) en kilomètres-sol équivalents. La plupart des images sont enregistrées dans une bande continue à mesure que la plate-forme de télédétection se déplace. En général, en particulier pour les programmes spatiaux, la bande est découpée en segments, de longueur égale à la largeur de la fauchée, de sorte qu'une trame d'image carrée est produite.

1.3. Les satellites Météosat

La communauté météorologique a bénéficié des services des satellites météorologiques Météosat, dont le premier a été lancé en 1977. La série Météosat a été remplacée par une nouvelle génération appelée Météosat Seconde Génération (MSG). Les satellites MSG sont stabilisés en rotation (figure. 1.3). Le satellite MSG fournit des informations considérablement accrues grâce à un cycle de répétition d'imagerie de 15 min (30 min pour Météosat) et de 12 canaux spectraux (3 canaux pour Météosat). Ces images MSG sont codés sur 10 bits par pixel (soit 8 bits pour Météosat) avec des distances d'échantillonnage de 3 km au Nadir pour tous les canaux sauf pour le canal haute résolution visible (HRV) à 1 km **[Schmetz et al. 2002]**.

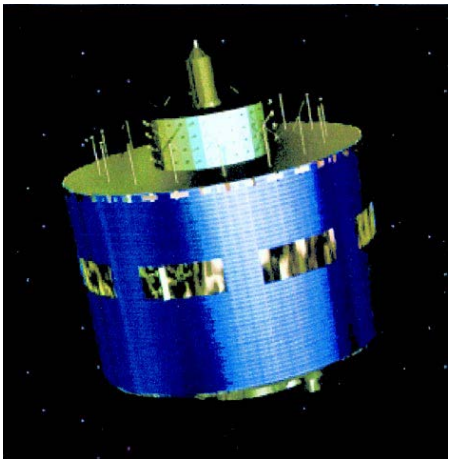


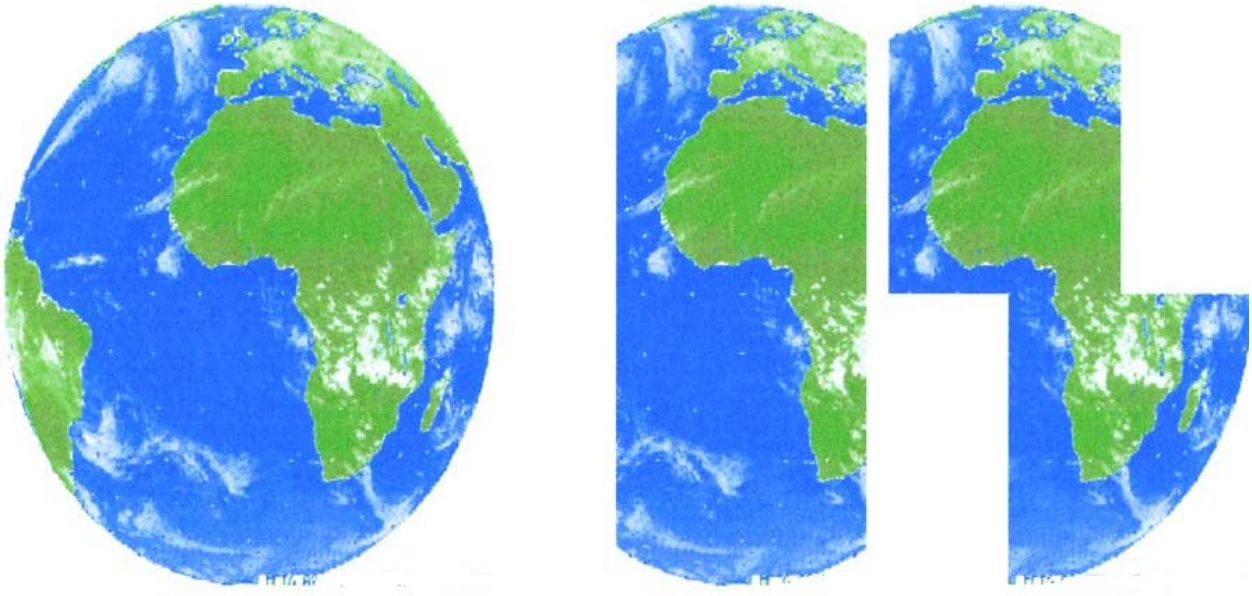
Fig 1.3. Vaisseau spatial MSG

L'avènement de MSG est la mise à niveau la plus significative des capacités d'observation météorologique en orbite géostationnaire depuis le lancement du GOES-I. GOES-8 et les satellites GOES suivants sont équipés d'un imageur à 5 canaux et d'un sondeur infrarouge à 18 canaux. Le programme MSG couvre une série de quatre satellites, MSG-1, -2, -3 et -4. Chaque satellite a une durée de vie prévue de 7 ans. Le système MSG est établi dans le cadre d'une coopération entre l'Agence spatiale européenne (ESA)

et l'Organisation européenne pour l'exploitation de satellites météorologiques (EUMETSAT) **[Eumetsat]**. L'ESA est responsable du développement du prototype de satellite MSG-1 conformément aux exigences d'EUMETSAT et joue également le rôle de maitre d'œuvre pour les satellites MSG-2/3/4. EUMETSAT formule et gère les besoins des utilisateurs finaux, fournit tous les services de lancement, développe les segments terrestres, assure la cohérence globale du système et exploite le système MSG sur une période nominale de 12 ans. MSG est conçu comme un service opérationnel à deux satellites, comme les anciens Météosat, où un satellite est disponible en réserve.

1.3.1. L'instrument SEVIRI

La mission principale de MSG est l'observation continue du disque complet de la Terre. Ceci est réalisé avec le radiomètre d'imagerie Spinning Enhanced Visible and Infrared Imager (SEVIRI). SEVIRI est un imageur à 12 canaux observant le système Terre-atmosphère. Onze canaux observent le disque complet de la Terre avec un cycle de répétition de 15 minutes. Un canal visible haute résolution (HRV) couvre la moitié du disque complet dans la direction Est-Ouest et un disque complet dans la direction Nord-Sud (figure 1.4). Le canal visible haute résolution a une résolution spatiale de 1,67 km, un facteur de sur échantillonnage de 1,67 et une distance d'échantillonnage de 1 km au Nadir.



(a) **(b)**

Fig 1.4. Couverture avec SEVIRI sur MSG pour le canal HRV. (a) Image direction Est-Ouest, (b) Image direction Nord-Sud.

Les valeurs correspondantes pour les huit canaux infrarouges thermiques et les trois autres canaux solaires sont d'une résolution spatiale de 4,8 km, avec un facteur de sur-échantillonnage de 1,6 qui correspond à une distance d'échantillonnage de 3 km pour une vue au Nadir. Le champ de vision instantané (IFOV) correspond à la zone de sensibilité de chaque élément de l'image. L'angle d'ouverture de chaque IFOV étant constant, il s'ensuit que la surface correspondante varie en fonction de l'angle de vue du satellite. La structure optique du télescope repose sur un concept à trois miroirs avec un miroir principal de 51 cm de diamètre. Le plan focal avec les détecteurs infrarouges est refroidi passivement permettant deux températures contrôlées de 85 ou 95 K. Le banc optique des canaux solaires est à une température de 293 K. La masse de l'instrument est de 260 kg et la consommation électrique de 150 W **[Schmetz et al. 2002]**.

1.3.2. Fonctionnement du SEVIRI

Un cycle de répétition de 15 minutes pour une imagerie de disque complète de la Terre fournit des observations multispectrales des phénomènes en évolution rapide (par exemple, une convection profonde) et fournit des observations du vent meilleures et plus nombreuses à partir du suivi des caractéristiques des nuages en évolution rapide. L'imagerie est réalisée en combinant la rotation du satellite et la rotation pas à pas du miroir de balayage. Les images sont prises du Sud au Nord et d'Est en Ouest. Le balayage Est – West est obtenu par la rotation du satellite avec une vitesse de rotation nominale de 100 tours/min. L'axe de spin est nominalement parallèle à l'axe Nord-Sud de la Terre. Le balayage du Sud au Nord s'effectue à travers un miroir de balayage recouvrant le disque terrestre avec environ 1250 lignes de balayage ; Cela fournit 3750 lignes d'image pour les canaux 1 à 11 car trois détecteurs pour chaque canal sont utilisés pour l'imagerie. Pour le HRV (canal 12), neuf détecteurs balayent la Terre pour un balayage en ligne. Une image complète, c'est-à-dire le disque complet de la Terre, consiste en une résolution nominale de 3712 × 3712 pixels pour les canaux 1 à 11. Le canal HRV ne couvre que la moitié du disque complet dans le sens Est – Ouest (figure 1.4) et une image complète est donc composée de 11 136 × 5568 pixels. Un cycle nominal de répétition consiste en une imagerie complète du disque d'environ 12 minutes, suivie de l'étalonnage des canaux infrarouges thermiques avec un corps noir intégré inséré dans le chemin optique de l'instrument. Ensuite, le miroir de balayage revient à sa position de balayage initiale. En moins de 15 minutes, SEVIRI génère un total d'environ 2.4 Gbits.

La plupart des canaux spectraux SEVIRI s'appuient sur l'héritage d'autres satellites, ce qui présente le grand avantage que la communauté des utilisateurs opérationnels peut facilement utiliser le savoir-faire existant pour exploiter les observations de radiance SEVIRI. L'héritage des canaux MSG peut être résumé comme suit :

- VIS 0.6 µm et VIS 0.8 µm : Connu d'après le radiomètre avancé à très haute résolution (AVHRR) des satellites NOAA en orbite polaire. Ils sont essentiels pour la détection des nuages, la poursuite des nuages, l'identification des scènes, la surveillance des aérosols et des surfaces terrestres et de la végétation.
- NIR 1.6 µm : Discrimination entre la neige et les nuages, la glace et les nuages de pluie et fournit des informations sur les aérosols. Les observations sont, entre autres, disponibles à partir du radiomètre à balayage longitudinal (ATSR) du satellite de télédétection (ERS).
- IR 3.9 µm : connu de AVHRR. Principalement pour la détection de nuages bas et de brouillard. Prend également en charge la mesure de la température de surface des terres et des mers pendent la nuit et augmente la couverture du vent de bas niveau grâce à la poursuite des nuages Pour MSG, la bande spectrale a été élargie à des longueurs d'onde plus longues afin d'améliorer le rapport signal sur bruit.
- WV 6.2 µm et WV 7.3 µm: Poursuite de la mission du canal de vapeur d'eau à large bande de Météosat pour l'observation de la vapeur d'eau et des vents. Amélioré à deux canaux culminant à différents niveaux dans la troposphère. Prend également en charge l'allocation de hauteur des nuages semi-transparents.
- IR 8.7 µm : Connu par l'instrument HIRS (High Resolution Infrared Sounder) sur les satellites NOAA en orbite polaire. Le canal fournit des informations quantitatives sur les cirrus minces et favorise la distinction entre les nuages de glace et les nuages de pluie.
- IR 9.7 µm : Connu par HIRS et les satellites actuels GOES. Les rayonnements d'ozone pourraient être utilisés pour la prévision numérique du temps. Il est utilisé pour suivre les profils d'ozone qui devraient être représentatifs du mouvement du vent dans la basse stratosphère. L'évolution du champ d'ozone total avec le temps peut également être surveillée.
- IR 10.8 µm et IR 12.0 µm : canaux de fenêtre partagée bien connus (par exemple, AVHRR). Indispensable pour mesurer les températures de la surface de la mer et des terres et les sommets des nuages ; également pour la détection des nuages de cirrus et des nuages de cendres volcaniques.
- IR 13.4 µm : Le canal d'absorption de CO2 connu de l'ancien instrument Sondeur atmosphérique (VAS) de GOES VISSR, où VISSR est synonyme de radiomètre à balayage de spin infrarouge visible. Il améliore l'allocation en hauteur des cirrus ténus. Dans les zones sans nuage, il contribuera à l'information sur la température de la basse troposphère qui peut être utilisée pour estimer l'instabilité.

La table 1.1 résume les principales caractéristiques des différents canaux du capteur SEVIRI ainsi que leurs domaines d'exploitation.

Table 1.1. Caractéristiques du capteur SEVIRI

Numéro du canal	**Nom du canal**	**Bandes spectrales** **Longueurs d'onde en µm**	**Type du canal** **Absorbeur gazeux principal ou fenêtre**	**Fonctions des différents canaux**
C1	VIS 0.6	0.56 à 0.71	Fenêtre	Détection et suivi des nuages. Surveillance de la surface des terres et des aérosols. Leur combinaison permet d'obtenir des indices de végétation.
C2	VIS 0.8	0.74 à 0.88	Fenêtre	
C3	NIR 1.6	1.5 à 1.78	Fenêtre	Distinction entre la neige et les nuages, entre les nuages de glace et les nuages d'eau. Informations sur les aérosols.
C4	IR 3.9	3.48 à 4.36	Fenêtre	Détection nocturne et propriétés des nuages bas et du brouillard. Mesures nocturnes des températures du sol et de la mer. Détection des feux de forêt.
C5	WV 6.2	5.35 à 7.15	Vapeur d'eau	Mesure de la vapeur d'eau à mi-atmosphère. Chaque canal correspond à une couche atmosphérique différente. Calculs des vents.
C6	WV 7.3	6.85 à 7.85	Vapeur d'eau	
C7	IR 8.7	8.3 à 9.1	Fenêtre	Informations quantitatives sur les cirrus. Distinction entre les nuages de glace et les nuages d'eau.
C8	IR 9.7	9.38 à 9.94	Ozone	Surveillance de l'ozone total. Mesure de sa concentration dans la basse stratosphère. Indication des champs de vents à cette altitude.
C9	IR 10.8	9.8 à 11. 8	Fenêtre	Infrarouge thermique. Mesure de la température des nuages et de la surface. Calcul des vents. Estimation de l'instabilité atmosphérique.
C10	IR 12	11 à 13	Fenêtre	
C11	IR 13.4	12.4 à 14.4	Dioxyde de carbone	Absorption du CO_2. Estimation de l'instabilité atmosphérique. Estimation de la température de la basse troposphère. Mesure de la hauteur des nuages semi-transparents.
C12	HRV	0.5 à 0.9	Fenêtre/Vapeur d'eau	Large bande dans le visible comme le canal VIS de Météosat mais une résolution spatiale plus fine : 1km au lieu de 2,5 km.

1.3.3. Accès aux données et aux produits MSG

Les données d'image MSG et les produits dérivés sont accessibles en temps réel et en mode différé, c'est-à-dire depuis les archives. Pour un accès en temps réel, les données d'image MSG (niveau 1.5) et certains produits peuvent être reçus par les stations utilisateur MSG, grâce aux capacités de diffusion numérique MSG. Les données brutes sont reçues à la station au sol ; traitées dans les installations centrales concernées d'EUMETSAT à Darmstadt (Allemagne), puis diffusé à nouveau via le satellite. Le débit de données brut est de 3.2 Mbit/s. Il existe deux flux de données pour la diffusion image /données : la transmission d'informations à haut débit (HRIT) avec 1 Mbit/s et la transmission d'informations à faible débit (LRIT) avec 128 Kbit/s. Les deux flux de données sont numériques ; c'est-à-dire que le service analogique actuel fourni par les satellites Météosat sera remplacé par le LRIT. Deux types de stations d'utilisateur sont proposés par l'industrie, à savoir les stations d'utilisateur à haut débit (HRUS) et les stations d'utilisateur à bas débit (LRUS) pour la réception des flux de données HRIT et LRIT, respectivement.

Pour exploiter une station, un enregistrement est nécessaire pour fournir à l'utilisateur une clé permettant de recevoir des données cryptées. Les stations reçoivent les flux de données au format standard diffusés par le satellite. Les flux de données HRIT et LRIT contiennent des données de niveau 1.5, des données des satellites étrangers, de la distribution de données météorologiques (MDD) ainsi que des données provenant de plates-formes de collecte de données (DCP). Le flux de données LRIT ne fournit qu'un sous-ensemble des données de niveau 1.5 de SEVIRI. Actuellement, il est prévu de diffuser 5 des 12 canaux SEVIRI avec une compression avec pertes afin de réduire le volume de données. HRIT propose un algorithme de compression sans pertes (sauf pour HRV, qui est compressé avec pertes), de sorte que la précision radiométrique de toutes les données d'image soit entièrement préservée. Les données transmises sont cryptées pour les deux flux de données.

1.4. Contribution des satellites Météosat et le besoin de la compression

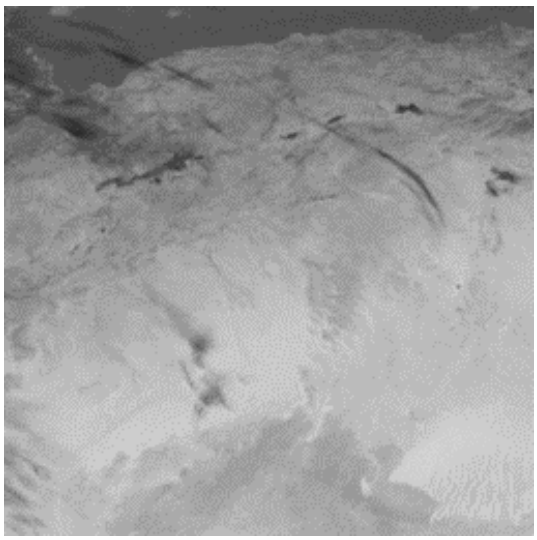
Depuis 1977, les satellites Météosat étaient déterminants dans la compréhension des phénomènes qui se manifestent dans la Terre. Ainsi, beaucoup de chercheurs ont fait appels aux séquences d'images Météosat pour le développement des méthodes qui ont contribué d'une manière efficace dans le domaine climatique et météorologie : le suivi des nuages **[Endlich et Wolf 1981],** la détermination du centre des cyclones **[Jaiswal et Kishtawal 2011]**, la surveillance et le suivi des tempêtes **[Llasat et al. 1999]**, la surveillance et l'analyse de l'activité du feu **[Umamaheshwaranet al. 2007]**, la détection du brouillard **[Cermak et Bendix 2007]** et dans l'estimation phénologique **[Yan et al. 2016]**. Dans le cas d'une étude

climatique, une base de données importante est sollicitée pour suivre les aspects climatiques d'une région donnée. A titre d'exemple, Afin d'étudier la convection profonde en Afrique et dans l'Atlantique tropical, Bennartz et Schroeder ont traité une série d'images Météosat de vingt ans (1986-2005) d'observations infrarouges géostationnaires de l'imageur visible et infrarouge Météosat (MVIRI) effectuées par six générations de satellites Météosat (Météosat 2-7) **[Bennartz et Schroeder 2012]**. Après une étape d'homogénéisation du canal MVIRI, une analyse de convection profonde pour le mois d'été boréal (juillet-septembre) a été réalisée pour la région étudiée. La comparaison des résultats avec ceux obtenus par les estimations pluviométriques du Centre de climatologie des précipitations mondial (GPCC) a confirmé le lien entre les précipitations dans la région du Sahel et la position latitudinale du jet oriental africain. En outre, cette étude a conduit à un nouveau lien entre la position du jet oriental africain et des systèmes convectifs à longue durée de vie sur l'Atlantique tropical. Cependant, ces bases de données posent problèmes liés au stockage et à la transmission. Les chercheurs tentent d'améliorer les capacités de stockage à bord des satellites et au niveau des stations terrestres par le développement des algorithmes non-complexes qui permettent de réaliser une compression efficace en tenant compte de la qualité des images. Ainsi, la plupart des méthodes de compression développées prennent en considération la corrélation spatiale (figure 1.5) et non temporelle.

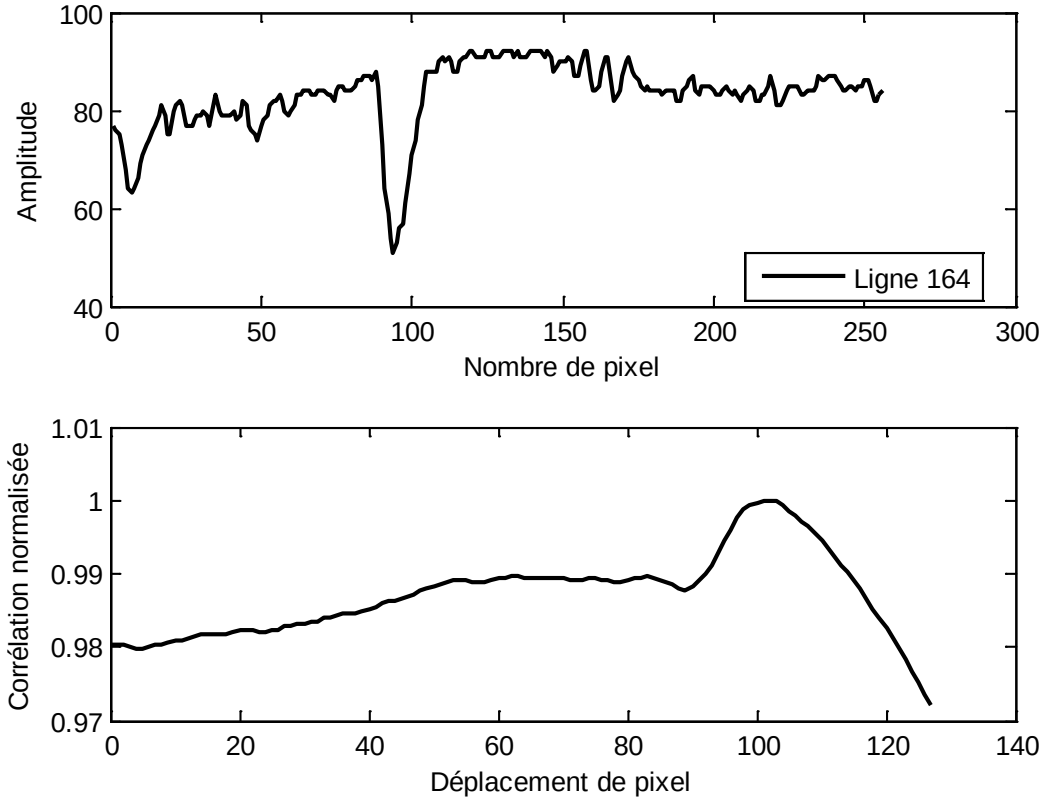
La possibilité de l'exploitation de la redondance temporelle pour une séquence d'images Météosat est abordée dans le chapitre suivant. Comme nous allons le constater lors de la section suivante, la compression avec pertes domine de plus de 50% des méthodes de compression développées. Alors pour le cas des images de télédétection en général, il faut faire attention au facteur qualité pour ne pas conduire à une étude climatique ou météorologique imprécise. Une étude imprécise peut engendrer des dégâts fatals humains et matériels comme une fausse estimation d'un cyclone, ouragan ou bien des erreurs météorologiques conduisant à des crashs d'avions. Donc, développer des méthodes de compression sans pertes sera un grand défi : Comment compresser avec des taux élevés tout en préservant la qualité brute des images. Ceci sera possible en tenant en compte de la corrélation temporelle contenue dans une séquence d'images de télédétection en général, et Météosat en particulier. Pour le cadre de notre travail, nous intéressons à cette corrélation temporelle pour des séries d'images Météosat de différents canaux SEVIRI pour développer une méthode de compression sans pertes efficace avec un schéma non-complexe pour différentes applications.

A titre d'information, les 2.4 Gbits de données générées par le cycle de 15 min du SEVIRI font appel à JPEG **[Wallace 1992]** pour augmenter la quantité de données à transmettre via les deux canaux de diffusion du système MSG LRIT et HRIT **[Schmetz et al. 2002]**. Dans le cas du flux HRIT, le JPEG est appliqué d'une manière avec pertes pour le canal HRV et sans pertes pour les autres 11 canaux. Par contre,

le JPEG avec pertes est appliqué pour tous les canaux pour le flux LRIT. Donc l'idéal est de compresser les images de hautes résolutions d'une manière sans pertes avec des taux élevés avec le maintien de la qualité.



(a)



(b)

Fig. 1.5. Profil d'une image IR 3.9 µm de résolution 256×256 le long de la ligne 164 : (a) Image IR 3.9 µm acquise le 08 Décembre 2011 à 10h30, (b) Intensité des pixels le long de la ligne 164 en haut et la corrélation normalisée correspondante sur un déplacement de 256 pixels en bas

1.5. La compression d'images dans le domaine de télédétection

La chaine de traitement des images satellitaires avec les standards de compression utilisés dans différentes missions spatiales est illustrée par la figure 1.6. Comme le montre cette figure, le satellite transmet l'image acquise avec les informations radiométriques pour des fins de corrections liés aux problèmes instrumentaux. Cette image est ensuite compressée pour un stockage à bord ou bien pour une transmission vers une station terrestre. Au sol, une décompression est nécessaire pour récupérer l'image originale ou bien image de niveau 0. Ainsi, selon la nature du traitement effectué, on récupère des images satellitaires avec différents niveau :

- Image de niveau 1 pour une correction radiométrique pour des applications de défense,
- Image de niveau capteur parfait après corrections géographiques,
- Image de niveau ortho-image après des corrections sur le relief pour exploitation par un système d'information géographique.

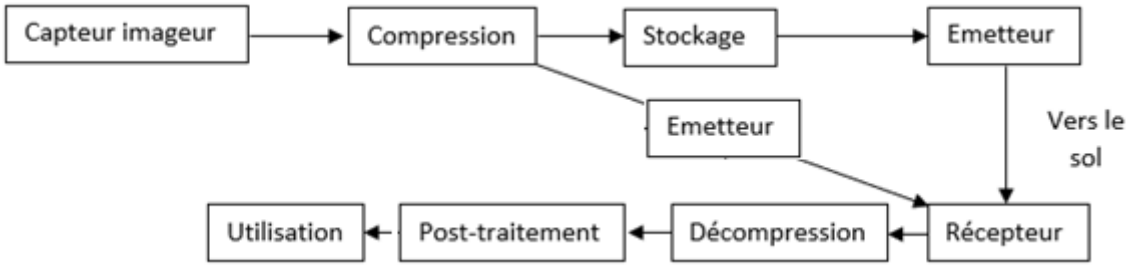


Fig. 1.6. Chaine de traitement des images satellitaires

Dans le domaine de télédétection, on distingue deux types de compression : compression dans le domaine de prédiction et dans le domaine de transformation. Plus de la moitié des solutions de compression appliquées à bord des satellites sont à base de transformées **[Yu et al. 2009]**. Nous allons aborder dans ce qui suit ces deux types de classes avec les principaux algorithmes appliqués dans certaines missions spatiales.

1.5.1. La compression dans le domaine de prédiction

Nous distinguons dans cette classe trois méthodes principales : Le codage DPCM, le codage Golomb-Rice et le standard JPEG-LS.

1.5.1.1. Le codage DPCM

Le DPCM (Differential Pulse Code Modulation) est l'une des techniques basiques de compression d'images **[Chapin 1950]**. Les pixels d'une image sont fortement corrélés dans les voisinages rectangulaires. Une forte corrélation indique qu'une valeur d'un pixel est prédite à partir des valeurs des pixels de son voisinage. Donc, nous pouvons stocker ou transmettre les différences entre les pixels au lieu des pixels eux-mêmes pour réaliser une compression. Ces pixels différentiels sont très proches de zéro avec une forte probabilité et nécessitent moins de bits pour les coder **[Thyagarajan 2011]**.

Nous parlons de DPCM à une dimension (DPCM-1D) si le prédicteur est construit de manière à éliminer seulement la corrélation entre les pixels des lignes ou des colonnes. Un prédicteur à deux dimensions (DPCM-2D) exploite la corrélation en deux dimensions pour obtenir des résultats de compression meilleurs de ceux obtenus avec le DPCM-1D. Le schéma général du codage DPCM est illustré par la figure 1.7.

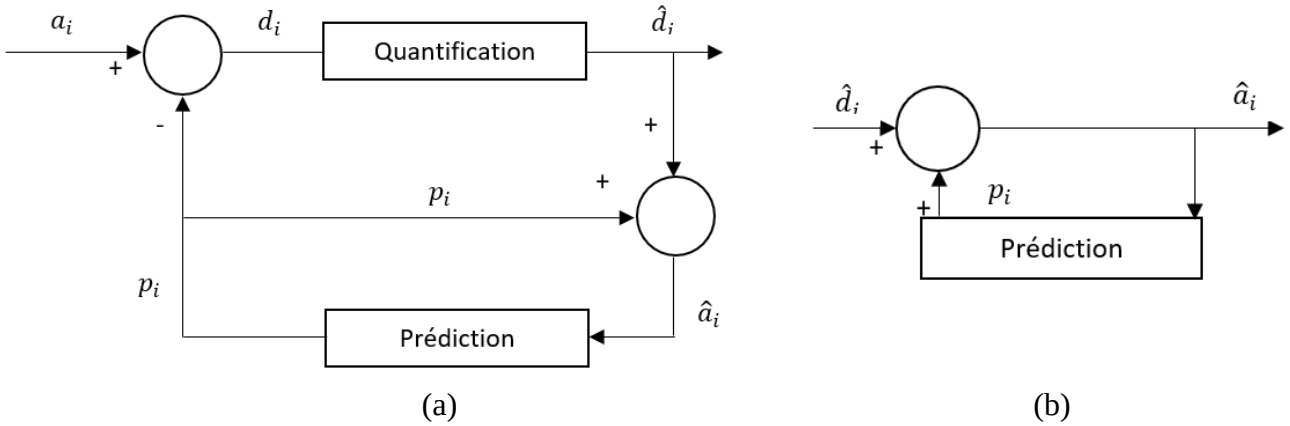


Fig. 1.7. Principe du codage DPCM (a) Codage, (b) Décodage

Supposons que S={a_0, a_1, a_2, ……,a_n} une source d'information à coder.

En général, a_0 est codé séparément ou inséré directement dans le flux compressé. Dans les deux cas, le décodeur est en mesure de le générer dans sa forme exacte. Contrairement à un simple codage différentiel, le codage d'un élément dans DPCM consiste à prendre en considération la corrélation présentée dans les éléments de voisinage.

Notons $p_i = f(\hat{a}_{i-1}, \hat{a}_{i-2}, \dots\dots\dots\dots \hat{a}_{i-N})$ une fonction de prédiction. Ainsi, la valeur $d_i = a_i - p_{i-1}$ représente la différence entre l'élément actuel a_i et sa valeur prédite des éléments précédents. En pratique, la valeur à coder est la différence quantifié $\hat{d}_i = d_i + q_i$ avec q_i représente l'erreur de quantification.

Pour décoder la source S, il faudrait en première étape générer a_0. Le décodeur introduit ensuite $\hat{d}_1 = d_1 + q_1$ et calcule $\hat{a}_1 = a_0 + \hat{d}_1 = a_0 + d_1 + q_1 = a_1 + q_1$. La deuxième étape consiste à introduire $\hat{d}_2 = d_2 + q_2$ et à calculer ensuite $\hat{a}_2 = p_1 + \hat{d}_1 = p_1 + d_2 + q_2 = a_2 + q_2$. Ce processus continu jusqu'à la récupération de la séquence totale de S.

Le prédicteur le plus simple est linéaire. Dans un tel prédicteur, la valeur du pixel actuel a_i est prédite par une somme pondérée de N de ses voisins vus précédemment (dans le cas d'une image, ce sont les pixels situés au-dessus ou à gauche) :

$$p_i = \sum_{j=1}^{N} w_j a_{i-j} \qquad (1.1)$$

Avec w_j sont les poids qu'il reste à déterminer. La somme des poids est proche à 1.

Pour déterminer les meilleurs poids, on note e_i l'erreur de prédiction pour le pixel a_i

$$e_i = a_i - p_i = a_i - \sum_{j=1}^{N} w_j a_{i-j} \qquad (1.2)$$

Avec i= 1, 2, . . . , n le nombre de pixels à compresser, et nous trouvons l'ensemble des poids w_j qui minimise la somme :

$$E = \sum_{i=1}^{n} \left[a_i - \sum_{j=1}^{N} w_j a_{i-j} \right]^2 \qquad (1.3)$$

Nous aurons une bonne performance lorsque le quantificateur et le prédicteur seront capables d'une façon ou d'une autre de s'adapter aux changements des paramètres statistiques de l'image à coder avec le DPCM. Nous utilisons dans ce cas le DPCM adaptatif (ADPCM) **[Tyagi et Sharma 2012]**.

Dans ce genre de codage d'une source avec mémoire, la quantification scalaire est meilleure par sa simplicité et son efficacité. La quantification scalaire est l'application qui permet d'associer à un scalaire d_i un autre scalaire $\hat{d}_i$ d'un ensemble $\widehat{D} = \{y_i, i = 1, \dots, L\}$ correspond au dictionnaire des mots-code.

Dans la pratique, le nombre de représentants L est defini et peut être représenté par une puissance de 2 tel que $L = 2^b$ **[Valade 2006]**. La figure 1.8 donne un exemple de quantification en 3-bits pour une séquence de pixels de 256 niveaux de gris. Par exemple, toutes les valeurs entre 31 et 63 seront représentées par le même mot-code 001.

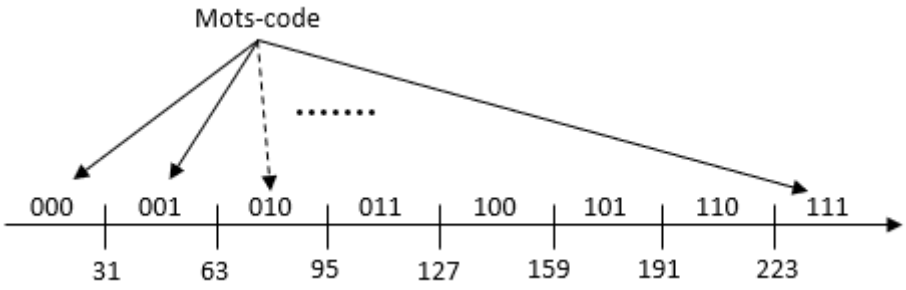


Fig. 1.8 Mappage pour une quantification en 3-bits de 256 niveaux de gris.

L'ensemble des limites d'intervalle est appelé limites de décision et les valeurs représentatives sont appelées niveaux de reconstruction.

Le codage DPCM a été largement adopté par le CNES à bord des satellites SPOT **[Lambert-Nebout et Moury 1999]**. Dans ce codage, le premier pixel de trois pixels consécutifs d'une image est considéré comme un pixel référence. La prédiction des deux autres pixels est calculée comme demi somme de leurs deux pixels référence adjacents, au lieu du pixel précédent. La différence est quantifiée de manière non uniforme et ensuite codée en utilisant 5 bits pour chaque différence. Les pixels de référence ne sont pas compressés. Ainsi, le nombre de bits par pixel à la sortie du DPCM est égal à (8 + 2*5) / 3 = 6 et le taux de compression (CR) correspondant est de 1.33. La particularité de cette technique est que le CR, c'est à dire, le débit est fixe.

La société Eastman Kodak a amélioré le codage ADPCM pour assurer un contrôleur de débit. Ce mécanisme de contrôle de débit est utilisé pour modifier le compresseur afin de générer essentiellement un débit binaire de sortie fixe **[Brower et al. 2000]**. Ce codage a été implémenté à bord des satellites IKONOS,

QuickBird et Chang'e1 avec un CR de 2 et une adaptation automatique au type de la compression (sans pertes ou avec pertes) selon le contenu des images.

1.5.1.2. Le codage Golomb-Rice

Le codage de Golomb-Rice (GR) **[Rice et Plaunt 1971]** est simple et efficace pour le codage des entiers qui ont une distribution Laplacienne **[Thyagarajan 2011]**. Contrairement au codage Huffman [**Huffman 1952**], le dictionnaire de mots-code n'est pas mémorisé. Dans le codage des images en mouvement, les pixels différentiels sont codés au lieu de leurs valeurs réelles. Ces pixels ont typiquement une distribution exponentielle. La figure 1.9-a montre deux images consécutives du canal WV 7.3 µm SEVIRI acquises le 08 Décembre 2011 à 14h30 et 14h45 UTC respectivement de résolution 256×256 couvrant une partie de l'Algérie. L'histogramme de l'image différentielle et mappée est illustré par la figure 1.9-b. Il est quasiment symétrique autour de zéro et il semble avoir une forme exponentielle.

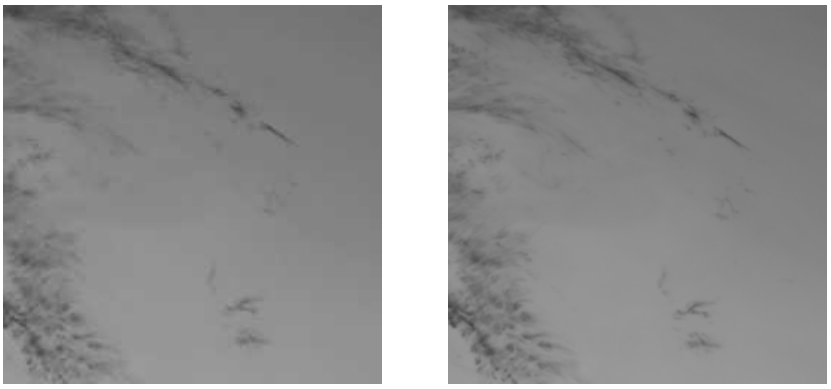
Le codage GR encode des entiers positifs. Soit n un entier positif à coder par le codage GR et soit $m = 2^k$, avec k est un entier positif. Alors $n = Q \times m + R$ avec $Q = \left\lfloor \frac{n}{m} \right\rfloor$ représente le quotient et $R = n - mQ$ représente le reste. Le code GR de n est obtenu par la concaténation du code unaire de Q avec la représentation binaire du reste R par les k bits. Le code unaire de 3, par exemple, est trois zéros suivis par un « 1 », qui est 0001. Le « 1 » indique la fin du code unaire.

A titre d'un exemple, supposons que $n = 7$ et $m = 2^2 = 4$. Alors, $Q = \left\lfloor \frac{7}{4} \right\rfloor = 1$. et $R = 3$. Le code unaire de Q est 01 et la représentation binaire des 2 bits de $R = 3$ est 11. Concaténons le code unaire et le code binaire, nous obtenons le code GR de 7 comme 0111.

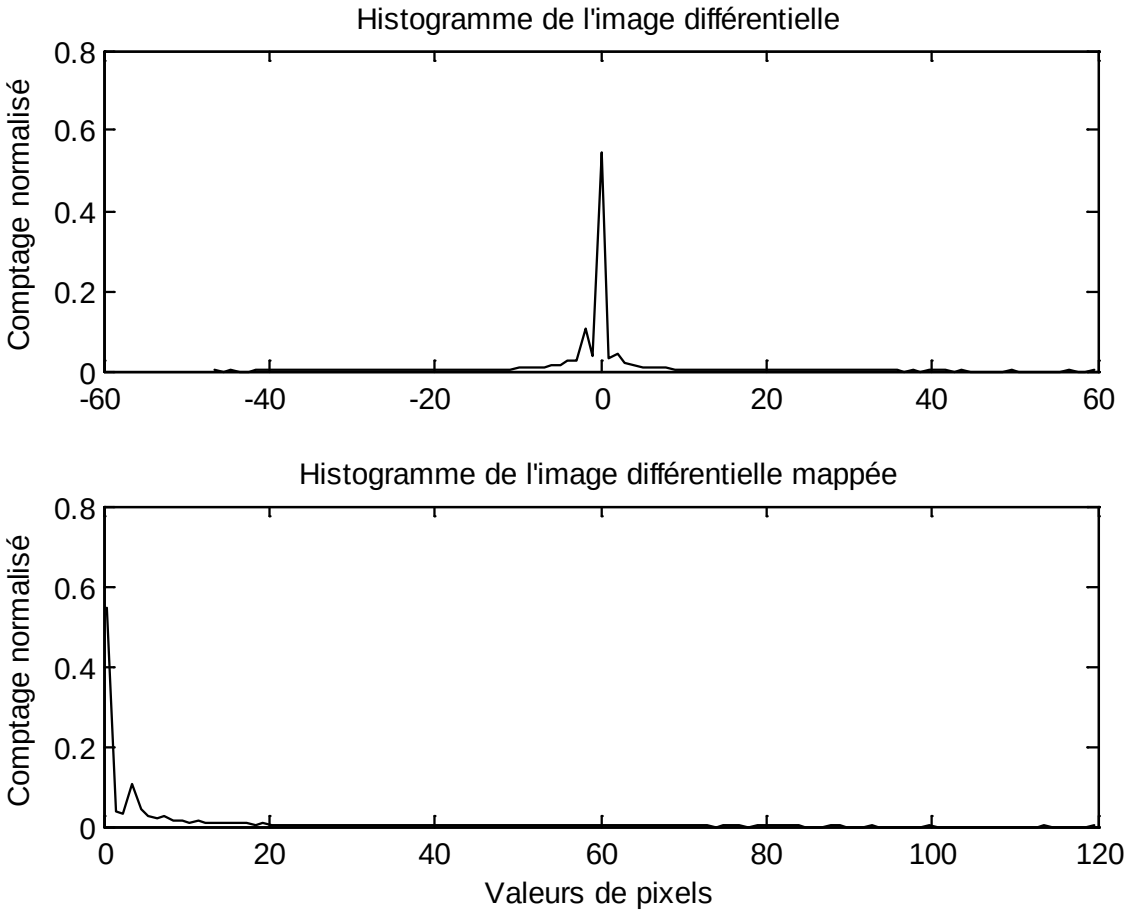
Bien que le code GR soit appliqué seulement aux entiers positifs, les entiers négatifs peuvent aussi être codés par le codage GR en les mappant tout d'abord vers des entiers positifs. Ce mappage est assuré par l'équation suivante :

$$M(n) = \begin{cases} 2n & n \geq 0 \\ 2|n| - 1 & n \prec 0 \end{cases} \qquad (1.4)$$

L'équation (1.4) mappe les entiers positifs en entiers pairs et les entiers négatifs en entiers impairs, permettant ainsi d'éviter d'utiliser un bit supplémentaire pour indiquer le signe. Les procédures du codage GR peuvent être décrites comme suit **[Thyagarajan 2011]** :



(a)



(b)

Fig. 1.9. Codage GR (a) Images du canal WV 7.3 µm acquises le 08 Décembre 2011 à partir MSG-1, (b) Histogramme de l'image différentielle et l'histogramme de l'image différentielle mappée.

- ***Procédures du codage GR***

Soit n un entier à coder et un $m = 2^k$ donné, avec k est un entier positif.

1. Mapper n en $\hat{n}$ en utilisant l'équation (1.4).
2. Calculer le quotient $Q = \left\lfloor \frac{\hat{n}}{m} \right\rfloor$ et le reste $R = \hat{n} - mQ$.
3. Concaténer le code unaire de Q avec les k bits du code binaire de R.

- ***Procédures du décodage GR***

Soit un code GR d'un entier avec une valeur de m donnée.

1. Calculer $k = \log_2 m$.
2. Compter le nombre de zéros en commençant par le bit le plus significatif jusqu'à la rencontre d'un « 1 ». Le nombre de zéros donne la valeur de Q. Calculer $P = m \times Q$.
3. Traiter les k digits restants dans le code GR (après le premier « 1 » rencontré du code) comme la représentation binaire des k bits de l'entier R, $\hat{n} = P + R$.
4. L'entier codé est donné par

$$n = \begin{cases} \frac{\hat{n}}{2} & si\ \hat{n}\ est\ pair \\ -\frac{\hat{n}+1}{2} & si\ \hat{n}\ est\ impair \end{cases}$$

Par exemple, si $m = 4$, et le code GR est 0000110, alors $Q = 4, P = 4 \times 4 = 16$, $R = 2$ et on a $k = \log_2 4 = 2$, donc la représentation binaire de R est 10, ce qui donne $R = 2$ et $\hat{n} = 16 + 2 = 18$.

Par conséquent, $n = \frac{18}{2} = 9$. Par contre, si le code GR est 0000101, alors $\hat{n} = 16 + 1 = 17$ qui est un entier impair, donc $\frac{-(17+1)}{2} = -9$.

Le codage GR est appliqué en collaboration avec la compression par ondelettes au bord du satellite STEREO de NASA sous le nom de l'algorithme H-Compress **[Kramer 2006]**. Une extension du codage GR nommée CCSDC-LDC **[Yeh et al. 2002]** est implémentée au bord du satellite MTI de U.S Department

Energy, la sonde spatiale Mars Odyssey de NASA, EO-1 de NASA et le satellite scientifique PICARD de CNES.

1.5.1.3. Le standard JPEG-LS

La norme JPEG-LS prend en charge la compression des images 2D sans pertes ou quasi sans pertes. Elle est basée sur un simple prédicteur non linéaire, suivi d'un codeur entropique basé sur le contexte, et utilise un quantificateur dans la boucle de prédiction pour une compression quasi sans perte **[Weinberger 2000]**. JPEG-LS est basé sur l'algorithme LOCO-I (LOw COmplexity LOssless COmpression for Images), qui repose sur la prédiction, la modélisation des erreurs et le codage contextuel des erreurs. Bien que cette norme n'ait pas été développée spécifiquement pour les applications spatiales, sa faible complexité et ses bonnes performances la rendent adaptée à la compression d'images spectrales. Il a été montré que le JPEG-LS différentiel peut être utilisé pour la compression d'images 3D en prenant simplement les différences de bandes adjacentes et les coder à l'aide de JPEG-LS. Le standard JPEG-LS a été choisi pour une solution à bord pour le satellite Australien FedSAT et l'engin spatial robotisé Mars Odysse de NASA. Le choix du type de compression est basé sur les statistiques locales des images.

Fondamentalement, JPEG-LS est constitué de deux étapes indépendantes appelées modélisation et codage. Les principales procédures pour les processus de codage sans pertes et quasi sans pertes sont illustrées à la figure 1.10 **[Lilian et al. 2012]**.

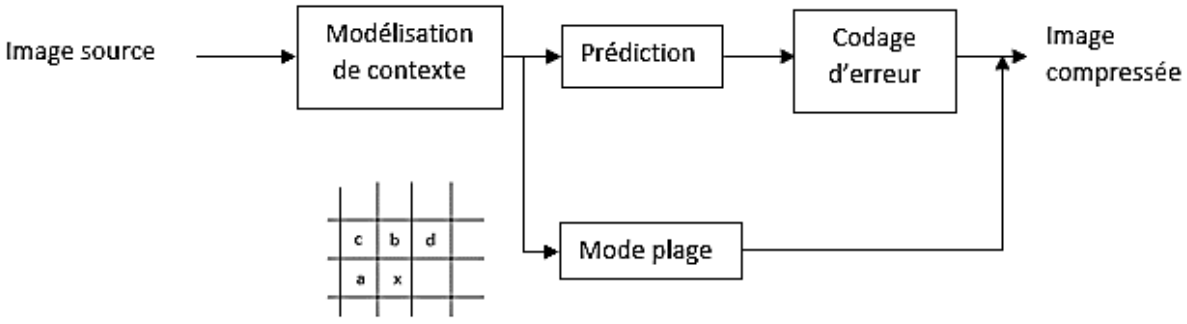


Fig. 1. 10. Schéma simplifié de l'encodeur JPEG-LS

Le contexte utilisé pour prédire le pixel actuel *x* est présenté à la figure 1.10. Le codeur examine les pixels du contexte et décide de coder le pixel actuel *x* en mode plage (run) ou en mode régulier. Si le contexte

suggère que les pixels qui suivent le pixel actuel *x* sont susceptibles d'être identiques, le codeur sélectionne le mode run. Sinon, il sélectionne le mode régulier.

En mode régulier, le codeur utilise les valeurs des pixels du contexte *a*, *b* et *c* pour prédire le pixel *x* et soustrait la prédiction de *x* pour obtenir l'erreur de prédiction. Cette erreur est ensuite corrigée par un terme dépendant du contexte et codée avec un code Golomb-Rice. Si une compression quasi sans pertes est utilisée, l'erreur est quantifiée avant son codage. En mode run, le codeur à partir du pixel actuel *x*, recherche la plus longue série de pixels identiques au pixel de contexte a. Dans ce mode, le codeur continue son balayage grâce au codeur RLC pour déterminer la longueur L du cycle, qui peut aller de 0 à la fin de la ligne. Les longueurs des séquences sont codées.

Le processus JPEG-LS commence par une phase de prédiction comme le montre l'équation (1.5). La motivation de cette équation de prédiction provient des caractéristiques des images. Cette prédiction tente de détecter un bord par les deux premières conditions et, à défaut, utilise la valeur moyenne dans le triangle plan formé par les hauteurs *a*, *b* et *c*.

$$\hat{x} = \begin{cases} \min(a,b) & si\ c \geq \max(a,b) \\ \max(a,b) & si\ c \leq \min(a,b) \\ a+b-c & Sinon \end{cases} \qquad (1.5)$$

Par exemple, supposons que $a \leq b$, le prédicteur sélectionne $\hat{x} = a$, en détectant un bord horizontal supérieur à *x* car *c* dépasse *a* et *b*. De même, le prédicteur choisit $\hat{x} = b$ lorsqu'il détecte un bord vertical à gauche de *x* car a et *b* dépassant *c*. La prédiction initiale est ensuite affinée à l'aide de la valeur moyenne de l'erreur de prédiction dans ce contexte particulier.

Les contextes dans JPEG-LS reflètent également les variations locales des valeurs de pixels. La première étape pour déterminer le contexte consiste à calculer les trois valeurs de gradient : $D1 = d - b$, $D2 = b - c$ et $D3 = c - a$. Les valeurs de ces différences définissent un vecteur de contexte à trois composantes *Q*. Les composantes de *Q (Q1, Q2 et Q3)* sont définies par les mappages suivants :

$$Di \leq -T3 \Rightarrow Qi = -4, \qquad -T3 < Di \leq -T2 \Rightarrow Qi = -3, \qquad -T2 < Di \leq -T1 \Rightarrow Qi = -2$$

$$-T1 < Di \leq 0 \Rightarrow Qi = -1, \quad Di = 0 \Rightarrow Qi = 0, \qquad 0 < Di \leq T1 \Rightarrow Qi = 1$$

$$T1 < Di \leq T2 \Rightarrow Qi = 2, \quad T2 < Di \leq T3 \Rightarrow Qi = 3, \quad T3 < Di \Rightarrow Qi = 4$$

Avec *T1*, *T2* et *T3* sont des coefficients positifs pouvant être définis par l'utilisateur. Soit neuf valeurs possibles pour chaque composante du vecteur de contexte, il en résulte 9 × 9 × 9 = 729 contextes possibles. Afin de simplifier le processus de codage, le nombre de contextes est réduit en remplaçant tout vecteur de contexte *Q* dont le premier élément non nul est négatif par -*Q*. Chaque fois que cela se produit, une variable *SIGN* est également définie sur −1; sinon, elle est définie sur +1. Cela réduit le nombre de contextes à 365. Le vecteur *Q* est ensuite mappé en un nombre compris entre 0 et 364. (La standardisation ne spécifie pas le mappage particulier à utiliser). La variable *SIGN* est utilisée dans l'étape de raffinement de la prédiction. La correction est d'abord multipliée par *SIGN*, puis ajoutée à la prédiction initiale. L'erreur de prédiction r_n est mappée dans un intervalle de la même taille que la plage occupée par les valeurs de pixels d'origine [0 *M*]. Le mappage utilisé dans JPEG-LS est le suivant :

$$\begin{cases} r_n =< -\frac{M}{2} \Rightarrow r_n = r_n + M \\ \\ r_n => \frac{M}{2} \Rightarrow r_n = r_n - M \end{cases} \qquad (1.6)$$

Enfin, les erreurs de prédiction sont codées à l'aide du codage Golomb-Rice.

1.5.2. La compression dans le domaine de transformation

Deux principales transformées sont utilisées dans le domaine de compression d'images de télédétection : La DCT (Transformée Cosinus Discrète) et la DWT (Transformée Ondelettes Discrète).

1.5.2.1. La transformée DCT

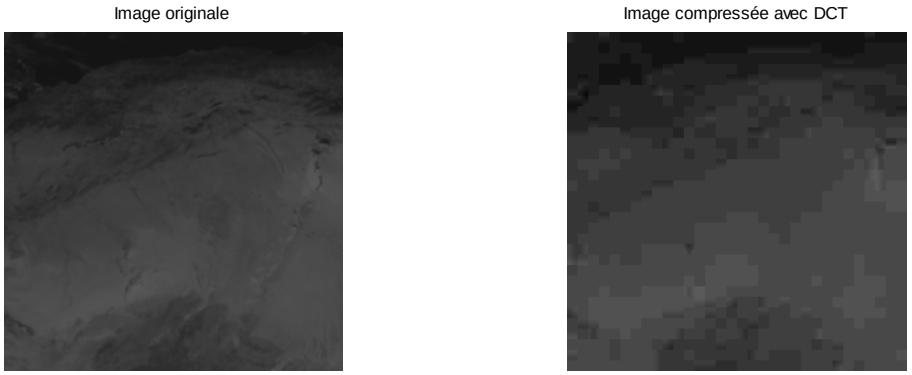
La DCT **[Ahmed et al 1974]** tire son nom du fait que les lignes de la matrice de la transformée C de taille $N \times N$ sont obtenues en fonction du cosinus **[Sayood 2012]** :

$$[\mathrm{C}]_{ij} = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}} \cos\frac{(2j+1)i\pi}{2N} & i = 0,\ j = 0,1,\ldots\ldots,N-1 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} \cos\frac{(2j+1)i\pi}{2N} & i = 1,2,\ldots\ldots,N-1,\ j = 0,1,\ldots\ldots..,N-1 \end{cases} \qquad (1.7)$$

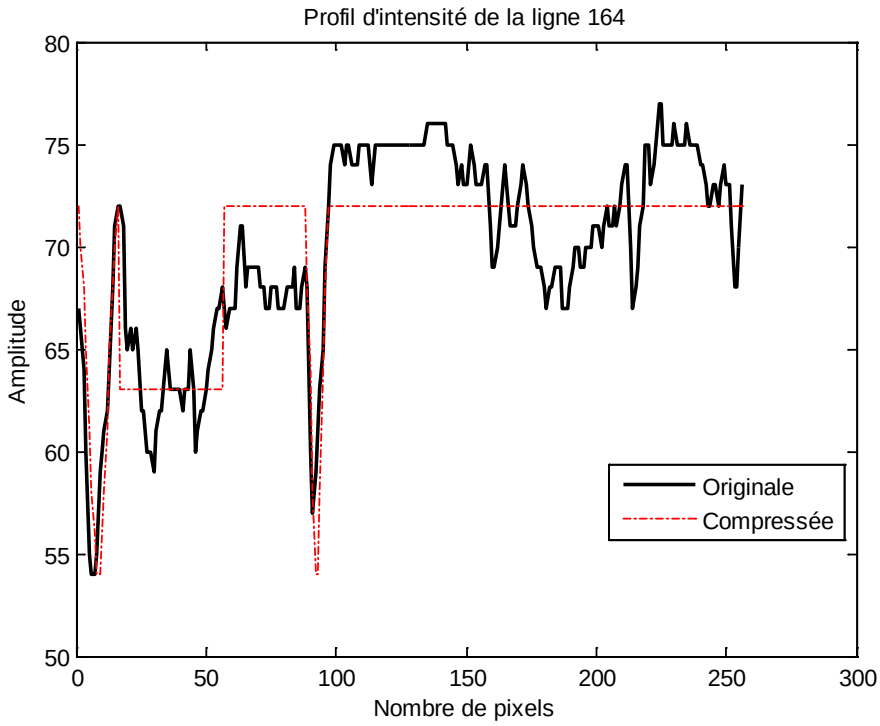
La capacité de compression de la DCT est très proche de celle de la KLT (Transformée de Karhunen–Loève). Elle est aussi presque égale à la KLT dans sa capacité de compaction d'énergie **[Pennebaker 1996]**. Contrairement à la KLT, la DCT est indépendante de l'image en question, c'est-à-dire, le noyau de sa matrice est fixé à une taille donnée. Donc, aucune information au côté du récepteur à propos de la taille des blocs n'est nécessaire pour la reconstruction de l'image originale. La DCT fait partie de nombreuses normes internationales y compris JPEG, MPEG et CCITT H.261 (Comité Consultatif International Téléphonique et Télégraphique (maintenant ITU-T)), entre autres. L'un des inconvénients de la compression d'image en utilisant la DCT est l'effet mosaïque ou la pixellisation. Lors d'une quantification forte, la division en bloc devient visible car un bloc entier se trouve codé avec la même valeur (peu de coefficients non nuls). La figure 1.11 montre un exemple d'effet mosaïque d'une DCT 8×8. Les blocs sont distincts d'une façon claire dans la figure 1.11-a. Les intensités faibles et fortes et leurs variations le long de la ligne 164 sont représentées dans la figure 1.11-b.

La DCT de base a été implémentée dans plusieurs missions spatiales comme Clementine de NASA, la sonde spatiale Cassini-Huygens de NASA/ESA/ASI, ETS-VII de NASDA et Lunar-A de ISAS. L'algorithme de base peut atteindre un CR entre 3 et 20. Une amélioration appliquée par le CNES pour le projet SPOT-5 a conduit à un nouvel algorithme basé sur DCT à débit variable avec un schéma de contrôle de débit. Ce dernier est proche en termes de performances au standard JPEG de base avec un CR de 2.28 pour les deux capteurs HRG (High Resolution Geometric) et HRS (High Resolution Stereoscopic) **[Moury et Latry 2003]**.

Le standard JPEG est utilisé dans ses deux formes sans et avec pertes. Le standard JPEG de base ou avec pertes est exploités dans beaucoup de missions spatiales avec un CR proche de 3.2. On peut citer à titre d'exemple le premier satellite Sud-Africain SUNSAT, le satellite TEAMSAT de ESA/ESTEC, PROBA-1 et PROBA-2 d'ESA et Cartosat-1 et Cartosat-2 d'ISRO. En plus du JPEG de base, le JPEG sans pertes a été adopté par certaines agences comme RapidEye pour ses 5 satellites : TACHYS, MATI, CHOMA, CHOROS et TROCHIA et JAXA pour le satellite ALOS **[Yu et al. 2009]**.



(a)



(b)

Fig. 1.11. Effet de pixellisation (a) Image VIS0.6 µm de résolution 256×256 acquise le 08 Décembre 2011 montre l'effet de pixellisation dû à la quantification des coefficients DCT 8×8 avec échelle 4.5. (b) profil d'intensité le long de la ligne 164 de l'image représentée par (a)

1.5.2.2. La transformée DWT

La transformée en ondelettes consiste à grouper des coefficients dans des sous bandes appartenant à des résolutions ou échelles avec une séparation de fréquence d'octave **[Pearlman et Said 2011]**. Le codage par la transformée en ondelettes est appliquée à l'image entière. Nous utilisons la transformée en ondelettes discrète DWT pour décomposer une image en coefficients en ondelettes. Ces coefficients sont le résultat d'un filtrage avec des filtres FIR (Finite Impulse Response) de réponse impulsionnelle finie agissants sur

l'image originale. La majorité de l'énergie de l'image est compactée dans les sous bandes de basses fréquences. Un exemple d'une décomposition en sous bandes d'une image en trois niveaux est donné par la figure 1.12.

Les bandes sont dénotées A3 pour les coefficients d'approximation, DH pour les coefficients de détails avec bords orientés horizontalement, DV pour les coefficients de détails avec bords orientés verticalement, et DD pour les coefficients de détails avec bords orientés diagonalement. Le nombre dans chaque bande indique le niveau de la DWT. Ainsi, A3 correspond aux coefficients d'approximation dans le niveau 3. Il existe plusieurs algorithmes fondés sur la transformée en ondelettes, les plus célèbres sont le EZW (Embedded Zerotrees of Wavelet) **[Shapiro 1993]** et le SPIHT (Set Partitioning in Hierarchical Trees) **[Said et Pearlman 1996]**. Les standards JPEG2000 et CCSDS-IDC (Consultative Committee for Space Data Systems- Lossless Data Compression) sont les plus répondus dans le domaine spatial. Après 7 ans de recherche, le groupe de recherche CCSDS a lancé la recommandation CCSDS-IDC Blue Book spécialement pour les missions spatiales en Novembre 2005 **[CCSDS 2002]**. Le compresseur est composé de deux parties fonctionnelles, un module DWT qui effectue une décorrélation et un codeur de plan de bits, qui code les données décorrélées. CNES était parmi les premières agences adoptives de cette recommandation pour sa mission spatiale Pleiades-HR.

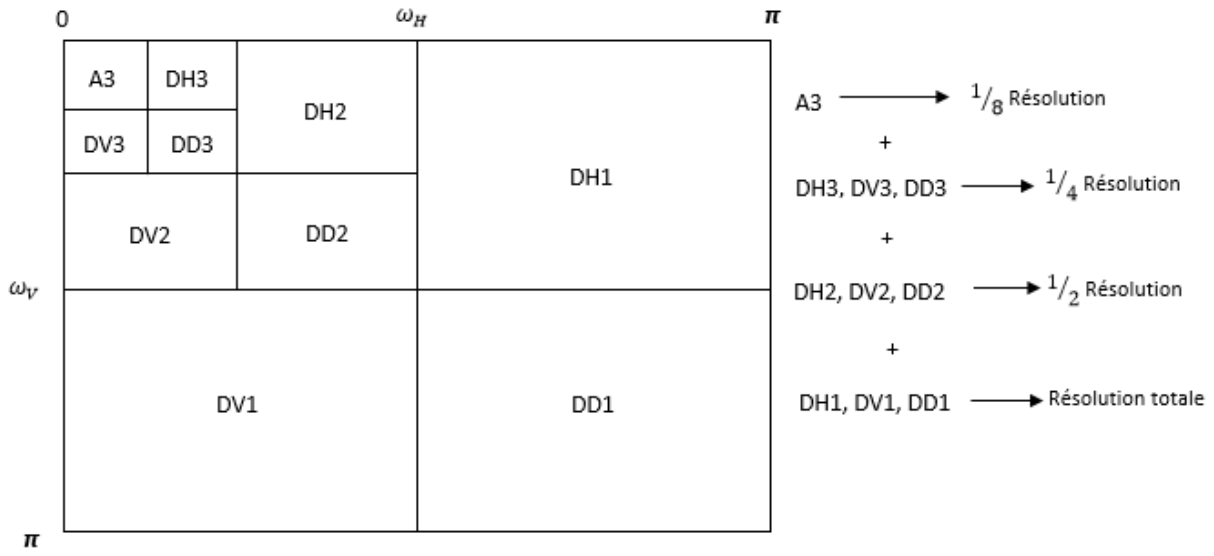


Fig. 1.12. Décomposition d'une image en sous bandes à trois niveaux lors d'une DWT-2D

Le standard JPEG2000 à son tour faisait partie de plusieurs systèmes de compression à bord de différentes missions spatiales. Contrairement au standard JPEG de base, le JPEG2000 peut s'opérer aux CR élevés sans génération d'artefacts. On trouve ce standard dans la série des satellites Turques GEZGIN,

IMS-1 d'ISRO et X-Sat de l'université technologique de Nanyang en collaboration avec l'organisation des sciences de la défense de Singapour **[Yu et al. 2009]**.

1.5.3. La compression d'images Météosat

En plus des standards développés pour les missions spatiales cités précédemment, beaucoup de chercheurs ont contribués par des méthodes de compression d'images satellitaires pour différents imageurs **[Pesquer et al. 2013 ; Delaunay et al. 2010 ; Amato et al. 2000 ; Gimona et al. 2014 ; Wang et al. 2012 ; Lahdir et al. 2011 ; Miguel et al. 2012 ; Sharma et al. 2015]**. En ce qui concerne les satellites Météosat, on trouve peu de méthodes dans la littérature. Parmi les premières méthodes proposées, celle de Wade et Li **[Wade et Li 1991]** qui visait à montrer la possibilité d'assurer un service public par la transmission d'images météorologiques via le réseau téléphonique public commuté. À cette fin, une compression était nécessaire pour réduire les données brutes de 2 Mbits à 64 Kbits pour chaque fichier image compressé, ce qui permettait de transmettre des mises à jour toutes les demi-heures en une minute par le biais d'un modem fonctionnant à un débit de 2,4 Kbps. Cette compression a consisté dans un premier temps à transmettre une image sol basée sur les transmissions précédentes de Météosat en supposant que cette image est invariante dans le temps. Ensuite, les images visibles et infrarouges sont soumises à une classification afin d'en extraire quatre classes : sol, mer et deux classes nuages. La combinaison des deux premières classes génère une seule classe nommée classe surface. La dernière étape est l'application du codage RLC pour la classe surface et les deux classes nuages.

Lahdir *et al.* ont proposé un algorithme non itératif basé sur des ondelettes bi-orthogonales et des fractales pour la compression d'images Météosat **[Lahdir et al. 2006]**. Il a réduit le volume de la base de données générée par le satellite Météosat Seconde Génération en 2003 de 110 Go à 6 Go sans affecter la qualité des images après la décompression. Cette méthode a même donné de bons résultats pour d'autres types d'images de télédétection, telles que les images HRV de SPOT et IKONOS.

Dans **[Cherifi et al. 2015-b]**, un schéma de codage RLC modifié, appelé codage SRLC, a été combiné avec le codage arithmétique afin de compresser les images MSG couvrant le sud de l'Europe et le Nord de l'Algérie. Cette méthode a donné des résultats remarquables puisqu'elle a augmenté le CR de 23,47% à environ 99,8% pour l'image du canal WV 6.2 µm pour le même schéma de compression avec le standard RLC de base. Cette technique est essentiellement efficace pour des longues séquences de pixels identiques séparés par d'autres de faibles occurrences. Ce même codage a constitué une partie majeure du travail présenté dans **[Cherifi et al. 2015-c]** avec l'application de la transformée de Radon et du codage prédictif

linéaire (LPC) avec filtrage. Cette méthode garantissait un CR élevé et fixe, quelle que soit l'image du canal Météosat associé. Ce CR varie en fonction de la taille de l'image Météosat compressée : 99,9% pour une résolution de 512x512 pixels. L'avantage remarquable de cette méthode est son optimisation taux-distorsion : un PSNR de 29,02 dB pour l'image VIS 0.6 µm malgré une compression élevée.

Deux remarques importantes tirées de cet état de l'art : Peu de méthodes orientées pour les images Météosat exploitant la redondance temporelle, c'est-à-dire, compression d'une séquence d'images satellitaires en général, et Météosat en particulier. La contribution de Wong *et al.* reste parmi les premières et les rares travaux présentés qui prennent en considération la redondance temporelle. Ce travail repose sur une méthode de détection de changement **[Wong et al. 1997]**. Cette méthode est abordée au chapitre 2.

1.6. Evaluation des méthodes de compression

1.6.1. Le taux de compression (CR)

Le taux de compression simple est le rapport entre la taille de l'image originale (b_1) et la taille de l'image compressée (b_2) en bits (voir équation (1.8)). Le taux de compression d'une image est directement proportionnel à la quantité de redondance d'information qu'elle contient.

$$R_c = \frac{b_1}{b_2} \tag{1.8}$$

Par exemple, R_c égal à 10 (10 :1) signifie que l'image originale à 10 unités d'information (en général bits) pour chaque unité dans l'image compressée.

Notons que dans la plupart des cas on utilise le taux de compression relatif CR. Ce dernier représente la redondance entre l'image initiale (b_1) et l'image compressée (b_2) **[Marques 2011]**. CR est défini aussi comme économies en débit-données

$$CR = \left(1 - \frac{1}{R_c}\right) \tag{1.9}$$

Pour le cas $b_1 = b_2$, $R_c = 1$ et *CR*= 0, nous pouvons conclure que l'image originale ne contient pas des données redondantes.

Quand $b_2 << b_1$, $R_c \to \infty$ et *CR* = 1, indique une forte redondance et par conséquent, une forte compression.

Finalement, quand $b_2 >> b_1$, $R_c \to \infty$, et $CR \to -\infty$, alors nous pouvons conclure que l'image compressée contient beaucoup plus de données par rapport à l'image originale, ce qui représente le cas indésirable.

En général, R_c et *CR* se situent entre [0, + ∞[et]- ∞, 1], respectivement.

Le R_c est relié au débit binaire qui permet de mesurer le nombre moyen de bits nécessaires pour représenter un échantillon unique **[Sayood 2012]**. Il est défini par l'équation (1.10) :

$$Debit = \frac{Nombre\,de\,bits\ par\ pixel\,dans\,l'image\,originale}{Rc}(bpp) \tag{1.10}$$

Par exemple, pour une image compressée avec un R_c = 4 (4 :1). Si nous supposons que chaque pixel de l'image originale est codé sur 8 bits. Le nombre moyen de bits par pixel dans l'image compressée est 2. Ainsi, nous pouvons dire que le débit est 2 bits par pixel.

1.6.2. Distorsion et critère de qualité

Dans le cas d'une compression avec pertes, l'image reconstruite diffère de l'image originale. Pour cette raison et afin de déterminer l'efficacité de la méthode de compression choisie, nous devons quantifier la différence entre l'image originale et l'image reconstruite pour évaluer le compromis débit-distorsion.

Pour mesurer la qualité de l'image reconstruite, nous utilisons le *PSNR* (Peak Signal to Noise Ratio) en décibels défini à partir de *MSE* (Mean Square Error) par l'équation (1.11).

$$PSNR(I_0, I_c) = 20\log_{10}\left(\frac{2^r - 1}{\sqrt{MSE(I_0, I_c)}}\right) \tag{1.11}$$

Avec :

- I_0 et I_c représentent respectivement l'image originale et l'image reconstruite de taille $M \times N$.

- r est la résolution numérique de l'image.

Nous disposons d'autres critères qui nous permettent d'évaluer la déviation entre les pixels de l'image initiale est finale. Ces critères mesurent la ressemblance entre l'image initiale est finale après décompression. Les plus utilisés sont : l'erreur quadratique moyenne MSE , la racine de l'erreur quadratique moyenne $RMSE$, et l'erreur absolue moyenne MAE (ou bien la différence absolue moyenne MAD).

Pour mesurer la distorsion, nous utilisons l'erreur quadratique moyenne MSE qui est donnée par l'équation (1.12) **[Delaunay 2008]** :

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (I_0(i,j) - I_c(i,j))^2 \qquad (1.12)$$

Le $RMSE$ est la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (I_0(i,j) - I_c(i,j))^2} \qquad (1.13)$$

D'après **[Willmott et Matsuura 2005]**, le critère le plus important est l'erreur absolue moyenne MAE car il est seulement en fonction des valeurs des pixels des images contrairement au $RMSE$ qui varie en fonction de la puissance au carrée des différences entre les pixels au sein de la racine carrée ce qui rend son interprétation difficile. MAE est défini par :

$$MAE = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \left| I_0(i,j) - I_c(i,j) \right| \qquad (1.14)$$

1.6.3. La complexité

La complexité d'une méthode de compression est un critère difficile à évaluer. La complexité peut être définie par le temps d'exécution de la méthode de compression ou comme le nombre d'opérations par pixel **[Delaunay 2008]** : c'est le nombre moyen d'opérations qui sont nécessaires à la compression de l'image. La complexité englobe aussi le coût économique. Par exemple, pour implémenter la méthode sur un circuit électronique sur lequel le nombre de portes logiques est limité, il faut que la complexité soit la plus faible possible.

1.6.4. Critères psychovisuels humain

L'œil est un objet de forme d'un globe avec une lentille au centre qui fixe des objets sur la rétine. La rétine contient deux genres de récepteurs nommés les cônes et les bâtonnets. Les bâtonnets sont plus sensibles à la lumière que les cônes. Il y a trois genres de cônes. La sensibilité maximale des cônes est située dans les régions rouges, bleues, vertes du spectre de vision. Les cônes sont concentrés surtout dans des petites régions de la rétine appelées fovéa. Quoique les bâtonnets soient plus nombreux que les cônes, les cônes assure une meilleure résolution car ils sont concentrés et serrés dans la fovéa. Les muscles de l'œil bougent le globe oculaire, positionne l'image de l'objet sur la fovéa. Cela devient désavantageux dans le cas d'une faible lumière. Dans ce cas-là, pour améliorer la vision d'un objet est de focaliser sur un coté de cet objet. De cette manière, l'image de l'objet se forme sur les bâtonnets, qui sont plus sensible à la lumière.

Si nous illuminons par exemple un écran avec une certaine intensité I et que nous éclairons cet écran par un spot d'intensité différente. Le spot ne devient visible qu'à partir d'une différence d'intensité ΔI . Cette différence est nommée le seuil de perception *JND* (Just Noticeable Difference). Le rapport $\frac{\Delta I}{I}$ est connu comme la fonction de Weber ou le taux de Weber **[Sayood 2012]**.

Comment cette description du système de la vision humaine est reliée avec une méthode de compression ? Notons que le cerveau n'aperçoit pas tout ce que voit l'œil. Nous pouvons exploiter ce point pour construire des méthodes de compression pour rendre la distorsion introduite par la compression avec pertes imperceptible.

Pour quantifier la qualité visuelle de l'image, l'analyse de qualité d'image subjective peut être la seule meilleure méthode **[Maduri et al. 2014]**. Le score moyen d'opinion (MOS) est une méthode largement utilisée pour l'évaluation subjective de la qualité de l'image. Dans cette méthode, cinq ou plusieurs échelles de qualité sont utilisés. Experts et non experts sont invités à donner des scores pour les images : 5 pour « Excellent », 4 pour « très bon », 3 pour « bon », 2 pour « mauvais » et 1 pour le « très mauvais ». La moyenne des notes attribuées à une image donnée est calculée. Ce calcul peut être traduit par l'équation suivante :

$$MOS = \sum_{i=1}^{5} iP(i) \tag{1.15}$$

Avec i représente le score et $P(i)$ est la probabilité du score.

1.7. Discussion

Dans ce chapitre introductif, la grande partie a été consacré pour les satellites Météosat et les différentes techniques de compression d'images pour différentes missions spatiales et la contribution des chercheurs pour ce même type d'images. La base de données importante générée par ces satellites exploités dans les deux domaines climatique et météorologique a conduit à la nécessité d'une compression efficace en tenant en compte du facteur de qualité. Ainsi, l'état de l'art des différentes solutions de compression adoptées par différentes agences spatiales avec la contribution des chercheurs pour différents types d'imageurs a permis de remarquer qu'il n'existe pas de méthodes de compression dédiés pour la série des satellites Météosat, qui exploitent la redondance temporelle. Nous décrirons dans le chapitre suivant les différentes techniques qui nous permettent d'exploiter cette redondance temporelle présente dans une séquence d'images pour coder de façon adéquat le mouvement compensé : c'est la compression temporelle.

Chapitre II

D’une image vers une séquence d’images

Chapitre 2

D'une image vers une séquence d'images

2.1. Préambule

Les techniques utilisées dans la compression des images satellitaires ont été examinées dans le chapitre précédent. Dans ce chapitre, nous allons d'abord définir la notion de séquence d'images. Ensuite, nous abordons la question de la corrélation temporelle ou bien la corrélation inter-image entre les images successives dans une séquence. Le reste du chapitre aborde les concepts de compensation du mouvement utilisés pour l'élimination de la corrélation temporelle dans un schéma de compression de séquences d'images.

2.2. Séquence d'images

L'avènement de l'ordinateur et l'avancement de la programmation ont apporté rapidement l'attention du public vers le domaine du traitement d'image numérique. Depuis lors, le domaine a connu une croissance rapide et est entré dans tous les aspects de la technologie moderne. L'importance de la quantité de l'information contenue dans une séquence d'images par rapport à une seule image a attiré beaucoup de chercheurs dès le début des années 80s **[Huang 1981 ; Huang 1983]**.

Si nous considérons un capteur situé dans une position spécifique dans un espace en 3-D. Ce dernier génère des images d'une scène donnée, l'une après l'autre. Comme le temps passe, les images forment une séquence. L'ensemble de ces images peut être représenté par une fonction de luminosité $g(x,y,t)$, avec x et y représentent les coordonnés dans le plan d'image. Ceci est désigné comme une séquence temporelle d'images.

Si nous généralisons le schéma de base ci-dessus en considérant le capteur en tant qu'article solide qui peut réaliser une translation (en trois dimensions) et une rotation (en deux dimensions). Ce dernier peut générer une variété d'images lors de la translation et la rotation dans un espace en 3-D. Maintenant, si nous considérons une présence d'un nombre infini de capteurs qui couvrent tout l'espace en 3-D, les images acquises par l'ensemble de capteurs à un instant donné forment un ensemble, qui peut être désigné comme une séquence spatiale d'images. Quand le temps varie, ces ensembles d'images forment un ensemble beaucoup plus vaste, appelé un espace d'imagerie **[Yun et Huifang 2007]**.

La fonction de luminosité définie précédemment peut être généralisée comme suit :

$$g\left(x,y,t,\vec{s}\right) \tag{2.1}$$

Avec $\vec{s}$ indique la position du capteur dans un espace en 3-D (Les coordonnées du centre du capteur et l'orientation de l'axe optique du capteur). Ainsi, $\vec{s}$ est un vecteur à cinq dimensions :

$$\vec{s} = \left(\tilde{x},\tilde{y},\tilde{z},\beta,\gamma\right) \tag{2.2}$$

Avec $\tilde{x}$, $\tilde{y}$ et $\tilde{z}$ représentent les coordonnées du centre optique du capteur dans un espace en 3-D, β et γ représentent l'orientation de l'axe optique du capteur dans un espace en 3-D.

En résumé, l'espace de l'imagerie est une collection de toutes les formes possibles prises par la fonction de luminosité générale $g\left(x,y,t,\vec{s}\right)$. Chaque image, prise par un capteur situé sur une position particulière à un moment précis, est simplement une section spéciale de cet espace d'imagerie. Les deux séquences d'images spatiales et temporelles sont des sous-ensembles appropriés de l'espace d'imagerie. Ils se situent, comme le montre la figure 2.1, dans le niveau intermédiaire de la structure hiérarchique des ensembles des images, entre l'espace d'imagerie et les images individuelles.

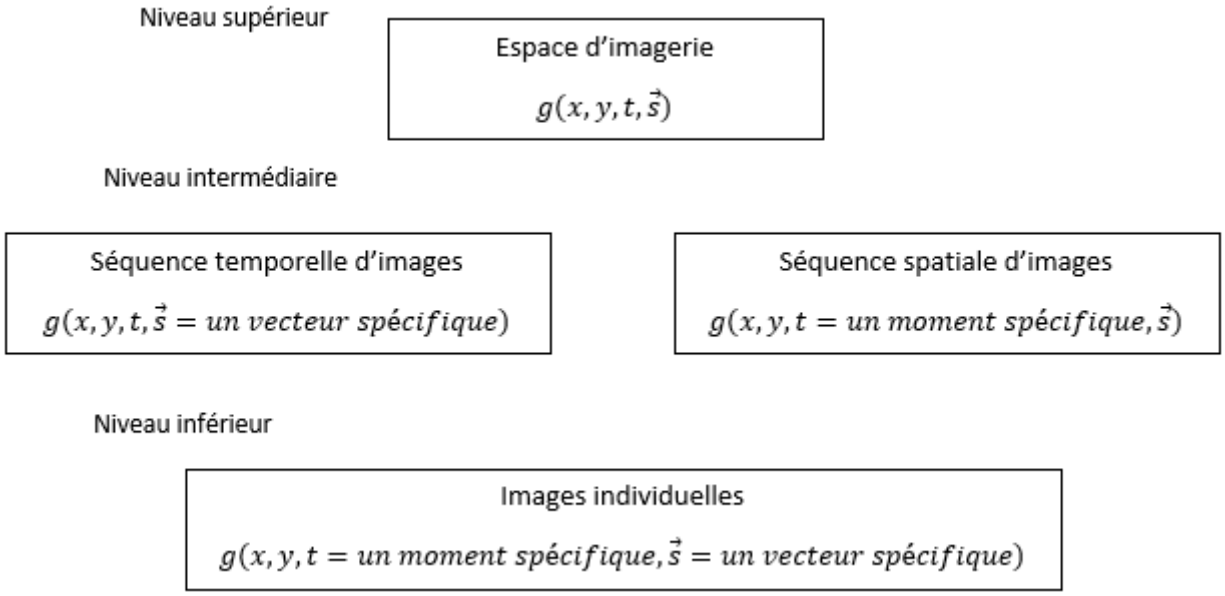


Fig. 2.1. La structure hiérarchique des ensembles des images

Nous allons maintenant discuter la relation entre séquences d'images et séquences vidéo. Il est à noter que le terme vidéo est actuellement très souvent utilisé en plus des termes trames et séquences. Il est nécessaire de monter la relation entre ces termes. Vidéo fait référence aux séquences d'images qui sont

associées à la bande de fréquences visible dans le spectre électromagnétique. Pour des séquences d'images, il n'y a pas une telle restriction. Par exemple, des séquences d'images infrarouges correspondent à une bande en dehors de la bande visible du spectre. De ce point de vue, le champ d'application de séquences d'images est plus large que celui des séquences vidéo. Lorsque la bande visible est concernée, les deux termes sont interchangeables.

2.3. La corrélation inter-images (temporelle)

Les techniques présentées dans les chapitres précédents se basent sur l'élimination de la corrélation intra-image ou bien spatiale. Comme nous l'avons expliqué précédemment, les images adjacentes formant une séquence temporelle présentent une forte corrélation appelée corrélation inter-image ou bien temporelle. Nous pouvons quantifier cette corrélation par le calcul de l'autocorrélation de deux images successives d'une séquence prises aux instants t_1 et t_2 **[Thyagarajan 2011]** :

$$R(t_1,t_2) = E\{ f[m,n,t_1]\, f[m,n,t_2]\} \tag{2.3}$$

Dans l'équation (2.3), $E\{X\}$ est la valeur prédite d'une variable aléatoire X . Puisqu'une séquence temporelle est stationnaire, alors l'autocorrélation est seulement une fonction de différence de temps et non des instants particuliers. Donc l'équation (2.3) peut s'écrire comme suit :

$$R(\tau) = E\{ f[m,n,t_1]\, f[m,n,t_1+\tau]\} \tag{2.4}$$

En pratique, la fonction de densité de probabilité conjointe à deux instants différents peut ne pas être disponible a priori, et par conséquent, la fonction la plus utilisée pour estimer la vraie autocorrélation est donnée comme suit :

$$\hat{R}(\tau) = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^{M} \sum_{n=1}^{N} f[m,n,t_1]\, f[m,n,t_1+\tau] \tag{2.5}$$

Avec M et N représentent le nombre de lignes et de colonnes des images.

La figure 2.2 montre un collage d'une séquence de dix images MSG du canal VIS 0.6 µm de résolution 512x512 avec 8 bit/pixel. Ces images ont été acquises le 09 Décembre 2011 aux instants 10h15, 10h30, 10h45, 11h00, 11h15, 11h30, 11h45, 12h00, 12h15, 12h30 et 12h45. Toutes ces images représentent la

région du Nord de l'Algérie. La corrélation temporelle de la séquence d'images MSG est représentée par la figure 2.3.

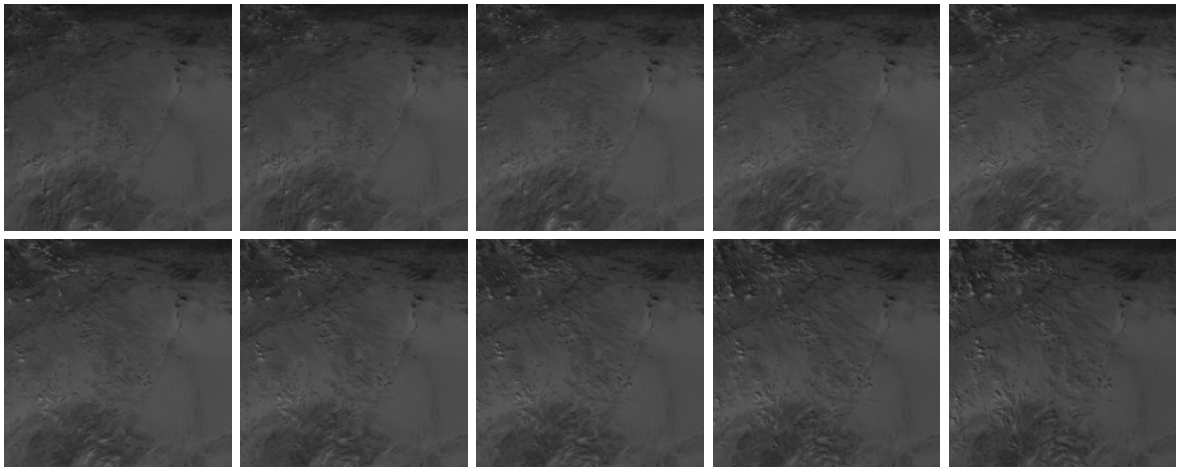


Fig. 2.2. Des images MSG du canal VIS 0.6 µm d'une séquence (09 Décembre 2011), du haut en bas et de gauche à droite, aux instants 10h15, 10h30, 10h45, 11h00, 11h15, 11h30, 11h45, 12h00, 12h15, 12h30 et 12h45. Ces images couvrent une partie de l'Algérie

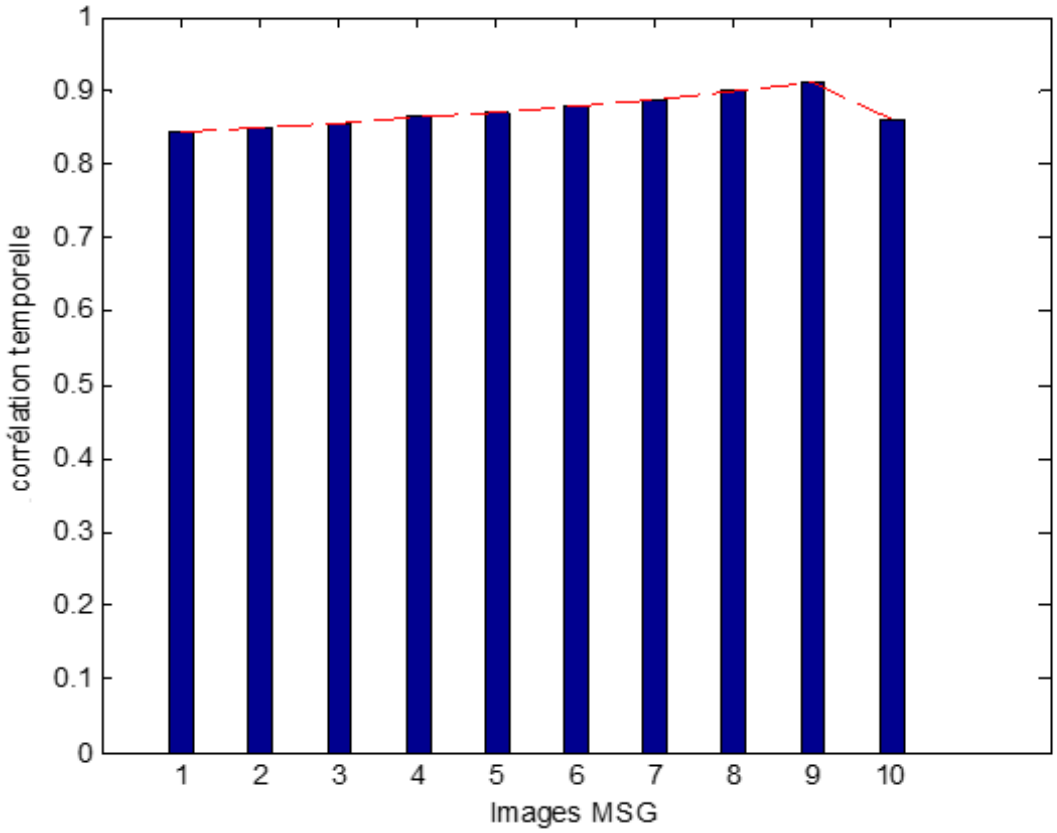


Fig. 2.3. Corrélation temporelle de la séquence d'images MSG représentée par la **Fig. 2.2**

La Figure 2.3 représente la corrélation temporelle de la même séquence d'images MSG. Nous remarquons que les valeurs de l'autocorrélation sont très proches, ce qui est traduit par une allure presque uniforme. Donc, il existe une forte corrélation entre les images de la séquence dans la dimension temporelle, et par conséquent, nous pouvons exploiter à la fois la corrélation spatiale et temporelle pour atteindre un excellent taux de compression CR.

2.4. Elimination de la redondance temporelle

Dans la plupart des séquences temporelles, il y a peu de changement dans le contenu des images en partant d'une image à une autre adjacente. Nous trouvons même dans le cas des séquences qui représentent une activité importante, un nombre considérable de régions qui ne varient pas d'une image à une autre. La plupart des techniques de compression de séquences d'images tire parti de cette redondance en utilisant l'image précédente pour générer une prédiction pour l'image courante. Si nous essayons d'appliquer cette technique aveuglément à la compression d'une séquence temporelle pour prédire la valeur de chaque pixel dans l'image courante par la valeur du pixel au même endroit dans l'image précédente, sans prendre en considération le déplacement des objets entre les images successives entrainera des erreurs de prédiction et de compensation. Ainsi, un objet dans une image qui fournissait un pixel à une certaine position (i_0, j_0) avec sa valeur d'intensité pourrait fournir la même valeur d'intensité dans l'image suivante à un pixel à la position (i_1, j_1). Si nous ne prenons pas cela en considération, nous risquons d'augmenter la quantité d'information à stocker ou à transmettre **[Sayood 2012]**.

Nous allons aborder dans ce qui suit un aperçu des principales techniques utilisées pour éliminer la redondance temporelle dans une séquence d'images.

2.4.1. Technique de différence simple

Cette technique est la plus simple et la première utilisée pour éliminer la redondance temporelle **[Thyagarajan 2011]**. Au lieu de transmettre ou d'envoyer chaque image d'une séquence temporelle séparément, la différence simple entre l'image courante et l'image précédente est exploitée. Cette différence permet d'éliminer la corrélation temporelle dans le cas où les images présentent peu d'objets avec un faible mouvement. Dans ce cas-là, l'image différentielle dispose d'un nombre de pixels réduit et sa fonction de densité de probabilité présente les caractéristiques d'une distribution Laplacienne. Par conséquent, cela nécessitera moins de bits à coder par rapport aux images originales ce qui engendrera une compression efficace.

L'inutilisation de cette technique est due par l'augmentation de la quantité de l'information contenue dans l'image différentielle dans le cas où la séquence présente un nombre d'objets élevé avec un mouvement important **[Sayood 2012]**. Dans ce cas-là, si nous prenons la différence entre deux images successives, l'image différentielle contiendra plus d'information par rapport aux images originales. Les figures 2.4.a, b représentent deux images MSG du canal VIS 0.6 µm de résolution 256×256 d'une séquence temporelle acquises le 09 Décembre 2011 aux instants 10h15, 10h30 respectivement. La figure 2.4.c donne l'image différentielle avec son histogramme dans la figure 2.4.d.

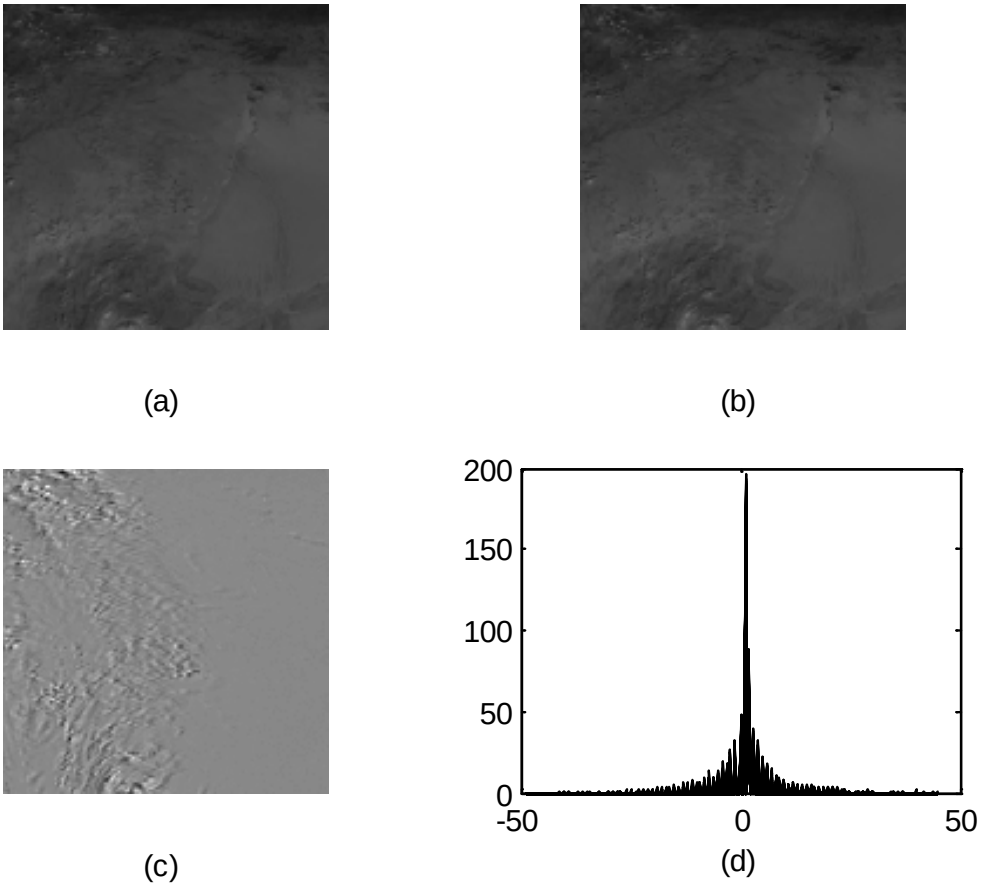


Fig. 2.4. Exemple d'une simple différence : (a) VIS 0.6µm prise à 10h15, (b) VIS 0.6µm prise à 10h30, (c) image différentielle, (d) histogramme de l'image différentielle avec une erreur quadratique moyenne MSE=16.577

Aussi, nous avons utilisé deux images de la même séquence aux instants 10h30 et 12h30 pour monter l'effet de l'augmentation de la quantité de l'information dans l'image différentielle. Comme le montre la figure 2.5.c, et bien que les deux images ne présentent pas des nuages avec un mouvement assez important, qui est causé par l'importance de l'intervalle du temps, l'image différentielle présente une quantité d'information importante par rapport à celle représentée par la figure 2.4.c. Cette quantité d'information est traduite par un histogramme contenant plus de résidus causés par le mouvement des nuages avec une erreur

assez élevée MSE=41.748. Une simple comparaison montre clairement que l'histogramme représenté par la figure 2.4.d est plus étroit et donc, il est proche d'une distribution Laplacienne typique.

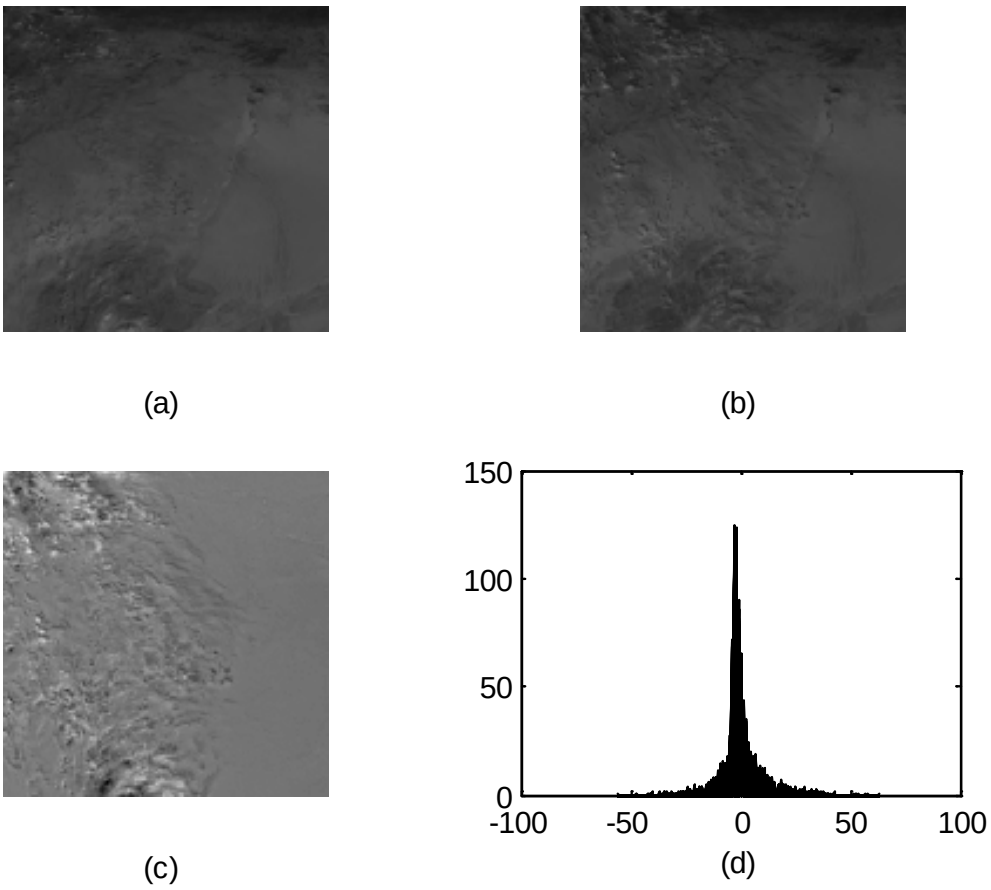


Fig. 2.5. Exemple d'une simple différence : (a) VIS 0.6µm prise à 10h15, (b) VIS 0.6µm prise à 12h30, (c) image différentielle, (d) histogramme de l'image différentielle avec une erreur quadratique moyenne MSE=41.

2.4.2. Technique de la compensation du mouvement

L'augmentation de l'erreur dans l'image différentielle est due au mouvement des objets entre les images successives. Si nous pouvons déterminer combien l'objet a été déplacé de l'image précédente vers l'image actuelle, alors il est possible d'aligner l'objet dans l'image actuelle avec celui de l'image précédente pour obtenir la différence. Plusieurs méthodes ont été proposées pour compenser le mouvement des objets. Parmi ces techniques : la technique de la corrélation de la phase **[Thomas et Hons 1987]** et la technique du flux optique **[Tekalp 1995]**. Malheureusement, ces techniques n'ont pas attiré les chercheurs à cause de leur complexité algorithmique et le coût calculatoire élevé.

Actuellement, la méthode qui a fonctionné mieux dans la pratique est une approche simple appelée *compensation de mouvement basée sur la recherche par blocs*. Elle constitue la base de tous les standards développés dans le domaine de la compression de séquences d'images (H.261, H.263, H.264..). Dans cette approche, l'image à coder est divisée en sous blocs de taille $M \times M$. Pour chaque bloc, nous cherchons dans l'image précédente le bloc de la même taille qui correspond le mieux au bloc à coder. Le calcul de la distance entre les deux blocs est obtenu par l'utilisation des différents critères de mesure que nous avons déjà citer au premier chapitre. Généralement, si la distance est supérieure à un certain seuil prédéterminé, le bloc est déclaré non compensable et il est codé sans le bénéfice de la prédiction. Si la distance est inférieure au seuil, alors un *vecteur mouvement* est transmis au récepteur. Cette étape est appelée *Estimation de mouvements*. Le vecteur mouvement est l'emplacement relatif du bloc à utiliser pour la prédiction obtenue en soustrayant les coordonnées du pixel du coin supérieur gauche du bloc à coder des coordonnées du pixel du coin supérieur gauche du bloc utilisé pour la prédiction dans l'image précédente. Si par exemple le bloc à coder est localisé entre les coordonnées des pixels (24, 40) et (31, 47) et le bloc le plus proche dans l'image précédente est localisée entre les coordonnées (21, 43) et (28, 50). Alors, les coordonnées du vecteur mouvement sont (21-24, 43-40)= (-3, 3). Notez que les blocs sont numérotés à partir du coin supérieur gauche.

Après l'estimation du mouvement, les vecteurs mouvements seront utilisés pour compenser le mouvement à partir de l'image précédente, qui est l'image référence par rapport à l'image courante. Cette étape est appelée *Compensation du mouvement* et elle permet de générer une image compensée. Une soustraction entre l'image courante et l'image compensée génèrera l'erreur de prédiction qui sera ensuite codée d'une manière sans pertes ou bien avec pertes.

Il était montré que la réalisation des techniques de compression d'images satellite basées sur la compensation du mouvement a été évitée à bord des satellites pour le coût élevé lors de leur combinaison avec d'autres standard [**Wang et al. 2012]**. Ainsi, la complexité de ce type d'images rend la tâche difficile par rapport aux risques de pertes des informations importantes soit par des effets liés à la compression comme effet bloc, soit par rapport au choix de l'image référence pour maintenir la corrélation dans une séquence donnée.

Le domaine de travail non-natif des images Météosat que nous allons évoquer permet d'utiliser ces techniques avec assurance pour les raisons qu'on va citer dans ce qui suit. Pour ceci, nous allons citer dans ce qui vient les méthodes d'estimation du mouvement par correspondance de blocs les plus utilisées. Ces techniques ont constitué la base de plusieurs standards de compression de séquences temporelles d'images allant de MPEG1 / H.261 jusqu'au MPEG4 / H.263 et H.264. Ainsi, des exemples d'application dans

différents domaines seront exposées pour mieux comprendre l'effet de ces techniques lord de l'étape de compensation de mouvements dans une séquence donnée.

2.4.3. Méthodes d'estimation du mouvement par correspondance de blocs

Avant d'aborder les différentes méthodes d'estimation de mouvements par correspondance de blocs, nous supposons que le mouvement des objets est seulement translationnel, c'est-à-dire : du gauche à droite, du haut en bas. Puisque le processus de recherche de correspondance est intensif en calcul et parce que le mouvement n'est pas censé être important entre les images adjacentes, le processus de correspondance de blocs est limité à une fenêtre de recherche d'une taille beaucoup plus petite à celle de l'image **[Jain et Jain 1981 ; Gharavi et Mills 1990]**.

La fenêtre de recherche est fixée par le paramètre de recherche p . Généralement, le bloc à chercher est considéré comme un carré de côté de 16 pixels, et le paramètre de recherche p est de 7 pixels. L'idée est représentée par la figure 2. 6. La figure 2.6 illustre également le principe d'alignement d'un bloc dans l'image courante avec le meilleur correspondant dans l'image référence (précédente).

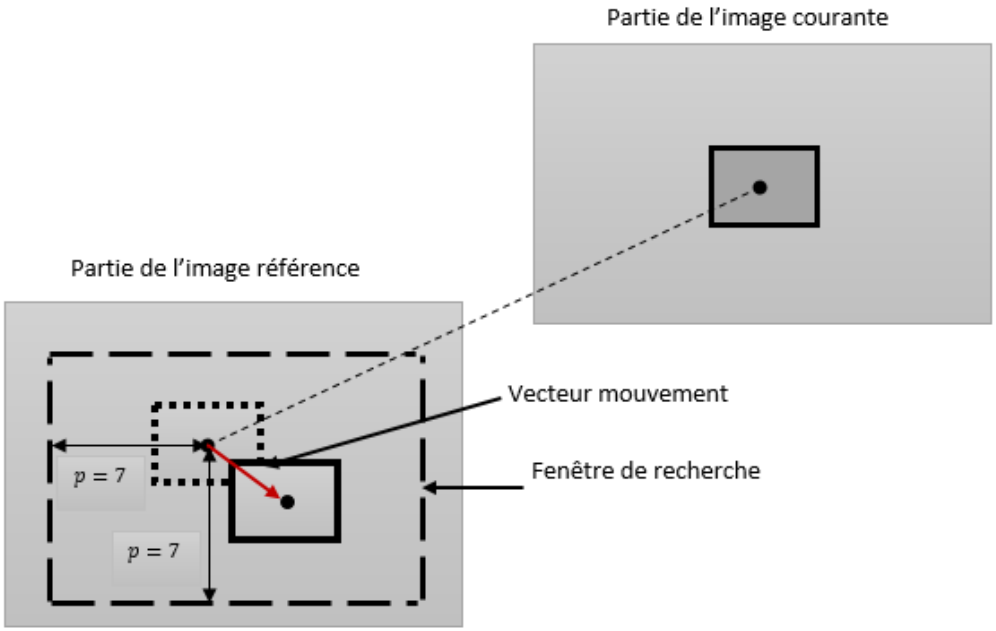


Fig. 2.6. Un schéma illustrant le processus de mise en correspondance d'un bloc de pixels dans l'image courante avec celui de l'image référence à l'intérieur d'une fenêtre de recherche avec un paramètre de recherche p=7.

2.4.3.1. Recherche Exhaustive

Connu aussi sous le nom de recherche complète ES (Exhaustive Search). Il représente l'algorithme le plus couteux en termes calculatoire pour la recherche de correspondance par blocs par rapport aux autres algorithmes. Cet algorithme calcul la distance de correspondance à chaque point dans la fenêtre de recherche avec un total de $(2p+1)(2p+1)$ positions qui doivent être examinées. La recherche exhaustive reste toujours le meilleur algorithme de correspondance par blocs et il permet de générer une image compensée d'excellente qualité. Les algorithmes de correspondance rapides développés par la suite tentent d'achever le même PSNR obtenu avec la recherche exhaustive avec le plus faible coût possible. L'inconvénient majeur de cet algorithme est plus la fenêtre de recherche est importante, plus le processus de calcul est intensif. La taille de la fenêtre est adaptée par rapport à l'importance du mouvement des objets entre les images successives ; plus le mouvement est important, plus la taille de la fenêtre de recherche est augmentée.

2.4.3.2. Recherche en trois étapes

Cette recherche est l'une des premières tentatives de réalisation d'algorithmes rapides de correspondance par blocs et il remonte au milieu des années 1980 **[Koga et al. 1981 ; Kappagantula et Rao 1984]**. Comme le montre la figure 2.7, l'algorithme débute la procédure de la recherche par le centre avec une séparation de pixels d'un pas L égale à 4.

La distance de correspondance est calculée à neuf positions de pixels marqués en noir, dans notre exemple, à l'intérieur de la fenêtre de recherche. A titre d'exemple, si la métrique minimale est localisé à la position droite du pixel central, alors la deuxième recherche est centrée sur ce pixel et la métrique est de nouveau calculée aux pixels marqués en violet avec un pas $L' = L/2 = 2$.

Dans la troisième étape, la recherche est restreinte aux pixels marqués en rouge avec une séparation de pixels $L'' = L'/2 = 1$. L'estimation du vecteur mouvement correspond au pixel rouge qui réalisait la valeur la plus faible de la métrique. Dans notre exemple, le vecteur mouvement $\vec{M}$ à pour coordonnées $(5,-3)$.

L'algorithme de recherche en trois étapes donne une réduction forfaitaire dans le calcul d'un facteur de 9. Alors que pour $p=7$, la recherche exhaustive calculera le coût pour 225 blocs tandis que la recherche en trois étapes calculera le coût pour 25 blocs **[Barjatya 2004]**.

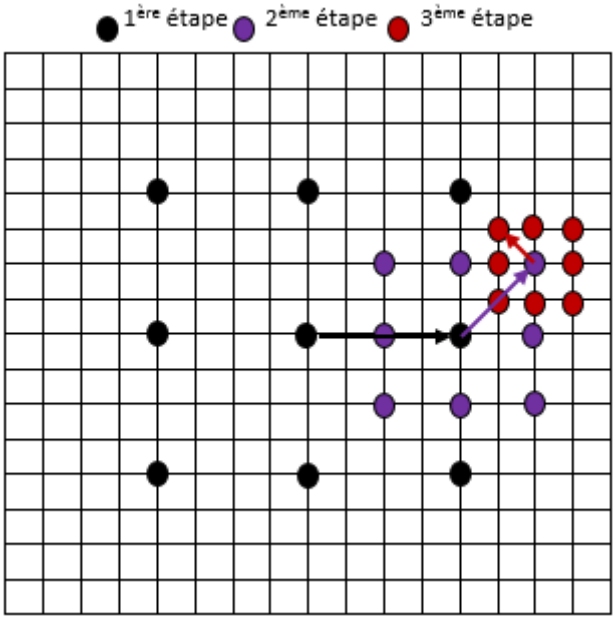


Fig. 2.7. Principe de l'algorithme de recherche en trois étapes. Le vecteur mouvement $\vec{M} = (5, -3)$

2.4.3.3. Algorithme de recherche NTSS

Développé par Li et al. **[Li et al. 1994]** dans le but de mieux détecter les petits mouvements, l'algorithme NTSS (New Three-Step Search) améliore les résultats obtenus par la recherche en trois étapes en fournissant un schéma de recherche du centre biaisé avec un moyen d'arrêt à mi-chemin de façon à réduire les coûts de calcul. Il a été l'un des premiers algorithmes rapides largement acceptés et fréquemment utilisé pour la mise en œuvre des premiers standards comme MPEG 1 et H.261 **[Barjatya 2004]**.

Comme l'illustre la figure 2.8, 17 points sont vérifiés lors de la première étape (centre inclus) pour déterminer la distance la plus faible. La première étape consiste à vérifier d'une part 8 points avec un pas $L = 4$ (similaire à la recherche en trois étapes) qui représente l'étape externe et d'autres part, 8 points avec un pas $L = 1$ qui représente l'étape interne. Si la distance la plus faible est à l'origine, alors la recherche s'arrête et le vecteur de mouvement est défini comme $(0,0)$.

Si la distance la plus faible est à l'un des 8 points violets à $L = 1$, alors l'origine sera déplacée vers ce point et le calcul de la distance sera effectué avec les points adjacents à ce dernier. Tout dépend de l'emplacement de la nouvelle origine. Le processus de recherche se terminera après la vérification de 5 points adjacents rouges ou 3 points adjacents jaunes. Le point qui a donné la distance la plus faible représentera la correspondance la plus proche et le vecteur mouvement sera défini à cet emplacement.

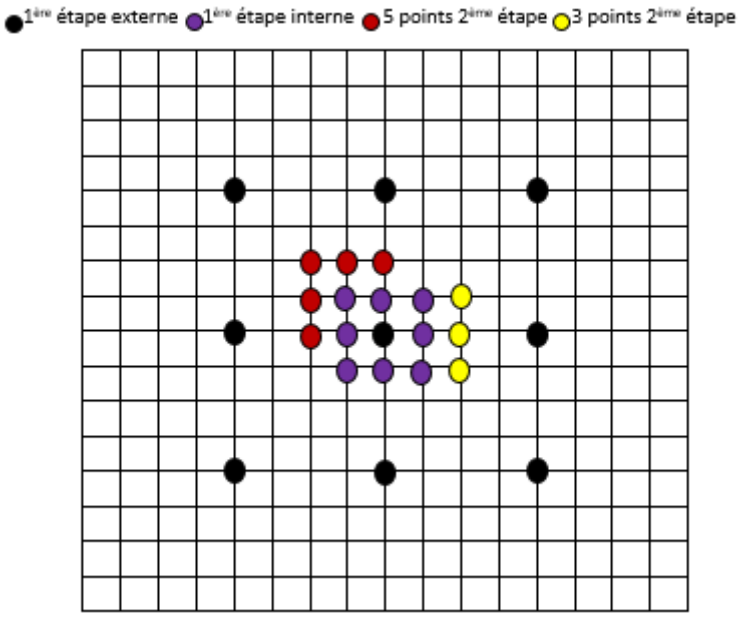


Fig. 2.8. Principe de l'algorithme de recherche NTSS.

Par contre, si la distance la plus faible est à l'un des 8 points noirs à $L=4$, alors nous suivons les procédures de la recherche en trois étapes standard. Dans ce cas, nous tombons dans le mauvais scénario ; au lieu d'avoir 17 points à vérifier, le processus vérifiera 33 points (25 de la recherche standard en trois étapes plus les 8 points de la première étape interne).

2.4.3.4. Algorithme de recherche en quatre étapes (4SS)

Tout comme NTSS, l'algorithme 4SS (Four-Step Search), développé en 1996 par Po et Ma, propose un schéma de recherche du centre biaisé avec un moyen d'arrêt à mi-chemin **[Po et Ma 1996]**. 4SS définit un pas fixe $L=2$ pour la première étape quelle que soit la valeur du paramètre de recherche p . Ainsi, il calcul la distance pour la recherche de correspondance par blocs sur 9 points dans une fenêtre de 5 x 5.

Comme l'illustre l'exemple présenté par la figure 2.9, les étapes de 4SS sont données comme suit :

Etape 1 : Choisir une taille de pas de $L=2$ ce qui correspond à prendre 9 points dans le centre de la fenêtre de recherche. La distorsion entre ces points est calculée pour localiser le point avec la plus petite distorsion. Si ce point se trouve à être le centre de la zone de recherche passez à l'étape 4, sinon passez à l'étape 2.

Etape 2 : Déplacer le centre au point avec la plus petite distorsion.

La taille de l'étape est maintenue à $L=2$. Le motif de recherche, dépend cependant de la position de la distorsion minimale précédente ; 5 points si le nouveau centre se trouve au niveau d'un coin, 3 points si le nouveau centre se trouve au milieu des axes horizontaux ou verticaux comme l'illustre la figure 2.10. Localisez le point avec la distance minimale. Si cela est au centre, passez à l'étape 4, sinon passez à l'étape 3.

Etape 3 : Même stratégie de recherche que l'étape 2.

Etape 4 : La taille du pas est réduite à $L'=1$ et tous les neuf points autour du centre de la recherche sont examinés (points rouges). Le point qui offre la distance la plus faible représentera la correspondance la plus proche et le vecteur mouvement sera défini à cet emplacement.

La complexité de calcul de l'algorithme 4SS est inférieure à celle de la recherche en trois étapes et l'algorithme est plus performant en termes de qualité de l'image compensée générée. Il est également robuste dans le cas des séquences d'images avec des mouvements complexes comme le zoom de la caméra et le mouvement rapide. Cet algorithme de recherche dispose d'un meilleur scénario de 17 points à vérifier et d'un mauvais scénario de 27 points à vérifier pour obtenir le meilleur bloc.

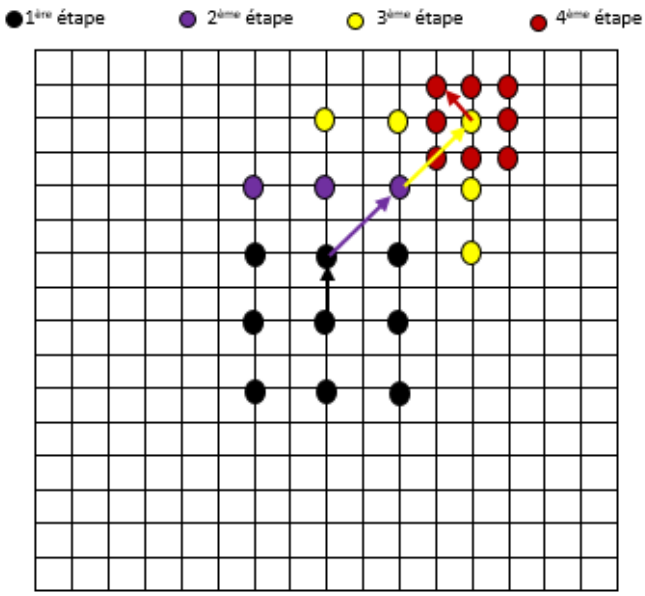


Fig. 2.9. Principe de l'algorithme de recherche en quatre étapes (4SS) avec $\vec{M}=(3,-7)$

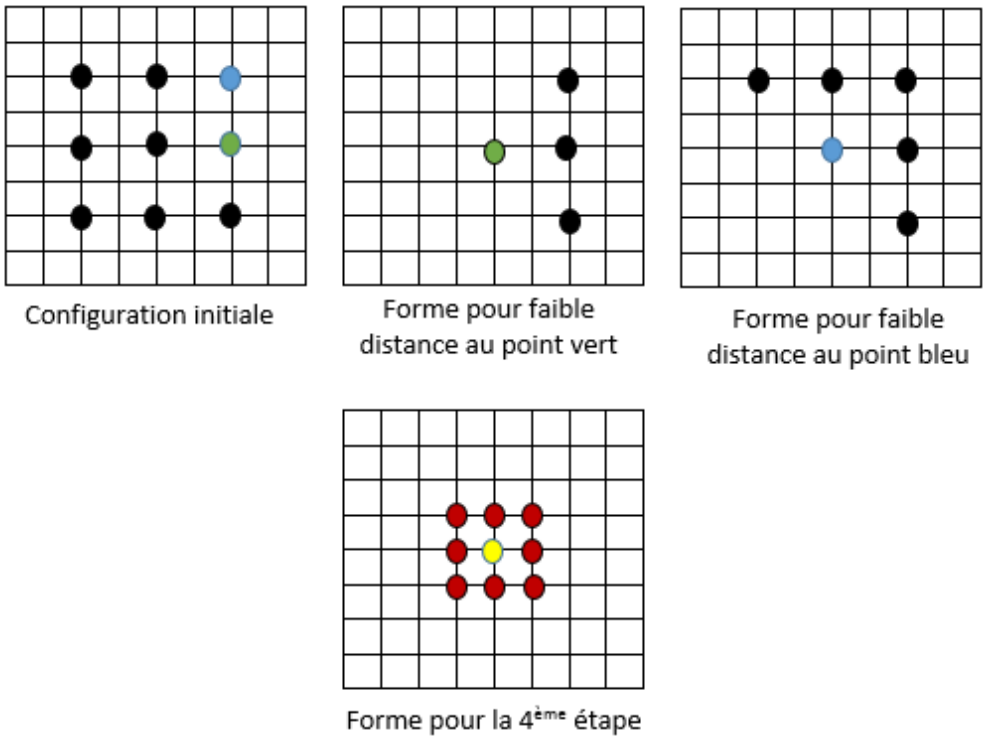


Fig. 2.10. Illustration de la sélection de blocs pour les différents cas pour 4SS

2.4.3.1. Algorithme de recherche en diamant (DS)

L'algorithme DS (Diamond Search) est exactement le même que 4SS, mais le motif de recherche est modifié à un diamant au lieu d'un carré **[Zhu et Ma 2000]**.

DS ne présente aucune limite sur le nombre d'étapes. DS utilise deux types de motif fixes : Motif de recherche pour un grand diamant (LDSP) et motif de recherche pour un petit diamant (SDSP).

Un exemple montrant les procédures de DS est présenté dans la figure 2.11. Les étapes de DS sont présentées comme suit :

Cas LDSP

Etape 1 : Commencer avec emplacement de recherche au centre.

Etape 2 : Définir le pas à $L = 2$.

Etape 3 : Chercher les 8 points de coordonnées (x, y) autour du point $(0,0)$ de sort que $|x| + |y| = L$ en utilisant un motif diamant.

Etape 4 : Choisir parmi les 9 points, celui qui offre la distance la plus faible.

- Si le poids minimum se trouve au centre, aller à l'étape SDSP
- Si le poids minimum se trouve à l'un des 8 points autres que le centre, définir le nouveau centre à cet endroit.

Etape 5 : Répéter l'étape LDSP.

Cas SDSP

Etape 1 : Définir le nouveau centre de recherche.

Etape 2 : Définir le nouveau pas $L' = L/2 = 1$

Etape 3 : Répéter la procédure de recherche pour trouver l'emplacement offrant la distance la plus faible.

Etape 4 : Définir le vecteur mouvement à l'emplacement du poids le plus faible.

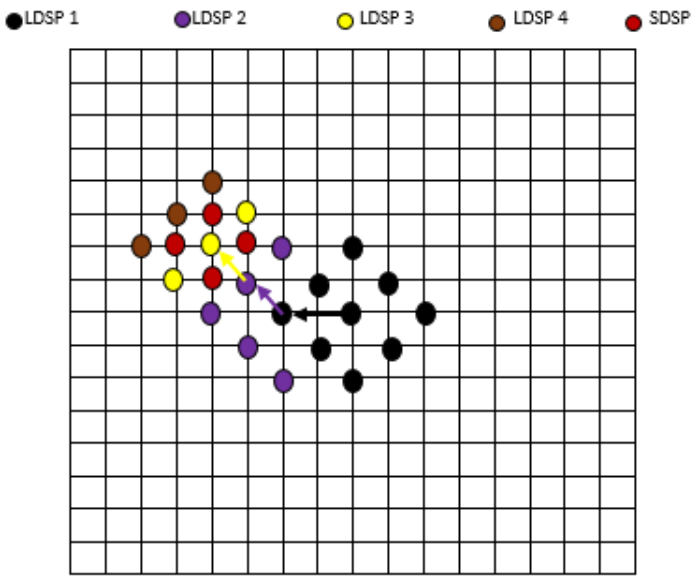


Fig. 2.11. Les procédures de l'algorithme DS avec $\vec{M} = (-4,-2)$

Des tests ont montré que les performances de l'algorithme DS sont proches à celles de la recherche exhaustive en termes de PSNR **[Barjatya 2004]**. Cette efficacité est due à la non limite au nombre d'étapes. Néanmoins, la nécessité d'un processus d'arrêt est primordiale pour limiter le temps de calcul et la consommation en ressource. Une amélioration de cet algorithme a été présenté sous le nom ARPS (Adaptive Rood Pattern Search) **[Nie et Ma 2002]**. En termes de performances, ce dernier est proche de l'algorithme ES avec moindre cout. L'algorithme ARPS qui fait partie de notre schéma de compression sera développé dans le chapitre 4.

2.4.3.2. Estimation du mouvement sous-pixélique

Il existe des standards qui se basent sur l'estimation de mouvements entre le bloc courant et le meilleur bloc dans l'image référence à $\frac{1}{2}, \frac{1}{4}$ *et* $\frac{1}{8}$ de pixel comme le cas du standard H.264. Pour le cas d'un demi-pixel, les pixels de l'image à coder sont interpolés pour obtenir deux fois plus de pixels que dans l'image originale. Cette image doublée est ensuite utilisée pour l'estimation de mouvements par correspondance de blocs.

Pour montrer le principe de l'image doublé, un exemple présenté par la figure 2.12 montrant l'interpolation des pixels d'une image de taille 2×2.

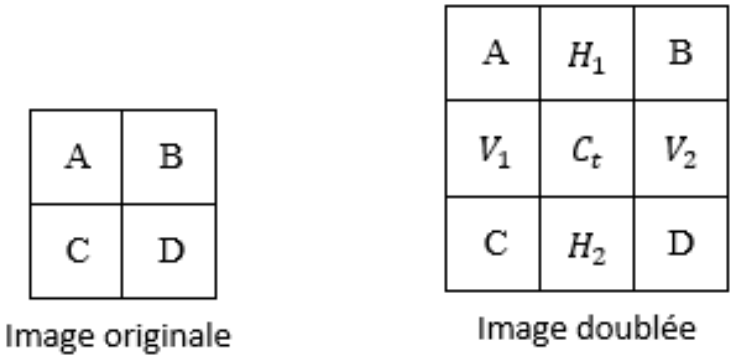


Fig. 2.12. Le principe d'interpolation à un demi-pixel pour une image à coder

Les pixels H_1, H_2, V_1, V_2 *et* C_t sont obtenus par interpolation entre les deux pixels voisins :

$$H_1 = \left\lfloor \frac{A+B}{2} + 0.5 \right\rfloor \qquad H_2 = \left\lfloor \frac{C+D}{2} + 0.5 \right\rfloor$$

$$V_1 = \left\lfloor \frac{A+C}{2} + 0.5 \right\rfloor \qquad V_2 = \left\lfloor \frac{B+D}{2} + 0.5 \right\rfloor$$

Le pixel C_t est obtenu comme la moyenne des quatre pixels de l'image originale :

$$C_t = \left\lfloor \frac{A+B+C+D}{2} + 0.5 \right\rfloor$$

Le problème rencontré avec cette technique est l'augmentation de la complexité calculatoire **[Brouard 2010]**. Plusieurs méthodes ont été proposées pour améliorer cette technique. Parmi ces techniques celle proposée par Yu et *al*. qui permet de réaliser un contournement d'estimation de mouvements en demi-pixel basé sur un modèle linéaire **[Yu et al. 2004]**. Les auteurs ont remarqué que pour la plupart des séquences temporelles avec des scènes de faibles mouvements qu'un nombre important de blocs, généralement 50% à 90% de l'ensemble des blocs ont leurs vecteurs mouvements finaux sur des pixels entiers. Yu et *al*. ont appliqué un seuillage basé sur SAD (Sum of Absolute Difference), qui est une métrique utilisée dans la décision pour l'estimation de mouvements par correspondance de blocs. Après l'application de la recherche sur les 8 demi-pixels qui entourent le vecteur mouvement du pixel entier, si le SAD minimum est obtenu à la précision demi-pixel est plus grand à celui obtenu à la précision pixel entier, le vecteur mouvement du pixel entier est sélectionné comme résultat final et la recherche de demi-pixel pour ce bloc sera considérée comme non efficace. Dans le cas contraire, l'estimation de mouvements en demi-pixel sera considérée comme efficace. Cette technique a montré que le cout de recherche et l'interpolation associée à ces blocs est économisée.

2.5. Compression du mouvement compensé - Application à la compression vidéo

Après avoir cité les différentes techniques célèbres utilisées dans la compensation de mouvements, nous allons maintenant décrire le principe de la compression du mouvement compensé d'une séquence temporelle par le biais de la norme H.261 car ces techniques étaient essentiellement utilisées dans la compression vidéo bien que la compression vidéo ne constitue pas un objectif dans notre travail.

2.5.3. Recommandation H.261 ITU-T

H.261 est la première norme de codage vidéo basé sur la DCT standardisé par la Telecommunication Standardisation Sector (ITU-T), qui est l'un des trois secteurs de l'Union internationale des télécommunications (UIT). H.261 a été développé par l'équipe *Specialists Group on Coding for Visual Telephony* de l'ITU-T durant les années 1988 à 1993 **[h261]**. Il a été adopté en 1990 et la version finale approuvée en 1993 **[Yun et Huifang 2007]**. H.261 est également connu comme la norme $P \times 64$ car il code les signaux vidéo numériques à des débits de $P \times 64\ Kbps$, avec P est un entier entre 1 et 30 ; donc des débits entre 64 *Kbps* à 1.92 *Mbps*. Ce qui permet de justifier son utilisation dans le réseau téléphonique ISDN (Integrated Services Digital Network). Cet algorithme utilise l'un des deux formats, CIF (Common

Intermediate Format) avec une résolution de 352×288 et QCIF (Quarter Common Intermediate Format) avec une résolution 176×144. Le diagramme bloc de la norme H.261 est montré par la figure 2.13.

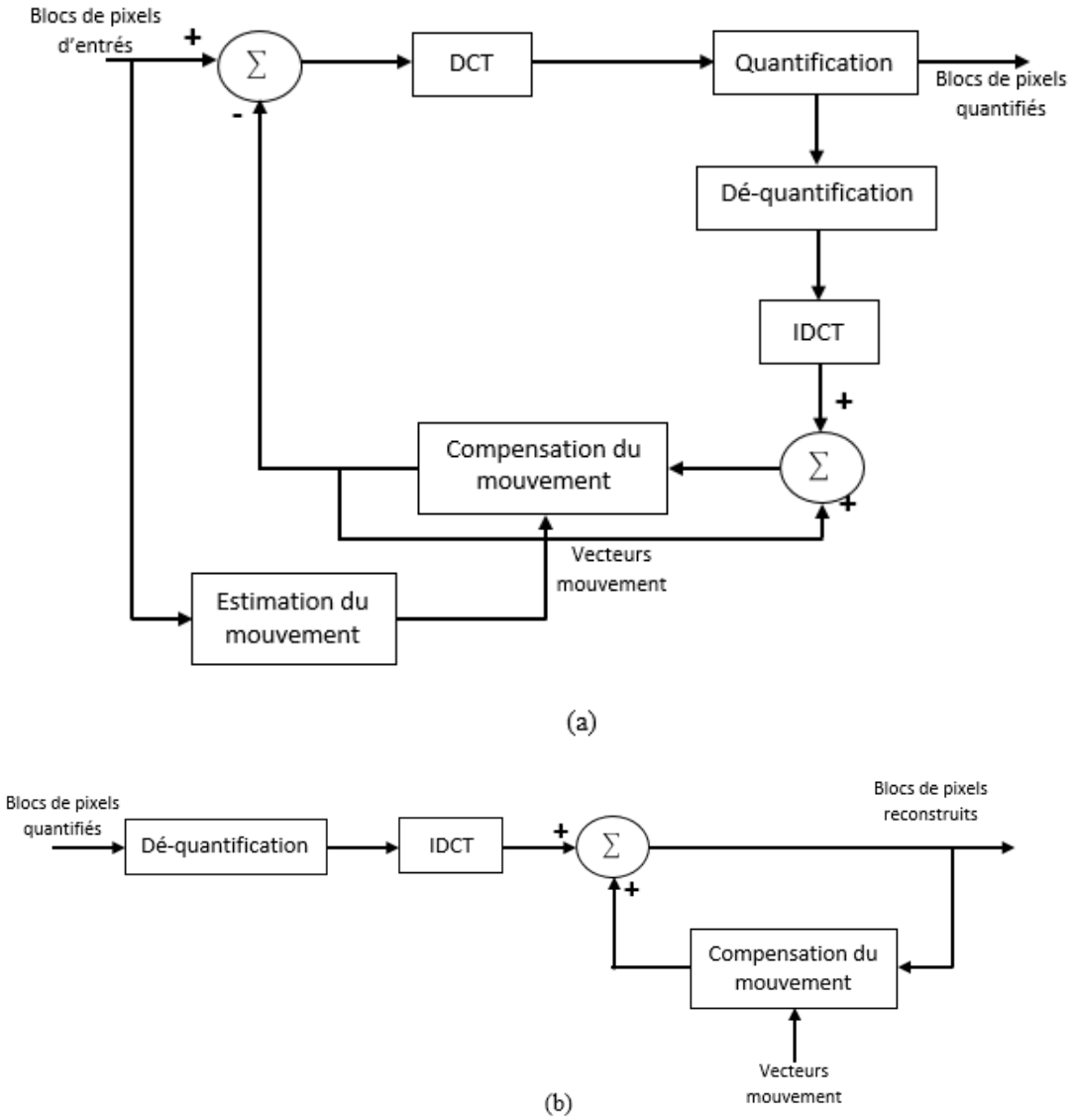


Fig. 2.13. Schéma bloc de la norme H.261 ITUT : (a) codage et (b) décodage

L'idée de base est simple, l'image d'entrée courante est divisée en blocs non chevauchés de résolution 8×8. Le mouvement entre les blocs courants et les blocs références est estimé et les vecteurs mouvements générés sont exploités pour la compensation de mouvements permettant de créer par la suite l'image prédite ou l'image compensée. Les vecteurs mouvements seront transférés au décodeur comme fichier codé d'une manière entropique pour générer à ce niveau-là l'image compensée. La première image (image référence) de la séquence temporelle est toujours codée sans compensation de mouvements car il n'existe pas une image précédente. Elle sera exploitée pour les images qui viennent (images prédites). On dit souvent que la

première image d'une séquence temporelle est codée en intra-codage et les images prédites sont codées en inter-codage.

L'image compensée est ensuite soustraite de l'image courante pour générer l'erreur de prédiction. Cette erreur est transformée par la DCT et les coefficients sont quantifiés, ensuite codés par un codeur de longueur variable comme le codage Huffman. Ce fichier codé sera par la suite envoyé vers le décodeur dans le but de regénérer l'erreur de prédiction. Ce même fichier transmis au décodeur sera exploité par le codeur, qui travaille en boucle fermée avec le décodeur dans un codeur vidéo. Au niveau du codeur, après le décodage du fichier, les coefficients quantifiés sont dé-quantifiés, transformés par une DCT inverse pour récupérer l'erreur de prédiction. Cette même erreur est ensuite additionnée à l'image compensée pour récupérer l'image d'entrée. Le but du décodage au niveau du codeur vidéo est la reconstruction de l'image courante pour l'utiliser comme image référence pour l'image suivante dans la séquence temporelle.

Au niveau du décodeur et après le décodage du fichier compressé, les blocs de pixels quantifiés sont dé-quantifiés, transformés par une DCT inverse, additionnés ensuite à l'image compensée générée par les vecteurs-mouvement transmis au préalable pour reconstruire l'image de départ.

Revenons sur le choix de l'image référence et comme nous l'avons cité bien avant, l'estimation de mouvements est effectuée entre l'image courante et l'image référence stockée dans la mémoire tampon du codeur. Puisque le codeur et le décodeur sont synchronisé, le seul moyen est de fixer l'image précédente décodée comme image référence pour l'utiliser dans l'étape d'estimation de mouvement. Ainsi, cette étape sera incorrecte et va se dégradera progressivement avec le temps. Pour atténuer cette détérioration de la qualité de la vidéo compressée, il faut souvent utiliser une image fraîche, appelée *image clé* (*keyimage* en anglais) comme le cas du standard H.264. Ceci empêchera la perte graduelle de la qualité. L'efficacité est augmentée lors de l'utilisation des méthodes qui assure l'insertion des images références effectuée aux instants adéquats et non selon un intervalle fixe. Les images clés sont toujours codées en intra-codage sans aucune référence à des images précédentes.

2.6. Compression du mouvement compensé - Application aux images médicales

Miao *et al.* ont proposé une méthode de compression de séquences d'images médicales basée sur l'algorithme ES avec le standard JPEG-LS **[Miao et al. 2009]**. Le schéma général est identique à celui de la compression de la vidéo avec compression de l'image résiduelle et les vecteurs mouvements par JPEG-LS. Pour chaque image d'une séquence donnée, une évaluation de corrélation est effectuée pour décider si l'image sera compressée avec ou sans compensation de mouvements. Si la corrélation est inférieure à un seuil prédéfini, un bit flag est défini à '1' avec compression de l'image avec JPEG-LS tout en considérant

cette dernière comme image référence. Sinon, un bit flag est défini à '0' avec compression de l'image prédite avec compensation de mouvements (compression du bit flag, image résiduelle qui est la différence entre l'image compensée et l'image prédite et les vecteurs mouvements par JPEG-LS). Le test effectué sur six séquences d'images de la capsule endoscope a permis d'atteindre un gain de compression moyen de 13.3% et 26.3% sur les standards JPEG-LS et JPEG 2000 respectivement. De même, un gain de compression moyen de 77.5% et 86.5% pour une séquence d'images MRI (Magnetic Resonance Imaging).

2.7. Compression du mouvement compensé-Application aux images de télédétection

Peu de méthode de compression de séquences d'images de télédétection ont été présentées dans la littérature. Les méthodes proposées se basent sur la détection du changement qui consiste à prendre en considération la forte corrélation existante entre les images successives d'une séquence donnée pour compresser le changement entre ces images au lieu ces dernières séparément. La détection du changement est un domaine très répondu dans la télédétection. Il consiste à détecter le changement entre deux images acquises aux différents instants. Des méthodes de détection du changement ont été proposées dans le but de booster le CR. Nous pouvons prendre à titre d'exemple celle proposée par **[Wong et al. 1997]**. Dans ce travail, les auteurs ont parti du point que le signal différentiel de deux images successives contient moins d'informations que les signaux des images séparément : moins de maximas et de minimas (un exemple est donné par la figure 2.14 pour monter l'idée) d'où la réduction d'information à coder d'une manière sans pertes. Cette méthode a été testée sur des images SPOT HRV. Le CR moyen obtenu est autour de 3 :1. L'algorithme proposé est résumé comme suit :

2.7.3. Compression

Soient I_a et I_b deux images successives avec I_b représente l'image de base (la première de la séquence). C et C^{-1} définies les deux fonctions de compression et décompression respectivement.

1. Trouvez la médiane m_a de I_a et m_b de I_b pour des fins d'égalisation.
2. Calculez $D_{a,b} = I_b - I_a + (m_a - m_b)$.
3. Appliquez $C(D_{a,b})$ en utilisant un codeur sans pertes comme RLC. L'image de base I_b peut être supprimée car l'image suivante de la séquence deviendra l'image de base.

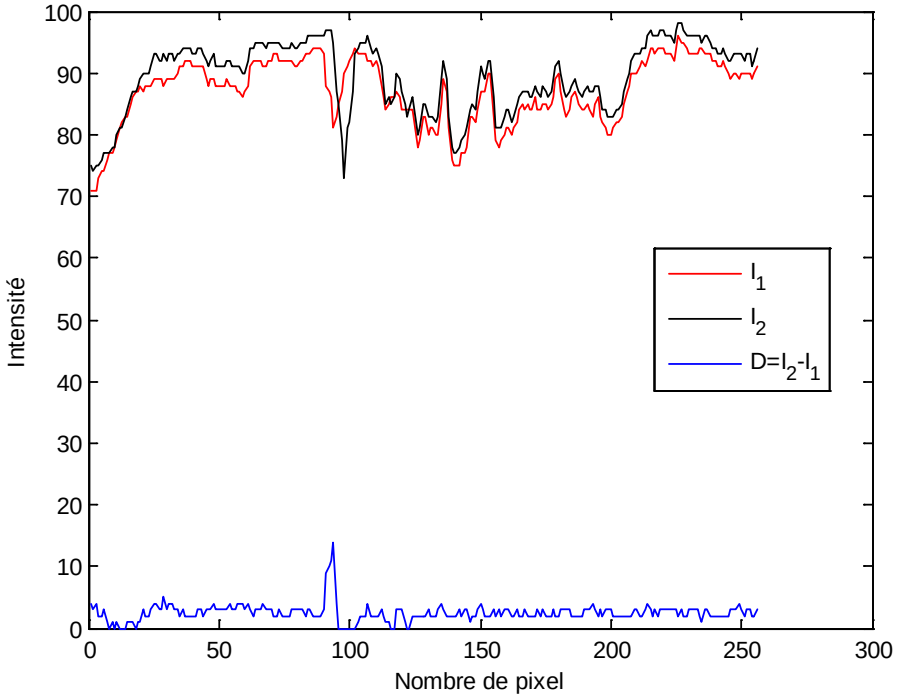


Fig 2.14. Intensité de la ligne 200 pour deux images IR 8.7µm successives avec leur différence D. L'image est acquise le 08 Décembre 2011 à 10h30 et 10h45 respectivement.

Supposons que la séquence à compresser est : I_0, I_1, I_2, I_3 avec I_0 représente l'image de base. L'application de l'algorithme de compression assure le stockage de la séquence suivante : $I_0, D_{0,1}, D_{1,2}, D_{2,3}, I_3$. Supposons qu'une image I_4 est ajoutée à la séquence. Ainsi, la différence $D_{3,4}$ est calculée avec suppression de l'image de base précédente I_3 tout en considérant I_4 comme nouvelle image de base.

2.7.4. Décompression

Soit $S_{i,n}$ une séquence de n images avec un intervalle de base i.

1. Trouvez l'image de base I_j, tel que $j \Leftarrow m$.
2. Soit $I_k = I_j + C^{-1}(\mathrm{C}(D_{jk})) - m_{jk}$, avec m_{jk} est la médiane différentielle dans D_{jk} avec I_k représente l'image de base, et répétez ce calcul jusqu'à $k = m$.
3. Récupérez I_k.

L'image de base correspondante qui est la plus proche et précède l'image différentielle $C(D_{m-1}, D_m)$ est trouvée en premier. Ensuite, l'algorithme va calculer les images originales à partir de l'image de base à

l'image différentielle $C(D_{m-1}, D_m)$, jusqu'à ce que l'image originale I_m soit calculée puis récupérée. Notez que la médiane différentielle stockée dans chaque image différentielle est utilisée pour annuler le processus d'égalisation pendant la compression.

Il est bien de noter que le système proposé dans **[Wong et al. 1997]** permet aussi de stocker les images de télédétection pour des fins de visualisation après une compression avec pertes. Ces images sont supprimées après une période donnée. La récupération d'une image supprimée est possible par l'exploitation de sa copie stockée de façon sans pertes par l'algorithme défini en haut. Les images stockées de façon sans pertes sont exploitées pour des fins d'analyse avec des logiciels de télédétection.

2.8. Discussion

Nous avons consacré ce chapitre à définir le principe d'une séquence d'images d'une manière globale, et à l'étude de la redondance temporelle d'une manière précise. Nous avons montré à travers cette étude l'existence d'une importante corrélation entre les images d'une même séquence : c'est la corrélation temporelle et la possibilité de son exploitation, en plus de la corrélation spatiale, pour atteindre un CR élevé soit pour stocker une séquence ou bien pour la transmettre à faible débit. Aussi, nous avons détaillé les principales méthodes basées sur la compensation de mouvements par correspondance de blocs. Bien que la compression vidéo ne constitue pas un objectif pour notre étude, une étude brève sur la compression du mouvement compensé par le biais de la norme H.261 est effectuée pour montrer l'utilité du mouvement compensé et pour présenter les différentes étapes à effectuer pour compresser une séquence temporelle. De plus, un exemple d'application dans le domaine médical et télédétection est présenté.

L'importance du nombre de méthodes publiées dans la littérature exploitant des séquences d'images Météosat ainsi que le l'inexistence de techniques dédiés à leur compression nous a encouragé à développer notre approche qui est basé sur le domaine de Radon. Ce choix tire bénéfice du milieu redondant assuré par la version rapide de la transformée Mojette développée au cours de ce travail.

Chapitre III

Le domaine de Radon

Chapitre 3

Le domaine de Radon

3.1. Préambule

L'application d'une transformée unitaire à un bloc de pixels consiste à décorréler les pixels et de compacter leur énergie dans un nombre de coefficients réduit dans le but de coder seulement les coefficients significatifs. La transformée Mojette, qui est une version exacte de la transformée de Radon, est l'une des transformée qui a trouvé beaucoup d'application dans le domaine de la compression d'images.

Nous allons tout d'abord présenter dans ce chapitre, la transformée de Radon dans sa morphologie mathématique ainsi que son application dans le domaine de l'imagerie. La suite sera consacrée à l'étude de la transformée Mojette. Nous aborderons à la fin la version rapide de la transformée Mojette que nous avons développé pour notre schéma de compression.

3.2. Définition de la transformée de Radon

La transformée de Radon est une technique mathématique développée par le mathématicien Autrichien Johann Radon en 1917 **[Radon 1917]**. Cette transformée permet de convertir une fonction (image) de 2-D en une série de projections de 1-D pour tout angle $\theta \in [0,\ 2\pi]$. Une projection à un angle θ donné est obtenue comme l'intégration linéaire de la fonction sur toutes les lignes parallèles. L'une des propriétés les plus importantes de la transformée de Radon est qu'elle est inversible d'où la possibilité de la reconstruction de la fonction projetée à partir de la connaissance de ses intégrations le long d'hyperplans de son espace **[Deans 1993]**. Ainsi, la structure interne d'un objet peut être déterminée de manière non destructive à partir de ses projections. La transformée de Radon est fréquemment utilisée dans des domaines différents comme la tomographie, l'astronomie et la sismologie, et récemment dans le domaine de traitement d'images comme la compression et l'analyse.

3.3. De l'approche mathématique vers l'imagerie

Considérons $\hat{f} = Rf$ comme la transformée de Radon de la fonction f, à valeur dans R définie dans R^n. Considérons un point de R^n défini par son vecteur de position $\vec{r}$ de composantes $(x_1, x_2, \ldots, x_n)$.

Nous définissons un hyperplan $p = \vec{\zeta}\vec{r}$, avec $\vec{\zeta}$ un vecteur unitaire. La transformée de Radon de f s'écrie comme **[Courmontagne 1998]** :

$$Rf = \hat{f}\left(p,\vec{\zeta}\right) = \int \ldots \int f\left(\vec{r}\right)\delta\left(p - \vec{\zeta}\vec{r}\right)d^n\vec{r} \qquad (3.1)$$

Avec δ est la fonction de Dirac.

La transformée de Radon de la fonction f représente l'intégration de cette dernière sur tous les hyperplans de l'espace.

Nous limitons à une étude sur R^2 où les hyperplans sont des droites. Dans ce cas, le vecteur unitaire $\vec{\zeta}$ aura comme composante $\left(\cos\theta, \sin\theta\right)$, avec $p = \vec{\zeta}\vec{r} = x\cos\theta + y\sin\theta$ qui représente l'équation définissant la droite L passant par P de coordonnées $\left(x,y\right) = \left(p\cos\theta, p\sin\theta\right)$ comme le présente la figure 3.1.

La transformée de Radon de la fonction f sur une région d'intérêt D de R^2 devient :

$$Rf = \hat{f}\left(p,\theta\right) = \int_L f\left(x,y\right)ds \qquad (3.2)$$

Avec ds représente les variations élémentaires le long de la droite du plan L .

L'équation (3.2) permet de calculer l'intégrale de l'image $f(x,y)$ le long de la ligne L qui est distante de P à partir de l'origine pour un angle θ par rapport à l'axe χ.

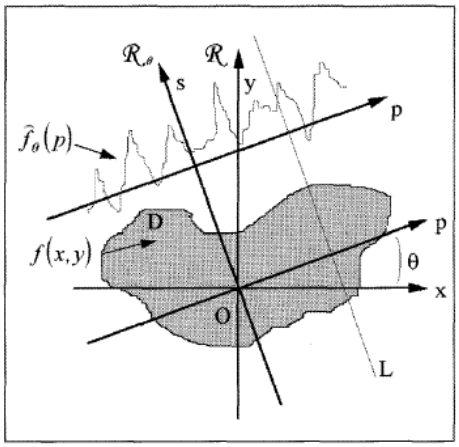


Fig. 3.1. Représentation de la projection $\hat{f}_\theta(p)$ **[Courmontagne 1998]**

Nous remarquons d'après la figure 3.1 la possibilité d'obtention d'un repère cartésien $\Re_\theta(O,p,s)$ à partir du repère $\Re_\theta(O,x,y)$ par un changement de base obtenu par une rotation du centre O et d'angle $\theta \in [0,\pi]$. Nous pouvons donc exprimer x et y en fonction de s, p et θ :

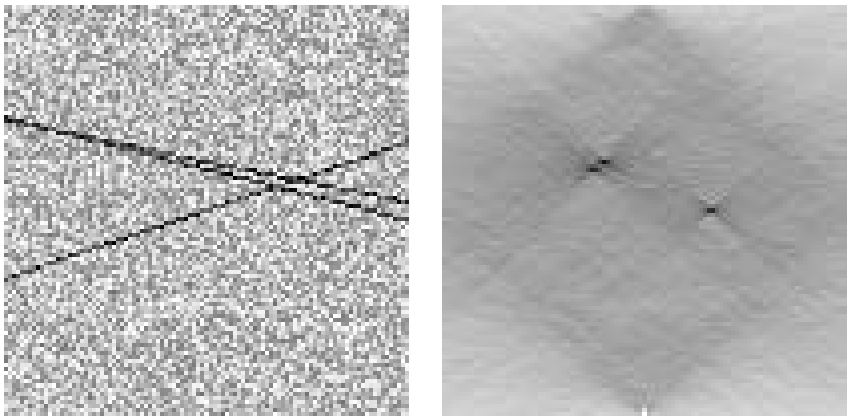
$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \underbrace{\begin{pmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{pmatrix}}_{\text{Matrice de passage}} \begin{pmatrix} p \\ s \end{pmatrix}$$

L'utilisation de la fonction de Dirac δ nous permet de définir la transformée de Radon de f sur R^2 comme suit :

$$\hat{f}(p,\theta) = \hat{f}_\theta(p) = \int_{-\infty}^{+\infty}\int_{-\infty}^{+\infty} f(\vec{r})\,\delta(p - x\cos\theta - y\sin\theta)\,d\vec{r} \qquad (3.3)$$

Cette fonction représente la projection de f suivant la droite L sur une droite orthogonale à L pour un angle θ fixe. Donc dans le domaine de Radon, une droite sera représentée par un point. Dans le cas de l'imagerie, des caractéristiques particulières dans une image comme des lignes seront représentées par des pics ou bien des regroupements de points dans le domaine de Radon. Cette caractéristique constitue la puissance de cette transformée et elle justifie son utilisation dans le domaine du traitement d'images.

La figure 3.2-a montre une image contenant trois lignes dont deux sont très proches avec un bruit aditif. La figure 3.2-b donne la transformée de Radon de l'image.



(a) (b)

Fig. 3.2. Détection de lignes par la transformée de Radon : (a) Image bruité avec trois lignes (b) La transformée de Radon de l'image : Chaque pic correspond à une ligne dans l'image

Comme le montre la figure 3.2, la transformée de Radon peut résoudre un problème de détection difficile dans l'image originale par une simple étude des pics dans le domaine de Radon pour récupérer ensuite les paramètres des lignes par un seuillage. Cette propriété de détection de lignes vient du fait que la transformée de Hough est simplement un cas particulier de la transformée de Radon **[Deans 1993]**.

La représentation graphique de la transformée de Radon donne un *Sinogramme* **[Fessler 2009]**. La figure 3.3 illustre un exemple de sinogramme de l'image Lena.

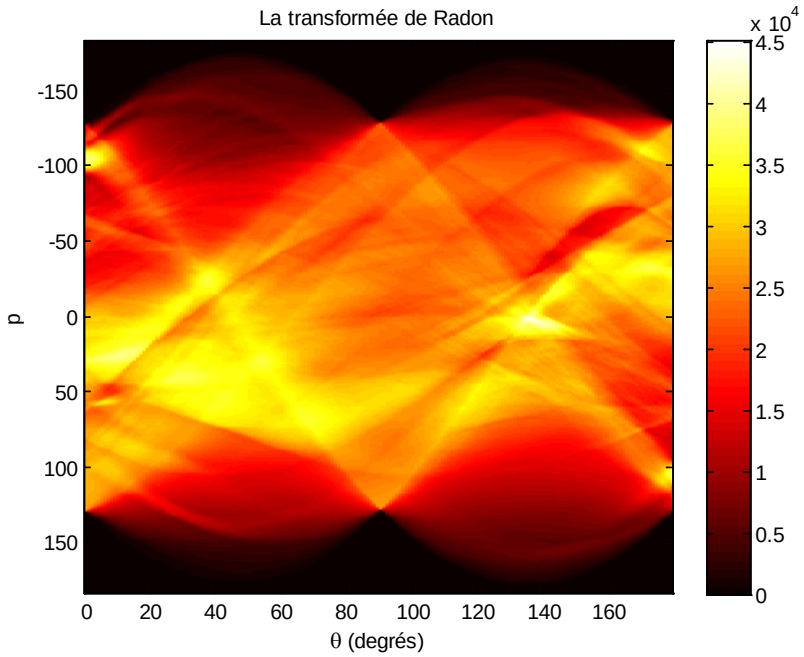


Fig. 3.3. Sinogramme correspond à la transformée de Radon de l'image Lena

Chaque point (x,y) de l'image contribue par une sinusoïde unique d'amplitude $\sqrt{x^2+y^2}$ dans le sinogramme. La distance du point entre l'origine et la phase de la sinusoïde dépend de l'angle entre x et y. Un sinogramme est donc une superposition de toutes les sinusoïdes. Chaque sinusoïde correspond à la fonction $x_0\cos\theta + y_0\sin\theta$.

3.3.1. Propriétés de base de la transformée de Radon

Nous allons citer les principales propriétés de la transformée de Radon les plus utilisées dans le domaine du traitement d'images.

Prenons comme notation $f(x,y) \overset{Radon}{\leftrightarrow} \hat{f}_\theta(p)$.

3.3.1.1. Linéarité

Si $g(x,y) \overset{Radon}{\leftrightarrow} \hat{g}_\theta(p)$, alors

$$\alpha f + \beta g \overset{Radon}{\leftrightarrow} \alpha\hat{f} + \beta\hat{g}$$

3.3.1.2. Décalage/translation

$$f\left(x-x_0, y-y_0\right) \overset{Radon}{\leftrightarrow} \hat{f}_\theta\left(p - x_0\cos\theta - y_0\sin\theta\right)$$

Donc une translation d'une image de $\left(x_0, y_0\right)$ se traduit par une translation p_0 dans la direction de p

3.3.1.3. Rotation

Supposons que l'angle θ tourne d'une valeur θ', la transformée de Radon est calculée à partir de la transformée de Radon de $f\left(x,y\right)$.

$$f\left(x\cos\theta' + y\sin\theta', -x\sin\theta' + y\cos\theta'\right) \overset{Radon}{\leftrightarrow} \hat{f}_{\theta-\theta'}\left(p\right)$$

Si $\theta' = \pi$, alors

$$\hat{f}_\theta\left(p\right) = \hat{f}_{\theta-\pi}\left(p\right),\ \forall\, p \in \Re$$

3.3.1.4. Symétrie/périodicité

$$\hat{f}_\theta\left(p\right) = \hat{f}_{\theta\pm\pi}\left(-p\right) = \hat{f}_{\theta\pm k\pi}\left(\left(-1\right)^k\, p\right), \qquad \forall k \in \mathbb{Z}$$

Il suffit donc de collecter des projections seulement pour une période π. Ce qui nous permet de gagner énormément du temps.

Notons que dans le cas d'une reconstruction tomographique, il est nécessaire d'effectuer une rotation sur 2π pour étudier des structures plus profondes **[Dubois 1998]**.

3.3.1.5. Changement d'échelle

$$f\left(\alpha x, \alpha y\right) \overset{Radon}{\leftrightarrow} \frac{1}{|\alpha|}\,\hat{f}_\theta\left(\alpha p\right),\ \alpha \neq 0$$

3.3.1.6. Résistibilité aux bruits

Un autre grand avantage de la transformée de Radon est sa robustesse vis-à-vis des bruits comme le bruit blanc **[Murphy 1986, Cherifi et al. 2015-a].**

3.3.1.7. Convolution

Si $f(x,y) \overset{Radon}{\leftrightarrow} \hat{f}_\theta(p)$ et $g(x,y) \overset{Radon}{\leftrightarrow} \hat{g}_\theta(p)$, alors

$$f(x,y)**g(x,y) \overset{Radon}{\leftrightarrow} \hat{f}_\theta(p)*\hat{g}_\theta(p)$$

3.3.2. La transformée de Radon inverse/Reconstruction

L'une des propriétés constituant la puissance de la transformée de Radon est l'inversion. Cette propriété nous permet de reconstruire l'objet projeté par une rétroprojection (backprojection) comme le cas d'une tomographie. L'une des idées exploitées pour tenter à récupérer un objet à partir de $\hat{f}_\theta(p)$ est d'épandre dans l'espace de l'objet les projections. Donc, étaler chaque valeur du sinogramme dans l'espace de l'objet le long du rayon correspondant comme le montre la figure 3.4.

Puisque chaque point (x_0, y_0) objet contribue par sa propre sinusoïde dans le sinogramme, il est normal que la somme le long de la sinusoïde nous permet de récupérer la valeur $f(x_0, y_0)$. Malheureusement dans sa forme simple, cette procédure ne nous permet pas de récupérer l'objet de départ $f(x,y)$, mais sa version floue $f_f(x,y)$. Cette version floue connue sous le nom de *Laminogramme* **[Fessler 2009]**, est causée par du fait que l'épandage s'effectue dans des zones où il n'existe pas des objets à reconstruire dans l'image.

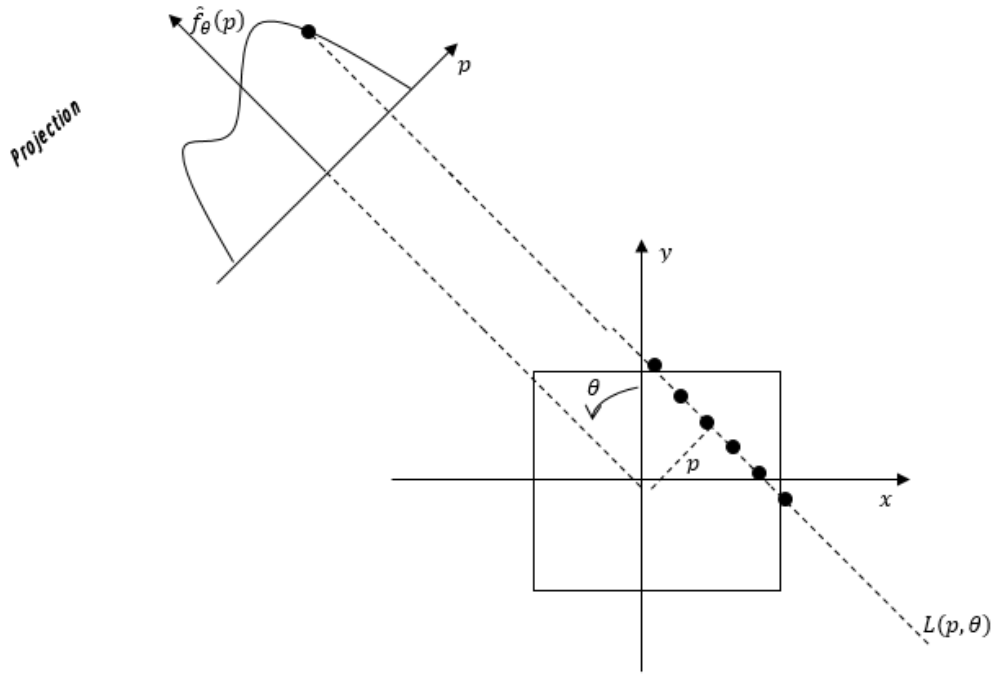


Fig. 3.4. Illustration de l'opération de la rétroprojection d'un point objet

Mathématiquement, la version floue $f_f(x,y)$ est donnée par la relation :

$$f_f(x,y) = \int_0^{\pi} \hat{f}_\theta(x\cos\theta + y\sin\theta)\,d\theta \qquad (3.4)$$

Nous allons par la suite citer deux méthodes de reconstruction. Ces méthodes sont : la reconstruction Fourier directe basée sur le théorème de coupe centrale ou section centrale (Fourier-Slice Theorem) et la rétroprojection des projections filtrées FBP (Filter-BackProject). Avant de décrire ces méthodes, nous définissons le théorème de coupe centrale.

3.3.2.1. Théorème de coupe centrale

L'énoncé de ce théorème est comme suit : si $\hat{f}_\theta(p)$ est désignée comme la transformée de Radon de $f(x,y)$, alors la transformée de Fourier à une dimension 1-D de $\hat{f}_\theta(.)$ égale à la section ou à la coupe à l'angle θ obtenue par la transformée de Fourier 2-D de $f(x,y)$ comme le montre la figure 3. 5.

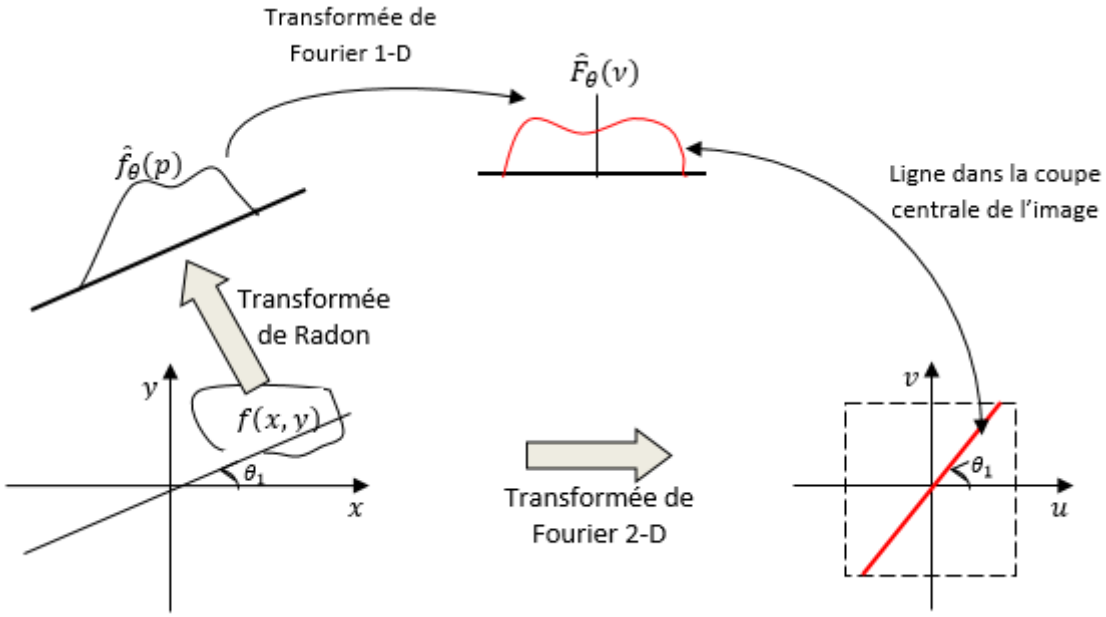


Fig. 3.5. Théorème de la coupe centrale

Donc la transformée de Fourier d'une projection à un angle θ correspond à une ligne passant par l'origine de la transformée de Fourier 2-D de l'image pour le même angle.

Soit $\hat{F}_\theta(\nu)$ la transformée de Fourier 1-D de $\hat{f}_\theta(p)$, alors :

$$\hat{F}_\theta(\nu) = \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{f}_\theta(p) e^{-i2\pi\nu p} dp$$

Posons $F(u,v)$ la transformée de Fourier 2-D de $f(x,y)$, donc :

$$F(u,v) = \int_{-\infty}^{+\infty}\int_{-\infty}^{+\infty} f(x,y) e^{-i2\pi(ux+vy)} dxdy$$

Ainsi, mathématiquement, le théorème de coupe centrale donne la relation suivante :

$$\hat{F}_\theta(\nu) = F(\nu\cos\theta, \nu\sin\theta) = F_0(\nu,\theta),\ \forall \nu \in \Re,\quad \forall \theta \in \Re \tag{3.5}$$

Avec $F_0(\nu,\theta)$ représente la forme polaire de $F(u,v)$.

Nous remarquons d'après ce théorème que la relation entre la transformée de Radon et la transformée de Fourier 2-D donne la possibilité de reconstruire n'importe quel objet par une application d'une transformée de Fourier 2-D inverse (reconstruction Fourier directe) **[Fessler 2009]**.

a- Reconstruction Fourier directe

La méthode de reconstruction Fourier directe est basée directement sur le théorème de coupe centrale. Pour reconstruire $f(x,y)$ à partir de l'ensemble de ses projections $\hat{f}_\theta(p)$ par la méthode de Fourier directe, nous passons par les étapes suivantes :

- Calculer la transformée de Fourier 1-D de chaque $\hat{f}_\theta(.)$ pour récupérer $\hat{F}_\theta(.)$ pour chaque θ.
- Trouver la représentation polaire $F_0(p,\theta)$ de la transformée de Fourier 2-D de l'objet $F(u,v)$ en utilisant la relation du théorème de coupe centrale : $F_0(p,\theta) = \hat{F}_\theta(p)$.
- Convertir la représentation polaire $F_0(p,\theta)$ vers la représentation Cartésienne $F(u,v)$
- Effectuer la transformée de Fourier 2-D inverse de $F(u,v)$ pour obtenir $f(x,y)$.

Dans le cas pratique, nous utilisons la FFT-2D inverse (Fast Fourier Transform) pour la $F(u,v)$ échantillonnée. Bien que la relation $F_0(p,\theta) = \hat{F}_\theta(p)$ est intrinsèquement polaire d'où le besoin d'une interpolation.

Cette méthode donne de bons résultats pour une projection $\hat{f}_\theta(p)$ sans bruit. Le désavantage de cette méthode est l'apparition d'artefacts d'interpolation lors du millage en utilisant la transformée de Fourier 2-D (figure 3.6) [**Herman 1972]**.

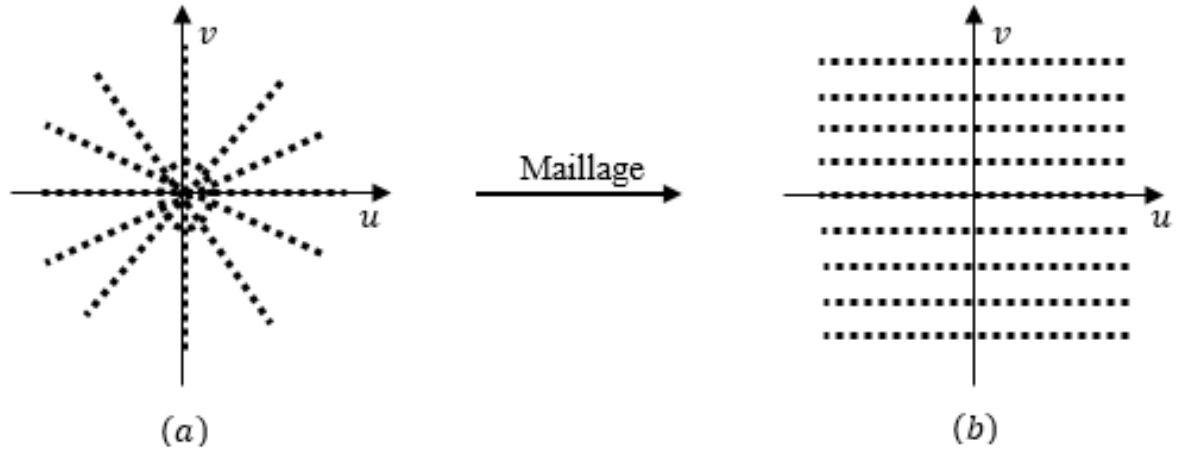


Fig. 3.6. Illustration d'échantillons polaires de $F_0(p,\theta)=\hat{F}_\theta(p)$ qui seront interpolés en échantillons cartésiens de $F(u,v)$: (a) Grille polaire dans le domaine de Fourier (b) Grille cartésienne dans le domaine de Fourier

b- La rétroprojection des projections filtrées FBP (Filter-BackProject)

Cette technique consiste à filtrer chaque projection de l'image $\hat{f}_\theta(.)$ par un filtre 1-D de réponse fréquentielle $|\nu|$. Ce filtre est le filtre rampe.

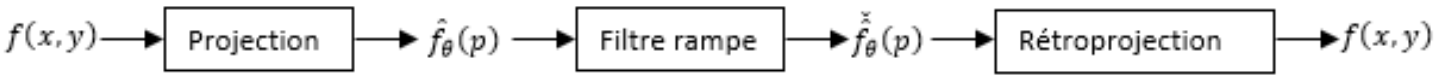


Fig. 3.7. Schéma bloc de la méthode FBP

La projection filtrée $\tilde{\hat{f}}_\theta(p)$ est définie par l'intégrale suivante :

$$\tilde{\hat{f}}_\theta(p)=\int_{-\infty}^{+\infty}\hat{F}_\theta(\nu)|\nu|e^{i2\pi\nu p}d\nu \qquad (3.6)$$

Les étapes de la méthode FBP sont résumées comme suit :

- Pour chaque angle de projection θ, calculer la transformée de Fourier 1-D de la projection $\hat{f}_\theta(p)$ pour obtenir $\hat{F}_\theta(\nu)$.
- Multiplier $\hat{F}_\theta(\nu)$ par $|\nu|$ (filtre rampe).

- Pour chaque θ, calculer la transformée de Fourier 1-D inverse de $|\nu|\hat{F}_\theta(\nu)$ pour obtenir la projection filtrée $\tilde{\tilde{f}}_\theta(p)$ en appliquant l'équation (3.6). En pratique, puisque le filtre rampe de réponse fréquentielle $|\nu|$ n'est pas limité, nous utilisons sa version limitée en bande de fréquence à une fréquence spatiale ν_0 donnée. Ce filtre porte le nom du filtre Ram-Lak **[Ramachandran et Lakshminarayanan 1971]**.
- Rétro-projeter le sinogramme filtré $\tilde{\tilde{f}}_\theta(p)$ en utilisant l'équation (3.4) pour obtenir $f(x,y)$:

$$f(x,y)=\int_{-\infty}^{+\infty}\tilde{\tilde{f}}_\theta(p)(x\cos\theta+y\sin\theta)\,d\theta$$

L'avantage de la technique FBP consiste à exploiter seulement la transformée de Fourier 1-D sans faire le passage par la transformée de Fourier 2-D ce qui permet de limiter les artefacts lors de l'interpolation.

Le filtre Ram-Lak est défini comme suit :

$$H(\nu)=\begin{cases}|\nu| & si \quad -\nu_{max}<\nu<\nu_{max}\\ 0 \text{ sinon}\end{cases} \tag{3.7}$$

Le filtre Ram-Lak est montré par la figure 3.8.

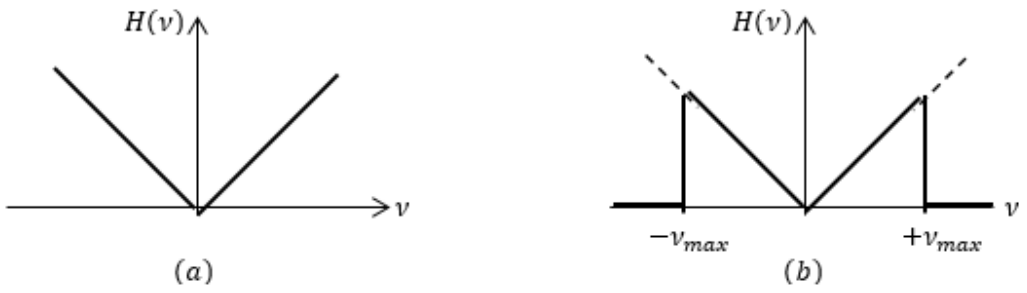


Fig. 3.8. Réponse fréquentielle du filtre rampe. (a) Filtre rampe idéal, (b) Filtre Ram-Lak limité à $|\nu|$

Le filtre Ram-Lak permet d'amplifier les hautes fréquences pour générer des transitions rapides dans le signal. Ce processus permet d'introduire des valeurs négatives dans le but d'annuler progressivement les

artefacts de projection représentés par des valeurs positives. Les valeurs négatives viennent du fait que le filtrage met à zéro la moyenne du signal et donc, la composante continue **[Dubois 1998]**.

La figure 3.9 illustre la différence entre une simple rétroprojection et une rétroprojection filtrée par le filtre Ram-Lak de l'image Lena.

(a) (b)

Fig. 3.9. Rétroprojection simple et filtrée de l'image Lena : (a) Rétroprojection simple (b) Rétroprojection des projections filtrées FBP.

3.4. Application de la transformée de Radon dans le domaine de compression d'images

La transformée de Radon reste toujours un moyen qui attire beaucoup de chercheurs dans le domaine du traitement d'images. En plus du domaine médical **[Schaller et al. 2000]**, son utilisation s'est propagée dans d'autres applications comme le tatouage **[Liu et Zhao 2009]**, reconnaissance de formes par estimation de la rotation et de la translation **[Nacereddine et al. 2015]** et le domaine nucléaire **[Nguyen et al. 2009]**. Dans le domaine de compression d'images, plus précisément dans l'application à des séquences temporelles nous pouvons citer le travail réalisé par Liu et Zhao **[Liu et Zhao 2009]**. Ces derniers ont développé un nouvel algorithme de tatouage vidéo basé sur la transformée de Fourier discrète à 1-D (1-D DFT) et la transformée de Radon. L'idée vient du fait que l'application de la 1-D DFT pour une séquence vidéo génère un excellent domaine, dans lequel l'information spatiale est toujours conservée et l'information temporelle est obtenue. Ainsi, avec un calcul et une analyse détaillée, Liu et Zhao ont choisi les images avec des fréquences temporelles les plus élevées pour incorporer le tatouage avec un motif de clôture dans le domaine de Radon des images sélectionnées. L'évaluation cet algorithme par le biais de la norme H.264 pour différents types d'attaques comme : La rotation, translation, addition du bruit, égalisation de l'histogramme a montré la stabilité de la vidéo tatouée. Cet algorithme, grâce à la transformée de Radon, assure une propagation de l'information du tatouage vers toutes les images d'une séquence dans le domaine spatial

pour maintenir la fidélité de la vidéo tatouée. Les attaquants peuvent supprimer le tatouage par suppression des images à hautes fréquences dans le domaine des fréquences temporelles. Cependant, cette action permettra de réduire d'une manière considérable la qualité de la vidéo.

Cherifi et *al.* **[Cherifi et al. 2015-c]** ont développés une technique de compression d'images MSG par application de la transformée de Radon discrète avec les codeurs LPC avec filtrage et SRLC. La transformée de Radon est d'abord appliquée à l'image MSG pour une plage $\theta \in [0, 2\pi]$ dans le but de récupérer une matrice de projections 1-D. Un codage LPC avec filtrage est appliqué aux projections pour extraire seulement l'information utile contenue dans chaque point Radon qui représente un ensemble de pixels corrélés. La séquence de prédiction résiduelle est ensuite codée de manière sans pertes par le codage arithmétique pour générer un identificateur contenant des longues séquences binaires identiques. La deuxième étape consiste à appliquer le codeur SRLC. Cette étape assure un CR fixe et élevé quel que soit le type de l'image introduite et ce taux vari seulement selon la résolution des images. Le PSNR obtenu peut être amélioré par une transition vers la transformée Mojette pour réduire les artefacts causés par l'effet de l'interpolation lors de l'application de la transformée de Radon inverse.

3.5. Discrétisation de la transformée de Radon

Comme les données projetées et rétroprojetées d'une image sont discrètes, l'implémentation de la transformée de Radon et son inverse devront être discrétisées. Plusieurs méthodes imposent le filtrage et l'interpolation des données. Il existe aussi des versions qui s'opèrent directement avec des données de nature discrète. Parmi ces techniques : La technique de reconstruction algébrique (ART), la transformée de Radon Discrète Multidirectionnelle Généralisée (GMDRT) **[Elouedi et al. 2013]** et la transformée Mojette qui reste au sommet de toutes les techniques discrètes exactes développées récemment **[Guédon et al. 1995 ; Kingston et Autrusseau 2008].** Dans notre travail**,** nous avons développé une version améliorée de cette transformée qui est FMT (Fast Mojette Transform) **[Cherifi et al. 2019].** Cette dernière consiste à récupérer une matrice Mojette au lieu des vecteurs de projections de dimensions différentes, ce qui facilite son utilisation par le groupement des redondances intra-projections et inter-projections. FMT est un bon choix surtout pour le développement des méthodes nécessitant un domaine avec une exploitation maximale de la redondance contenu dans les images comme le tatouage et la compression.

D'une manière brève, le problème de discrétisation vient du fait qu'en pratique, les systèmes d'acquisition tomographique acceptent seulement un nombre de projections fini, avec chaque projection est formée d'un nombre de bins (échantillons) fini **[Der Sarkissian 2015]**. Le problème de discrétisation se repose sur deux points :

- Sur chaque projection : Seulement des échantillons sur une ligne radiale sont connues et ces échantillons sont représentés par des cercles concentriques dans l'espace de Fourier.
- Sur le nombre de projections : En réalité, les projections en nombre fini n'est connu qu'à certains angles ce qui rend la présence de l'espace de Fourier qu'à certains points sur les cercles concentriques.

Nous consacrons le reste de ce chapitre pour l'étude de la transformée Mojette.

3.6. La transformée Mojette

La transformée Mojette est une version discrète exacte de la transformée de Radon définie pour des angles de projections spécifiques. Cette transformée et son inverse ont été définies par Guédon et *al.* en 1995 **[Guédon et al. 1995]** lors des travaux réalisés par l'équipe IVC (Images et Video Communications) de laboratoire IRCCyN (Institut de Recherche en Communications et Cybernétique de Nantes) inspirés des travaux de Katz **[Katz 1977]**.

Le mot « Mojette » est connu dans la région de Poitiers. Il décrit dans la France ancienne un type d'haricot blanc. Ce haricot blanc était un outil de base pour les enfants pour apprendre les opérations d'additions et de soustractions. Il était aussi un outil pour calculer le nombre de victoires pour les jeux de cartes en Espagne dans le moyen âge. Le choix de ce mot pour cette transformée a pour but de rappeler que nous pouvons réaliser des calculs simplement avec des additions et de soustractions lors de l'implémentation de cette transformée.

3.6.1. La transformée Mojette directe

La transformée Mojette permet de représenter une image ou une région $f(k,l)$ par une série de projections discrètes finies. La projection est choisie pour des angles discrets définis par un ensemble de vecteurs (p,q) comme $\theta = \tan^{-1}\left(q/p\right)$ avec p et q sont premiers entre eux. La transformée Mojette 2-D pour une image de taille $P \times Q$, qui est linéaire est définie pour chaque angle de projection par :

$$M\{f(k,l)\} = Proj(p,q,b) = \sum_{k=0}^{P-1} \sum_{l=0}^{Q-1} f(k,l)\,\Delta(b+kq-lp) \qquad (3.8)$$

Avec : $\Delta(x)=\begin{cases}1 si\ x=0\\0 si\ x\neq 0\end{cases}$ correspond à la fonction de Kronecker discrète.

(k,l) correspond à la position du pixel dans l'image.

La valeur d'un bin égale à la somme des pixels de la ligne $b=lp-kq$ comme le montre l'exemple de la figure 3.10.

Notons que l'espace entre les lignes adjacentes de sommation varie avec l'angle de projection. La figure 3.11 donne un exemple de calcul des lignes $b=lp-kq$ pour la direction $(p,q)=(1,1)$ **[Moreno et al. 2011].**

La différence majeure avec la transformée de Radon est l'échantillonnage des projections **[Kingston et Autrusseau 2008]**. Le pas d'échantillonnage au $i-ème$ projection est $h_i=\frac{1}{\sqrt{p_i^2+q_i^2}}$. La conséquence de cet échantillonnage est que le nombre des bins sur une projection dépond de la valeur du vecteur (p,q) et de la forme de l'image projetée.

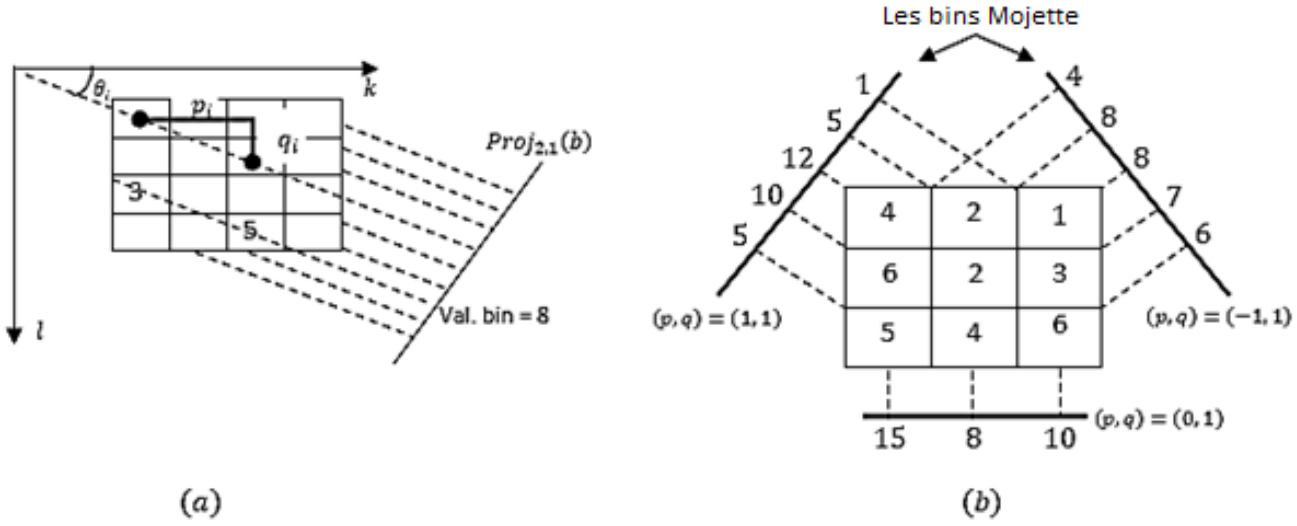


Fig. 3.10. Principe de la transformée Mojette : (a) La représentation de (p_i,q_i) avec l'angle θ_i correspondant. $i\in[1.....I]$ est l'ensemble des projections pour différents angles indexés par i.(b) Une transformée Mojette d'une image 3×3 en utilisant les vecteurs de direction $\{(1,0),(1,1),(-1,1)\}$

Pixel (k,l)	$b = lp - kq$
$(1,1)$	$b = 1 - 1 = 0$
$(2,1)$	$b = 1 - 2 = -1$
$(3,1)$	$b = 1 - 3 = -2$
$(1,2)$	$b = 2 - 1 = 1$
$(2,2)$	$b = 2 - 2 = 0$
$(3,2)$	$b = 2 - 3 = -1$
$(1,3)$	$b = 3 - 1 = 2$
$(2,3)$	$b = 3 - 2 = 1$
$(3,3)$	$b = 3 - 3 = 0$

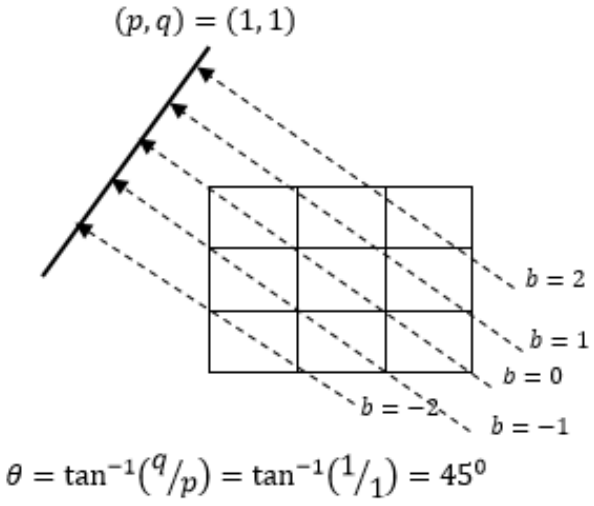


Fig. 3.11. Calcul des lignes $b = lp - kq$ pour la direction $(p,q) = (1,1)$

Pour une image de taille $P \times Q$, le nombre de bins pour une projection sur une direction (p,q) donnée est assuré par l'équation suivante :

$$B_{(p,q)} = (P-1)|q| + (Q-1)|p| + 1 \tag{3.9}$$

Pour le cas de la figure 3.10, sur $(p,q) = (0,1)$, $B_{(0,1)} = (3-1)|1| + (3-1)|0| + 1 = 3$.

Cette transformée linéaire génère une redondance calculée usuellement par :

$$red = \frac{\sum_i B_{(p,q)}}{\sum Pixels} - 1 \tag{3.10}$$

Nous envisageons trois cas possibles pour la redondance :

1- $red < 0$: L'ensemble de projections n'est pas suffisant pour garantir la rétroprojection.
2- $red = 0$: Le nombre de bins égale le nombre de pixels : C'est le cas de projections dégénérées avec un pixel par bin du type $(1,P)$ ou $(Q,1)$. C'est le cas de sérialisation.
3- $red > 0$: L'ensemble est reconstructible à partir de projections non dégénérées. Cette condition n'est pas suffisante pour la rétroprojection car il faut toujours vérifier le critère de Katz.

Pour l'exemple précédent, la redondance est : $red = \frac{13}{9} - 1 = 44.44\%$.

L'algorithme de la transformée Mojette directe est donné comme suit :

Algorithme 3.1: Calcul de la Mojette directe d'une image $\boldsymbol{f(k,t)}$ de taille $(\boldsymbol{P \times Q})$ **[Parrein 2015]**

Entrée: $(\boldsymbol{P \times Q})$: La taille de l'image $\boldsymbol{f(k,t)}$ **avec** largeur $\boldsymbol{P}$ et hauteur $\boldsymbol{Q}$

Entrée: $\boldsymbol{S} = \{(\boldsymbol{p_i}, \boldsymbol{q_i}), \boldsymbol{1 \leq i \leq \mathbb{N}}\}$: Ensemble des directions de projections

Sortie: $\boldsymbol{Proj(b, p_i, q_i)}$: Valeurs des projections

%Initialisation de la position $(\mathbf{0, 0})$ *au coin supérieur gauche de l'image* $\boldsymbol{f(k,t)}$

pour chaque projection index $\boldsymbol{i}$ **faire**

$\boldsymbol{B(i) \leftarrow (Q\text{-}1)|p_i| + (P\text{-}1)|q_i| + 1}$

%Initialisation du vecteur $\boldsymbol{proj}$ *de longueur* $\boldsymbol{B(i)}$

pour chaque pixel $(\boldsymbol{k, l})$ **faire**

$\boldsymbol{proj(-q_i k + p_i l) \leftarrow proj(-q_i k + p_i l) + f(k, l)}$

fin

fin

3.6.2. La transformée Mojette inverse

La reconstruction de l'image est basée sur le critère de Katz **[Katz 1977]** qui est le critère d'existence d'une rétroprojection unique à partir d'un ensemble de projection I. Il montre que si l'équation (3.10) est satisfaite, une image de taille $P \times Q$ peut être reconstruite d'une manière unique :

$$P \leq \sum_{i=1}^{I} |p_i| \quad ou \quad Q \leq \sum_{i=1}^{I} |q_i| \tag{3.10}$$

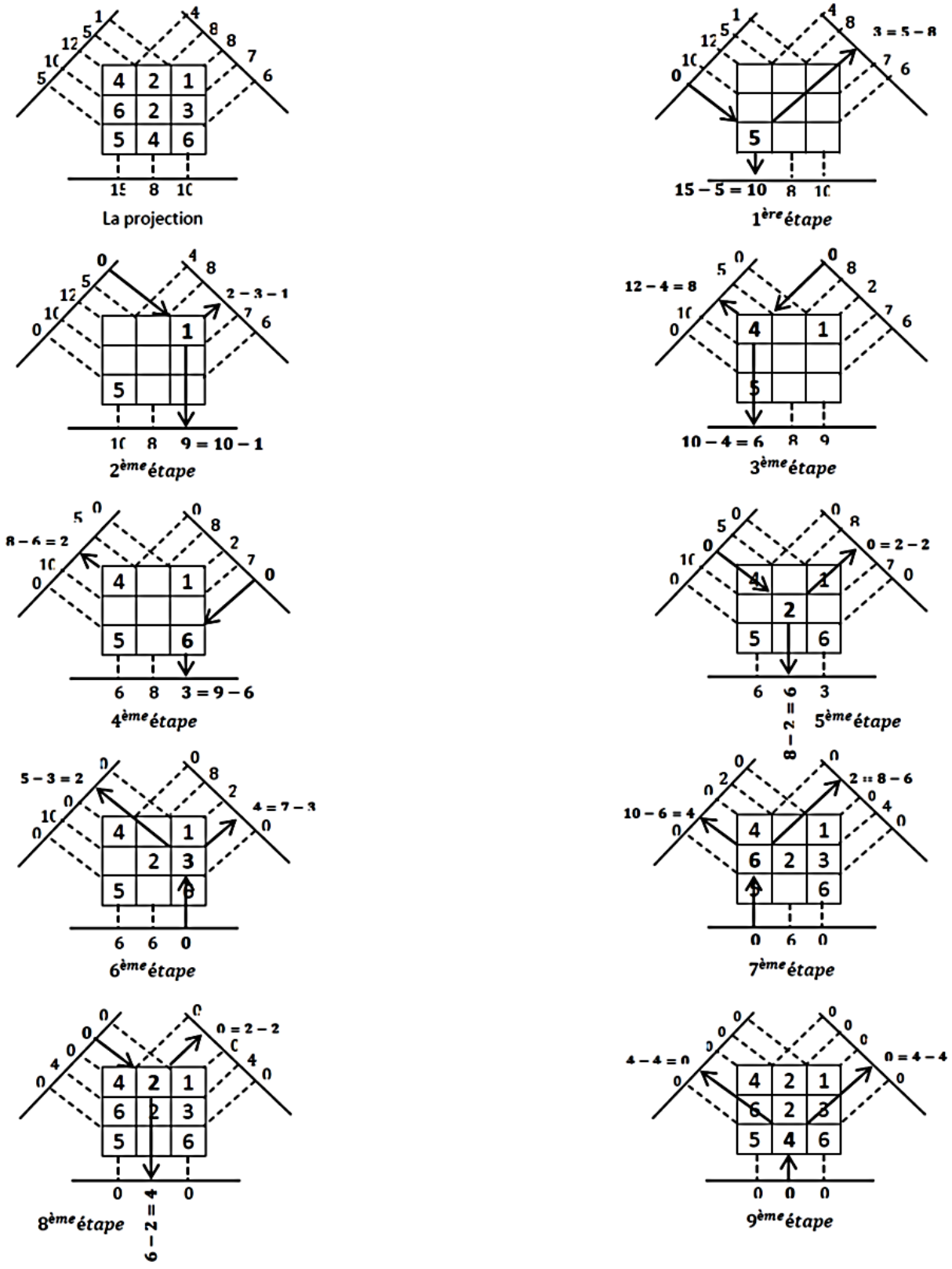


Fig. 3.12. Les étapes possibles de la transformée Mojette inverse –la rétroprojection– de la projection obtenue dans l'exemple de la **Fig. 3.10**

La transformée Mojette est obtenue à partir des additions et des soustractions **[Normand et 1996]**. La reconstruction est basée sur la rétroprojection des bins en correspondance univoque avec un pixel. La valeur du bin rétro projetée dans le pixel est soustraite de toutes les projections. Cette technique permet de faire apparaitre des nouvelles correspondances univoques. Ainsi, Le nombre de pixels contribuant aux bins correspondant est décrémenté de « 1 ».

La rétroprojection est très simple à comprendre à partir d'un exemple, comme le montre la figure 3.13, mais elle est très complexe à l'implémenter algorithmiquement.

En réalité, le critère de Katz est fait de manière à limiter la redondance **[Boulos 2010]**. Si nous ajoutons une projection pour l'exemple de la figure 3.10, $(p_i, q_i) = (1,3)$ à titre d'exemple, nous pouvons reconstruire l'intégralité de l'image car la somme des q_i est 6, supérieur à la hauteur Q qui est 3 et quelle que soit la valeur de la largeur P. Par contre, si nous voulons réduire la redondance au minimum tout en gardant la capacité de la rétroprojection, nous pouvons garder seulement les projections précédentes $(1,1)$, $(0,1)$ et $(-1,1)$ car $MAX(P \le \sum_{i=1}^{I} |p_i|, Q \le \sum_{i=1}^{I} |q_i|) = 3$. L'algorithme de la transformée Mojette inverse est donné comme suit :

Algorithme 3.2: Calcul de la Mojette inverse d'un ensemble de projections $\boldsymbol{Proj}(\boldsymbol{b}, \boldsymbol{p_i}, \boldsymbol{q_i})$ pour récupérer l'image de départ $\boldsymbol{f}(\boldsymbol{k}, \boldsymbol{l})$ de taille $(\boldsymbol{P} \times \boldsymbol{Q})$ **[Normand 2012]**

Entrée: $\boldsymbol{S} = \{(\boldsymbol{p_i}, \boldsymbol{q_i}), \boldsymbol{1} \le \boldsymbol{i} \le \mathbb{N}\}$: Ensemble des directions de projections

Entrée: $\boldsymbol{Proj}(\boldsymbol{b}, \boldsymbol{p_i}, \boldsymbol{q_i})$: Valeurs des projections

Sortie: $\boldsymbol{f}(\boldsymbol{k}, \boldsymbol{l})$: Image reconstruite

tant que chaque $\exists(\boldsymbol{b}, \boldsymbol{p}, \boldsymbol{q})$ reconstructible **faire**

- $\%(\boldsymbol{b}, \boldsymbol{p}, \boldsymbol{q})$ *provient du pixel* $(\boldsymbol{k}, \boldsymbol{l})$ *:* $\boldsymbol{b} = -\boldsymbol{qk} + \boldsymbol{pl}$
- $\exists!(\boldsymbol{k}, \boldsymbol{l}) \in \boldsymbol{f} : \boldsymbol{b} = -\boldsymbol{qk} + \boldsymbol{pl}$
- $\boldsymbol{f}(\boldsymbol{k}, \boldsymbol{l}) \leftarrow \boldsymbol{Proj}(\boldsymbol{b}, \boldsymbol{p}, \boldsymbol{q})$
- **pour chaque** $(\boldsymbol{p_i}, \boldsymbol{q_i}) \in \boldsymbol{S}$ **faire**
  - $\boldsymbol{b}(\boldsymbol{i}) \leftarrow -\boldsymbol{q_i k} + \boldsymbol{p_i l}$
  - $\boldsymbol{proj}(-\boldsymbol{q_i k} + \boldsymbol{p_i l}) \leftarrow \boldsymbol{proj}(-\boldsymbol{q_i k} + \boldsymbol{p_i l}) - \boldsymbol{f}(\boldsymbol{k}, \boldsymbol{l})$
- **fin**

fin

3.7. Application de la transformée Mojette dans le domaine de la compression d'images

La plupart des travaux fondés sur la transformée Mojette ont été consacré à la reconstruction tomographique **[Servieres 2005 ; Der Sarkissian 2015]**. La transformée Mojette a été appliquée aussi dans le domaine des réseaux informatiques **[Parrein 2015 ; Guédon et al. 2001 ; Parrein et al 2003 ; Hamma et al. 2006]**. Récemment, beaucoup de chercheurs ont choisi la transformée Mojette comme un environnement de travail pour le codage des images car, comme nous l'avons cité, cette dernière assure une représentation redondante de l'image. Les premiers travaux ont été réalisés par les chercheurs du laboratoire IRCCyN. Parmi ces travaux, on trouve celui réalisé par Kingston et Autrusseau **[Kingston et Autrusseau 2008]** pour la compression d'images sans pertes via le codage prédictif DPCM des projections discrètes. Les auteurs ont montré que les données Mojette projetées sont fortement corrélées au sein d'une projection donnée par similarité (périodicité) et de même, il existe une forte corrélation entre les projections avec des angles similaires. Le schéma de compression est simple, deux schémas du codage DPCM d'ordre 1 sont appliqués : Un schéma est appliqué à l'intérieur de chaque projection, défini comme codage intra-projection et l'autre schéma est appliqué entre les projections, c'est le codage inter-projection. L'application de cette technique sur des images tests pour deux projections a montré la capacité d'atteindre un CR moyen de 5.38 à 4.48 bpp pour un codage intra-projection et de 4.77 à 4.00 bpp pour un codage inter-projection. Une comparaison a montré que ces résultats sont comparables à ceux obtenus avec une application directe de la norme JPEG 2000 sur les mêmes images tests. Cette méthode a été proposée essentiellement pour le projet TSAR (Transfert Sécurisé d'images d'Art haute Résolution) qui consiste à développer une méthode pour transférer de façon sécurisée des images de la base de données des œuvres d'art du musée du Louvre. Le projet a été sponsorisé par le Centre de Recherche et de Restauration des Musées de France (C2RMF).

Pour illustrer l'idée de la corrélation intra et inter projection, nous donnons un ensemble des projections de la transformée Mojette de l'image MSG du canal VIS 0.6 µm acquise en date du 09 Décembre 2011 à 10h45. L'image MSG est représentée par la figure 3.13 et les différentes projections sont données par la figure 3.14. Nous remarquons d'après les figures 3.14.a.b.c l'existence d'une forte corrélation au niveau de chaque projection et entre les projections (Similarité entre les courbes). Les courbes 3.14.d.e montrent la réduction de la redondance de données au niveau des projections $(1,1)$ et $(-1,1)$ par une différence intra-projection. La différence inter-projection, applicable généralement après une différence intra-projection, a permis de réduire considérablement la corrélation de données. Ceci est illustré dans la figure 3.14.f par une courbe rétrécie par rapport à celle représentée par la figure 3.14.e.

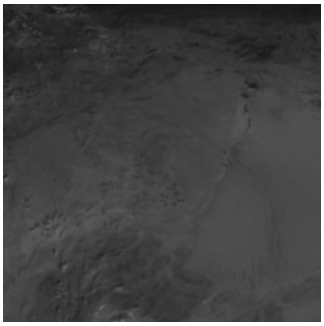


Fig. 3.13. Image du canal VIS 0.6 µm acquise le 09 Décembre 2011 à 10h45.

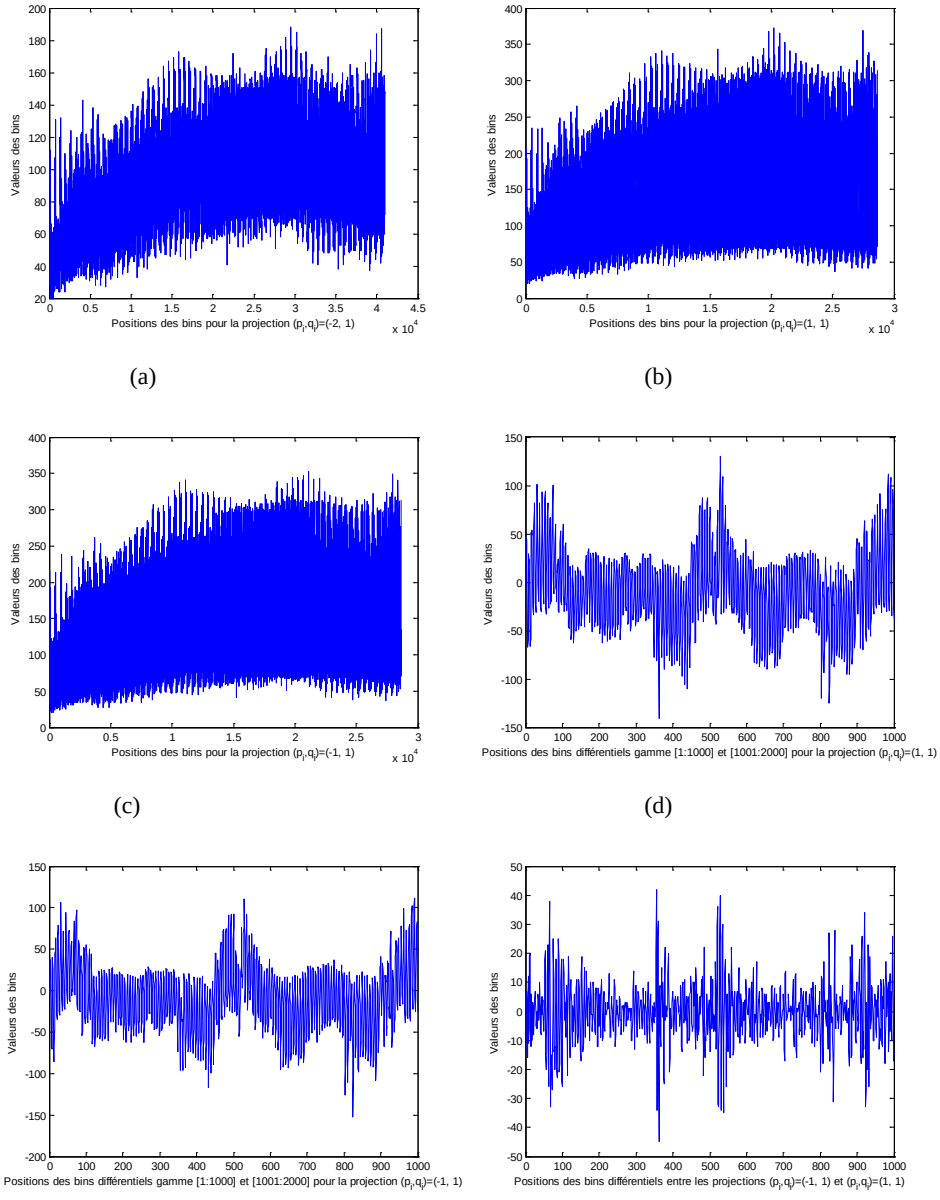


Fig. 3.14. Principe d'intra et inter projection pour l'image MSG de la Fig. 3.13 : (a) projection (-2,1) (b) projection (1,1) (c) projection (-1,1) (d) différence intra-projection (1,1) pour la gamme [1 :1000] -[1001 :2000] (e) différence intra-projection (-1,1) pour la gamme [1 :1000]-[1001 :2000] (f) différence inter-projection entre les projections (1,1) et (-1,1).

Notons que les projections que nous avons utilisées sont $(-2,1)$, $(1,1)$ et $(-1,1)$ et la taille de l'image MSG est 256×256.

Si nous vérifions le critère de Katz nous trouverons $MAX(P \le \sum_{i=1}^{I}|p_i|, Q \le \sum_{i=1}^{I}|q_i|) = 4 \ll 256$!. Alors, comment nous avons réalisé la rétroprojection ?

Dans le chapitre suivant, nous donnons la version de la transformée Mojette rapide FMT (Fast Mojette Transform**) [Cherifi et al. 2019]**. Cette version s'applique aux blocs de l'image au lieu à l'image entière pour réduire le temps d'exécution. Elle nous donne la possibilité de récupérer une matrice à 2-D des projections 1-D au lieu d'une séquence à 1-D. L'avantage majeur de cette technique est l'adaptation selon la taille de l'image pour des blocs de différentes tailles.

3.8. Discussion

Ce chapitre nous a permis de faire une étude détaillée de la transformée de Radon dans son aspect mathématique et son application dans le domaine de l'imagerie. Cette transformée constitue la base de la tomographie pour déterminer la structure interne d'un objet à partir de ses projections. Elle permet de convertir une image en une série de projections 1-D pour tout angle $\theta \in [0,\ 2\pi]$. Ces projections donnent l'avantage de travailler sur un nombre de données réduites par rapport aux données initiales ce qui a donné l'importance à cette transformée et d'attirer les chercheurs pour développer des méthodes basées sur cette dernière. La transformée de Radon comporte beaucoup de propriétés, mais la plus importante est l'inversion qui permet la reconstruction de l'image originale mappée à partir de ses projections de façon non destructive. La reconstruction d'un objet à partir de ses projections dans sa forme simple donne une image floue de cet objet. Deux méthodes de reconstruction ont été décrites : la reconstruction par la transformée de Fourier directe basée sur le théorème de coupe centrale, qui est utile pour une projection non bruitée et la reconstruction par la rétroprojection des projections filtrées FBP (Filter-BackProject).

L'utilisation de la transformée Mojette, qui est une version exacte de la transformée de Radon, a permis de réaliser une projection et une rétroprojection à partir d'un nombre de projection fini et discret. Ceci permet essentiellement d'éliminer les artefacts causés par l'effet d'interpolation. Nous avons aussi exposé la corrélation intra et inter-projections et l'importance de son exploitation dans le domaine de la compression d'images.

Pour compresser nos séquences d'images Météosat, nous avons développé une nouvelle version de la transformée Mojette qui est représenté par Fast Mojette Transform (FMT). Cette dernière s'applique aux blocs non chevauchés pour une image donnée et permet de récupérer une matrice Mojette contenant les intra-projections et les inter-projections ce qui facilite la tâche aux chercheurs lors de développement des méthodes pour certaines disciplines comme codage, tatouage, compression, etc… Cette transformée ainsi que le développement d'autres outils adoptés par notre schéma de compression fera objet du chapitre suivant.

Chapitre IV

Codage de séquences d'images Météosat dans le domaine de Radon : Motivation, tests et résultats

Chapitre 4

Codage dans le domaine de Radon : Motivation, tests et résultats

4.1. Préambule

Ce chapitre tire parti des chapitres précédents afin de proposer notre schéma de codage de séquence d'images Météosat **[Cherifi et al. 2019]**. Ce dernier incorpore la transformée Mojette rapide FMT en collaboration avec d'autres techniques, y compris l'algorithme ARPS et le codage SRLC. Après la description de l'intérêt des outils exploités dans la réalisation de la méthode proposée, nous décrivons par la suite nos motivations pour le développement de cette dernière. Nous présentons les résultats obtenus en testant notre approche de codage sur une série de séquence d'images Météosat issues de différents canaux SEVIRI.

4.2. Aperçu de la méthode proposée

Le schéma bloc de la compression adaptée pour les séquences d'images Météosat est représenté dans la figure 4.1. Cette structure peut être considérée comme très similaire à celle d'un schéma de compression vidéo. Cependant, il existe des différences significatives dans les détails de cette structure, que nous verrons plus tard avec une description détaillée de chaque bloc.

La première image Météosat d'une séquence donnée I_{t-1} nommée image référence est stockée dans la mémoire tampon et, en même temps, exposée à une compression sans pertes sans compensation de mouvements à travers le codage SRLC puisqu'il n'y a pas d'image Météosat précédente. Le fichier compressé généré donne la possibilité de récupérer la même image au niveau du récepteur pour la visualiser et la stocker dans le buffer pour l'utiliser par la suite pour la restitution de l'image prédictive.

Après la réception d'une nouvelle image représentant une image prédictive I_t, un stockage au niveau du buffer sera nécessaire pour remplacer l'image référence précédente. L'étape de compression consiste d'abord à récupérer les deux matrices Mojette référence MOJ_{t-1} et prédictive (courante) MOJ_t pour des fins d'estimation de mouvements par le biais de l'ARPS (bloc ME ARPS : Motion Estimation ARPS). Les vecteurs mouvements (bloc MVs : Motion Vectors) estimés lors de l'étape précédente correspondant aux positions des blocs prédits dans la matrice Mojette référence sont exploités afin d'obtenir la matrice Mojette compensée MOJ_C. La différence entre la matrice Mojette courante MOJ_t et la matrice Mojette compensée

MOJ_C donne une matrice d'erreurs résiduelles (bloc Err : Erreur). Cette dernière peut être prétraitée pour éliminer de plus la redondance intra et inter projection par application d'une soustraction colonne par colonne. A la fin, la matrice Err (prétraitée ou non) est codée avec les vecteurs mouvements par le codage SRLC pour générer le fichier compressé à envoyer au récepteur.

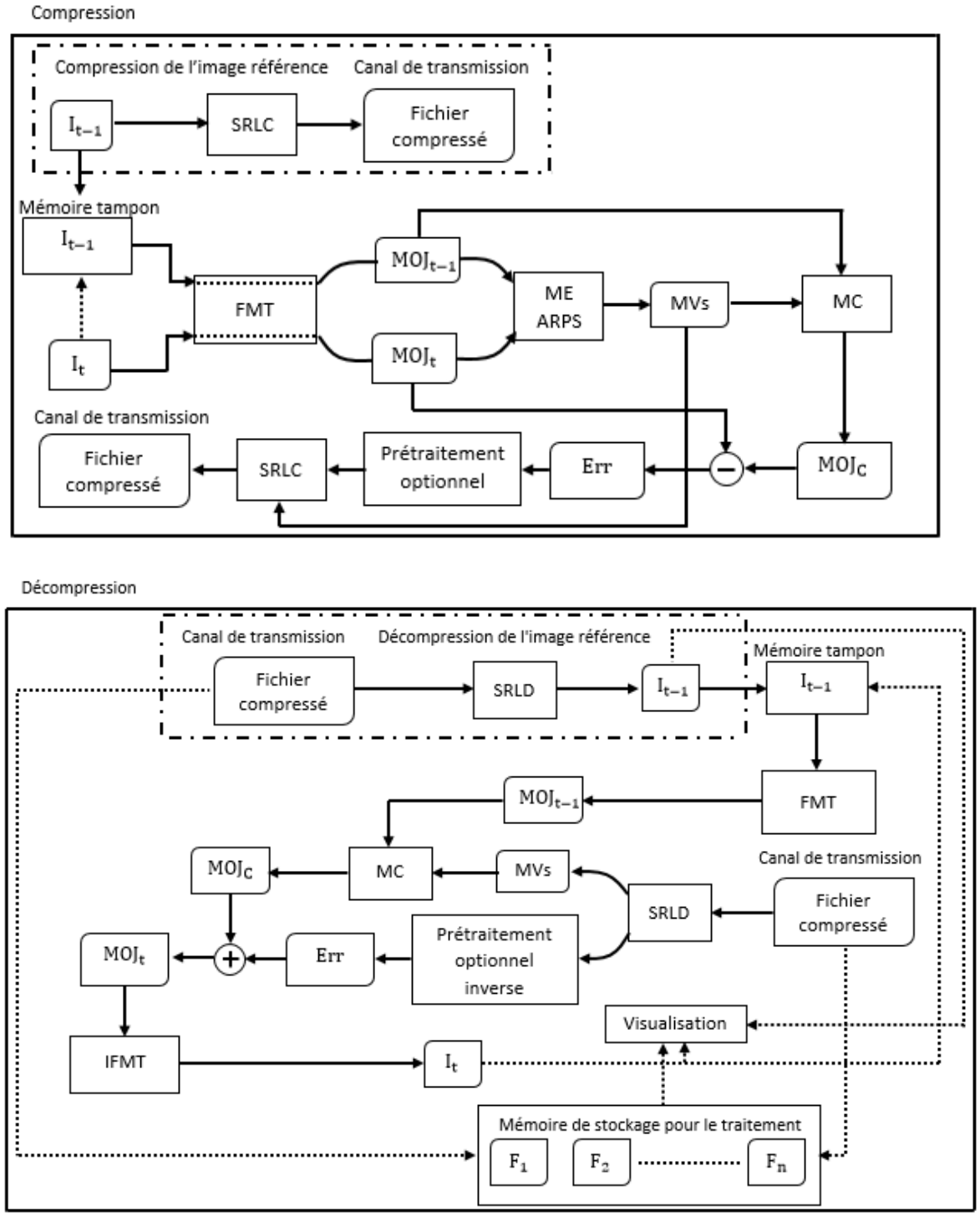


Fig. 4.1 Schéma bloc de la méthode de compression /décompression

Au niveau du récepteur, le fichier compressé est soumis à un décodage SRLC, nommé SRLD dans le but de récupérer les vecteurs mouvements et la matrice d'erreurs résiduelles prétraitée dans le cas d'un prétraitement préalable. Dans un tel cas, le prétraitement inverse permet de récupérer à nouveau la matrice Err par application d'une addition colonne par colonne. Une FMT est appliquée à l'image référence stockée dans le buffer pour régénérer la matrice Mojette référence MOJ_{t-1}. Cette dernière en combinaison avec les vecteurs mouvements assure la restitution de la matrice Mojette compensée MOJ_C qui est, par la suite additionnée avec Err pour récupérer la matrice Mojette courante MOJ_t. Une transformée Mojette inverse (IFMT) est utilisée à ce stade pour la restitution de l'image Météosat prédictive initiale qui sera visualisée pour des fins de traitement. Cette même image est stockée dans le buffer pour qu'elle jouera le rôle d'une image référence pour l'image prédictive suivante de la séquence en question.

Pour une application à bord ou à une base de données, l'image référence est renouvelée après une période déterminée, généralement après chaque 6h correspondant à la durée d'une prévision météorologique immédiate. Cela permet de ne pas propager le bruit causé par la non-cohérence entre les images successives (Les blocs de la matrice Mojette référence sont différents de ceux de la matrice Mojette courante ce qui engendre une matrice Mojette compensée très différente de la matrice Mojette courante). Dans les deux cas d'utilisation, pour une séquence donnée, le stockage en mémoire est consacré uniquement aux fichiers compressés F_n et non aux images ce qui permet d'augmenter la capacité de stockage et de transmission. Ceci est possible du fait que le schéma de décompression proposé permet à tout moment de régénérer les images Météosat de la séquence pour des fins de traitement ou de visualisation.

Notons que la FMT n'est pas nécessaire pour le cas de la compression de l'image référence car elle est sans compensation du mouvement. Nous avons constaté que le CR n'est pas boosté efficacement par rapport au temps de compression lors de l'application de la FMT avec prétraitement dans le cas d'une image référence. Ainsi, l'objectif principal est de monter à quel point la FMT et le codage SRLC contribuent à une compression efficace d'une séquence d'images Météosat.

Le codage dans le domaine de Radon assure une compression sans pertes efficace d'une séquence d'images Météosat et non d'estimer un mouvement spécial à travers cette dernière. Comme connu, les techniques d'estimation de mouvements basée sur la recherche par bloc ne sont pas adaptées pour ce type d'images pour différentes raisons comme effet bloc et complexité des textures qu'elles contiennent avec la difficulté d'une implémentation à bord des satellites, le domaine de Radon nous donne possibilité de générer efficacement la matrice Mojette compensée par le suivi du mouvement des blocs de points Mojette. Par contre, la méthode proposée dans le cadre ce travail peut être utilisée comme pré-technique pour différentes

méthodes d'estimation et de suivi de mouvements spéciaux exploitant des séquences d'images Météosat après leur, compression, transmission et décompression.

4.2.1. La transformée Mojette rapide : Fast Mojette Transform (FMT) [Cherifi et al. 2019]

La transformée Mojette permet de récupérer des vecteurs pour chaque direction contenant des bins (Points Mojette) redondants ce qu'on appelle intra-projections. Dans le cas où une manipulation sur une matrice Mojette est nécessaire comme notre cas, une étape de transformation est ajoutée pour transformer les vecteurs de projections en matrice. Cette étape sera compliquée du fait que les vecteurs ne disposent pas de mêmes dimensions.

L'objectif de Fast Mojette Transform (FMT) est :

- Adaptation à n'importe quelle résolution d'image par application par blocs, ce qui permet de réduire le temps d'exécution.
- Exploitation à la fois de la redondance intra-projections et inter-projections contenue dans la matrice Mojette pour différentes applications dans le traitement d'images.
- Elimination d'opérations complexes supplémentaires pour transformer les vecteurs de projections de dimension différentes en matrice pour une application donnée.

La figure 4.2 donne un exemple montrant un aperçu sur la FMT proposée.

La transformée Mojette rapide consiste à fixer un kernel Mojette. Ainsi, et après chaque application sur un bloc d'image, les vecteurs de projections sont concaténés pour contribuer dans la formation d'une ligne de la matrice Mojette. Notons que le kernel Mojette est appliqué sur des blocs non chevauchés pour l'image en question.

Pour le cas d'une image f de résolution $P \times Q$, l'application de la Mojette rapide pour un kernel Mojette de résolution $m \times n$ génère une matrice Mojette MOJ_f de dimension $M \times N$ avec :

$M = P/m$ et $N = \left(Q/n\right) \times b$. Notons que $b = \sum_i (m-1)|q_i| + (n-1)|p_i| + 1$ est le nombre total des points Mojette contenant dans les vecteurs de projections lors de l'application d'un kernel Mojette à un bloc image. Pour une image de résolution 256×256 avec un kernel Mojette de 4×4 pour les directions $(-2,1)$, $(1,1)$ et $(-1,1)$, la matrice Mojette générée par la Mojette rapide sera d'une résolution de 64×1536.

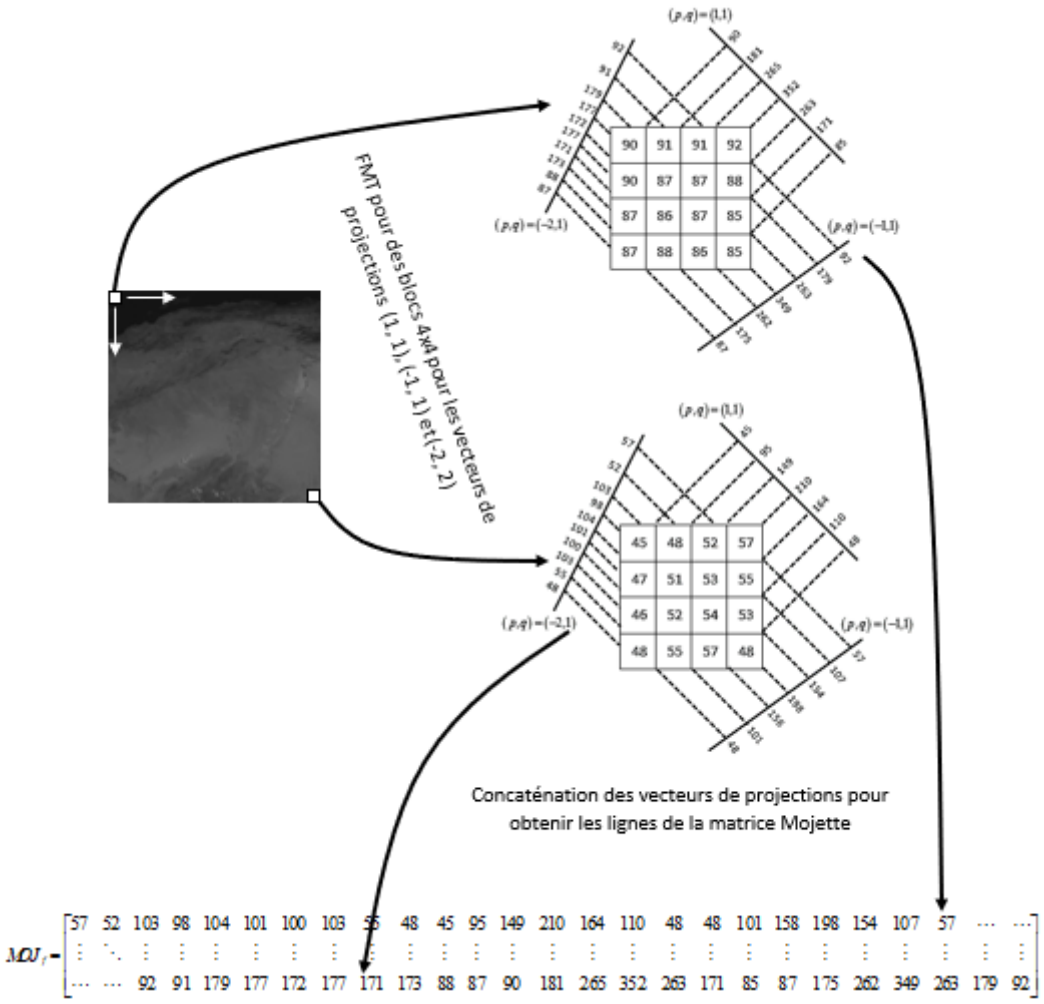


Fig. 4.2. Procédure de la FMT proposée pour des blocs de 4×4 appliquée à une image MSG du canal VIS 0.6 µm acquise le 08 Septembre 2011 à 10h00. L'image est de résolution de 256×56 couvre une partie de l'Algérie

La matrice, avec ses points Mojette dont chacun est une addition de pixels corrélés, représente un espace homogène. Cette homogénéité, comme le montre la figure 4.3, est obtenue par équilibrage des fluctuations d'intensité générées par les différentes textures contenues dans les images Météosat telles que les nuages, le sol, la végétation, etc… Ce même domaine jouera un rôle primordial pour une estimation de mouvement efficace grâce à l'algorithme ARPS et à l'assurance d'une excellente compression sans pertes à l'aide du codage SRLC. Toutes les images Météosat de la figure 4.3 ont été acquises le 08 Décembre 2011 à 10h30 et couvrent une partie de l'Algérie.

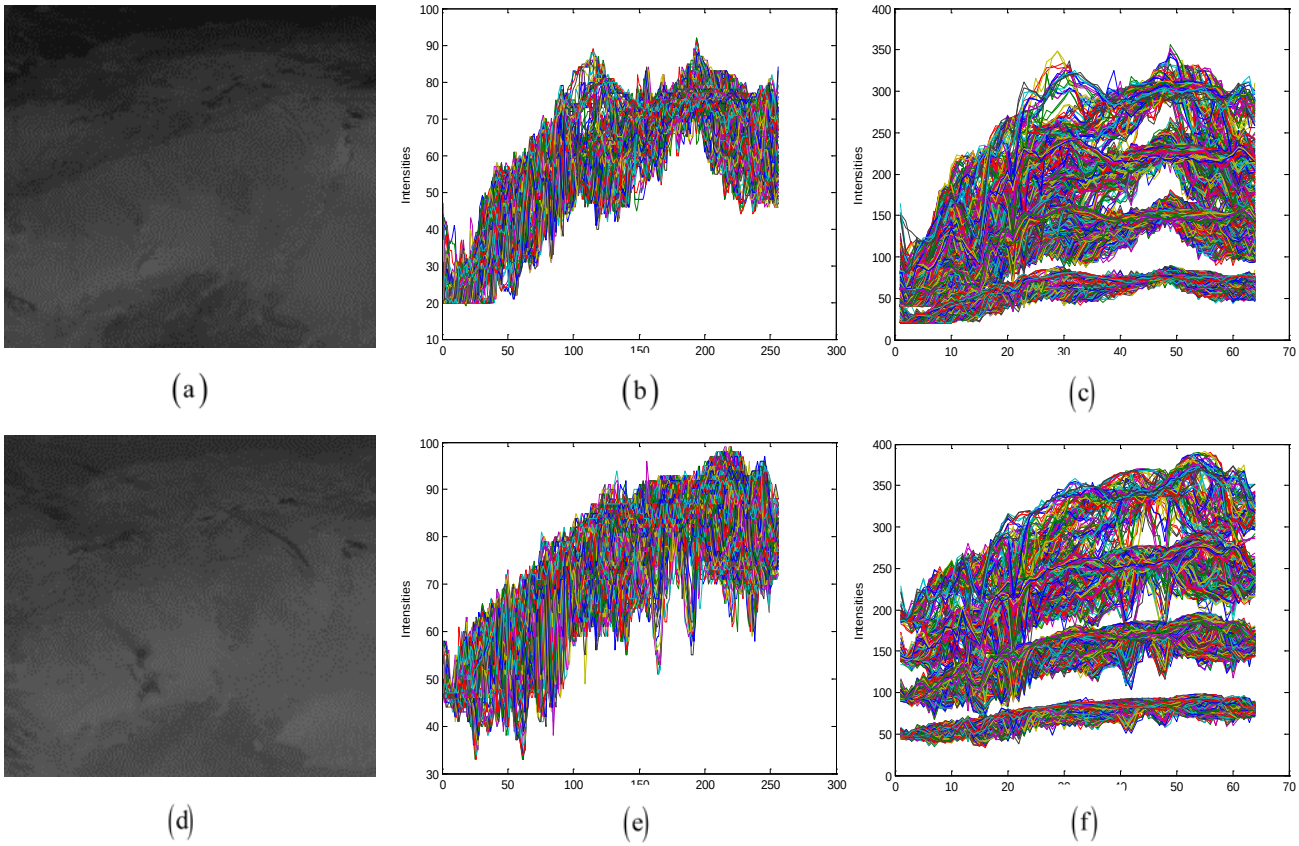


Fig. 4.3. Fluctuations d'intensité d'images Météosat avec celles de leur FMT (pour les mêmes directions de projection que sur la **Fig. 4.2**). (a) Image VIS 0.6 µm (b) Fluctuations d'intensité de l'image VIS 0.6 µm (c) FMT de l'image VIS 0.6 µm. (d)) Image IR 3.9 µm (e) Fluctuations d'intensité de l'image IR 3.9 µm (f) FMT de l'image IR 3.9 µm.

Les algorithmes de la FMT et de l'IFMT (Inverse FMT) sont listés comme suit:

Algorithme 4.1: Calcul de la matrice Mojette d'une image f de taille $(P \times Q)$ par la FMT

Entrée : $(P \times Q)$: La taille de l'image f avec largeur P et hauteur Q

Entrée : $(m \times n)$: La taille du kernel Mojette D avec largeur m et hauteur n

Sortie : $S = \{(p_i, q_i),\ 1 \leq i \leq \mathbb{N}\}$: Ensemble des directions de projections

Sortie : MOJ_f : Matrice Mojette de taille $(M \times N)$ avec largeur $M = P/m$ et hauteur $N = \left(Q/n\right) \times b$ avec $b = \sum_i (m-1)|p_i| + (n-1)|q_i| + 1$

pour $A \leftarrow 0:m:M$ **faire**

  pour $B \leftarrow 0:n:N$ **faire**

  %Initialisation de la position $(0, 0)$ *au coin supérieur gauche du bloc* D

    pour chaque index de projection i **faire**

      $b(i) \leftarrow (m-1)|p_i| + (n-1)|q_i| + 1$

      %Initialisation du vecteur $proj$ *de largeur* $b(i)$

      pour chaque pixel (k, l) du bloc D **faire**

        $proj_i(-q_i k + p_i l) \leftarrow proj(-q_i k + p_i l) + D(k, l)$

      fin

    fin

    $MOJ_f \leftarrow concat(proj_i)$

  fin

fin

Algorithme 4.2: Calcul de la Mojette rapide inverse (IFMT) d'une matriice Mojette MOJ_f pour récupérer l'image de départ $f(k,l)$ de taille $(P \times Q)$

Entrée: $S = \{(p_i, q_i),\ 1 \le i \le \mathbb{N}\}$: Ensemble des directions de projections

Entrée: MOJ_f : Matrice Mojette de taille $(M \times N)$

Entrée: b : Nombre de ponts Mojette générés pour un bloc D de taille $(m \times n)$

Sortie: $f(k,l)$: Image reconstruite

pour chaque ligne L de MOJ_f **faire**

  tant que $b \le length(L)$ **faire**

    tant que $\exists(b,p,q)$ reconstructible **faire**

      $\exists!(k,l) \in D : b = -qk + pl$

      $D(k,l) \leftarrow Proj(b,p,q)$

      pour chaque $(p_i, q_i) \in S$ **faire**

        $b(i) \leftarrow -q_i k + p_i l$

        $proj(-q_i k + p_i l) \leftarrow proj(-q_i k + p_i l) - D(k,l)$

      fin

    fin

    $f \leftarrow D$

  fin

fin

4.2.2. Algorithme du motif adaptatif (ARPS)

Notre choix est axé sur l'algorithme ARPS (Adaptive Rood Pattern Search) afin d'estimer le mouvement entre les blocs Mojette références et prédits pour récupérer ensuite la matrice Mojette compensée à l'aide des MVs. Ce choix est justifié par trois paramètres : Efficacité pour les blocs contenant des mouvements lents/rapides et complexes ; Performances proches de celles de l'algorithme ES; Résultat à moindre coût. La figure 4.4 montre un exemple d'application ARPS. Pour la première étape, le vecteur mouvement prédis est à la position (3, -1), ce qui donne un pas adaptatif $L = Max(|3|, |-1|) = 3$.

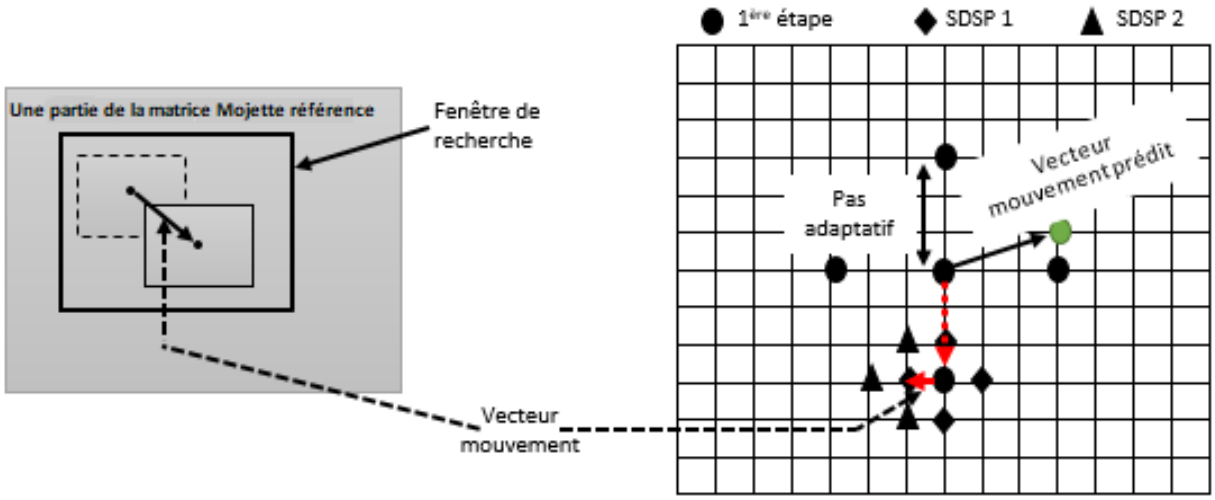


Fig. 4.4. Estimation du mouvement par ARPS.

L'algorithme ARPS, développé par Nie Yao et Kai-Kuang Ma en 2002 **[Nie et Ma 2002]**, est considéré comme une amélioration de l'algorithme DS. En plus de sa simplicité, l'algorithme ARPS permet d'assurer une forme du motif de recherche adaptatif qui prend en compte le cas de petits et grands mouvements de macroblocs. Les résultats présentés dans **[Nie et Ma 2002]**, ont montré que l'algorithme ARPS fournit un PSNR moyen proche de celui obtenu par l'algorithme ES, supérieur à celui obtenu par l'algorithme DS pour certaines séquences d'image, telles que Foreman 512 et 1024 tout en réduisant le nombre d'itérations d'un facteur environ 2. L'algorithme ARPS implique le vecteur de mouvement du macrobloc à sa gauche immédiate pour prévoir son propre MV. Ceci résulte du fait qu'il existe une possibilité importante que les deux macroblocs actuels et voisins proviennent du même objet, c-à-d des vecteurs mouvements similaires.

Les étapes de l'algorithme ARPS peuvent être résumées comme suit:

Etape 1. Aligner le bloc de la matrice Mojette actuelle avec le bloc central de la fenêtre de recherche sur la matrice Mojette de référence. Dans notre cas, l'application de l'algorithme ARPS s'applique à des blocs 16×16 avec une fenêtre de recherche 32×32.

Etape 2. Localiser le vecteur mouvement prédis.

Etape 3. Calculer le pas adaptatif $L = Max(|X|, |Y|)$, avec X et Y représentent les coordonnées du vecteur mouvement prédis.

Etape 4. Définir la forme du motif de recherche initial représenté par quatre sommets (centre des quatre blocs voisins) séparés par L du centre.

Etape 5. Définir le sommet avec la métrique la plus faibe en utilisant le MAD (Mean Absolute Difference) comme nouveau centre de recherche pour le modèle de recherche de petits diamants SDSP. Le SDSP consiste à réduire le pas de recherche *L* à 1 en séparant le nouveau centre de recherche des quatre nouveaux voisins. MAD est défini comme suit:

$$MAD = \frac{1}{H^2}\sum_{i=0}^{H}\sum_{j=0}^{H}\left|C_{ij} - R_{ij}\right| \quad (4.1)$$

Avec *H* représente la hauteur des macroblocs Mojette, C_{ij}et R_{ij} représente respectivement les points Mojette à comparer dans les blocs Mojette actuel et référence.

Etape 6. Si le point central du SDSP génère la métrique la plus faible, le processus s'arrête en considérant ce point comme la meilleure correspondance. Sinon, répéter l'étape 5.

Remarque : Si le bloc Mojette actuel est un bloc de bord de la partie la plus à gauche, le pas *L* sera défini à 2.

4.2.3. Le codage SRLC (Sorted Run Length Coding)

Cherifi et *al.* ont proposé un schéma alternatif pour le codage RLC afin d'améliorer les performances de ce dernier **[Cherifi et al. 2015-b]**. Comme l'indique l'exemple de la figure 4.5, la séquence de mots-code générée par le codage SRLC est beaucoup plus réduite à celle générée par le codage RLC ce qui conduit à une amélioration significative du CR. La surperformance du codage SRLC réside dans la génération d'une séquence de symboles réduite triée avec son vecteur d'occurrences. Ainsi, contrairement au schéma combinant le codage RLC avec la transformée Burrows-Wheeler qui nécessite une planification pour la compression et la transmission des positions des symboles **[Burrows et Wheeler 1994 ;Khan et al. 2017]**, le codage SRLC génère une séquence de mots-code, dont chacun est formé par l'occurrence d'un symbole donné, le symbole lui-même avec des index de répartition selon la valeur de l'occurrence. Le choix des index de répartition au détriment des positions des symboles empêche une allocation de mémoire préalable lors de la reconstruction de la séquence de symboles d'origine. Pour mieux comprendre ce processus, nous allons détailler l'exemple illustré par la figure 4.5.

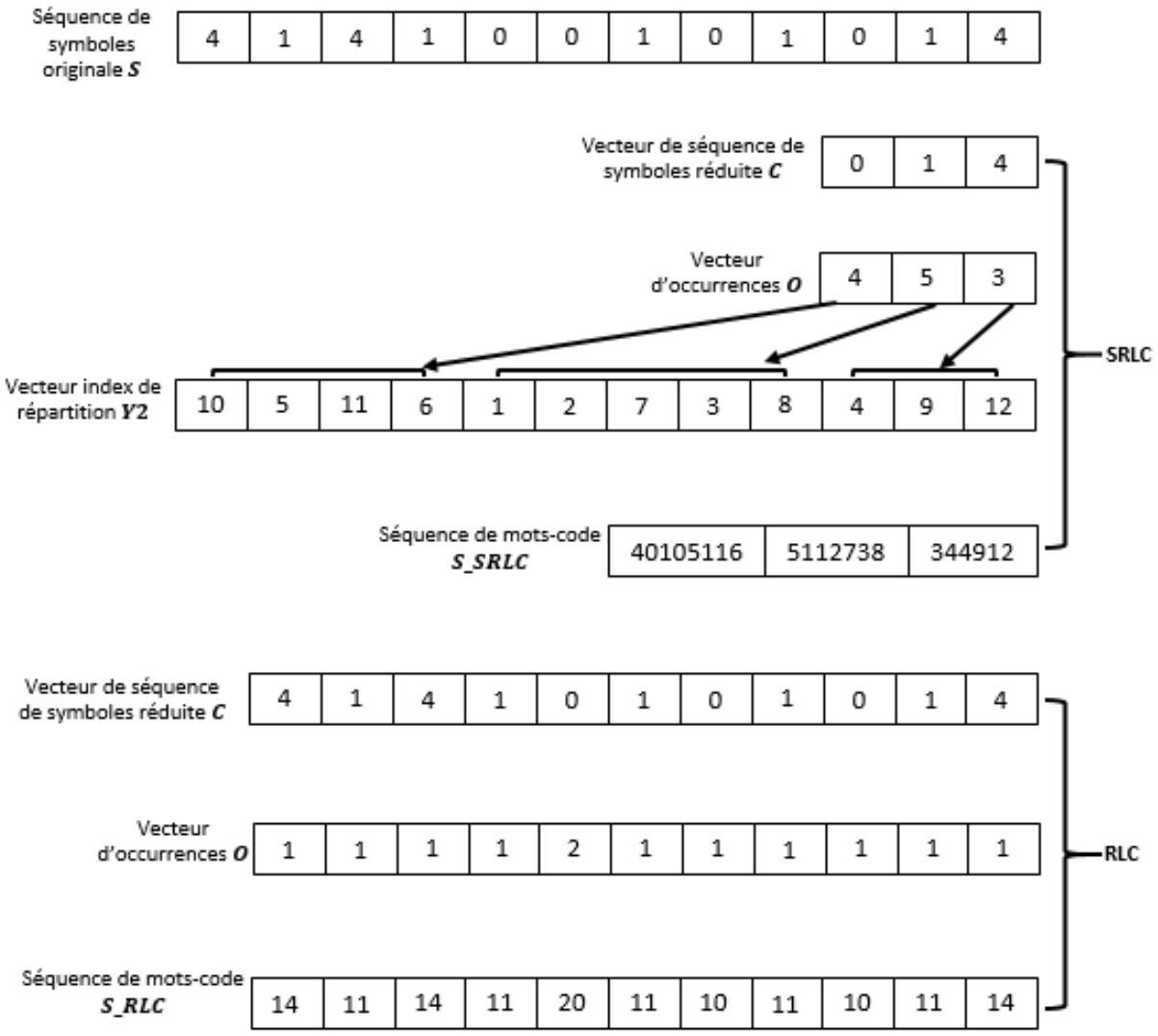


Fig. 4.5. Différence entre les codages RLC et SRLC

Supposons qu'on veut coder une séquence de symboles $S=\{4,1,4,1,0,0,1,0,1,0,1,4\}$ par le codage SRLC. On remarque que S contient des symboles identiques mais qui sont malheureusement séparés par d'autres.

Les étapes du codage de S par le codage SRLC sont décrites comme suit :

Etape 1. Appliquez un tri à la séquence de départ S pour récupérer le tri des symboles $X1$ avec leurs positions $Y1$.

$$X1=\{0,0,0,0,1,1,1,1,1,4,4,4\},\ Y1=\{5,6,8,10,2,4,7,9,11,1,3,12\}$$

Etape 2. Appliquez un tri au vecteur des positions pour récupérer son tri $X2$ avec le vecteur index de répartition qui nous intéresse dans ce cas $Y2$.

$$X2 = \{1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12\},\ Y2 = \{10,5,11,6,1,2,7,3,8,4,9,12\}$$

Etape 3. Appliquez le codage RLC classique à la séquence de symboles triée $X1$ pour récupérer le vecteur séquence de symbole réduite C avec le vecteur d'occurrences O.

$$C = \{0,1,4\},\ O = \{4,5,3\}$$

Etape 4. Générez la séquence de mots-code S_SRLC dont chacun est formé par la concaténation de l'occurrence d'un symbole donné, le symbole lui-même avec des index de répartition selon la valeur de l'occurrence.

$$S_SRLC = \{40105116, 5112738, 344912\}$$

En comparant cette séquence à celle générée par RLC classique (S_RLC), sa longueur est beaucoup plus réduite. Ainsi, un mot-code de la séquence S_RLC est codé sur 1 octet engendrant un total de 11 octets ce qui donne un CR de 1.09 (8.25%). Par contre, chaque mot-code de la séquence S_SRLC est codé sur 3 octets ce qui donne un total de 9 octets avec un CR de 1.33 (24.81%) d'où une différence de 0.24 (16.56%). Le processus de SRLC peut être résumé par l'algorithme 4.3.

Algorithme 4.3 : Application du codage SRLC à une séquence de symboles S . Le résultat est une séquence de mots-code S_SRLC

Entrée: S : La séquence de symboles à coder de taille $i = 1,\ldots,k$

Sortie: S_SRLC : La séquence de mots-code générées par le codage RLC modifié (SRLC) de taille p

%Application de la fonction Tri *à* S *pour récupérer le vecteur des symboles tries* $X1$ *et leurs positions* $Y1$

tant que $i \leq k$ **faire**

$(\mathbf{X1}, \mathbf{Y1}) \leftarrow Tri(S)$

fin

%Application de la fonction Tri *à* $Y1$ *pour récupérer le tri du vecteur des positions* $X2$ *et le vecteur index de répartition* $Y2$

tant que $i \leq k$ **faire**

$(\mathbf{X2}, \mathbf{Y2}) \leftarrow Tri(Y1)$

fin

%Application de la fonction $Code_RLC$ *à* $X1$ *pour récupérer le vecteur séquence de symboles réduite* C *et le vecteur d'occurrences* O *de taille* p

tant que $i \leq k$ **faire**

$(C, O) \leftarrow Code_RLC(X1)$

fin

%Application de la fonction $Concat$ *à* O , C *et* $Y2$ *pour récupérer la séquence finale de codage* S_SRLC *de taille* p

$a \leftarrow 0$, $b \leftarrow 0$

tant que $j \leq p$ **faire**

$b \leftarrow b + Y2(i)$

$Z \leftarrow Y2(a+1 : b)$

$\{CODE\} \leftarrow Concat(O(i), C(i), Z)$

$S_SRLC(j) \leftarrow \{CODE\}$

fin

Algorithme 4.4: Application de SRLD à une séquence de mots-code ***S_SRLC*** pour récupérer la séquence de départ ***S***

Entrée : ***p*** : La taille de la séquence de mots-code ***S_SRLC*** : ***j = 1,…., p***

Entrée : ***S_SRLC*** : La séquence de mots-code générée par le codage SRLC

Sortie : ***S*** : La séquence de symboles de départ de taille ***k***

%Séparation des éléments de chaque mot-code de ***S_SRLC*** *pour récupérer le vecteur séquence de symboles réduite* ***C*** *,le vecteur d'occurrences* ***O*** *de taille* ***p*** *et le vecteur index de répartition* ***Y2*** *de taille* ***k***

tant que $j \le p$ **faire**

$V \leftarrow S_SRLC(j)$

$l \leftarrow length(V)$

$O \leftarrow V(1)$

$C \leftarrow V(2)$

$Y2 \leftarrow V(3:l)$

fin

%Application de la fonction ***Dec_RLC*** *à* $[C,O]$ *pour récupérer le vecteur des symboles triés* ***X1*** *de taille* ***k***

tant que $j \le p$ $faire$

$(X1) = Dec_RLC[C, O]$

fin

%Récupération de la séquence de symboles de départ ***S*** *de taille* ***k*** *en utilisant le vecteur index de répartition* ***Y2***

tant que $i \le k$ **faire**

$(S) \leftarrow X1(Y2)$

fin

En ce qui concerne le décodage, la procédure est très simple. Pour le cas de l'exemple précédent, les étapes de décodage peuvent être résumées comme suit :

Etape 1. Pour chaque mot-code de la séquence S_SRLC, récupérez sa longueur.

Etape 2. Stockez le 1er élément d'un mot-code donné dans le vecteur d'occurrences O, 2ème élément dans le vecteur séquence de symbole réduite C et le reste dans le vecteur index de répartition $Y2$.

Etape 3. Appliquez le décodage RLC classique aux vecteurs $[C,O]$ pour restituer le vecteur des symboles triés $X1$.

Etape 4. Réorganisez les éléments de $X1$ moyennant le vecteur index de répartition $Y2$ pour récupérer la séquence de symboles de départ S.

L'idée du décodage SRLC (Sorted Run Length Decoding SRLD) est décrite par l'algorithme 4.4.

4.3. Tests et résultats

4.3.1. Données, région couverte et procédures

Les données d'images pour la phase de tests sont issues de quelques canaux spectraux du Météosat-8 (MSG-1) acquises le 08 Décembre 2011 de 10h15 à 15h00 avec un pas de 15 min par l'Office National de Météorologie (ONM). Nous rappelons que le Météosat-8, qui est une contribution d'Eumetsat est un satellite géostationnaire d'une orbite de 3600 Km au-dessus de l'Equateur à la position 41.5 E couvrant l'Europe, l'Afrique et l'océan Indien **[Eumetsat ; Schmetz et al. 2002]**. Les images Météosat des séquences choisies pour la phase de tests sont d'une résolution de 1024x1024 pixels pour le canal HRV et de 256x256 pixels pour les autres canaux. Elles couvrent essentiellement une partie de l'Algérie. La figure 4.6 donne un échantillon des images utilisées.

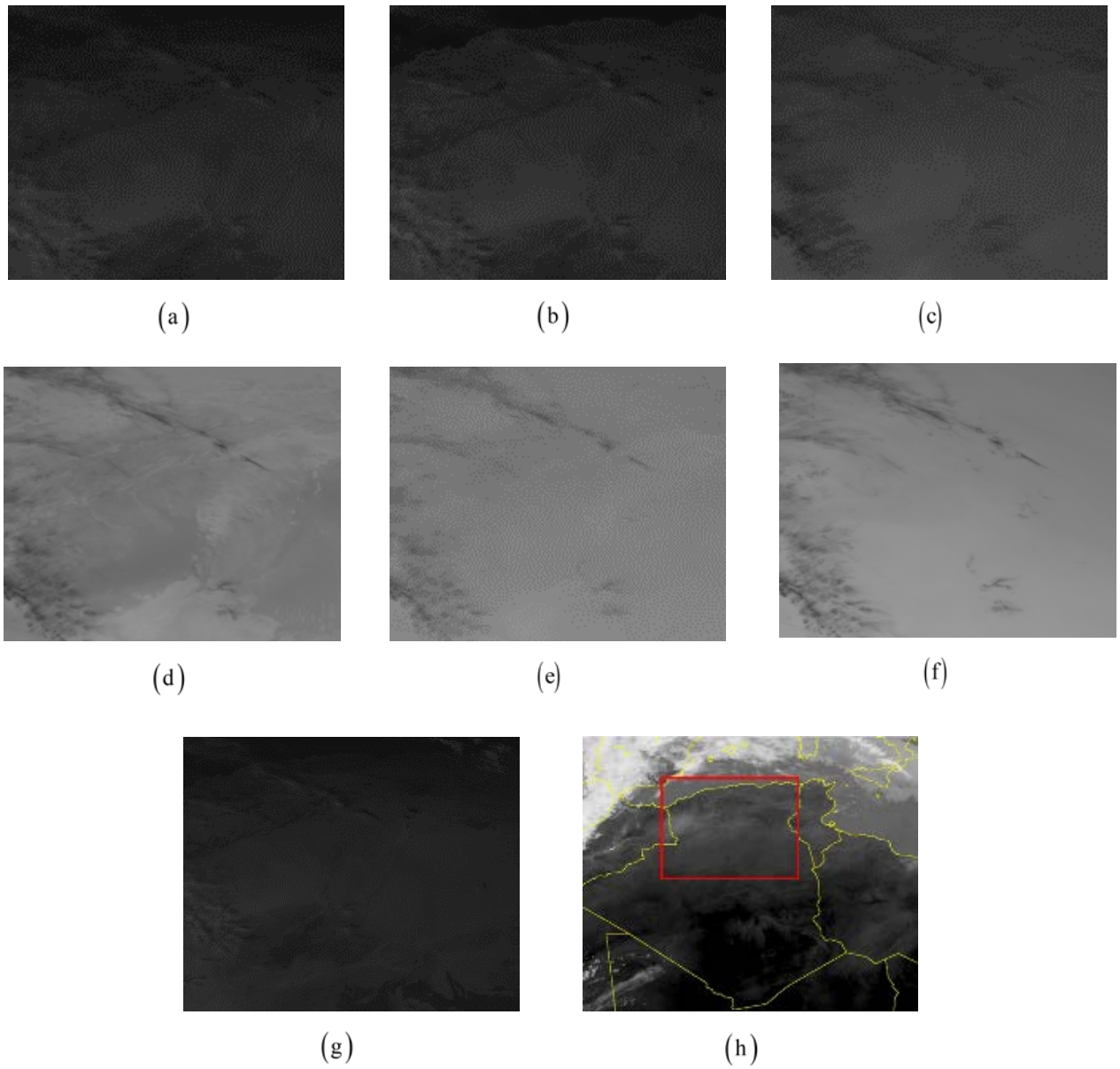


Fig. 4.6. Échantillon d'images Météosat des différentes séquences utilisées lors de la phase de tests (a) VIS 0.6 µm, (b) VIS 0.8 µm, (c) IR 3.9 µm, (d) IR 8.7 µm, (e) IR 9.7 µm, (f) WV 7.3 µm, (g) HRV, (h) la région d'étude entourée d'un rectangle rouge

Nous positionnons à travers cette phase de tests le schéma proposé par rapport à un standard de compression sans pertes développés par le groupe Joint Photographic Experts Group qui est le JPEG-LS **[Weinberger et al. 2000]**. Ce dernier constitue le cœur de plusieurs systèmes de compression d'images à bord des missions spatiales **[Yu et al. 2009]**.

En partant sur un point de vue commun entre les images satellitaires et les images médicales, qui est la préservation d'informations importantes après le processus de compression, nous mettons l'accent sur la faible performance de l'estimation/compensation du mouvement basée sur la recherche par blocs pour

quelques images des séquence médicales utilisés par les auteurs dans **[Miao et al. 2009]**. Ceci est un appui à notre choix du domaine de Radon au lieu de celui de l'image avec l'idée de la non-efficacité des techniques d'estimation/compensation du mouvement basée sur la recherche par blocs pour les raisons déjà citées.

C'est bien de rappeler que le stockage et la transmission en utilisant notre schéma de compression est réservé uniquement aux fichiers compressés car la finalité est la restitution de toutes les images Météosat par le schéma de décompression proposé sans faire appel aux images Météosat initiales. De ce fait, le CR est évalué en prenant en considération l'estimation/compensation du mouvement contrairement au cas de JPEG-LS où une évaluation est appliquée directement et séparément pour chaque image Météosat d'une séquence donnée et ceci par rapport au fonctionnement des systèmes de compression basés sur ces standards. D'autres critères d'évaluations sont incorporés dans cette étude comme le temps de compression et le PSNR.

4.3.2. Comparaison et discussion

A partir des tableaux 4.1, 4.2 et 4.3 qui illustrent les résultats obtenus par application de notre schéma de compression et le standard JPEG-LS sur une série de séquence d'images Météosat, de nombreux aspects satisfaisants peuvent être tirés.

Pour un taux CR moyen, nous remarquons que la méthode proposée surpasse la norme JPEG-LS pour la majorité des séquences d'images Météosat. Ainsi, les valeurs élevées du PSNR moyen des images Météosat compensées confirment l'efficacité de l'algorithme ARPS dans l'estimation du mouvement des macroblocs dans le domaine homogène fourni par le FMT. Il convient de souligner que les images Météosat compensées sont obtenues en appliquant un FMT inverse aux matrices Mojette compensées. Il existe généralement une cohérence entre les images Météosat successives qui diffère d'un canal SEVIRI à un autre. Le degré d'exploitation de cette cohérence diffère d'une méthode à l'autre en fonction de l'efficacité du schéma appliqué. Cette cohérence conduit à travers l'algorithme FMT et ARPS à une forte correspondance entre les deux matrices Mojette compensées et prédites, ce qui se traduit par des valeurs élevées du PSNR moyen. Ainsi, la différence entre les deux matrices permet de récupérer une matrice d'erreurs résiduelles avec peu de symboles, et donc une élimination maximale de la redondance entre les points Mojette. Le codage SRLC dans ces conditions génère une séquence de mots-code de courte longueur conduisant à un CR élevé.

Table 4.1. Performances en CR moyen pour les séquences d'images Météosat

Séquence d'images Météosat	JPEG-LS	Schéma proposé
VIS 0.6 µm	3.8468	6.5030
VIS 0.8 µm	3.6532	5.8426
IR 3.9 µm	3.6274	5.3396
IR 8.7 µm	3.5774	4.5362
IR 9.7 µm	4.1784	5.3990
WV 7.3 µm	**4.7421**	**4.1777**
HRV	4.5168	4.65

Table 4.2. Performances en PSNR moyen entre les images Météosat compensées et prédites des séquences d'images Météosat utilisées pour le schéma proposé.

Séquence d'images Météosat	PSNR moyen (dB)
VIS 0.6 µm	39.3668
VIS 0.8 µm	38.0214
IR 3.9 µm	36.9057
IR 8.7 µm	36.5260
IR 9.7 µm	38.2099
WV 7.3 µm	35.1769
HRV	37.4805

Table 4.3. Relation entre le CR moyen et la longueur moyenne de la séquence du codage SRLC

Séquence d'images Météosat	CR moyen	Longueur moyenne de la séquence du codage SRLC
VIS 0.6 µm	6.5030	68
VIS 0.8 µm	5.8426	78
IR 3.9 µm	5.3396	87
IR 8.7 µm	4.5362	99
IR 9.7 µm	5.3990	86
WV 7.3 µm	4.1777	112
HRV	4.6499	173

Nous notons également qu'il existe une relation claire entre le PSNR moyen des images Météosat compensées et le CR moyen. Ainsi, la relation croissante entre le CR moyen et le PSNR moyen et la relation inverse entre le CR moyen et la longueur de la séquence SRLC représentent un support et une synthèse pour cette analyse.

A partir du tableau 4.1, l'exception dans le CR moyen pour la séquence du canal WV 7.3 µm est probablement causée par deux facteurs. Le premier facteur et comme le montre la figure 4.7, l'image référence (Première valeur à 10h30) a nécessité plus d'octets que les images Météosat prédites pour le codage, car ce dernier était en mode intra sans compensation du mouvement. Cela a provoqué une dégradation du CR moyen pour la séquence en question. Cette remarque est valable pour les autres séquences des autres canaux.

Le deuxième facteur est la faible corrélation entre les images Météosat de la séquence du canal WV 7.3 µm. Comme l'illustre la figure 4.8 (la séquence du canal WV 7.3 µm du 08 Décembre 2011), une dégradation de la qualité des images Météosat compensées est remarquable à partir de l'image Météosat de 13h45 ce qui a engendré une matrice d'erreurs résiduelles avec une faible élimination de redondance. Certes, les bonnes valeurs du PSNR est une preuve de l'efficacité de l'estimation du mouvement dans le domaine de Radon. Par contre, la valeur du PSNR moyen est la plus faible parmi celles des autres séquences d'images Météosat. Cette remarque est confirmée aussi par la figure 4.9 qui montre clairement que la séquence du canal WV 7.3 µm du 08 Décembre 2011 comporte des images moins cohérentes par rapport aux séquences des autres canaux de la même date. Ceci est traduit par l'importance des fluctuations dans les valeurs du PSNR des images Météosat compensées successives de la même séquence. D'après le tableau 4.1 et la figure 4.9 et partons du point de vue relationnel CR/PSNR des images Météosat compensées de la méthode proposée, une hausse du PSNR des images compensées engendre une hausse du CR. On remarque aussi la diminution du PSNR avec l'éloignement de l'image référence ce qui nécessite et justifie le renouvellement de cette dernière toute les 6 h.

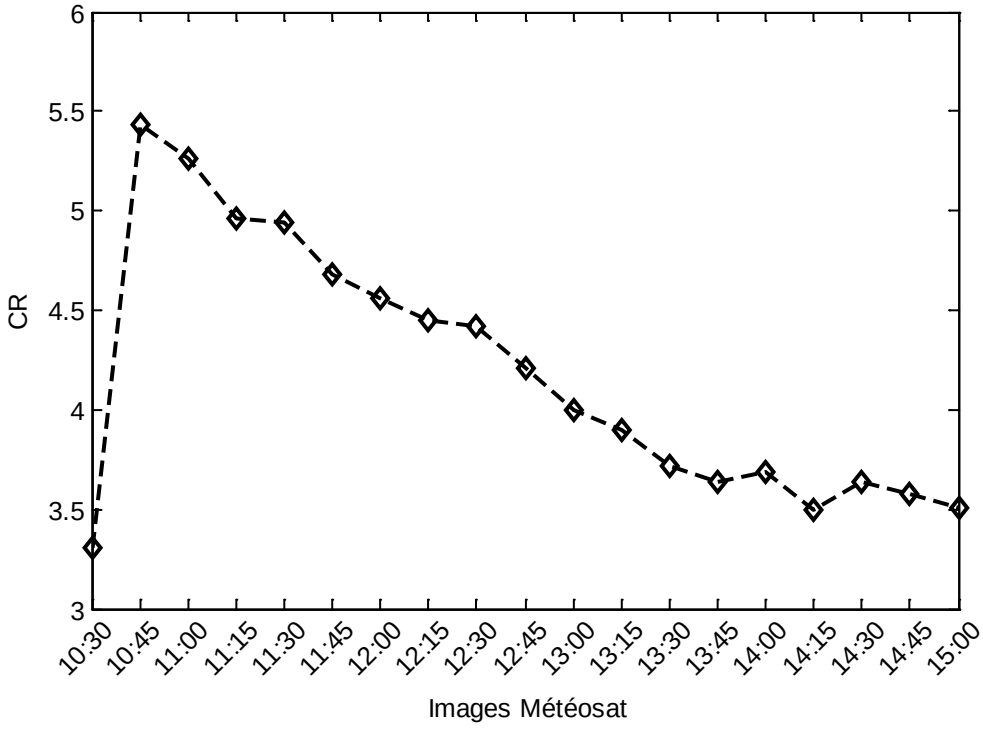


Fig. 4.7. Evolution du CR pour la séquence WV 7.3 µm acquise le 08 Décembre 2011

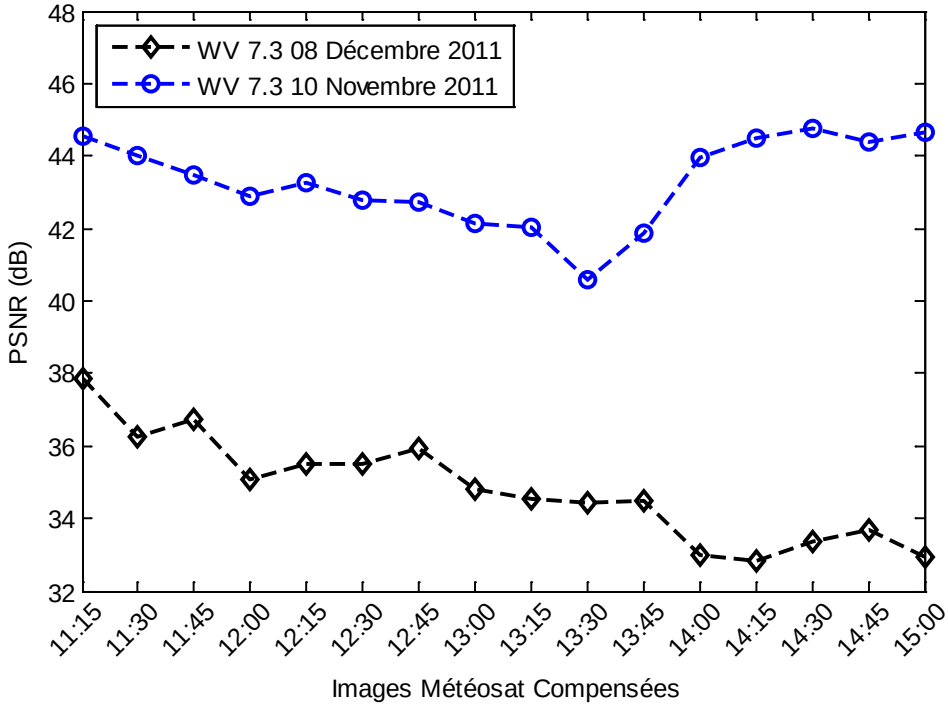


Fig. 4.8. PSNR entre 11h15 et 15h00 des images Météosat compensées pour les séquences du canal WV 7.3 µm du 08 Décembre 2011 et 10 Novembre 2011.

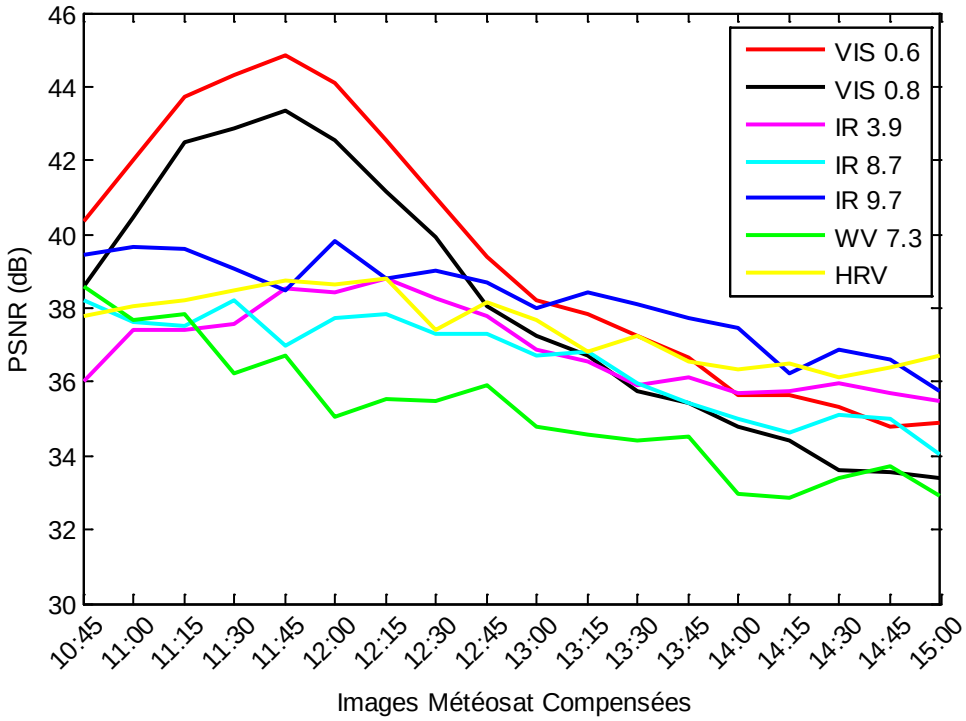


Fig. 4.9. PSNR entre 10h45 et 15h00 des images Météosat compensées pour les séquences d'images Météosat des différents canaux du 08 Décembre 2011.

Pour confirmer l'efficacité de la méthode de compression proposée et pour ne pas prendre les deux facteurs précédents comme hypothèses, un deuxième test a été effectué sur une séquence d'images Météosat du canal WV 7.3 µm acquise le 10 Novembre 2011 entre 11h00 et 15h15.

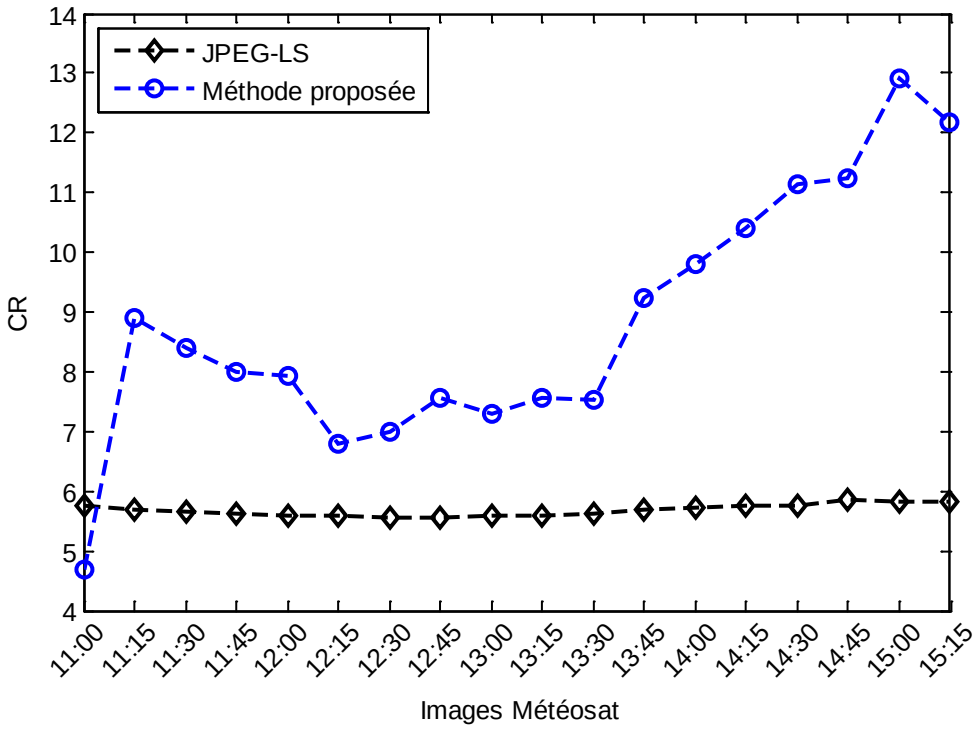


Fig. 4.10. Comparaison des résultats de compression pour la séquence de canaux WV 7.3 µm du 10 Novembre 2011

Comme prévu, la méthode proposée donne des résultats intéressants dans le cas de séquences d'images Météosat de forte cohérence. La figure 4.8 illustre l'efficacité de l'estimation et compensation du mouvement dans le domaine de Radon avec d'importantes valeurs du PSNR par rapport au cas de la séquence du canal WV 7.3 µm du 08 Décembre 2011 en obtenant un pic de 45.2689 dB à 14h30 et un PSNR moyen de 43.4098 dB.

A partir de la figure 4.10 et à l'exception de l'image référence, la méthode proposée surpasse le standard JPEG-LS en termes de compression pour l'ensemble des images Météosat prédites de la séquence du canal WV 7.3 µm du 10 Novembre 2011 : CR moyen de 8.8094 pour la méthode proposée contre 5.6783 pour JPEG-LS. Ce résultat est logique vu la forte corrélation des images Météosat de la séquence en question.

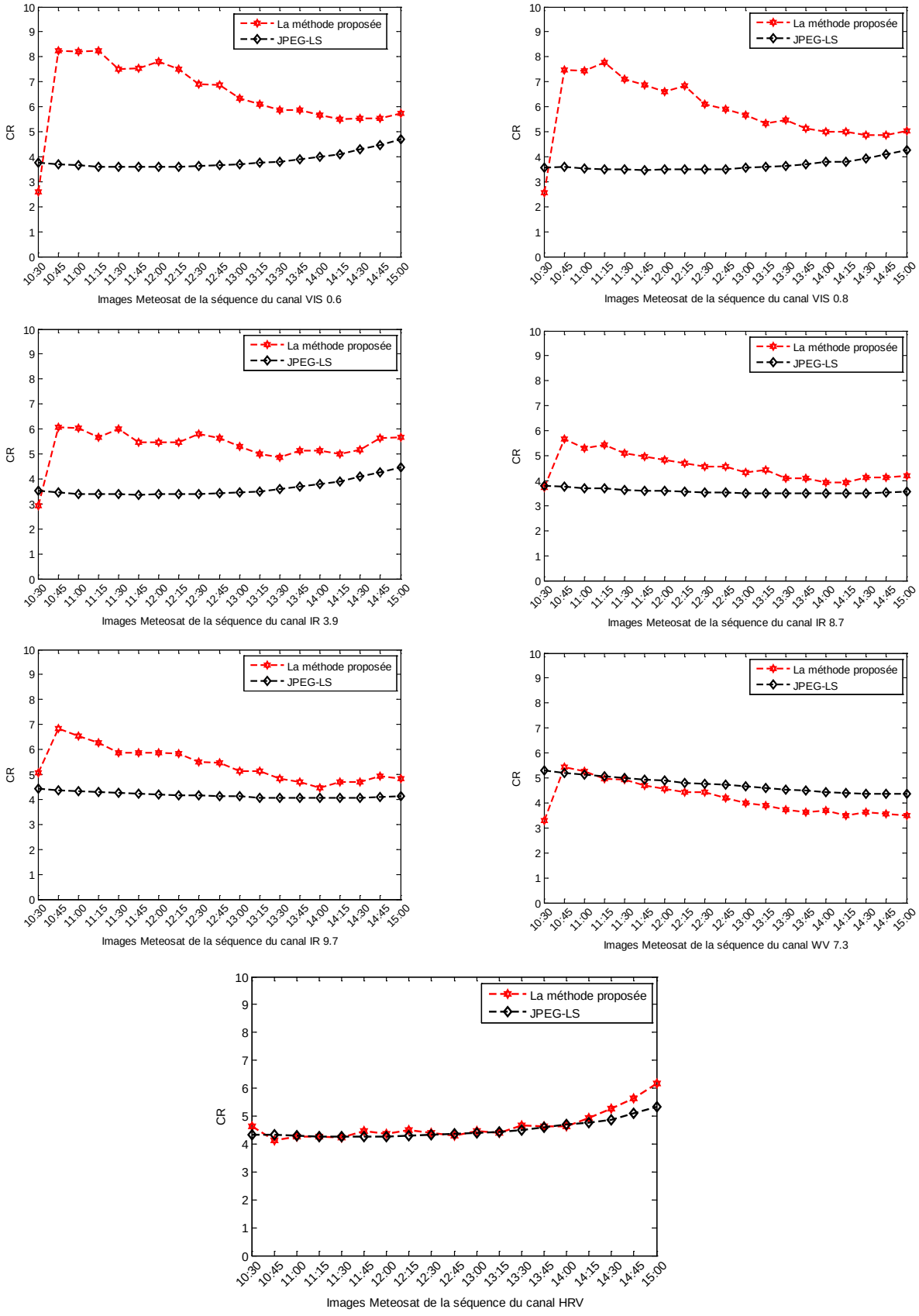


Fig. 4.11. Comparaison des résultats de compression des images Météosat pour les séquences des différents canaux du 08 Décembre 2011.

Nous donnons comme annexe à cette étude la figure 4.11 qui englobe la comparaison en termes de compression entre la méthode proposée et le standard JPEG-LS des images Météosat pour les séquences des différents canaux du 08 Décembre 2011. On remarque clairement l'efficacité de la méthode proposée par rapport au standard JPEG-LS pour toutes les séquences d'images Météosat. Si nous faisons un lien avec la figure 4.9, en plus la remarque faite auparavant sur la séquence du canal WV 7.3 µm, on remarque clairement la relation entre les fluctuations du PSNR des images Météosat compensées et le CR. La cohérence remarquable entre les images Météosat de la séquence du canal VIS 0.6 µm justifie le CR élevé pour cette séquence. Par contre, les fluctuations du PSNR des images Météosat compensées du canal IR 8.7 µm traduites par la non cohérence des images Météosat prédites de cette même séquence ont engendré une dégradation du CR. Cette remarque est valable pour les autres séquences d'images Météosat des autres canaux.

Un autre point important que nous devons signaler est le temps de compression. Nous rappelons que notre principal intérêt à travers cette thèse est l'aspect compression. Comme connu, le processus de l'estimation/compensation du mouvement exige beaucoup de temps. Malgré l'utilisation de l'ARPS qui est moins gourmand en ressource comparant aux autres algorithmes d'estimation du mouvement, le temps de compression obtenu par JPEG-LS reste inférieur. Par exemple, ce temps de compression est autour de 3 s pour la méthode proposée et 1 s pour JPEG-LS dans le cas des séquences d'images Météosat de résolution de 256×256 pixels. Certes, cette différence peut être négligée car la longueur maximale d'une séquence d'images Météosat à compresser ne dépasse pas 6h (renouvèlement de l'image référence toutes les 6 h). Le temps de compression peut être boosté par l'utilisation d'une machine puissante. Nous ajouterons que les expériences ont été réalisées sur un Intel Core i5-4200U@ 1,60 GHz avec 4 Go de RAM.

CONCLUSION

Dans cette thèse, nous avons présenté nos contributions dans le domaine de la compression d'images Météosat. Elles s'appuient principalement sur l'apport d'un codage approprié dans le domaine de Radon en compressant efficacement une séquence d'images Météosat. Les séquences d'images présentent une quantité d'information bien plus importante que des images individuelles. En effet, la prise en compte du temps accroit considérablement le nombre d'états possibles ce qui se traduit par une quantité d'information plus importante. Le besoin très croissant de ces images de télédétection dans divers domaines se heurte au faible taux de développement des méthodes de compression pour différents imageurs. Pour ce type de données, le plus grand défi pour les chercheurs est de développer des méthodes de compression sans pertes afin de préserver leur qualité à des fins de transmission ou de stockage.

Pour concevoir nos techniques, nous avons a procédé à une revue des principales techniques de compression de séquences d'images publiées dans la littérature et développées pour les différentes missions spatiales y compris Météosat. Les méthodes de compression sans pertes exploitant la redondance temporelle étaient les mieux adaptées à la compression des séquences d'images satellitaires et que celles basées sur les transformations linéaires donnaient le meilleur compromis possible entre le taux de compression et la qualité de restitution des images. Parmi ces techniques, Celles utilisant le domaine de Radon ont été retenues car elles semblent convenir à cette exigence.

Le domaine de Radon, représenté par la transformée Mojette Modifiée (FMT), a permis de générer efficacement une matrice Mojette engendrée par les redondances intra et inter-projections. Cette nouvelle transformée permet de récupérer directement une matrice donnant possibilité d'exploiter la redondance intra et inter-projections en plus de son adaptation selon la taille de l'image en question par application par blocs. La FMT permis ainsi de générer un milieu homogène afin de faciliter l'application de l'estimation du mouvement par l'ARPS, ce qui a abouti à une matrice Mojette compensée très similaire à la matrice Mojette de l'image Météosat prédite à compresser. L'ARPS (Adaptive Rood Pattern Search) permet d'éviter les complexités rencontrées lors de l'utilisation de ces mêmes techniques directement sur des images de télédétection comme l'effet bloc. La matrice résiduelle obtenue par la soustraction entre les deux matrices Mojette précédentes est codée efficacement par le codeur entropique SRLC (Sorted Run Length Coding) que nous avons développée. Ce codeur a permis de réduire considérablement la quantité de donnée à transmettre ou à stocker par une génération d'une séquence de mots-code réduites au maximum.

Appliquée sur une séquence d'images Météosat acquises en Novembre et Décembre 2011, la méthode développée a permis d'obtenir un fort taux de compression dépassant les performances du standard JPEG-LS. En termes de compression, notre schéma fonctionne mieux qu'au standard JPEG-LS pour les différents

canaux du radiomètre SEVIRI. Aussi, notre méthode est apte à achever une forte compression sans pertes proche de celles assurée par les schémas de compression avec pertes dans le cas d'une séquence d'images Météosat de forte cohérence. Ceci la qualifie pour être une bonne alternative des schémas de compression avec pertes existants : à bord, au niveau des stations terrestres ou applicable à des bases de données, et comme appui aux techniques exploitant des images Météosat en général, et leurs séquences en particuliers.

Le schéma proposé peut être utilisé comme pré-technique pour des méthodes utilisant des images Météosat en général et leurs séquences en particulier après le processus de décompression tel que le suivi des phénomènes météorologiques, la segmentation, etc. Ce schéma représente donc un outil puissant qui rend possible l'archivage d'images météorologiques sur de longues périodes et par conséquent, l'étude des changements climatiques à long terme.

.

Bibliographie

[Ahmed et al. 1974] : Ahmed, N., Natarajan, T., Rao, K, R.: Discrete Cosine Transform, IEEE Computers Transactions. 23(1), 90-94 (1974) DOI: 10.1109/T-C.1974.223784

[Amato et al. 2000] : Amato, U., Angelini, C., Serio, C.: Compression of AVHRR images by wavelet packets. Environmental Modelling. Software. 15(2), 127-138 (2000) DOI 10.1016/S1364-8152(99)00008-0

[Brower et al. 2000] : Brower, B, V., Cosgrove, M, A., Lewis, D, H., VanLare, G, R., Fisher, T, J., Charneski, D, M. :An advanced space-qualified downlink image compression ASIC for commercial remote sensing applications, Proceedings of SPIE on Applications of Digital Image Processing XXIII, vol.41115, 311-319 (2000) Doi: 10.1117/12.411555

[Brouard 2010] : Brouard, O. : Pré-analyse de la vidéo pour un codage adapté. Application au codage de la TVHD en flux H.264, thèse de Doctorat en Automatique, Robotique, Traitement du signal et Informatique Appliquée. Université de Nantes (2010).

[Boulos 2010] : Boulos, F. : Transmission d'images et de vidéos sur réseaux à pertes de paquets : Mécanismes de protection et optimisation de la qualité perçue, Thèse de Doctorat IRCCyN. Université de Nantes (2015)

[Barjatya 2004] : Barjatya, A.: Block Matching Algorithms For Motion Estimation, DIP 6620. Final Project Paper (2004)

[Benoit et al. 2003] : Parrein, B., Normand, N., Guédon, J, P. : Multimedia forward error correcting codes for wireless LAN, Annales Des Télécommunications. 58(3), 448–463 (2003) DOI: 10.1007/BF03001024.

[Burrows et Wheeler 1994]: Burrows, M., Wheeler, D. J.: A block-sorting lossless data compression algorithm. Technical Report 124, Digital Equipment Corporation, SRC research report (1994)

[Bennartz et Schroeder 2012] : Bennartz, R., Schroeder, M.: Convective Activity over Africa and the Tropical Atlantic Inferred from 20 Years of Geostationary Meteosat Infrared Observations. Journal of Climate, 25(1), 156–169 (2012) JSTOR, www.jstor.org/stable/26191501.

[Cermak et Bendix 2008] : Cermak, J., Bendix, J.: A novel approach to fog/low stratus detection using Meteosat 8 data. Atmospheric Research. 87(3-4), 279-292 (2008) DOI 10.1016/j.atmosres.2007.11.009

[Cherifi et al. 2015-a] : Cherifi, M., Lahdir, M., Ameur, S., Ameur, Z.: The effectiveness of the Radon transform against the quantization noise, European Scientific Journal. 11(6),70-81 (2015)

[Cherifi et al. 2015-b] : Cherifi, M., Lahdir, M., Ameur, S.: Sorted run length coding-application to Meteosat image compression. In: Proceedings of 2014 International Conference on Environmental Engineering and Computer Application (ICEECA 2014), CRC Press, pp. 159-163 (2015) DOI 10.1201/b18565-33

[Cherifi et al. 2015-c] : Cherifi, M., Lahdir, M., Ameur, S.: A novel Meteosat Second Generation image compression method based on Radon transform, Linear Predictive Coding with filtering and Sorted Run Length Coding. IRECOS. 10(4), 438-447 (2015) DOI 10.15866/irecos.v10i4.5704

[Cherifi et al. 2019] : Cherifi, M., Lahdir, M., Ameur, S.: Meteosat image sequence coding in the Radon field. Optik. Vol. 182, 1228-1243 (2019) DOI https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2019.02.015

[Chapin 1950] : Chapin, C**.:** Differential quantization of communication signals, U.S. patent 2605361, filed June 29, 1950, issued July 29, 1952.

[CCSDS 2002] : CCSDS, Image data compression, recommendation for space data system standards, CCSDS122.0-B-1, November (2005).

[Courmontagne 1998] : Courmontagne, P**. :** Transformée de Radon et filtrage Application à la détection de sillages de mobiles marins, GRETSI, Saint Martin d'Hères. 15(4), 297-307, France (1998)

[Deans 1993] : Deans, S.R.: The Radon Transform and Some of its Applications, revised ed., Krieger, Malabar, Florida (1993)

[Delaunay 2008] : Delaunay, X**. :** Compression d'images satellite par post-transformées dans le domaine des ondelettes, thèse de Doctorat en Télécommunications, Laboratoire des Télécommunications Spatiales et Aéronautiques. TéSA Institut National Polytechnique de Toulouse. France. (2008)

[Dubois 1998] : Dubois, F**. :** Reconstruction des images tomographiques par rétroprojection filtrée, Revue de l'ACOMEN. 4(2), 92–99 (1998).

[Der Sarkissian 2015] : Der Sarkissian, H. : Thèse Doctorat, Tomographie et géométrie discrètes avec la transformée Mojette, IRCCyN. Université de Nantes (2015)

[Eumetsat] : Eumetsat.:https://www.eumetsat.int/website/home/index.html

[Endlich et Wolf 1981] : Endlich, R. M., Wolf, D. E.: Automatic cloud tracking applied to Goes and Meteosat observations. Journal of Applied Meteorology. 20(3), 309–319 (1981) DOI 10.1175/1520-0450(1981)020<0309:ACTATG>2.0.CO;2

[Elouedi et al. 2013] : Elouedi, I., Fournier, I., Nait-Ali, A., Hamouda, A.: Generalized multi-directional discrete Radon transform, Signal Processing.93(1), 345–355 (2013) DOI : 10.1016/j.sigpro.2012.07.031.

[Fessler 2009] : Fessler, J.: Analytical tomographic image reconstruction methods, Chapter 3, College of Engineering. University of Michigan (2009).

[Gimona et al. 2014] : Gimona, A., Poggio, L., Aalders, I., Aitkenhead, M.: The effect of image compression on synthetic PROBA-V images. Int. J. Remote Sens. 35(7), 2639-2653 (2014) DOI 10.1080/01431161.2014.883101

[Guédon et al. 1995] : Guédon, J., Barba, D., Burger, N.: Psychovisual image coding via an exact discrete Radon transform. In: Wu, L., ed.: Proc. Visual Communications and Image Processing1995 (VCIP95), Taiwan, CORESA, pp. 562-572 (1995)

[Gharavi et Mills 1990] : Gharavi, H., Mills, M.: Block-matching motion estimation algorithms: new results, IEEE Trans. Circ. Syst., 37(5), 649–651 (1990) DOI: 10.1109/31.55010.

[Guédon et al. 2001] : Guédon, J, P., Parrein, B., Normand, N.: Internet distributed image information system , Integrated Computer-Aided Engineering, 8(3), 205-214 (2001) DOI: 10.3233/ICA-2001-8303

[Huffman 1952]: Huffman, D, A.: A method for the construction of minimum redundancy codes, Proceedings of the IRE. Massachusetts Institute of Technology. 40(9), 1098-1101 (1952) DOI: 10.1109/JRPROC.1952.273898

[Huang 1981] : Huang, T, S.: Image Sequence Analysis, Springer-Verlag. Edition 1. p. 440 (1981) DOI : 10.1007/978-3-642-87037-8

[Huang 1983] : Huang, T, S.: Image Sequence Processing and Dynamic Scene Analysis, Springer-Verlag Berlin Heidelberg. Edition 1. p. 741 (1983) DOI : 10.1007/978-3-642-81935-3

[h261 1995] : ITU-T Rec. H. 261, Video codec for audio visual services at P × 64 kbit/s (1995).

[Herman 1972] : Herman, G, T**.:** Two direct methods for reconstructing pictures from their projections: a comparative study, Comput. Graphics Image Process. 2(1), 123–144 (1972).

[Hamma et al. 2006] : Hamma , S., Cizeron, E., Issaka, H., Guédon, J, P.: Performance evaluation of reactive and proactive routing protocol in IEEE 802.11 ad hoc network, Proc. SPIE 6387, Next-Generation Communication and Sensor Networks (2006) DOI : 10.1117/12.686251.

[Jaiswal et Kishtawal 2011] : Jaiswal, N., Kishtawal, C. M.: Automatic Determination of Center of Tropical Cyclone in Satellite-Generated IR Images. IEEE let. Geoscience. Remote. Sens. 8(3), 460-463 (2011) DOI 10.1109/LGRS.2010.2085418

[Jain et Jain 1981] : Jain, J, R., Jain, A, K.: Displacement measurement and its application in interframe image coding, IEEE Trans. Commun. 29(12), 1799–1808, (1981) DOI:10.1109/TCOM.1981.1094950.

[Khan et al. 2017] : Khan, A., Khan, A., Khan, M., Uzair, M.: Lossless image compression: application of Bi-level Burrows Wheeler Compression Algorithm (BBWCA) to 2-D data. Multimed Tools Appl. 76(10), 12391–12416 (2017) DOI 10.1007/s11042-016-3629-2

[Kingston et Autrusseau 2008] : Kingston, A., Autrusseau, F.: Lossless Image Compression via Predictive Coding of Discrete Radon Projections, Signal Processing Image Communication. 23(4), 313–324 (2008) DOI : 10.1016/j.image.2008.03.001

[Kramer 2006] : Kramer, H, J. : Presentation of STEREO (Solar-Terrestrial Relations Observatory), Last Retrieved in February 2006, from
http://directory.eoportal.org/pres_STEREOSolarTerrestrialRelationsObservatory.html

[Koga et al 1981] : Koga, T., Iinuma, K., Hirano, A., Iijima, Y., Ishiguro, T.: Motion compensated interframe coding for video conferencing, National Telecommunication. Conference. Proc. G5.3.1–5, New Orleans (1981)

[Kappagantula et Rao 1984] : Kappagantula, S., Rao, K, R.: Motion Compensated Predictive Coding. Proc. SPIE 0432. Applications of Digital Image Processing VI. (1984) DOI :10.1117/12.936642.

[Katz 1977] : Katz, M. B.: Questions of Uniqueness and Resolution in Reconstruction from Projections, Lecture Notes in Biomathematics, Springer, Berlin (1977) DOI 10.1007/978-3-642-45507-0

[Llasat et al. 1999] : Llasat, M. C., Ramis, C., Lanza, L.: Storm tracking and monitoring using objective synoptic diagnosis and cluster identification from infrared Meteosat imagery: A case study. Meteorology and Atmospheric Physics. 71(3-4), 139–155 (1999) DOI 10.1007/s007030050

[Lahdir et al. 2011] : Lahdir, M., Nait-ali, A., Ameur, S.: Fast Encoding-Decoding of 3D Hyperspectral Images Using a Non-Supervised Multimodal Compression Scheme. Journal of Signal and Information Processing. 2(4), 316-321 (2011) DOI 10.4236/jsip.2011.24045

[Lahdir et al. 2006] : Lahdir, M., Ameur, S., Adane, A.: Non iterative algorithm based on biorthogonal wavelets and fractals for the compression of satellite images. Télédétection. 6(4), 345-360 (2006)

[Lahdir et al 2005] : Lahdir, M., Ameur, S., Akrour, L. : Codage d'images numériques par fractales dans le domaine de la DCT, 3rd International Conference : Sciences of Electronics. 131-135, Tunisia. (2005).

[Lambert-Nebout et Moury 1999] : Lambert-Nebout, C., Moury, G.: A survey of on-board image compression for CNES space missions, Proceedings of the 1999 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2032–2034 (1999) DOI: 10.1109/IGARSS.1999.775023

[Lilian et al. 2012] : Lilian, N, F., Leila M, G, F., Max H, M, Costa. : Performance Evaluation of Data Compression Systems Applied to Satellite Imagery, Hindawi Publishing Corporation, Journal of Electrical and Computer Engineering, Volume 2012, Article ID 471857, 15 pages Doi:10.1155/2012/471857

[Li et al. 1994] : Li, R., Zeng, B., M, L, Liou.: A New Three-Step Search Algorithm for Block Motion Estimation, IEEE Trans. Circuits And Systems For Video Technology. 4(4), 438-442 (1994) DOI: 10.1109/76.313138

[Liu et Zhao 2009] : Liu, Y., Zhao, J.:A new video watermarking algorithm based on 1D DFT and Radon transform, Signal Processing. 90(2), 626–639 (2010) DOI:10.1016/j.sigpro.2009.08.001.

[Miguel et al. 2012] : Miguel, A., Riskin, E., Ladner, R., Barney, D.: Near-lossless and lossy compression of imaging spectrometer data: comparison of information extraction performance. Signal, Image and Video Processing. 6(4), 597-611 (2012) DOI 10.1007/s11760-010-0191-7

[Marques 2011] : Marques, O.: Practical image and video processing using Matlab», John Wiley & Sons, publication and IEEE Press. p.696 (2011).

[Madhuri et la. 2014] : Madhuri, A, J., Mehul, S, R., Yogesh, H, D,. Kalyani, R, J,. Shilpa, P, M.: Image and Video Compression: Fundamentals, Techniques, and Applications, 1st Edition, CRC Press. p.236 (2014)

[Moury et Latry 2003] : Moury, G, A., Latry, C. : In-orbit commissioning of SPOT5 image compression function ,Proceedings of the SPIE on Earth Observing SystemsVIII, vol.5151, 540-551 (2003) Doi: 10.1117/12.503919

[Miao et al. 2009] : Miao, S. G., Ke, F. S., Chen, S. C.: A Lossless Compression Method for Medical Image Sequences Using JPEG-LS and Interframe Coding. IEEE trans. Inform. Techno. Biom. 13(5), 818-821 (2009) DOI 10.1109/TITB.2009.2022971

[Murphy 1986] : Murphy, L, M**.:** Linear feature detection and enhancement in noisy images via the Radon transform, Pattern Recognition Letters. 4(4), 279-284 (1986) DOI : /10.1016/0167-8655(86)90009-7

[Moreno et al. 2011] : Moreno, A., Miramontes, G., Garcia, E., Sifuentes, C., Magallanes, R., De la rosa, E. : La transformada Mojette, DIFU100ci@. 5(2), 28 – 33 (2011).

[Nie et Ma 2002] : Nie, Y., Ma, K. K.: Adaptive rood pattern search for fast block-matching motion estimation. IEEE trans. Image Process. 11(12), 1442-1449 (2002) DOI 10.1109/TIP.2002.806251

[Nafaa et al. 2015] : Nacereddine, N., Tabbone, S., Ziou, D.: Similarity Transformation Parameters Recovery based on Radon Transform. Application in Image Registration and Object Recognition, Pattern Recognition. 48(7), 2227–2240 (2015) DOI: 10.1016/j.patcog.2015.01.017

[Nguyen et al. 2009] : Nguyen, M, K., Truong, T, T., Driol, C., Zaidi, H.: On a Novel Approach to Compton Scattered Emission Imaging, IEEE Transactions on Nuclear Science. 56(3), 1430 – 1437 (2009) DOI: 10.1109/TNS.2009.2018106

[Normand et al. 1996] : Normand, N., Guédon, J, P., Philippe, O., Barba, D.: Controlled redundancy for image coding and high-speed transmission, SPIE Digital Library, vol. 2727, 1070-1081 (1996) DOI : 10.1117/12.233180

[Normand 2012] : Normand, N. : Projections et distances discrètes, Thèse habilitation à diriger des recherches. IRCCyN. Université de Nantes (2012)

[Pesquer et al. 2013] : Pesquer, L., Pons, X., Cortès, A., Serral, I.: Spatial pattern alterations from JPEG2000 lossy compression of remote sensing images: massive variogram analysis in high performance computing. J. Appl. Remote Sens. 7(1), 073595 (2013) DOI 10.1117/1.JRS.7.073595

[Pearlman et Said 2011] : Pearlman, W, A., Said, A.: Digital signal compression principles and practice, Cambridge university press. p. 440 (2011).

[Pennebaker 1996] : Pennebaker, W, B.: Motion vector search strategies for MPEG-1, Technical Report ESC96–002. Encoding Science Concepts, Inc. (1996)

[Parrein 2015] : Parrein, B. : Le code à effacement Mojette: Applications dans les réseaux et dans le Cloud, Thèse Habilitation à diriger des recherches. IRCCyN. Université de Nantes (2015)

[Richards 2013] : Richards, J, A.: Remote Sensing Digital Image Analysis - An Introduction, Fifth Edition Springer, p. 501 (2013) DOI 10.1007/978-3-642-30062-2

[Ramachandran et Lakshminarayanan 1971] : Ramachandran, G, N., Lakshminarayanan, A, V.: Three-dimensional reconstruction from radiographs and electron micrographs: application of convolutions instead of Fourier transforms, Proceedings of the National Academy of Sciences. 68(9), 2236–2240 (1971).

[Radon 1917] : Radon, J**.:** On the determination of functions from their integrals along certain manifolds, translation of Radon's 1917 paper by R. Lohner, The Radon transform and some of its applications, Annexe A, 204-217. John Wiley & Sons (1983)

[Rice et Plaunt 1971] : Rice, R, F., Plaunt, R.: Adaptive variable-length coding for efficient compression of spacecraft television data, IEEE Transactions on Communications, 6(9), 889–897 (1971) DOI: 10.1109/TCOM.1971.1090789

[Sharma et al. 2015] : Sharma, S., Dewal, M.L., Anand, R.S.: Performance evaluation of 3D hybrid transforms and 2D-set partitioning methods for lossy hyperspectral data compression. Signal, Image and Video Processing. 9(8), 1881-1888 (2015) DOI 10.1007/s11760-014-0678-8

[Sayood 2012] : Sayood, K.: Introduction to data compression, 4th Edition, Morgan Kaufmann. p.743 (2012).

[Shapiro 1993] : Shapiro, J, M.: An embedded hierarchical image coder using zerotrees of wavelet coefficients, Data Compression Conference, 1993. DCC '93. 214 - 223 DOI: 10.1109/DCC.1993.253128.

[Said et Pearlman 1996] : Said; A., Pearlman, W, A.: A new, fast, and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees, IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology. 6(3), 243 – 250 (1996) DOI: 10.1109/76.499834.

[Schaller et al. 2000] : Schaller, S., Noo, F., Sauer, F., Tam, K, C., Lauritsch, G., Flohr, T.: Exact Radon rebinning algorithm for the long object problem in helical cone-beam CT, IEEE Transactions on Medical Imaging. 19(5), 361 – 375 (2000) DOI: 10.1109/42.870247

[Servieres 2005] : Servieres, M. : Reconstruction Tomographique Mojette, Thèse Doctorat, IRCCyN. Université de Nantes (2005)

[Schmetz et al. 2002]: Schmetz, J., Pili, P., Tjemkes, S., Just, D., Kerkmann, J., Rota, S., Ratier, A.: An Introduction to Meteosat Second Generation (MSG). Bull. Amer. Meteor. Soc., 83(7), 977–992 (2002) DOI 10.1175/1520-0477(2002)083<0977:AITMSG>2.3.CO;2

[Thyagarajan 2011]: Thyagarajan, K, S.: Still image and video compression with Matlab , A John Wiley & Sons publication. p.442 (2011).

[Tyagi et Sharma 2012] : Tyagi, R., Sharma, D, K.: Digital image compression comparisons using DPCM and DPCM with LMS algorith, International Journal of Computer Applications & Information Technology. 1(2), 65-71 (2012).

[Tekalp 1995] : Tekalp, A, M.: Digital Video Processing, Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ. p. 526 (1995)

[Thomas et Hons 1987] : Thomas, G, A., Hons, B, A.: Television motion measurement for DATV and other applications, Tech. Rep., BBC-RD-1987–11 p.24 (1987)

[Umamaheshwaran et al. 2007] : Umamaheshwaran, R., Bijker, W., Stein A.: Image mining for modeling of forest fires from Meteosat images. IEEE trans. Geoscience. Remote. Sens. 45(1), 246- 253 (2007) DOI 10.1109/TGRS.2006.883460

[Valade 2006] : Valade, C.: Compression d'images complexes avec pertes : application à l'imagerie Radar. Thèse de Doctorat en traitement d'images et des signaux, école nationale supérieure des télécommunications, France (2006)

[Weinberger et al. 2000] : Weinberger, M. J., Seroussi, G., Sapiro, G.: The LOCO-I lossless image compression algorithm: principles and standardization into JPEG-LS. IEEE trans. Image Process. 9(8), 1309-1324 (2000) DOI 10.1109/83.855427

[Wallace 1992] : Wallace, G. K.: The JPEG still picture compression standard. IEEE trans. Image Process. 83(1), 18-34 (1992) DOI 10.1109/30.125072

[Wong et al. 1997] : Wong, R. K., Fung, T., Leung, K. S., Leung, Y.: The compression of a sequence of satellite images based on change detection. Int. J. Remote Sens. 18(11), 2427-2436 (1997) DOI 10.1080/014311697217693

[Willmott et Matsuura 2005] : Willmott, C, J., Matsuura, K.: Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance, Center of climatic research. Department of Geography. 30(1), 79–82 (2005).

[Wang et al. 2012] : Wang, S., Cui, L., Cheng, S., Stanković, L., Stanković, V.: Onboard low-complexity compression of solar stereo images. IEEE trans. Image Process. 21(6), 3114-3118 (2012) DOI 10.1109/TIP.2012.2187669

[Wade et Li 1991] : Wade, G., Li, Z.: Compression of Meteosat data for image dissemination. Computer Communications. 14(8), 489-495 (1991) DOI 10.1016/0140-3664(91)90127-M

[Yan et al. 2016] : Yan, D., Zhang, X., Yu, Y., Guo, W.: A Comparison of tropical rainforest phenology retrieved from geostationary (SEVIRI) and polar-orbiting (MODIS) sensors across the Congo basin. IEEE trans. Geoscience. Remote. Sens. 54(8), 4867-4881 (2016) DOI 10.1109/TGRS.2016.2552462

[Yeh et al. 2002] : Yeh, P, S., Moury, G, A., Armbruster, P. : CCSDS data compression recommendation : development and status, Proceedings of the SPIE—The International Society for Optical Engineering, vol.4790, 302-313 (2002) Doi: 10.1117/12.455372

[Yu et al. 2009] : Yu, G., Vladimirova, T., Sweeting, M. N.: Image compression systems on board satellites. Acta Astronautica. 64(9-10), 988-1005 (2009) DOI 10.1016/j.actaastro.2008.12.006

[Yun et Huifang 2007] : Yun, Q, S., Huifang, S.:Image and Video Compression for Multimedia Engineering, 2nd Edition, CRC Press, p. 565 (2008)

[Yu et al. 2004] : Yu, K., Lu, S., Li, J., Li, S.: Half-pixel Motion Estimation Bypass Based on a Linear Model, 24th Picture Coding Symposium (PCS). (2004)

[Zhu et Ma 2000] : Zhu, S., Ma, K, K.: A New Diamond Search Algorithm for Fast Block-Matching Motion Estimation, IEEE Trans. Image Processing. 9(2), 287-290 (2000) DOI: 10.1109/83.821744