

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET
DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE
« HOUARI BOUMEDIENE »
FACULTE D'ELECTRONIQUE ET D'INFORMATIQUE



MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du diplôme de **MAGISTER**
EN: **ELECTRONIQUE**
Spécialité: **Traitement du Signal et des Images**
Par : **BENZENATI Rahima**

Sujet

COMPARAISON DE METHODES DE FUSION D'IMAGES SATELLITAIRES BASEES SUR LES CURVELETTES ET LES ONDELETTES

Soutenu publiquement le 28/04/2009, devant le jury composé de :

Mr Y. CHIBANI	Professeur	USTHB	Président
Mr Y. SMARA	Professeur	USTHB	Directeur de mémoire
Mme A.SERIR	Maître de Conférences	USTHB	Examinatrice
Mme N.OUARAB	Maître de Conférences	USTHB	Examinatrice

REMERCIEMENTS

J'ai eu la chance de préparer ma thèse, et de mettre en œuvre ce travail présenté dans le cadre de ce mémoire au Laboratoire de Traitement d'Images et Rayonnement (LTIR) de la Faculté d'Electronique et d'Informatique de l'Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene (USTHB). Je profite de cette opportunité pour remercier en premier lieu **DIEU**, le tout Puissant, de m'avoir donné du courage et de la volonté pour pouvoir achever ce travail. Je tiens à témoigner à mon directeur de thèse Mr **Y. SMARA**, toute la reconnaissance que je lui dois. Il a suscité, développé, puis accompagné mes premiers pas dans le domaine de la recherche avec une grande patience et une pédagogie extraordinaire. Son soutien moral et intellectuel fut essentiel. Non seulement il m'a fourni une aide indispensable à l'avancement de mon travail de recherche, mais il a su m'aider avec ses conseils à toujours reprendre le chemin du travail. Professeur à l'USTHB, Chercheur reconnu et source inépuisable de nouvelles idées, il restera mon mentor.

Je remercie également:

- Mr **Y. CHIBANI**, Professeur à l'USTHB pour l'honneur qu'il me fait de présider ce jury.
- Mme **A. SERIR**, maître de conférences à l'USTHB, d'avoir accepté de faire partie du Jury.
- Mme **N. OUARAB**, maître de conférences à l'USTHB, d'avoir accepté de faire partie du Jury, pour sa disponibilité et ses conseils.

Je tiens également à remercier tous les membres des équipes du Laboratoire de Traitement d'Images et Rayonnement.

Je remercie tous les enseignants qui ont contribué à ma formation durant mes années d'études. Je garde le meilleur pour la fin, ma famille qui a supporté moult difficultés et pour me soutenir tout au long de mes études.

Enfin, je remercie tous ceux qui ont contribué à l'élaboration de ce travail de près ou de loin.

A tous un sincère et chaleureux merci.

A mes très chers parents, que Dieu les garde et les bénisse. Tous les mots ne suffisent pas pour exprimer le respect et l'amour que je leur voue.

A mes très chers sœurs, Surtout a ma bien aimée Selma.

A mon frère unique RAFIK, je lui souhaite tout le bonheur du monde.

A mon futur époux OMAR.

A la mémoire de mes deux frères adorés SLIMAN et BACHIR.

Ils savent combien ils comptent pour moi

A mon pays l'Algérie

Aux martyres de la bande de Ghaza

TABLES DES MATIÈRES

INTRODUCION GENERALE.....	01
---------------------------	----

CHAPITRE I INTRODUCTION A LA FUSION D'IMAGE SATELLITAIRES

Introduction.....	04
I. But de la fusion des d'image satellitaires.....	05
I.1. Amélioration du contraste de l'image.....	05
I.2. Classification améliorée.....	05
I.3. Détection de changement.....	05
II. Domain d'application de la fusion de donnée.....	06
III. Concepts de fusion.....	06
III.1. Fusion d'images au niveau pixel.....	06
III.2. Fusion d'images au niveau des caractéristiques.....	06
III.3. Fusion d'images au niveau de décision ou d'interprétation.....	07
IV. Différents types de données en télédétection.....	07
V. Fusion capteur Pan/capteur multispectral.....	09
VI. Résolutions d'une image.....	09
VI.1. Résolution spatiale.....	09
VI.2. Résolution spectrale.....	10
VI.3. Résolution radiométrique.....	11
VI.4. Résolution temporelle.....	11
VII. Techniques de fusion d'images.....	12
VII.1 Problématique de la fusion des images satellitaires.....	12
VII.2 Contraintes de la fusion.....	12
VII.3 Catégories de méthodes de fusion d'images.....	13
Conclusion.....	13

CHAPITRE II OUTILS DE FUSION D'IMAGES

Introduction.....	15
I. Transformation IHS.....	16
I.1. Définition de la transformation IHS.....	16

I.2. Représentation géométrique du système IHS.....	16
I.3. Contextes mathématiques de la transformation IHS.....	17
I.4. Contexte mathématique de la transformation IHS Triangulaire.....	18
I.5. Avantages du système IHS par rapport au système RGB.....	19
II. Régression linéaire par bloc.....	19
II.1 Principe.....	19
II.2 Régression linéaire simple.....	19
II.3 Régression linéaire multiple.....	20
III. Transformée en ondelettes.....	21
III.1. Définition des ondelettes.....	22
III.2. Transformée en ondelettes continue.....	22
III.3. Propriétés générales des ondelettes.....	23
III.4. Transformée en ondelettes continue discrete.....	23
III.5. Analyse multirésolution.....	24
III.5.1. Définition.....	24
III.5.2. Fonction d'échelle.....	24
III.5.3. Bases d'ondelettes.....	25
III.6. Application de la transformée en ondelettes à l'image.....	26
III.6.1 Algorithme de Mallat.....	26
III.6.2. Algorithme à trous.....	29
IV. Transformée de radon.....	30
V. Les ridgelettes.....	30
V.1. Transformée en ridgelettes continue.....	31
V.3. Transformée en ridgelettes discrète.....	32
VI. les curvelettes.....	33
VI.1. La transformée en curvelettes discrète.....	34
VI.2. Implémentation.....	34
VI.3. Algorithme de la transformée en curvelettes.....	35
Conclusion.....	36

CHAPITRE III

IMPLEMENTATION DES METHODES DE FUSION

Introduction.....	37
I. Fusion d'images par la méthode IHS.....	37
II. Fusion d'images par la régression linéaire.....	38
III. Fusion d'images par la transformée en ondelettes.....	40

III.1.Principe de la méthode.....	41
III.2. Bases d'ondelettes utilisées.....	41
III.2.1. Bases orthonormales.....	42
III.2.2. Bases biorthogonales.....	43
III.3. Modèles utilisés.....	43
IV. Fusion d'images par la combinaison de la méthode IHS et les ondelettes	45
V. Fusion d'images par la combinaison ondelettes-régression.....	47
VI. Fusion d'images basée sur la transformée en curvelettes.....	48
Conclusion.....	50

CHAPITRE IV EVALUATION ET RESULTATS

Introduction.....	51
I. Images utilisées.....	52
II. Critères d'évaluation.....	53
I.1. Critère d'évaluation visuelle.....	53
I.2. Critère d'évaluation statistique.....	53
III. Résultats et évaluation.....	56
III.1. Evaluation des résultats de la fusion par IHS.....	56
III.2. Evaluation des résultats de la fusion par la méthode de régression linéaire par blocs.....	58
III.3. Evaluation des résultats de la fusion par la transformée en ondelettes.....	59
III. 4. Evaluation des résultats de la fusion par la combinaison de la méthode IHS et les ondelettes.....	64
III.5. Evaluation des résultats de fusion par la combinaison régression et les ondelettes.....	66
III.6. Evaluation des résultats de la fusion par la méthode de la transformée en curvelettes.....	69
III.7. Etude comparative des différentes méthodes.....	75
Conclusion.....	77
 CONCLUSION GENERALE.....	 78

LISTES DES FIGURES

CHAPITRE I

Figure I.1:	Niveaux de fusion d'images.....	07
Figure I.2:	Specre électromagnétique.....	08
Figure I.3:	Résolution spatiale d'une image.....	10
Figure I.4:	Images de la même scène avec différentes résolutions.....	10
Figure I.5:	Bandes spectrales du satellite SPOT-5.....	11

CHAPITRE II

Figure II.1 :	Représentation des couleurs dans les systèmes RVB et IHS.....	17
Figure II.2:	Représentation des approximations successives d'une même image.....	24
Figure II.3:	Analyse multirésolution appliquée à une image numérique.....	26
Figure II.4	Présentation d'une analyse multirésolution réalisée à l'aide de l'algorithme de Mallat.....	27
Figure II.5:	Schéma de la transformée de Radon.....	27
Figure II.6 :	Reconstruction exacte d'une image numérique à l'aide de l'algorithme de Mallat.....	29
Figure II.7:	Exemple de ridgelettes.....	30
Figure II.8:	Concept de la transformée en ridgelets.....	31
Figure II.9:	Relation entre les transformations.....	32
Figure II.10:	Comparaison de l'approximation non-linéaire des ondelettes et des curvelettes.....	33
Figure II.11:	Concept de la transformée en curvelets.....	35

CHAPITRE III

Figure III.1 :	Concept de la fusion d'images par la méthode IHS.....	37
Figure.III.2 :	Concept de la fusion d'images par la régression par blocs.....	39
Figure III.3	Concept de la fusion d'images par la transformée en ondelettes.....	40
Figure III.4:	Concept de la fusion d'images par la combinaison des méthodes IHS et ondelettes.....	45
Figure III.5:	Concept de fusion par la combinaison Ondelettes et Régression.....	47
Figure III.6:	Concept de la fusion d'images par la transformée en Curvelets.....	48

CHAPITRE IV

Figure IV.1:	Images originales utilisées.....	51
Figure IV.2:	Méthodologie d'évaluation.....	52
Figure IV.3:	Composition colorée des bandes multispectrales et le zoom de l'université Bab- Ezzouar.....	55
Figure IV.4 :	Composition colorée des bandes synthétisées par la méthode IHS.....	56
Figure IV.5:	Composition colorée des bandes synthétisées par la méthode de la régression.....	58
Figure IV.6:	Composition colorée d'images synthétisées par les deux bases d'ondelettes.....	61
Figure IV.7:	Zoom de l'université Bab- Ezzouar de la composition colorée des bandes synthétisées par la transformée en ondelettes.....	62
Figure IV.8:	Composition colorée des bandes synthétisées par la combinaison de méthode IHS et les ondelettes.....	64
Figure IV.9:	Composition colorée des bandes synthétisées par la Régression- Ondelettes.....	67
Figure IV.10	Composition colorée des zooms d'une région des bandes synthétisées par la Régression- Ondelettes (couple3).....	68
Figure IV.11:	Valeurs de l'entropie obtenues par la méthode des curvelettes.....	72
Figure IV.12:	Composition colorée des bandes synthétisées par la méthode des curvelettes.....	73
Figure VI.13:	Information d'entropie des trois bandes synthétisées pour chaque méthode.....	75
Figure VI.14:	ERGAS calculé pour chaque méthode.....	75
Figure VI.15:	Coefficient de corrélation calculé entre chacune des images synthétisées et pour chaque méthode.....	76

LISTE DES TABLEAUX

CHAPITRE IV

Tableau IV.1 :	Caractéristiques des images SPOT.....	51
Tableau IV.2 :	Caractéristiques statistiques des images SPOT.....	52
Tableau IV.3 :	Evaluation des résultats obtenus par la méthode IHS.....	55
Tableau IV.4:	Evaluation statistique de la fusion par Régression.....	57
Tableau IV.5:	Evaluation des résultats obtenus par la méthode des ondelettes (base de Haar)	59
Tableau IV.6:	Evaluation des résultats obtenus par la méthode des ondelettes (base de Daubechies).....	60
Tableau IV.7:	Valeurs ERGAS obtenues pour l'algorithme de Mallat avec les différentes bases.....	62
Tableau IV.8:	Evaluation des résultats obtenus par ondelettes-IHS (Base de Haar).....	64
Tableau IV.9:	Comparaison des valeurs ERGAS obtenues par IHS et IHS-Ondelettes.....	65
Tableau IV.10 :	Evaluation des résultats obtenus par la Régression- Ondelettes pour XS1.....	65
Tableau IV.11 :	Evaluation des résultats obtenus par la Régression- Ondelettes pour XS2.....	66
Tableau IV.12 :	Evaluation des résultats obtenus par la Régression- Ondelettes pour XS3.....	66
Tableau IV.13 :	Valeurs des paramètres ERGAS obtenues par la méthode Régression- ondelettes	66
Tableau IV.14:	Comparaison des valeurs ERGAS obtenues par la méthode la Régression et Régression-ondelettes.....	67
Tableau IV.15:	Evaluation des résultats obtenus par la méthode des curvelettes.....	69
Tableau IV.16:	Evaluation des résultats obtenus par la méthode des curvelettes.....	70
Tableau IV.17:	Evaluation des résultats obtenus par la méthode des curvelettes.....	61
Tableau IV.18:	Valeurs de l'ERGAS obtenues par la méthode des curvelettes.....	72

INTRODUCTION GENERALE

Les satellites opérationnels embarquent à leur bord des capteurs qui permettent d'écrire de façon détaillée, et précise et à moindre coût les caractéristiques du sol ainsi que l'évolution des changements terrestres sur des surfaces étendues. Ils permettent ainsi d'acquérir des images multirésolutions, multitemporelles et multicapteurs. Pour exploiter au maximum ces données, il est apparu nécessaire de les fusionner pour avoir un meilleur contenu informationnel et ainsi d'améliorer leur interprétation thématique.

La fusion de données est un terme qui traduit une approche de traitement de l'information. Cette approche est fondée sur la synergie offerte par les données de sources diverses. L'exploitation conjointe de ces sources fournit de meilleurs résultats que l'exploitation des sources individuelles.

La plupart des satellites d'observation de la terre fournissent des images à haute résolution spatiale et des images de moins bonne résolution spatiale (Cas du satellite SPOT, Landsat, Ikonos, Quickbird, etc.), mais de meilleure résolution spectrale. Les premières permettent une meilleure distinction des formes, des caractéristiques et des structures des différents objets au sol, alors que les secondes permettent une meilleure identification de la nature des objets.

Dans ce contexte et pour mieux exploiter les informations issues des différents capteurs, notre travail consiste à mettre à profit la haute résolution spatiale de l'image panchromatique pour synthétiser des images multispectrales à haute résolution spatiale.

Nous avons étudié et implémentés des outils combinant des concepts mathématiques et informatiques pour améliorer la résolution spatiale des images tout en préservant leurs caractéristiques spectrales. En effet, à partir d'un jeu images d'entrée constitué d'une image haute résolution spatiale et de plusieurs images multispectrales, nous synthétisons des images multispectrales à la haute résolution spatiale.

Pour cela, nous avons implémenté différentes méthodes de fusion. Il s'agit de la fusion par la transformation en curvelettes, la transformée en IHS (Intensity, Hue, Saturation), et les ondelettes associées à l'analyse multirésolution, Par ailleurs, les approches de combinaison de méthodes de fusion peuvent améliorer considérablement les résultats de la fusion de données. C'est la raison qui nous a motivés à l'étude de ces approches et nous avons implémenté, à cet effet, les méthodes de combinaison entre IHS et les ondelettes d'une part et combinaison entre la régression et les ondelettes d'autre part.

Le mémoire est structuré comme suit:

Dans le chapitre I, nous exposons des généralités sur la fusion d'images, les différents types d'images satellitaires et la fusion d'images panchromatique et multispectrales. Nous donnons quelques notions sur la fusion de données, ses objectifs et ses différents domaines d'applications.

Dans le deuxième chapitre, nous nous intéressons aux différents outils de fusion utilisés dans notre travail. Des généralités sur ces outils et leurs principes, ainsi que leurs avantages et leurs inconvénients. Parmi les méthodes qui feront l'objet de notre travail, celle qui sont basées sur Les curvelettes, La régression linéaire, La méthode IHS et La transformée en Ondelettes ainsi que les combinaisons entre cette dernière avec les deux méthodes qui la précèdent.

Le troisième chapitre, sera consacré à l'implémentation et l'application des méthodes implémentées à la fusion d'images. Dans un premier temps, nous appliquons aux images multisources la fusion par la méthode IHS avec les deux modèles cylindrique et triangulaire. Par la suite, nous appliquons la fusion par la méthode de la régression linéaire par blocs. En troisième lieu, nous appliquons la transformée en ondelettes. Puis, nous combinons les deux approches IHS et ondelettes d'une part et d'autre part, la régression linéaire et la transformée en ondelettes pour fusionner les images, et enfin nous appliquons la transformée en curvelettes.

Le quatrième chapitre est dédié à l'évaluation des résultats obtenus après application des différentes méthodes de fusion. Une comparaison est effectuée par l'utilisation des paramètres statistiques (évaluation quantitative) qui illustrent leurs performances et une évaluation visuelle par une composition colorée. Une interprétation sur la qualité de ces résultats et une comparaison des différentes méthodes développées seront présentées.

Pour notre part, une évaluation est réalisée en exploitant tous les algorithmes implémentés en utilisant des images panchromatiques et multispectrales. Ces images sont issues du capteur HRV du satellite SPOT représentant une scène de la région Est d'Alger.

Une conclusion générale est donnée à la fin de ce document et nous proposons les suites éventuelles.

Il est à noter que toutes les méthodes citées ont été étudiées et mises en œuvre en utilisant le logiciel de programmation IDL (Interactive Data Language).

CHAPITRE I

INTRODUCTION A LA FUSION D'IMAGES SATELLITAIRES

INTRODUCTION

La quantité d'information concernant la description de notre environnement augmente rapidement avec l'accroissement du nombre des capteurs et des systèmes d'observation (satellites) qui fournissent une quantité considérable et variée de données.

Chaque capteur imageur fournit ainsi une image dont les informations sont spécifiques et souvent incomplètes. Or, de nombreuses applications de télédétection nécessitent l'exploitation simultanée de l'ensemble des images pour garantir une bonne interprétation.

Dans ce cas, le problème majeur réside dans la recherche d'un moyen simple mais efficace pour combiner ces différentes sources d'informations. Cette combinaison doit permettre la formation d'une ou de plusieurs nouvelles images grâce à un processus appelé fusion dont le contenu informatif rend possible une meilleure interprétation de la scène observée. [CHI 01]

Les satellites d'observation de la terre fournissent les données nécessaires qui couvrent les différentes parties du spectre électromagnétique, aux différentes résolutions spectrales, temporelles et spatiales.

Pour une exploitation des données multisources de plus en plus nombreuses, des techniques (analytiques et numériques avancées) de fusion de données sont développées [SHE 90].

D'après les différentes définitions qui se trouvent dans la littérature, il est très difficile de donner une définition précise de la fusion. Pour cela, plusieurs définitions ont été attribuées à cette fusion, suivant différents auteurs [POH 98], [WAL 99].

D'après Pohl et Van Genderen [POH 98], la fusion d'images est la combinaison de deux ou plusieurs images différentes pour obtenir une nouvelle image en utilisant certains algorithmes. Cette définition se limite à la fusion d'images. Alors que d'autres auteurs [RAN 03]

définissent la fusion d'informations d'une manière générale comme un ensemble de méthodes, d'outils et de moyens utilisés pour la fusion de données, de sources de différentes natures permettant d'améliorer la qualité d'interprétation de l'information disponible.

Wald quant à lui définit la fusion de données comme un cadre formel dans lequel sont utilisés des moyens et des outils de combinaison des données originaires de différentes sources afin d'obtenir des informations de meilleure qualité. La définition de "meilleure qualité" dépendra de l'application [WAL 99].

C'est ainsi qu'on désigne indifféremment le terme fusion par combinaison, mélange, et intégration. [CHI 01]

I. BUT DE LA FUSION DES IMAGES SATELLITAIRES

Il apparaît dans la littérature que la fusion est appliquée à l'imagerie dans le but de :

I.1 Amélioration du contraste de l'image

La fusion d'image peut être employée comme outil pour améliorer la résolution spatiale (contraste). Dans ce cas, des images panchromatiques à haute-résolution (10m) sont fusionnées avec des images de basse-résolution (20m), (souvent des images multispectrales). Une distinction doit être faite entre l'amélioration visuelle (superposition) et l'interpolation réelle des données pour réaliser une résolution plus élevée (ondelettes). De cette façon la résolution spectrale peut être préservée pendant qu'on intègre une résolution spatiale plus élevée qui présente des informations plus détaillées. [RAN 93], [MAN 94]

I.2. Classification améliorée

L'exactitude de la classification des images en télédétection est améliorée quand de multiples données provenant des différentes sources sont traitées. Les images issues des micro-ondes et des capteurs optiques offrent l'information complémentaire qui aide à distinguer les différentes classes.

L'utilisation des données multisources dans la classification d'images devient de plus en plus fréquente avec une plus grande disponibilité des équipements sophistiqués (logiciels et matériels) pour exploiter les volumes de données croissants. [POH 98]

I.3. Détection de changement

La détection de changement par la fusion d'image tire profit des différentes configurations des plates-formes portant les capteurs. Basé sur les caractéristiques orbitales, le cycle répété du satellite est défini et change d'un système à un autre quotidiennement pour le satellite (NOAA) et de quelques jours pour (Landsat, SPOT, ERS-1). Ceci signifie qu'on observe une même zone sur la terre à différents moments de l'année. La combinaison de ces images

temporelles augmente l'information sur les changements qui pourraient s'être produits dans la zone observée.

La fusion temporelle d'images est applicable aux images d'un même capteur comme à celles issues de multiples capteurs.

Il est presque impossible d'acquérir des données multisources simultanément, ceci dit, la fusion des données de différents capteurs inclut la plupart du temps un facteur temporel.

Les images fusionnées devraient être acquises à des saisons semblables pour expliquer les changements saisonniers qui pourraient influencer les possibilités de détection de changement dans cette approche.

II. DOMAINE D'APPLICATIONS DE LA FUSION DE DONNÉES

La fusion de données est indispensable dans nombreux domaines d'applications scientifiques:

- La robotique (guidage automatique d'après des capteurs visuels, tactiles, ... ; fusion de caméra stéréo; reconnaissance automatique de cible ; ...) [WAL 02]
- L'imagerie médicale (fusion d'images CT (computed tomography) et MR (par résonance magnétique); chirurgie assistée par ordinateur ; recalage spatial de surface 3D ; ...),[POH 99]
- Les chaînes de fabrication (contrôle non destructif des produits manufacturés ; robotisation des chaînes ; ...). [POH 99]
- La défense militaire, la télédétection des surfaces terrestres.[POH 98]

III. CONCEPTS DE FUSION

La finalité de la fusion des images multi-capteurs est de rendre l'interprétation plus aisée. Selon les objectifs fixés au préalable, la fusion des images peut s'opérer à différents niveaux pour lesquels, nous pouvons distinguer trois approches : fusion bas niveau ou de pixels, fusion d'attributs ou de primitives et fusion haut niveau ou de décisions. [MEE 05]

Les étapes de prétraitements dépendent du bon choix du niveau de fusion convenable.

III.1. Fusion au niveau pixel

C'est la fusion au plus bas niveau. Elle s'opère directement sur les pixels de l'image, ils constituent les mesures les plus proches de la réalité physique de l'objet observé. Les pixels à fusionner ont généralement subi quelques prétraitements liés principalement aux conditions de prise de vue (Figure I.3).

III.2. Fusion aux niveaux caractéristiques

Son principe est d'extraire des paramètres caractéristiques sur les images originales en utilisant par exemple des procédures de segmentation, filtrage, etc. (Figure I.3). Ces

paramètres dépendent généralement des surfaces observées : la nature du sol, les contours, et la surface.

III.3 Fusion au niveau décision

Ce niveau représente une méthode qui utilise les données additionnées lorsque les images d'entrée sont utilisées individuellement pour l'extraction de l'information.

L'information obtenue est alors combinée en appliquant les règles de décision afin de renforcer une interprétation commune et d'expliquer les différences afin de fournir une meilleure compréhension de l'objet observé [SHE 90]

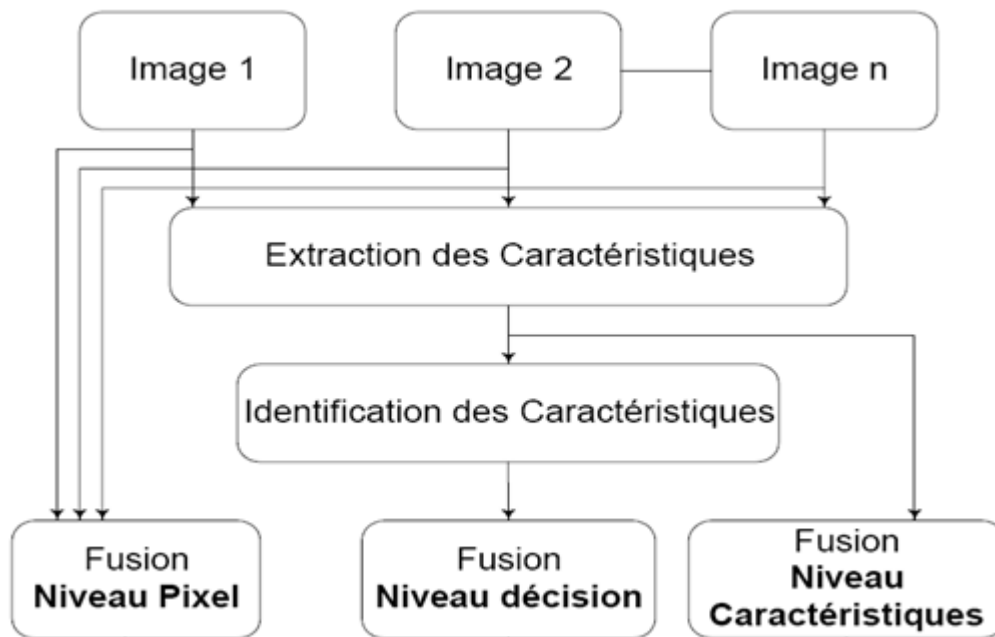


Figure I.1: Niveaux de fusion d'images

Remarque

Pour notre part, nous nous sommes intéressés à la fusion d'images qui implique les niveaux pixel et caractéristiques par les méthodes que nous aurons à mettre en œuvre.

IV. DIFFERENTS TYPES DE DONNÉES EN TELEDETECTION

Un processus de fusion idéal devrait pouvoir prendre en compte tous les paramètres entrant en jeu dans la composition d'une image satellite. Dans la réalité, cependant, il est nécessaire soit de corriger au préalable les différences entre les divers paramètres, soit de les négliger, soit encore de savoir les analyser sur le résultat de la fusion.

De façon globale, en télédétection, il nous faut distinguer deux grands types de données : les images optiques ($\lambda = [0.4 \mu\text{m} - 2.5 \mu\text{m}]$ environ) et les images radar ($\lambda = [1 \text{ cm} - 100 \text{ cm}]$ environ) comme illustré sur la Figure I.2. [LI 02] et [WAL 03].

Cette distinction conduit naturellement à trois catégories de fusion ayant des applications différentes :

- Fusion Image Optique / Image Optique,
- Fusion Image RADAR / Image RADAR,
- Fusion Image Optique / Image RADAR.

Dans le cas de l'imagerie optique, nous distinguons le capteur multispectral et le capteur panchromatique qui présentent chacun des avantages spécifiques.

Le capteur multispectral fournit une image dans une bande spectrale particulière qui renseigne sur les propriétés physico-chimiques des objets observés. Celle-ci se distingue par sa haute résolution spectrale (nombre de canaux) mais est de faible résolution spatiale. En revanche, le capteur panchromatique fournit une seule image dans le spectre visible et se distingue par sa haute résolution spatiale. Elle est destinée habituellement pour des applications cartographiques et topographiques. [CHI 01]

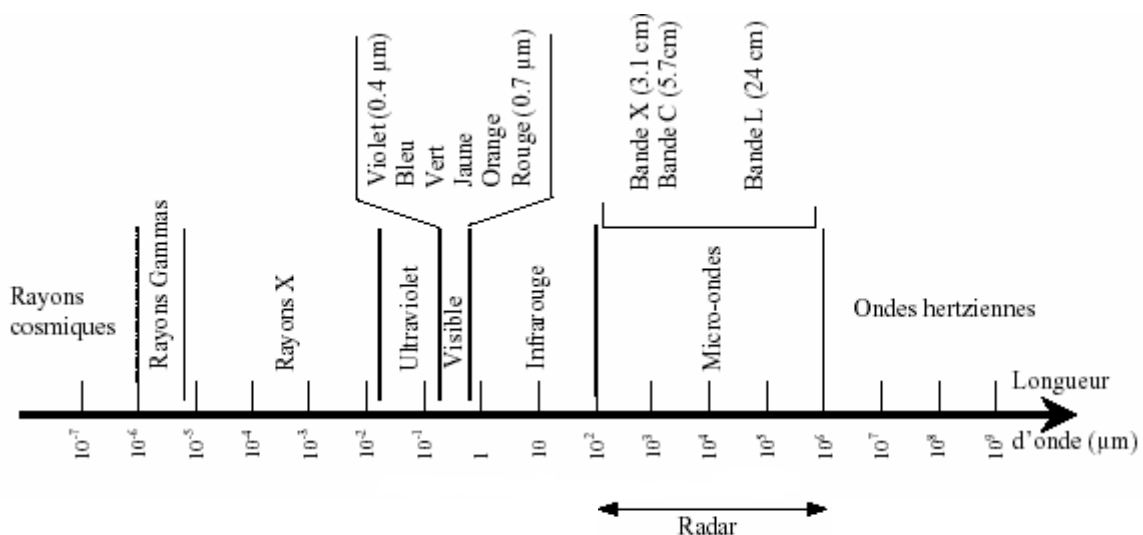


Figure I.2: Spectre électromagnétique

En télédétection spatiale, les principales bandes spectrales dans lesquelles des mesures sont possibles, sont les suivantes :

- le visible, de 0.4 à 0.7 μm , souvent décomposé en bandes spectrales plus étroites;
- l'infrarouge proche, de 0.7 à 1.5 μm ;
- l'infrarouge moyen, de 1.5 à 6 μm ;
- l'infrarouge thermique, de 8 à 15 μm ;
- les hyperfréquences ou micro-ondes, de 1mm à 1m.

Dans notre travail, nous nous sommes intéressés à la fusion d'image optique/optique

V. Fusion capteur PAN / capteur multispectral

Cette fusion multirésolution est la plus couramment employée en télédétection. Elle mélange des données de capteurs de bonne résolution spatiale, mais monospectrale avec des capteurs de moins bonne résolution spatiale, mais de meilleure résolution spectrale et fournissant plusieurs images permettant une composition colorée.

VI. RESOLUTIONS D'UNE IMAGE

Le nombre actuel de satellites de télédétection présents dans l'espace permet d'obtenir un éventail très large d'images aux caractéristiques spectrales, spatiales, temporelles et radiométriques diverses. Le contenu informatif d'une image est donc conditionné par un certain nombre de variables qui se rattachent à ces quatre aspects.

VI.1. Résolution spatiale

Le détail qu'il est possible de discerner sur une image dépend de la résolution spatiale du capteur utilisé, la résolution spatiale est fonction de la dimension du plus petit élément qu'il est possible de détecter sur le sol.

La résolution spatiale d'un capteur passif dépend principalement de son champ de vision instantané (CVI) et s'exprime généralement en mètres.

Le CVI est défini comme étant le cône visible du capteur et détermine l'aire de la surface "visible" à une altitude donnée et à un moment précis selon la figure I.2.

La grandeur de cette aire est obtenue en multipliant le CVI par la distance de la surface au capteur (C). Cette aire est appelée cellule de résolution et constitue une étape critique pour la détermination de la résolution spatiale maximale du capteur.

La taille d'un élément de la surface observée doit être de dimension égale ou supérieure à la cellule de résolution. Si l'élément est plus petit, il ne sera généralement pas différencié puisque c'est l'énergie moyenne des éléments de la cellule de résolution qui sera captée. Cependant, dans certaines conditions, un élément plus petit peut être détecté si sa réflectivité domine celle des autres éléments présents dans la cellule de résolution. On parle alors de détection plus fine que la résolution.

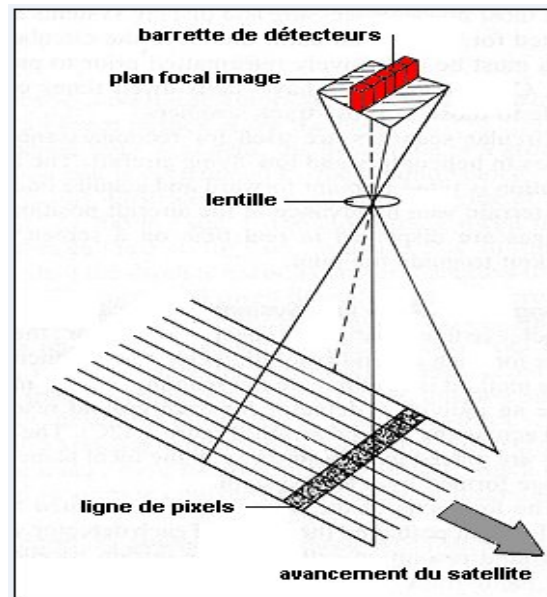
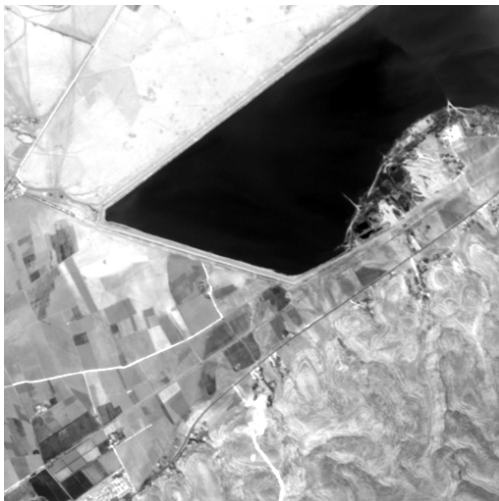


Figure I.3: Résolution spatiale d'une image

Nous présentons sur la figure suivante une image de la même scène à différentes résolutions spatiales.



a) Résolution spatiale de 10m



b) Résolution spatiale de 20m

Figure I.4: Images de la même scène avec différentes résolutions

VI.2. Résolution spectrale

La résolution spectrale décrit la capacité d'un capteur à détecter les caractéristiques d'un objet dans certaines longueurs d'ondes. Plus la résolution spectrale est fine, plus les fenêtres des différents canaux du capteur sont étroites. La résolution spectrale (λ) est mesurée par des nanomètres (nm) ou par des micromètres (μm). Si le capteur possède quelques bandes spectrales en général de 4 à 7, les bandes sont dites multispectrales et si le nombre dépasse la centaine, nous parlerons de bandes hyperspectrales.

La figure I.5 montre les bandes spectrales du satellite SPOT-5

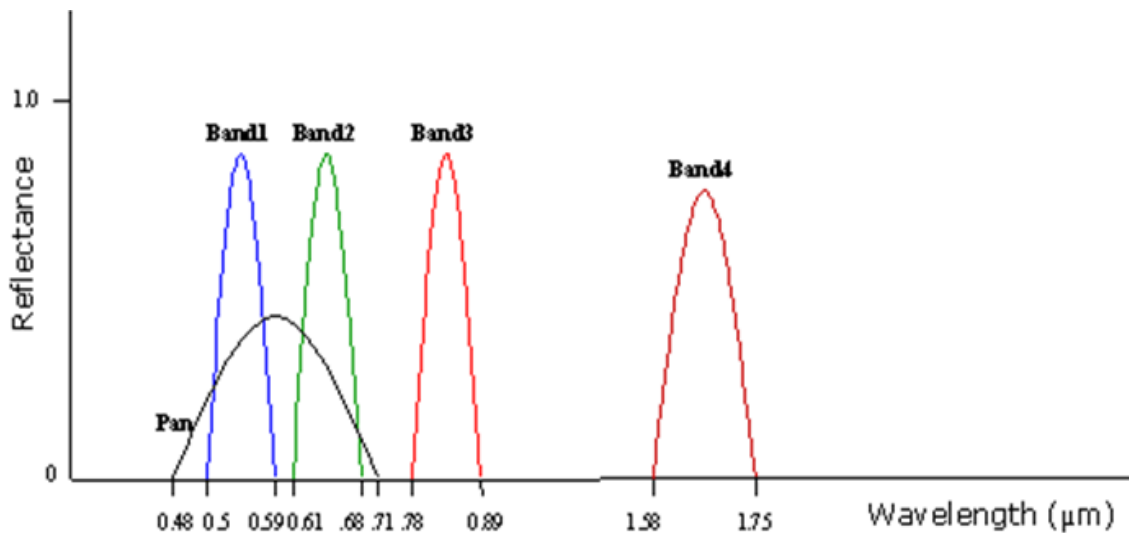


Figure 1.5: Bandes spectrales du satellite SPOT-5

VI.3. Résolution radiométrique

La résolution radiométrique d'un capteur satellitaire décrit sa capacité de reconnaître de petites différences dans l'énergie électromagnétique. Plus la résolution radiométrique d'un capteur est fine, plus le capteur est sensible à de petites différences dans l'intensité de l'énergie reçue. La gamme de longueurs d'onde à l'intérieur de laquelle un capteur est sensible est dite plage dynamique.

La résolution radiométrique est liée au nombre de bits représentant le niveau de gris d'un pixel. Dans le cas du satellite SPOT, le pixel est codé sur 8 bits. Sa radiométrie varie donc entre 0 et 255. Dans le cas du radar, les images sont de type complexe, ils sont codés sur 16 bits.

VI.4. Résolution temporelle

En plus de la résolution spatiale, spectrale et radiométrique, l'autre paramètre important en télédétection est celui de la résolution temporelle. Cette période est généralement de plusieurs jours. Il faut donc plusieurs jours à un tel satellite pour qu'il puisse observer de nouveau exactement la même scène à partir du même point dans l'espace. Pour le satellite SPOT, la résolution temporelle est de 26 jours en visée verticale. Celle-ci peut être réduite par la visée latérale, elle va de 1 jour jusqu'à 5 jours. La résolution temporelle est 16 jours pour la série des satellites LANDSAT.

Toutefois, certaines régions de la surface peuvent être observées plus fréquemment puisqu'il y a chevauchement entre les couloirs couverts adjacents et que ces zones de chevauchement deviennent de plus en plus grandes en s'approchant des pôles.

Certains satellites ont aussi la possibilité de pointer leurs capteurs en direction du même point pour différents passages du satellite.

L'acquisition des satellites dans un système en constellation, plus le nombre de satellites dans ce système est grand, plus la résolution temporelle est meilleure (intervalle d'une journée). Exemple, le microsatellite Algérien ALSAT1 en constellation avec 4 autres satellites dans le cas de la DMC (Disaster Management Constellation).

Le facteur temps est important en télédétection lorsque :

- Le besoin d'images multi temporelles
- La surveillance des phénomènes de courte durée (inondations, déversements d'hydrocarbures, etc.),
- La couverture nuageuse est persistante (par exemple sous les tropiques), ce qui limite les moments où il est possible d'observer la surface,

VII. TECHNIQUE DE FUSION D'IMAGES

VII.1 Problématique de la fusion des images satellitaires

La fusion de données est utilisée dans différents domaines, mais avant de pouvoir utiliser cet outil, quelques questions nécessitent des réponses de l'utilisateur, telles que :

- Quelle est l'application/ l'objectif de l'utilisateur ?
- Quels types de données les plus adéquats pour répondre à ces besoins ?
- Quelle est la meilleure technique de fusion de ces types de données pour cette particulière application ?
- Quelles sont les étapes nécessaires de pré-traitement ?
- Quelle combinaison de données est la plus fiable ?

Parmi toutes ces questions, celles qui nous semblent les plus importantes sont l'application et l'objectif qui doit être fixé au préalable afin d'élaborer une stratégie de fusion adaptée à la nature et aux caractéristiques des images.

VII.2 Contraintes de la fusion

La sélection du capteur dépend du satellite et des caractéristiques du capteur telles que :

- L'orbite,
- La plate-forme,
- La géométrie d'image des satellites radar et optique,
- La résolution spectrale, temporelle et spatiale,
- La disponibilité des données spécifiques de la zone observée par le satellite,
- Les contraintes atmosphériques (telles que le recouvrement de nuages),
- Les issues financières.

L'étape suivante est le choix du niveau de fusion, convenable, où les étapes de prétraitement dépendent de ce choix. Comme le pixel est l'élément de base de la fusion d'image, le géocodage est d'une importance capitale.

La topographie ainsi que la structure réelle de la surface du sol ont une grande influence sur la fusion des données télédéteçtées.

Un autre aspect à considérer est celui de la normalisation des données à fusionner et la correction radiométrique. Les prétraitements sont très importants, et conditionnent les résultats de la fusion

VII.3 Catégories de techniques de fusion d'images

Cette section décrit quelques techniques de fusion existant dans la littérature:[LAP 02]

- Les méthodes arithmétiques
- Les techniques basées sur la couleur
 - Méthode IHS (intensité, saturation, teinte)
 - Méthode de Brovey
 - Méthode multiplicative
- Les techniques basées sur l'algorithme pyramidal
 - Méthodes utilisant l'algorithme de Mallat
 - Méthodes utilisant l'algorithme A-Trous
 - Méthodes utilisant la transformation en curvelets
- Les techniques statistiques
 - PCA (analyse en composantes principales)
 - Méthode de régression linéaire
 - Méthode basée sur les critères σ - μ

D'autres méthodes qui sont des combinaisons de ce qui précède.

CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons donné quelques définitions sur la fusion d'images satellitaires. Dans le but d'expliquer la méthodologie, les conditions, ainsi que l'importance de l'application de ce processus, nous avons détaillé les caractéristiques d'une image et les concepts de fusion, ainsi que ses objectifs.

L'observation de la terre par différents capteurs constitue un avantage considérable pour étudier les constituants du sol. C'est ainsi que le choix d'une méthode de fusion dépend, d'une part, de la nature des images, d'autre part, de l'application envisagée.

Pour notre part, nous nous sommes intéressés à la méthode de fusion basée sur des curvelets et leur apport dans l'amélioration de la résolution spatiale des images multispectrales. Par ailleurs, les approches de combinaison de méthodes de fusion peuvent améliorer considérablement les résultats de la fusion de données. C'est la raison qui nous a motivés à

s'orienter vers ces approches et nous avons implémenté, à cet effet, les méthodes de combinaison des ondelettes-IHS et ondelettes-régression linéaire par blocs. Dans le chapitre suivant, nous exposons la théorie et le principe des méthodes développées dans le cadre de notre travail.

CHAPITRE II

OUTILS DE FUSION

INTRODUCTION

Les personnes exploitant les données satellitaires voudraient disposer de l'ensemble des données à la meilleure résolution spatiale et spectrale disponible. La fusion d'images permet de répondre à ce besoin. De nombreux algorithmes existent. Pohl et van Genderen [POH 98] ont proposé une revue des différentes familles d'algorithmes disponibles afin de produire des images multispectrales à la résolution de l'image de meilleure résolution.

Wald et al [WAL 97] ont testé un certain nombre de ces algorithmes appartenant aux différentes familles.

Les méthodes de fusion existantes peuvent être divisées en plusieurs groupes selon leur concept mathématique ou selon le domaine physique dont elles sont issues. Dans notre travail, nous nous sommes intéressés à quelques techniques qui peuvent être classées en trois groupes:

Le premier est basé sur la théorie de la couleur telle que la transformation IHS.

Le second utilise les algorithmes pyramidaux pour construire les images fusionnées. Quelques méthodes de fusion appartenant à ce groupe sont basées sur les ondelettes associées à l'analyse multirésolution en utilisant l'implémentation pratique de l'algorithme de Mallat [MAL 89], [GUN 05a] ou l'algorithme à trous [DUT 87].

Le troisième groupe est basé sur les propriétés statistiques des images telles que la méthode de régression linéaire.

Une nouvelle méthode a fait l'objet de notre travail et se base sur les curvelettes. Cette transformée est dérivée des ridgelettes multiéchelles et exploite à son tour la transformée en ondelettes et la transformée de radon.

De plus, nous nous sommes orientés vers les méthodes de combinaisons entre l'IHS et les ondelettes d'une part et entre la régression et les ondelettes d'autre part.

A cet effet, nous résumons chaque approche et nous essayons de présenter les avantages et les inconvénients de chacune d'entre elles.

I. TRANSFORMATION IHS

La transformation IHS est une technique qui donne à l'image une couleur plus proche de la perception humaine.

Le principe de base de cette méthode consiste à générer à partir des canaux bruts du système RVB, de nouveaux canaux représentant des images en IHS qui sont obtenus après une transformation mathématique des coordonnées cartésiennes en coordonnées sphériques, cylindriques ou triangulaires. Le principal avantage de la transformation IHS réside dans sa capacité à séparer efficacement l'information spatiale (intensité) de l'information spectrale (teinte, saturation) d'une image standard RGB.

I.1. Définition de la transformation IHS

Intensité (I)

C'est le degré d'éclaircissement ou d'assombrissement d'une couleur.

Elle correspond à la quantité d'énergie réfléchie par l'objet coloré. C'est ce facteur qui fait que l'orange tend vers le marron ou que le gris tend vers le blanc ou le noir.

Teinte (H)

La teinte est définie comme la longueur d'onde moyenne des couleurs ou d'une lumière réfléchie par un objet, alors que [SMA 98] la définit comme l'aspect coloré d'une impression visuelle. Elle correspond notamment à la stimulation de la rétine par la lumière d'une gamme étroite de longueurs d'ondes.

Saturation (S)

Elle peut être définie comme la pureté de la couleur, c'est-à-dire le pourcentage de la lumière blanche dans une teinte particulière. Une couleur totalement saturée, correspond à une teinte "pure".

I.2. Représentation géométrique du système IHS

Le système de coordonnées IHS peut être représenté comme un cylindre ou une sphère. Selon la figure (II.1), il peut être représenté par la transformation triangulaire.

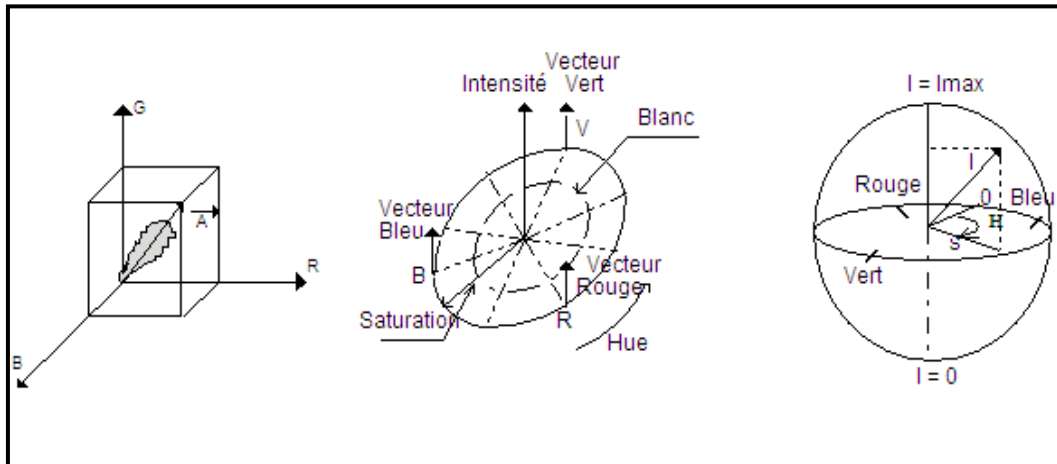


Figure II.1 : Représentation des couleurs dans les systèmes RVB et IHS

On définit à partir de la figure II.1, les paramètres suivants :

I : Intensité, comme étant l'axe vertical du cylindre ou de la sphère

H : Teinte, comme étant l'angle circonférentiel du cylindre ou de la sphère qui varie du bleu 0° passant par le vert, le jaune et le rouge jusqu'au violet 360°

S : Saturation, est la colatitude de la sphère ou le rayon du cylindre

I.3. Contexte mathématique de la transformation IHS Cylindrique

Différentes transformations IHS ont été développées pour passer de l'espace couleur RGB vers l'espace IHS. Une transformation commune basée sur le modèle cylindrique est décrit par les équations mathématiques suivantes [POH 98]:

$$\begin{pmatrix} I \\ V_1 \\ V_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{3}} \\ \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & -\frac{2}{\sqrt{6}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} & 0 \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (\text{II.1})$$

$$H = \tan^{-1} \left(\frac{V_1}{V_2} \right), S = \sqrt{V_1^2 + V_2^2} \quad (\text{II.2})$$

Où

V_1 et V_2 sont des valeurs intermédiaires.

La transformation IHS inverse correspondante est définie comme suit:

$$\begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & 0 \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} I \\ V_1 \\ V_2 \end{pmatrix} \quad (\text{II.3})$$

Avec: $V_1 = \cos(H)$, $V_2 = \sin(H)$ (II.4)

I.4. Contexte mathématique de la transformation IHS Triangulaire

Une autre transformation IHS basée sur les coordonnées triangulaires a aussi fait l'objet de notre travail. Cette transformation est décrite comme suit [QIU 90]:

$$I = \frac{1}{3}I' \quad , \quad I' = R + G + B \quad (\text{II.5})$$

$$H = \frac{G-3B}{I'-3B} \quad , \quad S = \frac{I'-3B}{I'} \quad \text{quand B est le minimum} \quad (\text{II.6})$$

$$H = \frac{B-R}{I'-3R} \quad , \quad S = \frac{I'-3R}{I'} \quad \text{quand R est le minimum} \quad (\text{II.7})$$

$$H = \frac{R-G}{I'-3G} + 2 \quad , \quad S = \frac{I'-3G}{I'} \quad \text{quand G est le minimum} \quad (\text{II.8})$$

La transformation IHS triangulaire inverse correspondante est définie comme suit:

$$\begin{cases} R = \frac{1}{3}I'(1 + 2S - 3SH) \\ G = \frac{1}{3}I'(1 - S + 3SH) \\ B = \frac{1}{3}I'(1 - S) \end{cases} \quad \text{quand B est le minimum} \quad (\text{II.9})$$

$$\begin{cases} R = \frac{1}{3}I'(1 - S) \\ G = \frac{1}{3}I'(1 + S - 3SH) \\ B = \frac{1}{3}I'(1 - 4S + 3SH) \end{cases} \quad \text{quand R est le minimum} \quad (\text{II.10})$$

$$\begin{cases} R = \frac{1}{3}I'(1 - 7S + 3SH) \\ G = \frac{1}{3}I'(1 - S) \\ B = \frac{1}{3}I'(1 + 8S - 3SH) \end{cases} \quad \text{quand G est le minimum} \quad (\text{II.11})$$

I.5. Avantages du système IHS par rapport au système RGB

- Les informations contenues dans l'image sont représentées en utilisant des attributs de couleur quantifiables et identifiables, qui peuvent être perçus distinctement par l'œil humain.
- Les variations de l'image peuvent être uniformément représentées dans une palette de couleur facilement perceptible.
- Le contrôle individuel sur la chrominance, Teinte et la Saturation de l'image est possible.

Cette méthode est simple à mettre en œuvre, et elle est très utilisée dans la littérature.

II. REGRESSION LINEAIRE PAR BLOC

II.1 Principe

Toute méthode faisant appel aux régressions repose sur l'acceptation des hypothèses fondatrices de la statistique paramétrique et la notion d'ajustement par les moindres carrés. La moyenne arithmétique d'une variable est par conséquent considérée comme un centre de gravité et la notion des moindres carrés consiste à minimiser la somme des résidus élevés à la puissance deux entre la valeur observée et celle extrapolée.

Selon la nature des variables retenues, les méthodes de calcul seront différentes mais la logique reste la même. L'analyse par la régression linéaire est une des solutions qui existe pour observer les liens entre une variable quantitative dépendante et n variables quantitatives indépendantes. [LAF 06]

II.2 Régression linéaire simple

Un exemple simple d'ajustement par les moindres carrés est donné par l'analyse bivariée de variables quantitatives qui peut se simplifier par le calcul des variances et de la covariance de deux variables X et Y retenues.

La variance est exprimée par la formule suivante :

$$VarX = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \quad (II.12)$$

Où :

n : nombre d'individus.

X_i : valeur de la variable X pour l'individu i.

\bar{X} : moyenne arithmétique de la variable x.

La covariance considère les variations communes de deux variables par la formule suivante :

$$covXY = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}) * (Y_i - \bar{Y}) \quad (II.13)$$

Où :

n : nombre d'individus.

X_i : valeur de la variable x pour l'individu i .

\bar{X} : moyenne arithmétique de la variable x .

Y_i : valeur de la variable y pour l'individu i .

\bar{Y} : moyenne arithmétique de la variable y .

Le coefficient de corrélation est donné par la formule :

$$CC = \frac{covXY}{\sqrt{var\bar{X}} - \sqrt{var\bar{Y}}} \quad (\text{II.14})$$

Le coefficient de corrélation correspond au cosinus de l'angle formé entre deux droites de régression se croisant aux coordonnées des moyennes arithmétiques de deux variables observées (centre de gravité supposé).

On définit donc deux droites répondant chacune à une équation affine :

$$X' = a_1 y + b_1 \quad (\text{II.15})$$

$$Y' = a_2 x + b_2 \quad (\text{II.16})$$

X' et Y' étant les valeurs estimées à partir des valeurs observées x et y .

Dans le cas de l'analyse bivariée, les coefficients des équations sont donnés par :

$$a_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}) * (Y_i - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \quad (\text{II.17})$$

$$a_2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}) * (Y_i - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (\text{II.18})$$

$$b_1 = \bar{y} - a_1 \bar{x} \quad (\text{II.19})$$

$$b_2 = \bar{y} - a_2 \bar{x} \quad (\text{II.20})$$

II.3 Régression linéaire multiple

L'exemple développé à partir de deux variables permet de comprendre le principe de la théorie de la régression et peut être généralisé de la sorte aux régressions multiples.

Le système de deux équations à deux inconnues présenté se résout comme nous l'avons développé dans la section précédente. Les équations se compliquent avec plusieurs régresseurs, et deux méthodes distinctes permettent de résoudre les équations. La première

repose sur la connaissance des coefficients de corrélation linéaire simple de toutes les paires de variables entre elles, de la moyenne arithmétique et des écarts-types de toutes les variables. La seconde repose sur des calculs matriciels. Notre objectif n'a pas pour vocation de présenter la théorie de l'analyse des données par régression au sens statistique du terme. Le but recherché ici est de fusionner des images en utilisant la régression linéaire.

La méthode des régressions linéaires multiples permet :

- d'analyser les liens entre une variable dépendante quantitative à expliquer et plusieurs variables quantitatives explicatives indépendantes
- de déterminer les équations d'un ajustement polynomial non-linéaire pour l'analyse des liens entre deux variables quantitatives
- de déterminer les équations de surfaces de tendances
- de déterminer les équations polynomiales d'un modèle de correction géométrique applicable à des vecteurs et/ou des données raster [LAF 06]

L'analyse de régression permet de modéliser un phénomène physique en équation. C'est un instrument mathématique très puissant, parce qu'il nous donne les valeurs de la variable indépendante pour tous les points de l'intervalle incluant les observations manquantes. Il permet une représentation graphique facile à comprendre. Mais, si les données contiennent des valeurs extrêmes, les paramètres peuvent être faussés. Comme la pondération est celle du carré des erreurs, une valeur éloignée de la moyenne a beaucoup plus d'influence qu'une valeur rapprochée. Il faut soit exclure les valeurs extrêmes, soit renoncer à la régression.

Depuis le début des années 2000, on a vu l'émergence de nouvelles transformées multiéchelles dans le domaine de l'analyse harmonique. Cette nouvelle classe de transformation vise à fournir de nouveaux outils afin de représenter efficacement des objets définis dans un espace à deux dimensions. En effet, nous avons utilisé la transformée en ondelettes pour la fusion d'images.

III. TRANSFORMEE EN ONDELETTES

La plupart des signaux du monde réel ne sont pas stationnaires et c'est justement dans l'évolution de leurs caractéristiques (statistiques, fréquentielles, temporelles, spatiales) que réside l'essentiel de l'information qu'ils contiennent.

III.1. Définition des ondelettes

Les ondelettes ont des formes d'onde (allures temporelles) des fonctions de base, elles oscillent à l'intérieur d'une étendue temporelle limitée, ce sont des fonctions « passe-bande ». L'analyse en ondelettes consiste à étudier le signal suivant différentes résolutions.

Ondelettes permettent de décomposer une fonction sur une base de fonctions élémentaires. Cette base, ou famille, est générée par translation et dilatation d'une unique fonction ψ appelée ondelette-mère. Dans le cas monodimensionnel, elle s'écrit:

$$\Psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (\text{II.21})$$

Tel que :

$a > 0$ et $a, b \in \mathfrak{R}$, Où , a : pas de dilatation, et b : pas de translation.

III.2. Transformée en ondelettes continue

La transformée en ondelettes continue peut être calculée par l'équation suivante:

$$WT_f(a,b) = (f, \psi_{a,b}) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \overline{\psi\left(\frac{x-b}{a}\right)} dx \quad (\text{II.22})$$

Où

$\psi_{a,b}$: est définie dans l'équation II.23,

$\overline{\psi}$: complexe conjugué de ψ .

Pour une échelle a et une position b , le WT_f représente l'information contenue par $f(x)$ pour cette échelle a et à cette position b .

Inversement, on peut reconstruire exactement $f(x)$ en intégrant sur toutes les échelles et à toutes les positions de la manière suivante:

$$f(x) = \frac{1}{C_\psi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} WT_f(a,b) \Psi_{a,b}(x) \frac{da db}{a^2} \quad (\text{II.23})$$

Où : $C_\psi = 2\pi \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega$

III.3. Propriétés générales des ondelettes

Les ondelettes possèdent trois propriétés fondamentales communes: la localisation, l'oscillation et la régularité.

- **Localisation**

Les ondelettes sont des fonctions qui sont à la fois bien localisées en temps (ou espace) et en fréquence (ou nombre d'ondes). La localisation des ondelettes permet d'adapter la fenêtre d'analyse aux phénomènes que l'on veut étudier.

- **Oscillation**

La deuxième propriété remarquable des ondelettes est l'oscillation qui se traduit par le nombre de moments nuls de l'ondelette

- **Régularité**

Troisième propriété importante des ondelettes, a fait l'objet de nombreuses études. Les propriétés de régularité et d'oscillation sont complémentaires et Meyer (1990) a démontré qu'une ondelette issue d'une analyse multirésolution régulière conduit à l'équation des moments nuls.

III.4. Transformée en ondelettes discrète

La transformée en ondelettes peut être discrétisée sans perte d'informations.

La décomposition en ondelettes discrète d'une fonction $f(x)$ est donnée par la formule suivante:

$$C_{m,n}(f(x)) = \text{CWTf}(a^m, nb_0 a_0^m) = a_0^{-\frac{m}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \overline{\Psi}_{m,n}(x) dx \quad (\text{II.24})$$

où :

$C_{m,n}$: sont les coefficients d'ondelettes.

Les coefficients d'ondelettes informent sur les variations locales du signal autour d'un point à différents niveaux [MAL 89].

La reconstitution d'une fonction $f(x)$ à partir des coefficients d'ondelettes s'écrit :

$$f(x) = \sum_m \sum_n C_{m,n}(f(x)) \Psi_{m,n}(x) \quad (\text{II.25})$$

Remarque:

Si $a_0 = 2$ et $b_0 = 1$, on parlera de transformée d'ondelettes discrète dyadique.

III.5. Analyse multirésolution

III.5.1. Définition

L'analyse multirésolution est un outil mathématique, qui permet de décrire des approximations successives d'une image à des résolutions différentes et permet d'étudier l'évolution de son information. Elle peut être représentée par une pyramide dont la base est l'image originale et les différentes approximations sont les différents étages de la pyramide.

La transformée en ondelettes permet de décrire la différence d'informations entre deux échelles successives. L'association de l'analyse multirésolution et de la transformée en ondelette permet une analyse et un traitement des images. En effet, la différence d'informations qui existe entre deux approximations successives d'une image construite par l'analyse multirésolution est décrite dans les coefficients d'ondelettes. Ainsi, l'analyse multirésolution à l'aide de la transformée en ondelettes permet de reconstruire de manière exacte (sans perte d'information) l'image originale.

Le concept d'analyse multirésolution tel que l'a introduit Stéphane Mallat en 1988 est présentée selon la figure suivante:

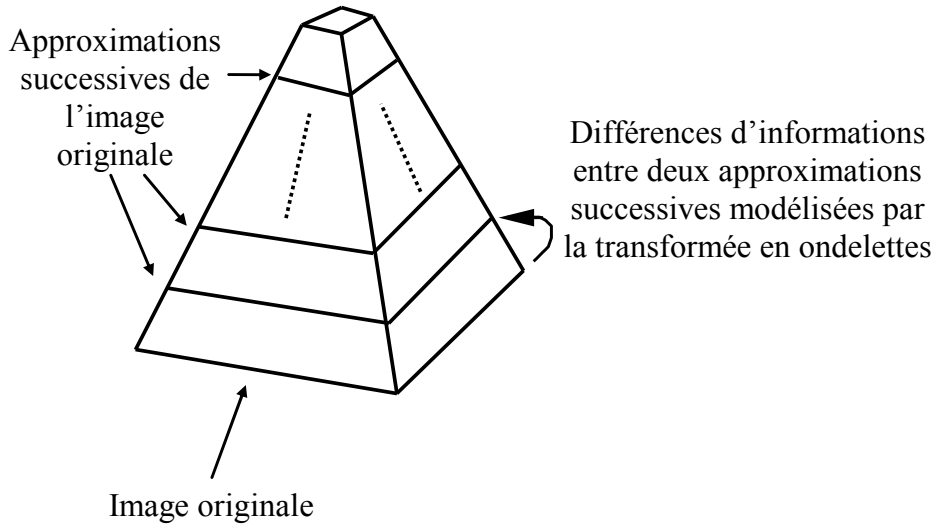


Figure II.2: Représentation des approximations successives d'une même image

III.5.2. Fonction d'échelle

La fonction d'échelle est définie dans le cas dyadique par la formule suivante :

$$\phi_{j,k}(x) = 2^{\frac{-j}{2}} \cdot \phi(2^{-j}x - k) \quad (\text{II.26})$$

Où j et $k \in \mathbb{Z}$.

La fonction d'échelle permet de définir les approximations successives de la fonction $f(x)$ qui sont données par :

$$d_{j,k}(f(x)) = \langle f, \phi_{j,k} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \cdot \phi_{j,k}(x) \cdot dx \quad (\text{II.27})$$

Les bases d'ondelettes permettent de représenter la différence d'informations existant entre deux approximations successives de la même fonction. Cette différence sera décrite par les coefficients d'ondelettes $c_{j,k}(f(x))$:

$$c_{j,k}(f(x)) = \langle f, \psi_{j,k} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \cdot \psi_{j,k}(x) \cdot dx \quad (\text{II.28})$$

A partir d'une approximation $d_{j,k}(f(x))$ et des coefficients d'ondelettes $c_{j,k}(f(x))$, nous pouvons reconstruire $d_{j-1,k}(f(x))$ par :

$$d_{j-1,k}(f(x)) = d_{j,k}(f(x)) + \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_{j,k}(f(x)) \cdot \psi_{j,k} \quad (\text{II.29})$$

III.5.3. Bases d'ondelettes

Il existe différentes bases d'ondelettes, nous avons abordé, dans le cadre de notre travail, les bases orthogonales et les bases bi-orthogonales

a. Ondelettes orthogonales

Elles sont généralement utilisées pour éviter la redondance ainsi pour assurer la reconstruction parfaite de l'image ou du signal original. Les filtres associés à ces ondelettes sont définis comme suit:

$$h_n = \int_{-\infty}^{+\infty} \phi(x) \cdot \phi(2x - n) dx \quad g_n = \int_{-\infty}^{+\infty} \psi(x) \cdot \phi(2x - n) dx \quad (\text{II.30})$$

L'équation qui définit la relation entre les deux filtres H et G:

$$g_n = (-1)^n \cdot h_{(1-n)} \quad (\text{II.31})$$

b. Ondelettes bi-orthogonales

Elles sont une généralité des bases d'ondelettes orthogonales. Dans ce cas, on utilise deux ondelettes mères $\psi(x)$ et $\tilde{\psi}(x)$, et deux fonctions d'échelle $\phi(x)$ et $\tilde{\phi}(x)$.

Comme dans le cas orthogonal, les relations existantes entre les coefficients des différents filtres associés à la décomposition et la reconstruction sont calculés à partir des conditions d'orthogonalité exprimées par les équations suivante :

$$g_n = (-1)^n \cdot \tilde{h}_{(1-n)} \quad , \quad \tilde{g}_n = (-1)^n \cdot h_{(1-n)} \quad (\text{II.32})$$

III.6. Application de la transformée en ondelettes à l'image

Dans le cadre de notre étude, nous avons implémenté deux algorithmes: l'algorithme de Mallat développé par Stéphane Mallat [MAL 89], et l'algorithme à trous développé par Dutilleul en 1987 [DUT 87].

III.6.1 Algorithme de Mallat

L'algorithme de Mallat est un algorithme général dans la mesure où plusieurs bases d'ondelettes peuvent être appliquées. La base d'ondelettes choisie alors, appartiendra soit à la famille des bases orthonormales soit à la famille des bases biorthogonales. Les filtres passe bas et passe haut (G et H) pourront être choisis dans l'analyse comme des filtres orthogonaux ou biorthogonaux. Comme dans le cas monodimensionnel, la dilatation des ondelettes en fonction de la résolution s'effectue par sous-échantillonnage des données.

- **Décomposition**

Le calcul des approximations et des coefficients d'ondelettes, représentant la différence d'informations entre deux approximations successives s'effectue à l'aide des filtres numériques que nous appliquons suivant les lignes puis suivant les colonnes.

Les équations de décomposition régissant le système sont données par :

$$\begin{aligned}
 c_{k,l}^j &= \sum_n \sum_m \tilde{h}(2K-n) \tilde{h}(2j-m) c_{n,m}^{j-1} \\
 d_{k,l}^{D,j} &= \sum_n \sum_m \tilde{g}(2K-n) \tilde{g}(2l-m) c_{n,m}^{j-1} \\
 d_{k,l}^{H,j} &= \sum_n \sum_m \tilde{h}(2K-n) \tilde{g}(2l-m) c_{n,m}^{j-1} \\
 d_{k,l}^{V,j} &= \sum_n \sum_m \tilde{g}(2K-n) \tilde{h}(2l-m) c_{n,m}^{j-1}
 \end{aligned}
 \tag{II.33}$$

Où :

- $c_{k,l}^j$: est l'approximation à la résolution j ,
- $d_{k,l}^{H,j}$ est le coefficient des détails horizontaux,
- $d_{k,l}^{V,j}$: est le coefficient des détails verticaux,
- $d_{k,l}^{D,j}$ est le coefficient des détails diagonaux.

Le principe de la décomposition se fait selon le schéma de la figure II.3.

On voit qu'un tel algorithme privilégie certaines directions fixées au départ. Contrairement à l'algorithme à trous, que nous verrons au paragraphe suivant, qui conduit à une analyse isotrope, car il ne privilégie aucune direction.

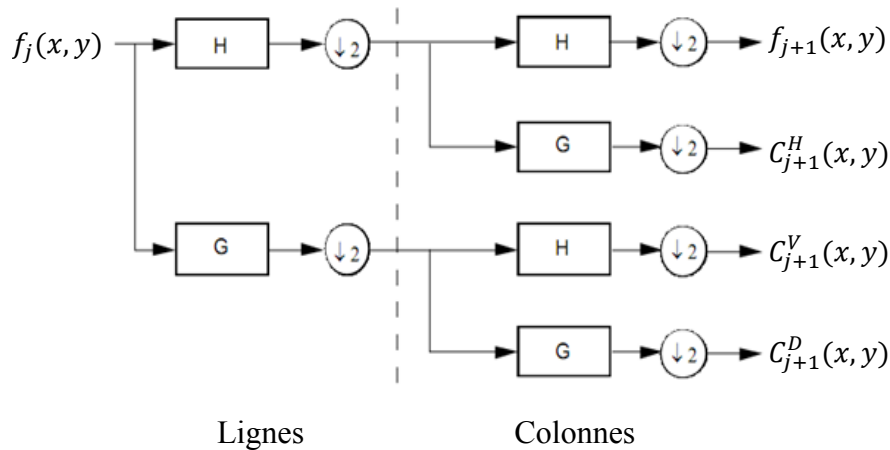


Figure II.3: Analyse multirésolution appliquée à une image numérique.

Où :

- $\downarrow 2$: conserver une ligne ou une colonne sur deux
- $\uparrow 2$: intercaler une ligne (colonne) de 0 entre chaque ligne (colonne)

La représentation d'une analyse multirésolution réalisée avec l'algorithme de Mallat s'effectue généralement selon le schéma de la figure II.4. (le cas d'une seule itération).

Dans cette figure, l'approximation de l'image à la résolution inférieure est représentée par $f_{j+1}(x, y)$. La différence d'informations entre l'approximation à la résolution 2^j et celle

à la résolution 2^{j+1} est représenté par les trois images de coefficients d'ondelettes dans les directions diagonale (C_{J+1}^D), horizontale (C_{J+1}^H) et verticale (C_{J+1}^V).

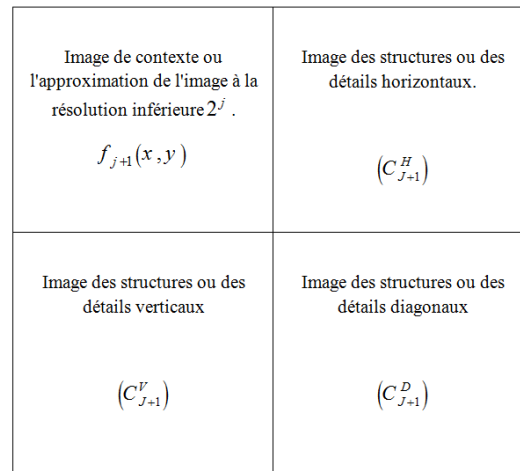


Figure II.4: Présentation d'une analyse multirésolution réalisée à l'aide de l'algorithme de Mallat.

- **Reconstruction:** Le principe de reconstruction est donné par la figure II.5

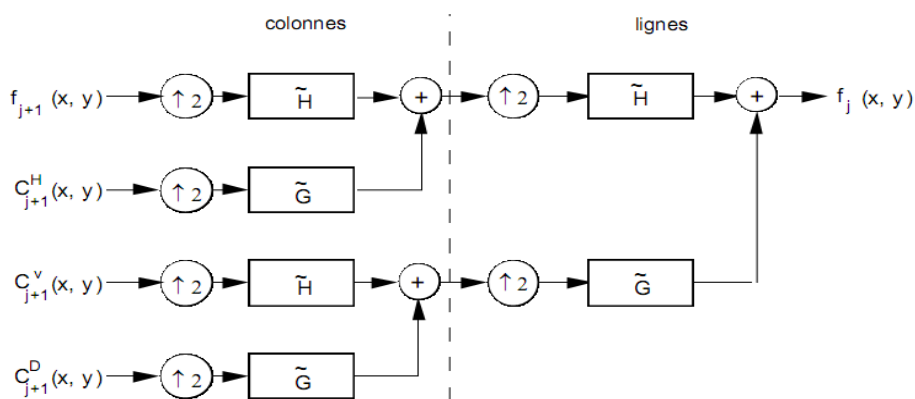


Figure II.5: Reconstruction exacte d'une image numérique à l'aide de l'algorithme de Mallat

Nous remarquons que la synthèse de l'image s'effectue à l'aide des filtres \tilde{H} et \tilde{G} et au lieu d'appliquer un sous échantillonnage, nous appliquons un sur échantillonnage d'un facteur de 2. Les opérations de filtrage et de sur échantillonnage sont appliquées sur les lignes puis sur les colonnes.

La reconstruction de l'image originale peut s'écrire sous la forme suivante :

$$c_{k,l}^{j-1} = \sum_n \sum_m [h(k-2n)h(l-2n)c_{n,m}^j + h(k-2n)g(l-2m)d_{n,m}^{H,j} + g(k-2n)h(l-2m)d_{n,m}^{V,j} + g(k-2n)g(l-2m)d_{n,m}^{D,j}] \quad (\text{II.34})$$

III.6.2. Algorithme à trous

L'algorithme à trous est plus simple que l'algorithme de Mallat dans la mesure où les familles d'ondelettes ne sont ni orthogonales ni biorthogonales. Il possède cependant la propriété de reconstitution exacte. Une seule image non directionnelle de coefficients d'ondelettes par résolution est produite. Cette image aura la même taille que l'image originale [RAN 93].

Les conditions sur les filtres seront alors moins contraignantes et il ne possède pas la propriété de décimation.

Dans cet algorithme, la dilatation de l'ondelette n'est pas effectuée par sous échantillonnage de l'image mais en espaçant le filtre, et cela par insertion des zéros entre les coefficients du filtre à chaque itération d'où le nom d'algorithme à trous [DUT 87].

b.2. Cas bidimensionnel

L'application de cet algorithme pour l'image s'effectue de manière similaire. On utilise un filtre isotrope; il ne privilégie aucune direction et possède les coefficients suivants :

$$\begin{bmatrix} \frac{1}{16} & \frac{1}{8} & \frac{1}{16} \\ \frac{1}{8} & \frac{1}{4} & \frac{1}{8} \\ \frac{1}{16} & \frac{1}{8} & \frac{1}{16} \end{bmatrix}$$

(3 x 3)

$$\frac{1}{256} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix}$$

(5 x 5)

Dans le cadre de notre travail, nous allons appliquer l'algorithme de Mallat pour la fusion des images satellitaires.

La transformée en ondelettes est par construction optimale pour représenter des discontinuités ponctuelles unidimensionnelles. L'extension au domaine 2-D est généralement réalisée par simple produit tensoriel séparable. La transformée en ondelettes représente des signaux présentant des discontinuités situées le long de courbe mais génère beaucoup de coefficients. Pour remédier à ce problème, les ridgelets et curvelets ont été proposées. Nous avons utilisé la transformée en curvelettes pour la fusion d'image, pour cela nous définissons d'abord la transformée de radon et les ridgelettes

IV. TRANSFORMÉE DE RADON

La transformée de radon a été développée par J. Radon, en 1917, [Rad 83]. Elle consiste à projeter l'image sur un certain nombre d'orientations en intégrant l'image le long de la

direction orthogonale à la projection, puis à réaliser la transformée de Fourier de ces projections. La reconstruction s'obtient en plaçant, pour chaque orientation de projection choisie, les coefficients de Fourier obtenus le long de cette même orientation, dans le domaine fréquentiel. On obtient l'image reconstruite en effectuant ensuite une transformée de Fourier 2D inverse. La reconstruction parfaite pour cette transformée continue s'obtient pour un nombre de projections infini, parcourant l'ensemble des orientations possibles.[CHA 05]

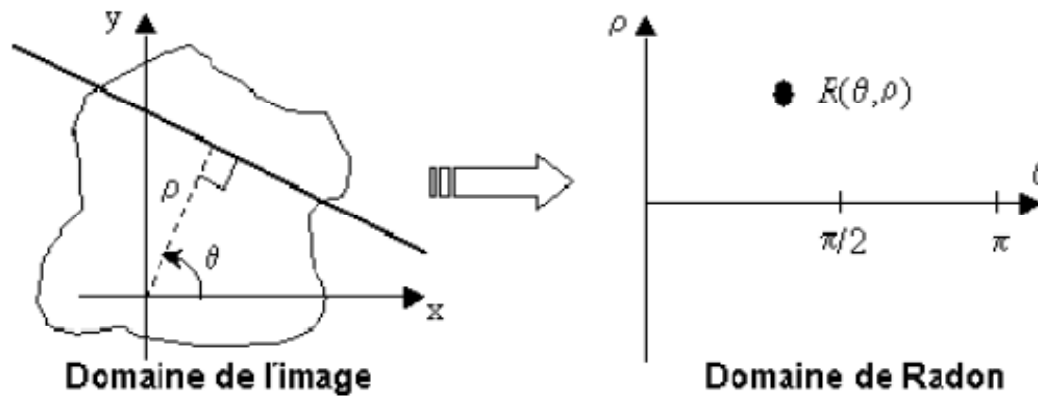


Figure II.6. Schéma de la transformée de Radon.

Alors la transformée de Radon $R: L^2(\mathbb{R}^2) \rightarrow L^2([0, 2\pi], L^2(\mathbb{R}^2))$ est défini par:

$$R_f(\theta, t) = \int_{\mathbb{R}^2} f(x, y) \delta(x \cos(\theta) + y \sin(\theta) - t) dx dy \quad (\text{II.35})$$

Où :

$R_f(\theta, t)$ représente la projection radiale de f sur la droite d'équation $x \cos(\theta) + y \sin(\theta) = t$, δ est la distribution Dirac

Pour plus de détails sur la transformée de Radon consultez : [DEA 83], [TOF 96], [COU 98]

V. LES RIDGELETS

La transformée en Ridgelets a été élaborée dans le but de capturer l'irrégularité présente le long des contours rectilignes. Pour ce faire, on utilise une transformée de Radon qui permet de représenter une image de façon bijective dans le domaine polaire. On obtient ainsi une conversion des singularités rectilignes dans le domaine spatial en singularités ponctuelles dans le domaine de Radon.

Pour comprendre la transformée en Ridgelets, il faut la voir comme une analyse par ondelettes dans le domaine de Radon. En effet, les discontinuités linéaires (lignes) se projettent sous forme de singularités ponctuelles (points) par l'intermédiaire de la transformée de Radon (principe illustré en Figure II.6). [NEN 07]

La figure II.7. Illustre un exemple des ridgelets.

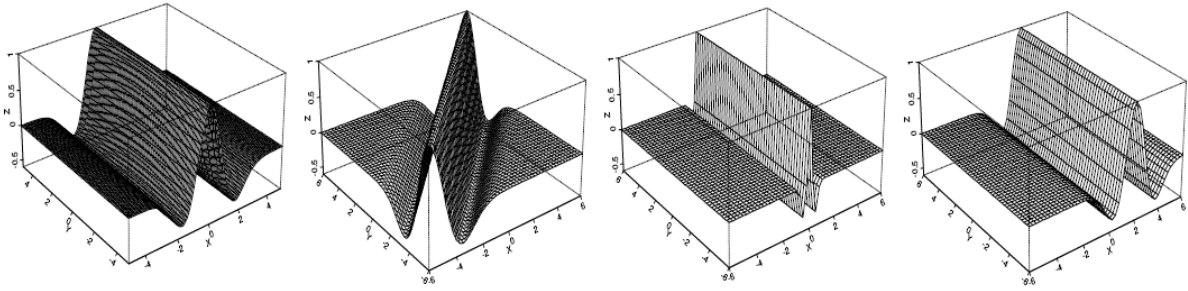


Figure II.7: Exemple de ridgelettes

V.1. Transformée en ridgelets continue

La transformée de ridgelets continue à deux dimensions (bidimensionnel), dans R^2 est définie comme suit: [STA 02a] et [STA 02a]:

On considère une fonction $\psi : R \rightarrow R$ décroissante et qui satisfait la condition d'admissibilité

$$\int |\hat{\psi}(\varepsilon)|^2 / |\varepsilon|^2 d\varepsilon < \infty \tag{II.36}$$

Ceci est possible lorsque la fonction est de moyenne nulle : $\int \psi(t) dt = 0$

Nous supposons aussi que ψ est normalisé pour que:

$$\int_0^\infty |\hat{\psi}(\varepsilon)|^2 \varepsilon^{-2} d\varepsilon = 1. \tag{II.37}$$

Pour chaque $a > 0$, chaque $b \in R$ et chaque $\Theta \in [0, 2\pi]$, Nous définissons les ridgelettes à deux variables: $\psi_{a,b,\Theta} : R^2 \rightarrow R^2$ par:

$$\psi_{a,b,\Theta}(x) = a^{-1/2} \psi((x_1 \cos \Theta + x_2 \sin \Theta - b) / a) \tag{II.38}$$

Où a est un facteur d'échelle, b est un paramètre de translation, Θ est l'angle de projection et ψ est une ondelette.

Cette fonction est constante le long des lignes :

$$x_1 \cos \Theta + x_2 \sin \Theta = \text{cst.} \tag{II.39}$$

Transversalement à ces lignes ou arêtes, cette fonction est une ondelette.

On considère une fonction à deux variables $f(x)$ tel que $f \in L^2(R^2)$, nous définissons ses coefficients en ridgelettes par:

$$R_{f(a,b,\Theta)} = \int \bar{\psi}_{a,b,\Theta}(x) f(x) dx \tag{II.40}$$

Si $f \in L^1(R^2) \cap L^2(R^2)$, alors nous avons la formule de reconstruction exacte.

$$f(x) = \int_0^{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \int_0^{\infty} R_f(a, b, \Theta) \psi_{a,b,\Theta}(x) \frac{da}{a^3} db \frac{d\Theta}{4\pi} \quad (\text{II.41})$$

Ceci est valable pour les fonctions intégrables. Cette formulation est stable lorsque la relation de Parseval est vérifiée.

$$\int |f(x)|^2 dx = \int_0^{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \int_0^{\infty} |R_f(a, b, \Theta)|^2 \frac{da}{a^3} db \frac{d\Theta}{4\pi} \quad (\text{II.42})$$

Par conséquent, tout comme l'ondelette ou la transformée de Fourier, l'équation (II.41) exprime le fait qu'on peut représenter n'importe quelle fonction arbitraire comme superposition continue des ridgelettes [CAN 99] et [DON 98]

V.2. Transformée en ridgelettes discrète

La transformée en ridgelettes s'obtient en appliquant une transformée en ondelettes 1D le long de $R_f(\theta, \cdot)$ en utilisant la variable d'intégration t . [STA 02b]

Pour cela, nous utilisons les trois étapes suivantes [DON 98].

- 1) Calcul de la FFT 2-D
- 2) Conversion des coordonnées cartésiennes en coordonnées polaires,
- 3) Calcul de la FFT inverse 1-D

Le principe de la méthode des ridgelettes se fait selon le schéma de la figure suivante:

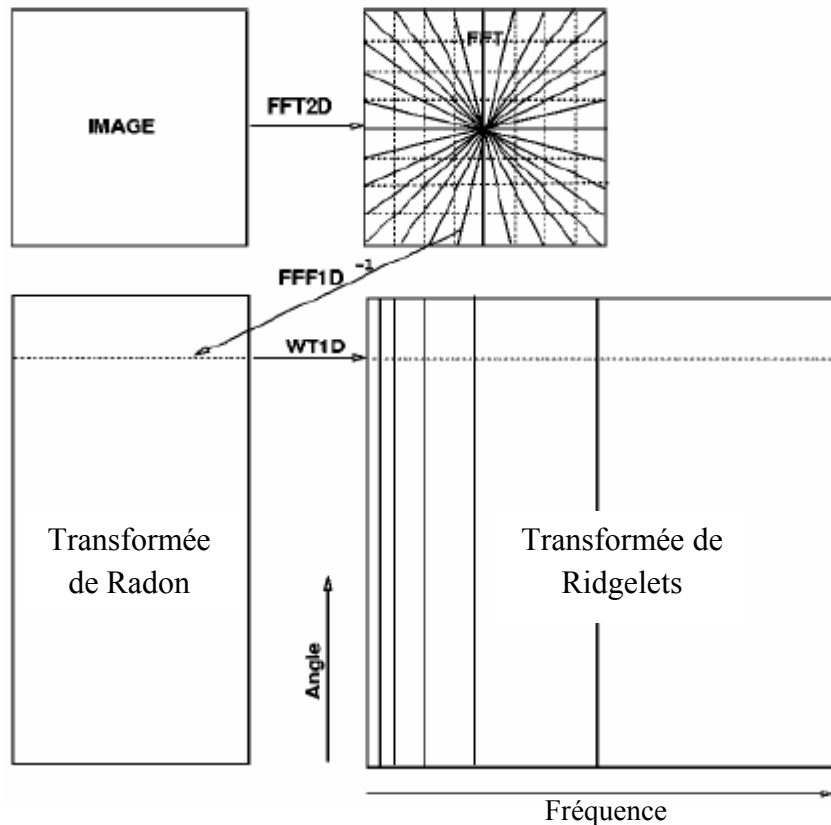


Figure II.8: Concept de la transformée en ridgelets

- Cette transformation est une séquence de transformations réversibles. Elle est par conséquent réversible. La reconstruction est stable à d'éventuelles perturbations des coefficients.

➤ Relation entre les différentes méthodes

La relation entre la transformée de Radon, les ridgelettes, et la transformée de Fourier est schématisée sur la figure suivante :[MIN 03]

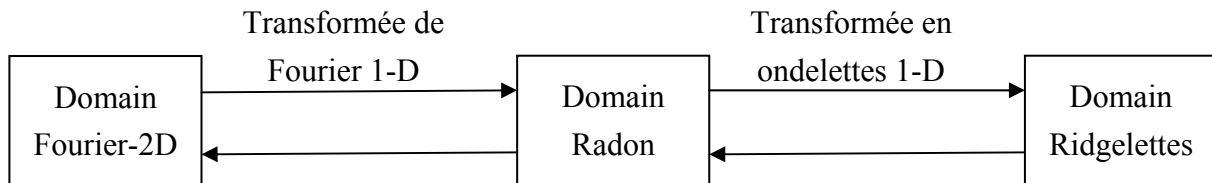


Figure II.9: Relation entre les transformations

Si la transformée en Ridgelettes est bien adaptée à la caractérisation des segments de droite, elle est en revanche moins adaptée au traitement des courbes qui sont pourtant très porteuses d'information. C'est pourquoi nous lui avons préféré une autre transformation qu'est la transformée en Curvelettes. Cette transformée est la version localisée dans l'espace de la transformée en Ridgelettes.

VI. LES CURVELETS

La transformée en curvelets (Curvelets) a été proposée par E. J. Candes et D.L. Donoho en 1999. Cette transformée se dérive des ridgelets multiéchelles.[DON 99]

La transformée en ridgelets décompose une image en contours rectilignes traversant toute l'image. En pratique, une telle décomposition est obtenue par transformée en ondelettes unidimensionnelle sur différentes projections de Radon de l'image. Les contours dans une image sont rarement rectilignes et aussi longs que les dimensions même de l'image. Pour résoudre le second point, la transformation est appliquée par blocs avec les mêmes problématiques d'effets de blocs que la transformée en cosinus discrète. L'idée est reprise par la transformée en curvelets qui introduit une analyse multiéchelle en appliquant une transformée en ridgelets par blocs après une décomposition en sous-bandes. Ces deux transformées nécessitent l'implémentation d'un opérateur de rotation, ce qui n'est pas simple dans le domaine discret. [JEA 06]

Les transformées en curvelettes constituent une nouvelle famille de frames d'ondelettes géométriques plus efficaces que les transformées traditionnelles, et qui sont conçues pour représenter de façon simple les courbes. C'est une transformée multiéchelles multi-

directionnelles avec des atomes indexés par un paramètre de position, d'échelle et de direction.

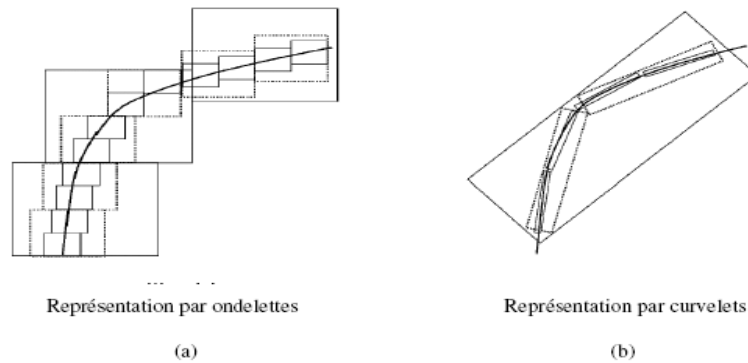


Figure II.10: Comparaison de l'approximation non-linéaire des ondelettes et des curvelettes.

Comparées aux ondelettes, les curvelets peuvent représenter une courbe lisse avec moins de coefficients pour la même précision (Fig.1(b)). les ondelettes prendraient beaucoup de coefficients pour représenter précisément un tel contour Fig. 1(a), [KAZ 07]

VI.1. Transformée en curvelets discrète:

L'idée des curvelets est de représenter une courbe comme une superposition des fonctions de longueurs diverses [GU 06]

La décomposition en curvelets est obtenue par les étapes suivantes :

- Décomposition en sous-bandes : $f \mapsto (P_0f, \Delta_1f, \Delta_2f, \dots \dots \dots)$
- Partitionnement, chaque sous-bande est subdivisée par fenêtrage lissé en carrés à une échelle appropriée :

$$\Delta_s f \mapsto (w_Q \Delta_s f)_{Q \in Q_s}$$

- Chaque carré résultant est normalisé à l'échelle unité $g_Q = (T_Q)^{-1} (w_Q \Delta_s f), Q \in Q_s$.
- Chaque carré est analysé via la transformée en ridgelets

VI.2. Implémentation:

La transformée développée pour des données numériques de taille $n \times n$ est analogue à celle d'une fonction continue.

Cependant, Candé et Donoho [CAN 99], [DON 98] ont montré qu'une modification est essentielle lors de la fusion des deux sous-bandes dyadiques. Il est préférable de traiter les sous-bandes séparément et d'appliquer un partitionnement spécifique à chaque sous-bande et d'appliquer la transformée en ridgelets pour chaque sous-bande.

L'utilisation de l'algorithme à trous pour la décomposition en sous-bande est plus adapté pour les curvelets :

$$I(x, y) = C_j(x, y) + \sum_{j=1}^J W_j(x, y) \quad (\text{II.43})$$

Où

C_j est la version grossière ou lissée de l'image originale I
 W_j représentent les détails de I à l'échelle 2^j . L'algorithme fournit $J+1$ images de taille $n \times n$.

VI.3. Algorithme de la transformée en curvelets

Starck, en 1998, a proposé l'algorithme de la transformée en curvelets suivant:

- 1) Appliquer l'algorithme à trous avec J échelles
- 2) Initialiser $B_1 = B_{min}$; ou B : taille des blocs
- 3) Pour $j = 1:J$ faire
 - a) partition de la sous-bande W_j avec des blocs de taille B_j et appliquer les ridgelets transform à chaque bloc,
 - b) si $j \text{ modulo } 2 = 1$ alors $B_{j+1} = 2B_j$
 - c) sinon $B_{j+1} = B_j$.

Remarque:

- La taille du bloc est doublée à chaque sous-bande dyadique
- La description grossière C_j n'est pas utilisée (ou traitée)
- L'implémentation de la transformée en curvelets est redondante

Le processus de la transformée en curvelets est représenté par le schéma synoptique de la figure suivante: [STA 03]

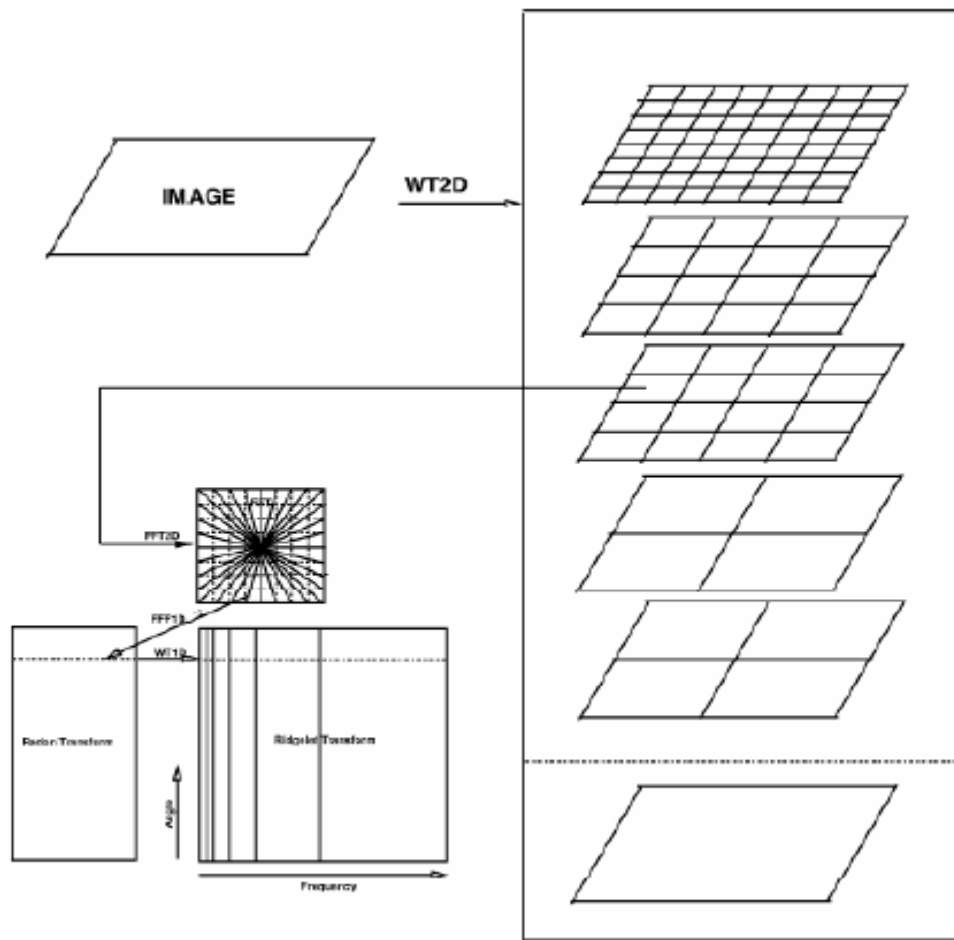


Figure II.11: Concept de la transformée en curvelets

Dans le cas de notre étude, nous avons implémenté les curvelettes pour fusionner des images satellitaires

CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques outils de fusion de données utilisés dans le domaine de la télédétection.

Nous avons cité quelques méthodes de fusion que nous avons implémentées, telles que la transformation IHS, la régression linéaire, les ondelettes, et les curvelets.

Toutes ces méthodes de fusion seront étudiées et mises en œuvre pour fusionner des images satellitaires afin d'améliorer la résolution spatiale des images multispectrales pour les évaluer par la suite.

Dans le but d'expliquer la méthodologie, le chapitre suivant sera consacré à l'implémentation des différentes méthodes (outils) à la fusion d'images.

CHAPITRE III

IMPLEMENTATION DES METHODES DE FUSION

INTRODUCTION

Dans ce chapitre, Les différentes transformations basées sur IHS, la régression, les ondelettes, et les curvelets vont être appliquées pour la fusion des images satellitaires.

Rappelons que l'objectif de la fusion est de combiner judicieusement l'information spatiale, présente dans les images à haute résolution, avec l'information spectrale contenue dans les bandes de résolution spatiale plus faible, pour obtenir une image plus riche simultanément en informations spatiales et spectrales.

Nous avons donnée les déférentes étapes de réalisation de ces méthodes et des schémas explicatifs

I. FUSION D'IMAGES PAR LA METHODE IHS

La fusion par la méthode IHS consiste à convertir les images multispectrales (basse résolution) existant dans le système de couleur RVB dans le système de couleur IHS plus proche de la perception humaine, Nous nous sommes inspirés des travaux de [SMA 98], [POH 99], [ZHA 05]

Nous avons effectué la fusion d'images par la méthode IHS à l'aide du modèle cylindrique puis par le modèle triangulaire dont les contextes mathématiques sont exprimés dans le chapitre II. Le processus de fusion par la transformation IHS est illustré par la figure III.1 :

On considère que l'image de haute résolution spatiale est présentée par la modalité A et les trois images multispectrale sont présentées par la modalité B_i ($i=1, 2, \text{ et } 3$)

Les différentes étapes de cette méthode se résument comme suit:

- ✓ Rééchantillonnage des bandes originales de l'image multispectrale B_i pour qu'elles aient les mêmes dimensions que l'image panchromatique A. Pour cela, nous avons

considéré les méthodes de rééchantillonnage classiques telles que l'interpolation par proximité, l'interpolation linéaire et l'interpolation bicubique.

- ✓ Transformation RVB en IHS des images Bi rééchantillonnées .
- ✓ Adaptation de l'histogramme de l'image panchromatique à celui de l'image composante Intensité.
- ✓ Remplacement du canal Intensité par l'image panchromatique spécifiée obtenue et application de la transformation inverse IHS - RVB.

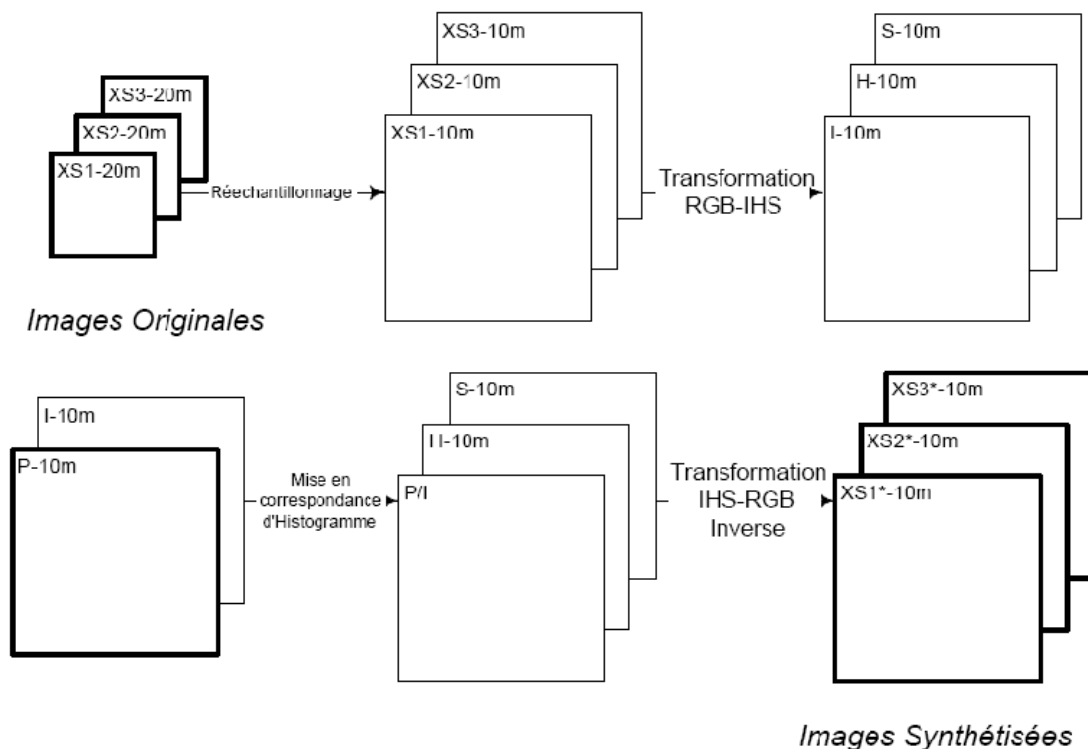


Figure III.1 : Concept de la fusion d'images par la méthode IHS

Cette méthode est simple à mettre en œuvre mais elle présente des contraintes telles que le nombre de canaux à l'entrée qui est limité, et la non préservation des aspects spectraux

II. FUSION D'IMAGES PAR LA REGRESSION LINEAIRE

Nous avons exploité dans le cadre de notre travail une autre technique de fusion, à savoir la régression linéaire par blocs.

L'idée principale de cette méthode est d'appliquer une fenêtre sur l'image haute résolution spatiale et sur une bande issue des images basse résolution spatiale. [ZHA 06]

Le processus de fusion par la régression par blocs est illustré par la figure III.1. Les étapes de la méthode se résument comme suit:

Si nous considérons A_h l'image de haute résolution spatiale et B_{il} les images de basse résolution

- ✓ L'image A_h est réduite pour avoir la même taille que l'image B_{il} , le résultats sera donc l'image A_l . La réduction se fait par plusieurs méthodes.
- ✓ Une fenêtre de taille $[(2 \times R)+1] \times [(2 \times R)+1]$ est choisie de façon à ce qu'elle soit glissante sur toute l'image, pour traiter le pixel central en fonction des pixels voisins. A partir des $[(2 \times R)+1] \times [(2 \times R)+1]$ valeurs numériques des pixels, nous appliquons le principe de la régression linéaire.
- ✓ Les paramètres linéaires sont calculés directement par la régression linéaire entre $[(2 \times R)+1] \times [(2 \times R)+1]$ pixels de l'image A_l et de ses correspondants dans les bandes B_{il} donnés par la formule suivante :

$$B_{il} = a_{il} * A_l + b_{il} \quad (\text{III.1})$$

Avec:

$$a_{il} = \text{cov}(A_l, B_{il}) / \text{var}(A_l) \quad (\text{III.2})$$

$$b_{il} = \bar{B}_{il} + a_{il} * \bar{A}_l \quad (\text{III.3})$$

Où:

a_{il} et b_{il} sont les coefficients de régression entre les deux images pour chaque fenêtre à la résolution basse.

- ✓ Les coefficients calculés seront récupérés sous forme de matrice. Par la suite, ils seront dupliqués pour être utilisés pour synthétiser l'image haute résolution (A_h).
- ✓ L'image synthétisée à haute résolution spatiale est donnée par la relation suivante :

$$B_h = a_h * A_h - b_h \quad (\text{III.4})$$

Le même processus sera répété pour les autres bandes.

Le processus de fusion par la régression linéaire par blocs est illustré par la figure III.2:

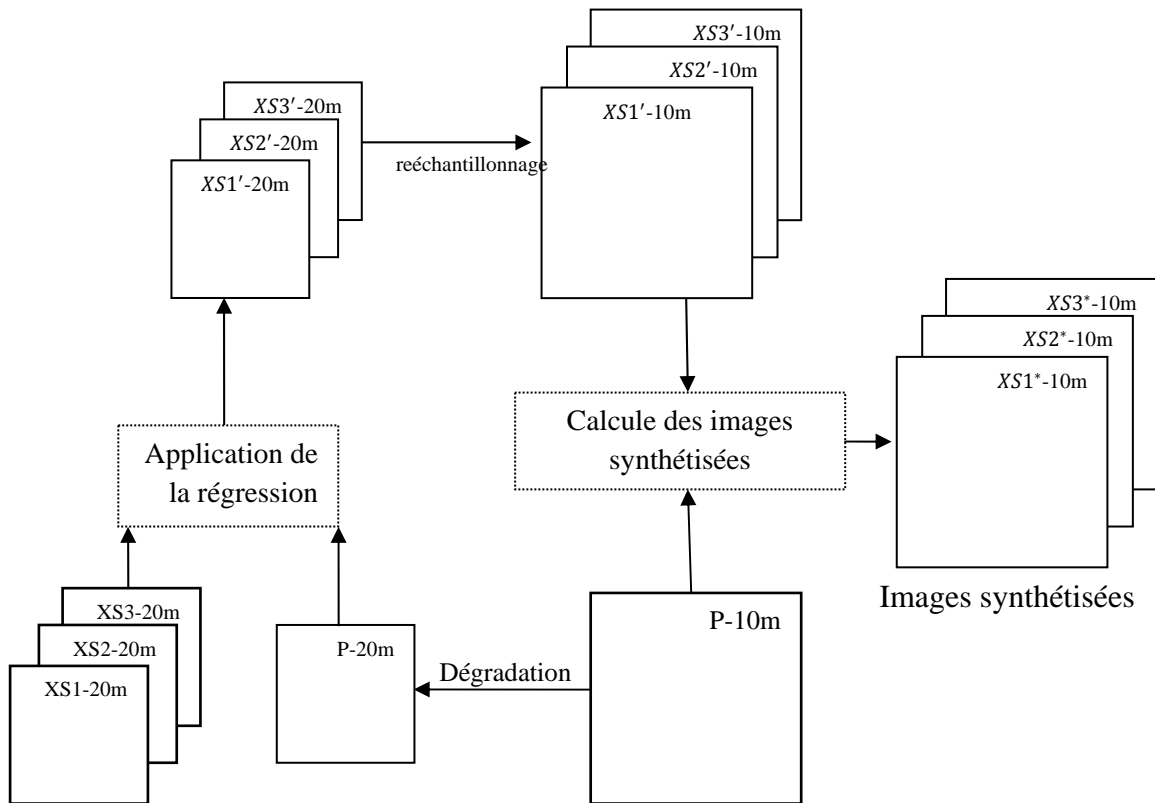


Figure.III.2 : Concept de la fusion d'images par la régression par blocs

Pendant la mise en œuvre des techniques de la régression par blocs, nous avons constaté que :

- L'application de la méthode de régression par blocs est plus rapide que l'application de cette méthode sur l'image complète
- le réglage de la taille du bloc peut avoir comme conséquence, différents résultats entre la conservation de la caractéristique spectrale et l'amélioration du contenu spatial. Plus la taille du bloc est grande, plus la résolution spatiale est mise en valeur. En revanche, plus la taille du bloc est petite, plus les aspects spectraux sont préservés

III. FUSION D'IMAGES PAR LA TRANSFORMÉE EN ONDELETTES

Dans le cadre de nos travaux, nous avons aussi étudié et mis en œuvre la méthode basée sur les ondelettes associées à l'analyse multirésolution.

La transformée en ondelettes est un outil mathématique développé à l'origine dans le domaine du traitement des signaux et peut être également appliqué à la fusion des données à différents niveaux de résolution suivant le concept de l'analyse multirésolution [Mall 89].

La transformée en ondelettes décompose une image numérique en quatre images. Une représente l'image basse résolution et trois autres images représentent les détails horizontaux, verticaux et diagonaux [Mall 89].

La reconstruction ou la synthèse de l'image originale s'effectue à l'aide de la transformée inverse. Le concept de la fusion d'images par la transformée en ondelettes est représenté dans la figure III.3.

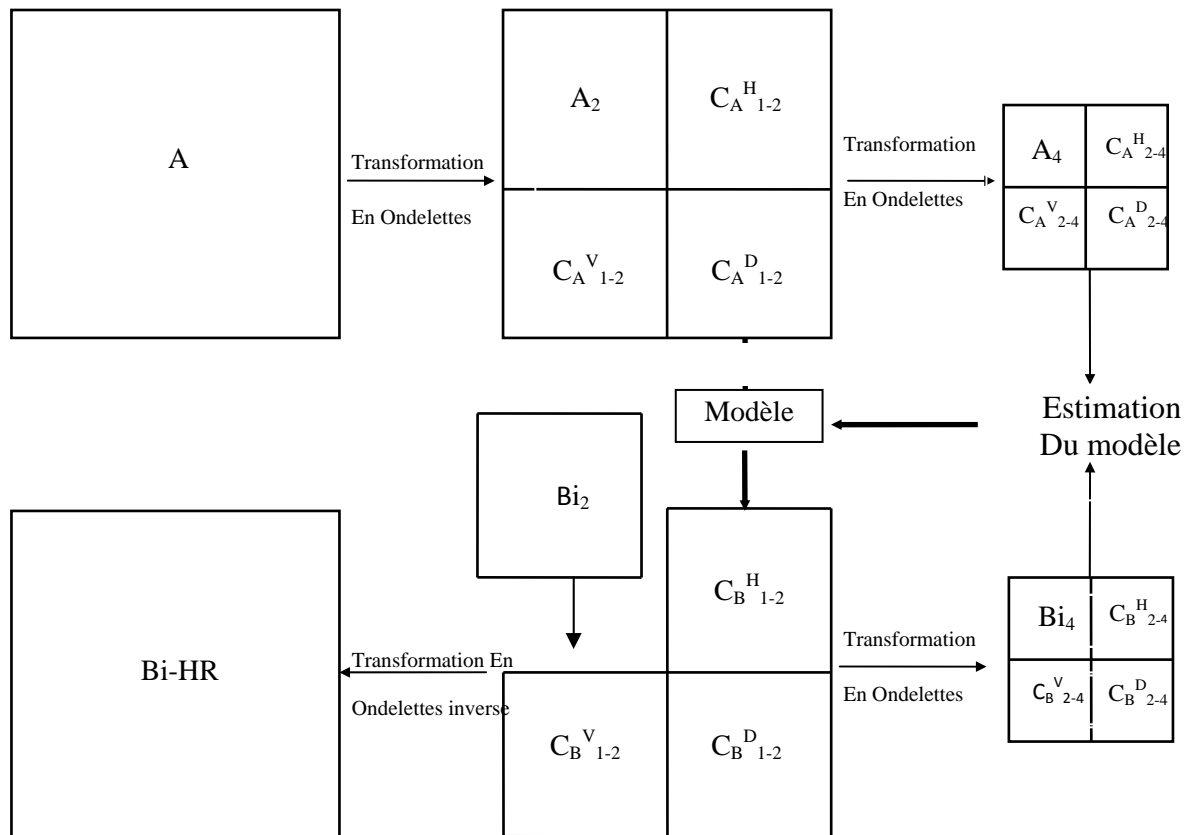


Figure III.3: Concept de la fusion d'images par la transformée en ondelettes

III.1. Principe de la méthode

Le principe de cette méthode, consiste d'abord à :

- Décomposer l'image panchromatique à haute résolution spatiale en utilisant les ondelettes associées à l'analyse multirésolution en une image approximation 'basse résolution' et trois images de détails également appelées coefficients d'ondelettes qui contiennent l'information spatiale, le nombre d'itérations est liée au rapport de résolution entre cette image panchromatique et les images multispectrales.
- décomposer chaque image multispectrale, en utilisant les ondelettes associées à l'analyse multirésolution

Une fois que les coefficients d'ondelettes sont déterminés, un modèle de transformation peut être dérivé pour déterminer les coefficients d'ondelettes absents de l'image à basse résolution (les modèles sont définis dans la section III.3 page 42). En utilisant ces derniers, il est possible de créer une image synthétique de l'image basse résolution à la résolution spatiale

plus élevée. Cette image contient l'information spectrale relativement préservée avec une résolution spatiale plus élevée. [OUA 07]

III.2. Bases d'ondelettes utilisées

Il existe différentes bases d'ondelettes, les plus utilisées sont les bases orthogonales et biorthogonales. Nous allons utiliser quelques unes parmi ces bases.

III.2.1. Bases orthonormales

Dans le cadre de notre travail nous avons utilisé celle de Haar et de Daubechies

III.2.1.1. Base de Haar

La base de Haar est parmi les premières bases d'ondelettes orthogonales. C'est la base la plus simple. Les filtres associés à cette base sont les suivants :

$$h[n] = \left\{ \frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}} \right\} \quad g[n] = \left\{ \frac{1}{\sqrt{2}}, -\frac{1}{\sqrt{2}} \right\}$$

Leurs filtres conjugués sont définis comme suit :

$$\check{h}[n] = \left\{ \frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}} \right\} \quad \check{g}[n] = \left\{ -\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}} \right\}$$

L'intérêt de cette base d'ondelettes est la grande simplicité des filtres associés donc de l'algorithme de calcul.

III.2.1.2. Base de Daubechies

Les ondelettes de Daubechies sont des ondelettes orthogonales à support compact. Pour notre part, nous avons utilisé, les coefficients de Daubechies-4

Les filtres associés à la décomposition sont :

$$\check{h}(n) = [-0.129409522551, 0.224143868042, \underline{0.836516303738}, 0.482962913145, 0]$$

$$\check{g}(n) = [0, -0.482962913145, \underline{0.836516303738}, 0.224143868042, -0.129409522551]$$

Les filtres associés à la reconstitution sont :

$$h(n) = [0, 0.482962913145, \underline{0.836516303738}, 0.224143868042, -0.129409522551]$$

$$g(n) = [-0.129409522551, -0.224143868042, \underline{0.836516303738}, -0.482962913145, 0]$$

Malgré de nombreux avantages, la base de Daubechies présente un inconvénient pratique qui est la non-symétrie. Si on veut préserver la symétrie, les filtres numériques impliqués auront

une réponse impulsionnelle infinie. Pour y remédier les chercheurs ont établi une méthode de construction conduisant à une base appelée base biorthogonale.

III.2.2. Bases biorthogonales

L'analyse sur les bases biorthogonales diffère de celle des bases orthonormales dans la mesure où l'ondelette et la fonction d'échelle utilisées pour la décomposition sont différentes celles utilisées pour la reconstitution

III.2.2.1. Cas des B-splines linéaires

a. Décomposition suivant la base B-spline linéaire

Les filtres associés à la décomposition sont :

$$\begin{aligned}\tilde{h}(n) &= [-0.1767767, 0.3535533, 1.0606602, 0.3535533, -0.1767767] \\ \tilde{g}(n) &= [0.3535533, -0.7071067, 0.3535533]\end{aligned}$$

b. Reconstitution suivant la base B-spline linéaire

Les filtres associés à la reconstitution sont :

$$\begin{aligned}h(n) &= [0.3535533, 0.7071067, 0.3535533] \\ g(n) &= [0.1767767, 0.3535533, -1.0606602, 0.3535533, 0.1767767]\end{aligned}$$

III.3. Modèles utilisés

Pour l'élaboration des coefficients d'ondelettes nécessaires à la synthèse de l'image haute résolution, on utilise des modèles qui prennent en compte les caractéristiques spectrales statistiques des images de ces coefficients. Quatre modèles sont proposés et décrits ci-dessous. [SHA 06]

- **Modèle 1**

Ce modèle est le plus simple, car il remplace les coefficients d'ondelettes (les détails) des images à basse résolution par ceux de l'image à haute résolution spatiale ramenés à la même résolution des coefficients de l'image à basse résolution. Ceci se traduit par les relations suivantes :

$$cD_f^Z = cD_p^Z \quad (\text{III.5})$$

Avec $Z = H, V$ ou D

Où cD_f^Z et cD_p^Z sont respectivement les coefficients d'ondelettes des images fusionnées et de l'image panchromatique, et H , V et D désignent respectivement horizontal, vertical et diagonal.

- **Modèle 2**

Ce modèle prend la moyenne des coefficients horizontaux, verticaux et diagonaux à partir des images panchromatique et multispectrales. Les coefficients d'ondelettes fusionnés sont calculés par les formules suivantes :

$$cD_f^Z = (cD_p^Z + cD_m^Z)/2 \quad (\text{III.6})$$

Où cD_m^Z représentent les coefficients d'ondelettes des bandes multispectrales.

- **Modèle 3**

Ce modèle est linéaire, il utilise une modélisation statistique globale ou locale. Il est basé sur l'ajustement de la moyenne et la variance des images de détails. Les coefficients d'ondelettes recherchés sont calculés par les formules suivantes :

$$cD_f^Z = a_Z cD_p^Z + b_Z \quad (\text{III.7})$$

Les paramètres a_Z et b_Z sont calculés par les relations suivantes :

$$a_Z = \sqrt{\frac{\text{var}(cD_m^Z)}{\text{var}(cD_p^Z)}} \quad (\text{III.8})$$

$$b_Z = \text{moy}(cD_m^Z) - a_Z * \text{moy}(cD_p^Z) \quad (\text{III.9})$$

Où var et moy désignent respectivement la variance et la moyenne.

- **Modèle 4**

Ce modèle est basé sur la comparaison des coefficients de détails horizontaux, verticaux et diagonaux puis prend la plus grande valeur comme coefficients d'ondelettes fusionnés. Ces coefficients sont calculés comme suit :

$$cD_f^Z = \max(\text{Abs}(cD_p^Z), \text{Abs}(cD_m^Z)) \quad (\text{III.10})$$

L'analyse multirésolution représente une approche prometteuse pour fusionner des images de modalité Bi et une image de modalité A. La résolution spatiale est améliorée avec préservation des propriétés spectrales. La raison est liée au fait que les variations locales de l'image sont décrites par des coefficients d'ondelettes qui informent sur l'importance des structures.

La décomposition en ondelettes est implémentée uniquement pour des signaux (ou des images) dont la taille doit être une puissance de deux. Cette contrainte ne permet pas de fusionner des images de taille quelconque.

La deuxième contrainte provient de la décomposition en multirésolution qui ne permet pas l'analyse de l'image pixel par pixel puisque les données sont réduites d'un niveau à un autre. Aussi, lorsqu'un détail apparaît à une échelle donnée, il disparaît systématiquement à l'échelle suivante.

Les méthodes développées dans les paragraphes précédents sont relativement simples, mais elles présentent des limites citées auparavant. Pour cela, nous allons développer des approches de combinaisons de ces méthodes, pour améliorer la qualité de la fusion. Ces approches de fusion (ondelettes-IHS et ondelettes-régression) sont présentées dans ce qui suit.

IV. FUSION D'IMAGES PAR LA COMBINAISON DE LA METHODE IHS ET L'ONDELETTES

Pour une meilleure utilisation des avantages des deux méthodes IHS et ondelettes et remédier à leurs défauts, une nouvelle approche de fusion a été proposée. C'est la combinaison de ces deux méthodes IHS et ondelettes [ZHA 05]. Le concept et les différentes étapes de ce processus sont illustrés dans la figure III.3:

Avant de réaliser la transformation, les images multispectrales doivent être rééchantillonnées à la même taille que l'image panchromatique.

- ✓ Transformation des images multispectrales de l'espace RGB vers l'espace IHS.
- ✓ Adaptation de l'histogramme de l'image panchromatique à celui de l'image intensité.
- ✓ Décomposition de la nouvelle image panchromatique et de l'image intensité à l'aide de la transformée en ondelettes.
- ✓ Remplacement de l'image approximation de l'image panchromatique (LL^p) par une nouvelle image approximation (LL') issue de la combinaison des deux images (LL^p) et (LL').

La méthode d'obtention de la nouvelle image approximation est décrite par les équations (III.11) et (III.12).

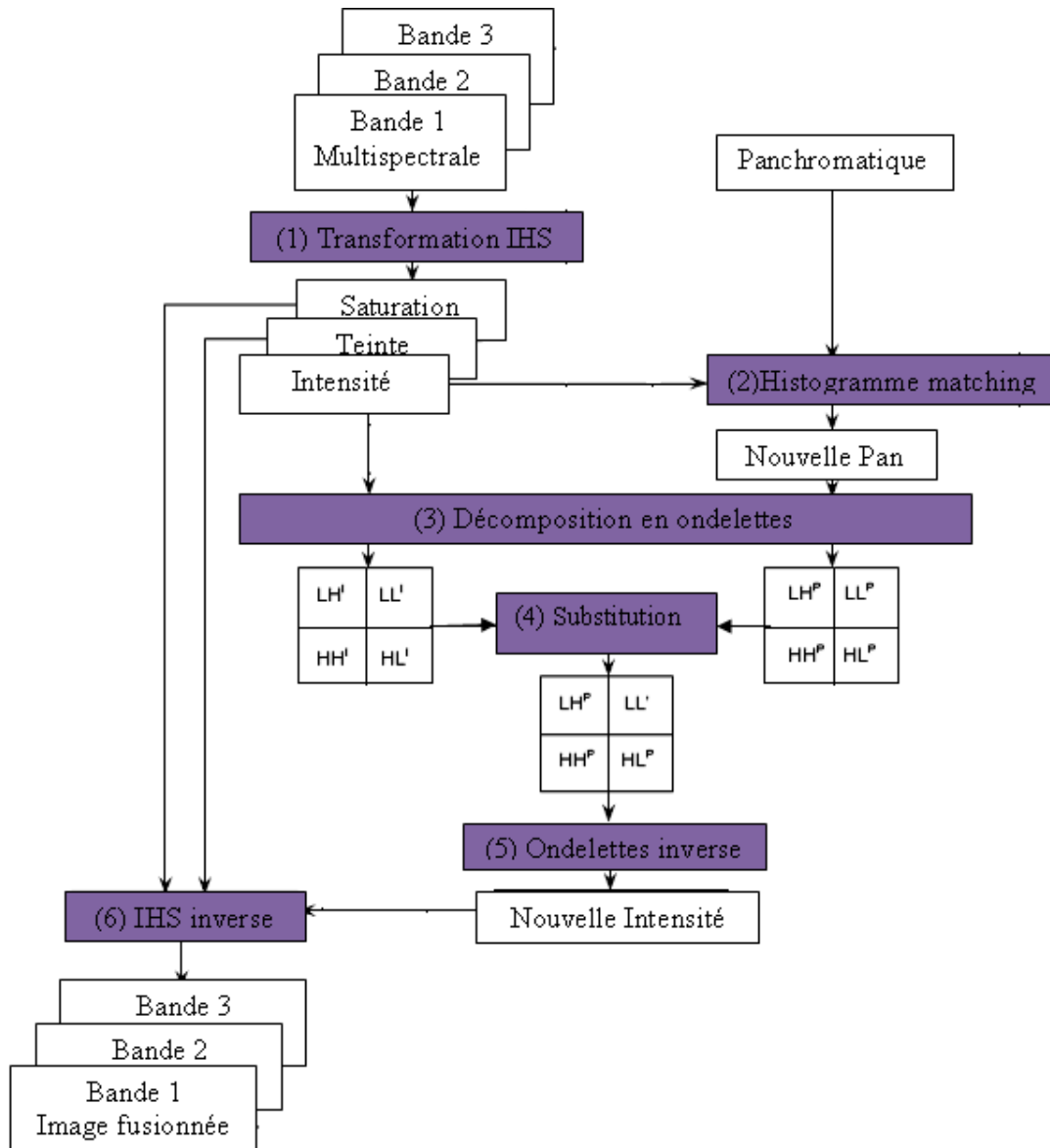


Figure III.4: Concept de la fusion d’images par la combinaison des méthodes IHS et ondelettes

- ✓ Application de la transformée en ondelettes inverse pour obtenir la nouvelle image intensité, qui a une distribution du niveau de gris similaire à celle de l’image intensité issue de la transformée IHS et contient le même détail spatial que l’image panchromatique originale.
- ✓ Transformation de la nouvelle image intensité avec la teinte et la saturation de l’espace IHS vers l’espace RGB à travers la transformation IHS inverse.

La méthode de génération de la nouvelle image approximation (LL'), notée C peut s’exprimer comme suit :

$$C = W_1 \cdot a + W_2 \cdot b \tag{III.11}$$

Où a et b sont les images approximation (LL') et (LL^p) respectivement.

W_1 et W_2 sont les coefficients de corrélation correspondant déterminés par:

$$W_1 = corr(a/b) = \frac{\sum_{i=1}^N (a_i - \bar{a})(b_i - \bar{b})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (a_i - \bar{a})^2 \sum_{i=1}^N (b_i - \bar{b})^2}} \quad (III.12)$$

Avec:

$$W_1 + W_2 = 1$$

Où:

\bar{a} et \bar{b} sont les moyennes de a et b ,

N : nombre de pixels des images approximation.

Une autre méthode de combinaison a été proposée dans notre travail qui est la combinaison ondelettes régression

V. FUSION D'IMAGES PAR COMBINAISON ONDELETTE-REGRESSION

Pour une meilleure utilisation des avantages des deux méthodes régression linéaire et les ondelettes, une nouvelle approche de fusion a fait l'objet de notre travail. C'est la combinaison de ces deux méthodes. La combinaison entre la régression et les ondelettes est donnée par les étapes suivante:

- Rééchantillonnage des bandes originales de l'image multispectrales B_i pour qu'elles aient les mêmes dimensions que l'image panchromatique A . Pour cela, nous avons considéré les méthodes de rééchantillonnage classiques telles que l'interpolation par proximité, l'interpolation linéaire et l'interpolation bicubique.
- Application de la transformée en Ondelettes aux images multispectrales B_i ainsi qu'à l'image panchromatique A , pour synthétiser les quatre images (l'image approximation et les trois images de détails (H,V, D))

Nous effectuons la régression entre les deux images approximations obtenues par la relation suivante:

$$B'_{il} = a_{il} * APA_l + b_{il} \quad (III.13)$$

- Par application de la transformée en Ondelettes inverse entre l'image obtenue par la régression linéaire et les trois images de détails, l'image multispectrale à haute résolution spatiale est synthétisée.

Le concept de ce processus est illustré sur la figure suivante (figure III.5) pour une seule image B_i , le processus sera répété pour les autres modalités B_i

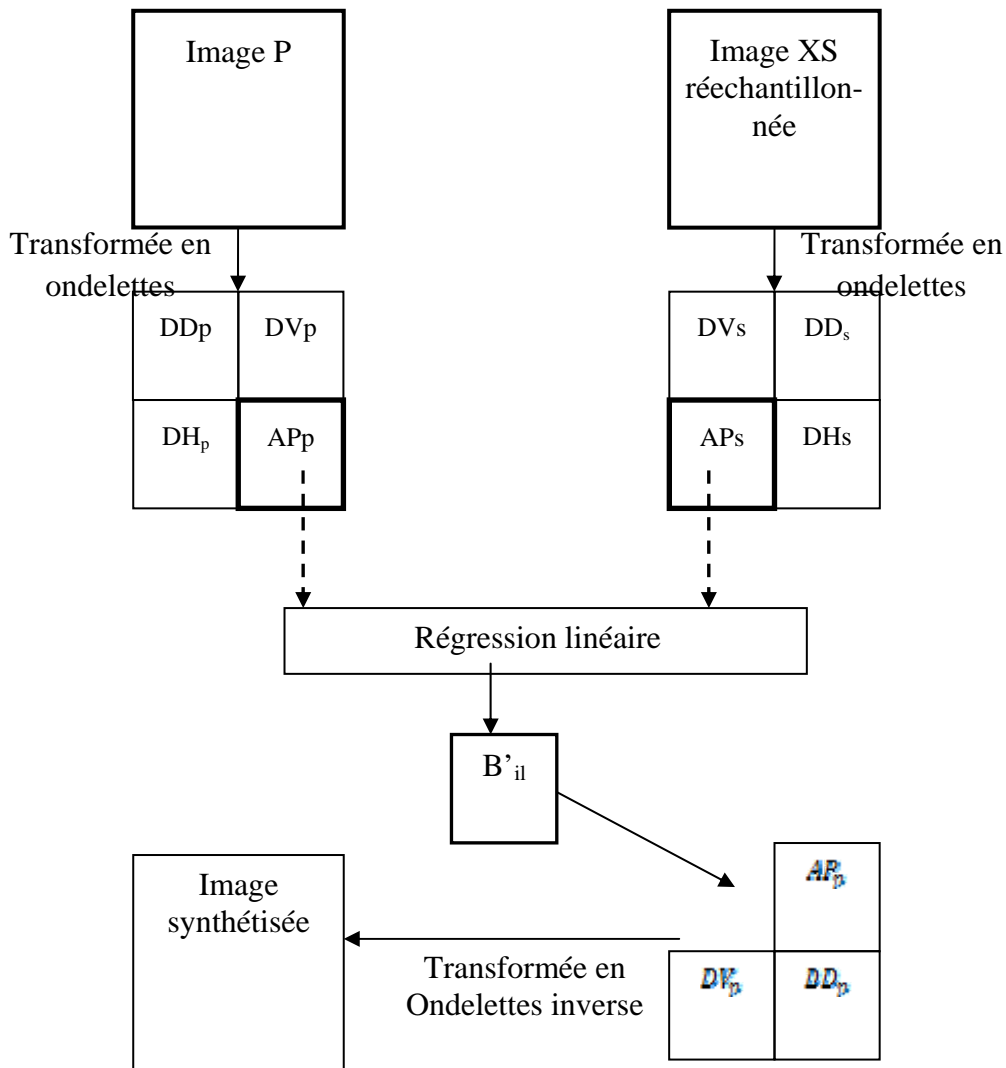


Figure III.5: Concept de fusion par la combinaison Ondelettes et Régression

Nous poursuivons l'objectif d'améliorer la résolution spatiale des images multispectrales, pour cela, nous proposons dans le paragraphe suivant l'utilisation d'une nouvelle méthode utilisée dans la fusion basée sur les curvelettes.

VI. FUSION D'IMAGE BASÉE SUR LA TRANSFORMÉE EN CURVELETS

Nous donnons maintenant la procédure opérationnelle spécifique pour l'approche de fusion d'image basée sur les curvelettes. Cette procédure est applicable à tout type d'image. Le processus est représenté par le schéma synoptique de la figure suivante (figure III.6).

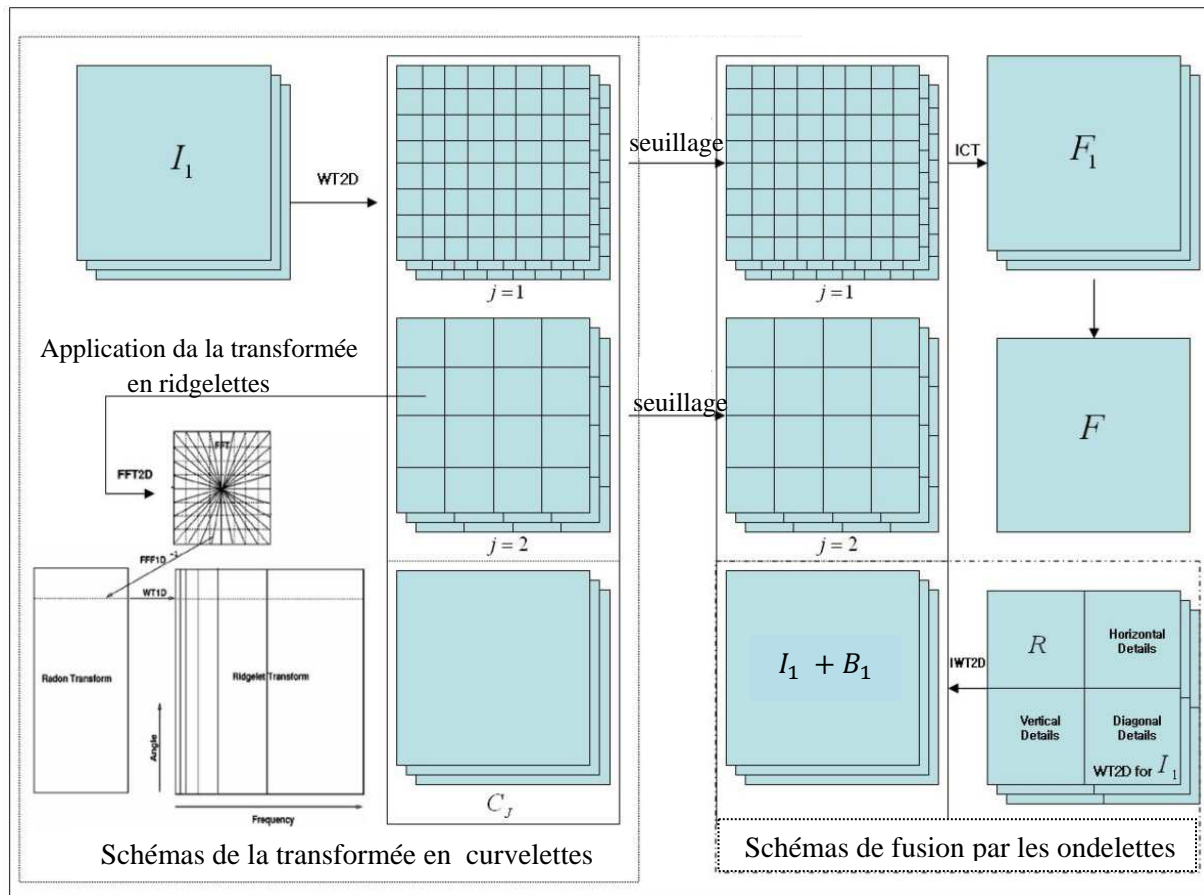


Figure III.6: Concept de la fusion d'images par la transformée en Curvelets.

Les différentes étapes de cette méthode de fusion se résument comme suit: [CHO 02]

- 1) L'image pan (panchromatique) originale et des images multispectrales B_i sont géométriquement corrigées et superposables.
- 2) Trois nouvelles images pan I_1 , I_2 , et I_3 sont produites, dont les histogrammes sont spécifiés selon les histogrammes des images multispectrales originales B_1 , B_2 et B_3 , respectivement.
- 3) Utilisation de la méthode de fusion d'images à base d'ondelettes, on obtient les images fusionnées $I_1 + B_1$, $I_2 + B_2$ et $I_3 + B_3$, respectivement.
- 4) I_1 , I_2 et I_3 sont décomposées (analysées) dans des $J+1$ sous-bandes, respectivement, en appliquant " L'algorithm à trous", (l'algorithm de filtrage de sous-bandes). Chaque image décomposée inclut C_j qui est une version grossière ou lisse de l'image originale et W_j qui représente "les détails" de I à l'échelle 2^{-j} .
- 5) Chaque C_j est remplacée par l'image fusionnée qui est obtenue à la troisième étape.
- 6) La transformée en ridgelettes est alors appliquée à chaque bloc. Dans cette partie, on a effectué plusieurs tests sur application de l'ondelette monodimensionnelle.
- 7) Des coefficients Curvelettes (ou des coefficients ridgelettes) sont modifiés par application d'un seuillage adéquat

- 8) La reconstruction se fait par le chemin inverse des étapes précédentes, pour I1, I2 et I3, respectivement. Trois nouvelles images (F1, F2 et F3) sont alors obtenues, qui reflètent les informations spectrales des images multispectrales originales B_1 , B_2 et B_3 et aussi les informations spatiales de l'image pan.
- 9) F1, F2 et F3 sont combinées dans une seule image fusionnée F.

Remarque:

On ne trouve pas dans la littérature la réponse aux choix de l'ondelette unidimensionnelle. Dans le cadre de notre étude nous avons utilisés plusieurs telles que: ondelettes de Haar, ondelettes spline de Battle-Lemarié, et ondelettes de Coiflets

• **Les coefficients de l'ondelettes de Coiflets**

Les filtres associés à la décomposition sont :

$$\check{h}(n) = [-0.0157, -0.0727, 0.3849, \underline{0.8526}, 0.3379, -0.0727]$$

$$\check{g}(n) = [0.0727, 0.3379, \underline{-0.8526}, 0.3849, 0.0727, -0.0157]$$

Les filtres associés à la reconstitution sont :

$$h(n) = [-0.0727, 0.3379, \underline{0.8526}, 0.3849, -0.0727, -0.0157]$$

$$g(n) = [-0.0157, 0.0727, 0.3849, \underline{-0.8526}, 0.3379, 0.0727]$$

• **Les coefficients de l'ondelettes de B3-spline**

Les filtres associés à la décomposition sont :

$$\check{h}(n) = [0.0663, -0.1989, -0.1547, 0.9944, 0.9944, -0.1547, -0.1989, 0.0663]$$

$$\check{g}(n) = [-0.1768, 0.5303, -0.5303, 0.1768]$$

Les filtres associés à la reconstitution sont :

$$h(n) = [0.1768, 0.5303, 0.5303, 0.1768]$$

$$g(n) = [0.0663, 0.1989, -0.1547, -0.9944, 0.9944, 0.1547, -0.1989, -0.0663]$$

Cette approche est complexe, et n'est pas facile à réaliser car elle fait appel à d'autres transformations.

CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents algorithmes de fusion utilisés habituellement pour améliorer la résolution spatiale des images multispectrale en exploitant l'image panchromatique disponible avec un rapport de résolution supérieur à un (pour notre cas égal à deux).

Nous avons exploité chaque méthode à part et nous avons proposé de combiner les ondelettes avec l'algorithme de régression d'une part et avec l'IHS d'autre part pour une meilleure utilisation des avantages de ces différentes méthodes. Nous avons évoqué les différents algorithmes de fusion ainsi que leurs implémentations et leurs principes de déroulement.

Le chapitre suivant va nous permettre d'évaluer les différents résultats obtenus par les différentes méthodes et d'en faire une étude comparative.

CHAPITRE IV

EVALUATION DES RESULTATS

INTRODUCTION

Dans cette partie, nous nous intéressons à l'évaluation des résultats obtenus, pour montrer l'intérêt des méthodes de fusion que nous avons développées, sur l'amélioration de la résolution spatiale des images multispectrales et la préservation de leur aspect spectral, il est nécessaire de choisir certains critères d'évaluation qui permettent de comparer les images synthétisées aux images originales.

Dans le cadre de notre travail, nous avons évalué de façon qualitative et quantitative nos résultats obtenus.

L'évaluation qualitative nous permet de juger visuellement de la qualité des images fusionnées, et de l'aspect radiométrique. Une composition colorée reste un moyen très utile pour visualiser un ensemble de trois images. L'aspect visuel de l'image est un critère subjectif, qui nécessite d'être complété par une évaluation statistique.

Des critères statistiques sont proposés de manière à quantifier objectivement les différents aspects des produits de fusion. Il s'agit souvent de quantité statistique résumant les différences entre les images originales et les images synthétisées.

Nous avons plusieurs paramètres statistiques pour l'amélioration de la résolution spatiale des images multispectrales et les meilleurs paramètres choisis sont ceux qui mesurent:

- ✓ L'introduction des informations spatiales issues de l'image haute résolution spatiale.
- ✓ La détérioration le moins possible les informations spectrales contenues dans l'image multispectrale originale.

Dans le cadre de notre travail, nous avons pris des images issues du satellite SPOT pour la fusion d'images.

I. IMAGES UTILISEES

Les images utilisées pour le processus de fusion sont des images de la région d'Alger (sur une zone qui couvre la région de BAB-EZZOUAR) prises par le satellite SPOT (Satellite Pour l'Observation de la Terre). Le satellite SPOT dispose de deux capteurs **HRVIR** (Haute Résolution Visible et Infra Rouge 1 et 2). Nous nous intéressons à la caractérisation du tissu urbain et le couvert végétal. Les images doivent subir un traitement de manière à ce qu'elles soient superposables. Le travail est réalisé en utilisant les outils du logiciel ENVI. Nous précisons que le rapport des résolutions entre l'image panchromatique et les images multispectrales est de 2 (cas dyadique).

La figure ci-dessous représente les images originales sur la zone d'étude.

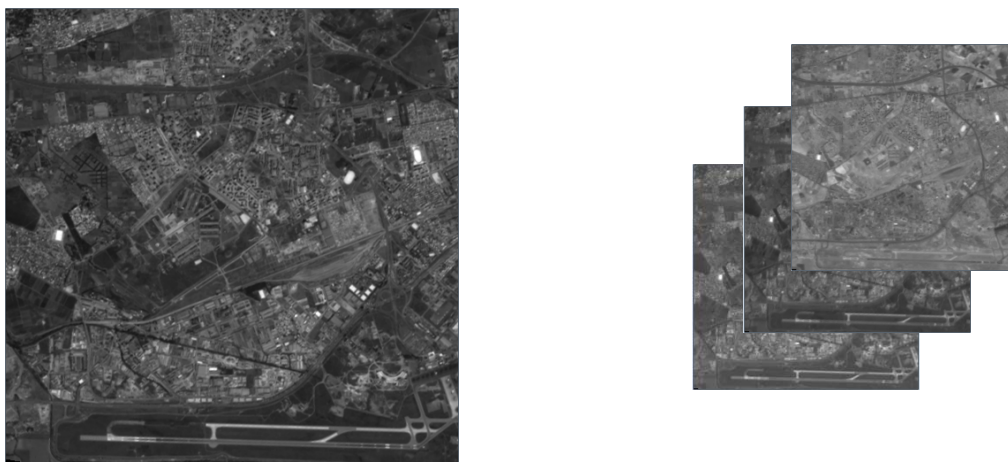


Image panchromatique

les trois des bandes multispectrales

Figure IV.1: Images originales utilisées

Les caractéristiques statistiques des images utilisées sont données dans les tableaux (IV.1) et (IV.2):

	Bandes spectrales	Résolutions	Dimensions (pixels)
Panchromatique	0.51-0.73 μm	10 m	512×512
XS1	0.51-0.59 μm	20 m	256×256
XS2	0.61-0.68 μm	20 m	256×256
XS3	0.79-0.89 μm	20 m	256×256

Tableau IV.1 : Caractéristiques des images SPOT

	XS1	XS2	XS3	PAN
Moyenne	103.22	67.15	93.20	72.26
Variance	390.49	218.56	187.24	643.37
Ecart type	19.76	14.78	13.68	25.36
Entropie	4.29	4.0428	3.99	4.54

Tableau IV.2 : Caractéristiques statistiques des images SPOT

II. CRITERES D'EVALUATION

Le processus d'évaluation de la fusion, du point de vue contenu spatial et contenu spectral, est présenté dans la figure IV.2. [OUA 07]

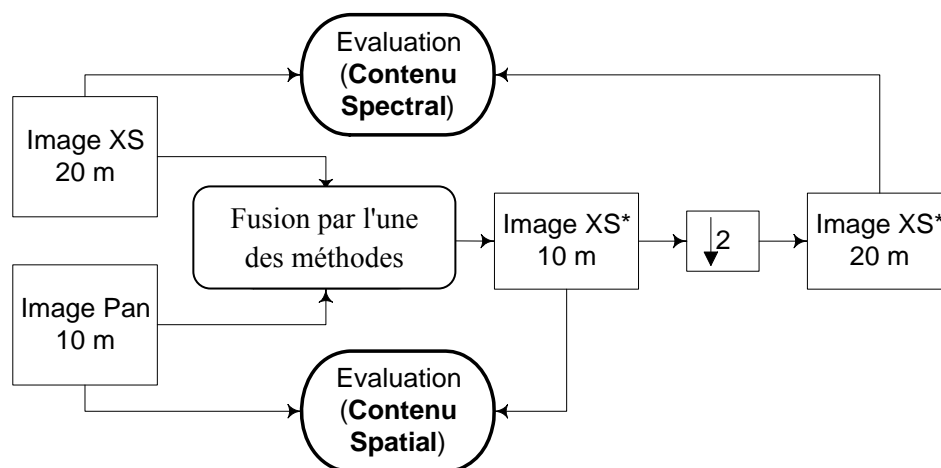


Figure IV.2: Méthodologie d'évaluation

Où :

- XS*10m : image multispectrale synthétisée à 10m,
- XS : image originale à 20m,
- XS*20m : image synthétisée à 10m et rééchantillonnée à 20m.

II.1. Critère d'évaluation visuel

L'analyse visuelle est nécessaire pour vérifier la qualité des images obtenues par la fusion. En effet, le système visuel humain diffère d'un individu à l'autre. La qualité perçue par un observateur dépend ainsi fortement de l'observateur et de l'application

II.2. Critère d'évaluation statistique

L'évaluation statistique est réalisée sur deux types d'images différentes : sur l'image multispectrale originale et l'image multispectrale synthétisée. De ce fait, nous allons illustrer

quelques résultats obtenus sous forme de tableaux.

Plusieurs paramètres statistiques sont utilisés pour l'évaluation quantitative. [WAL 99].

- **Biais**

Le biais consiste à calculer la différence entre la moyenne de l'image synthétisée et l'image originale. Il est calculé par la relation suivante :

$$biais = moyenne(xs^*) - moyenne(xs) \quad (IV.1)$$

La valeur relative à la valeur moyenne de l'image originale est donnée par la relation suivante :

$$biais\ relative = [moyenne(xs) - moyenne(xs^*)]/moyenne(xs) \quad (IV.2)$$

- **Différence des variances:**

La différence des variances entre l'image originale et l'image synthétisée est donnée par la relation suivante :

$$\Delta var = var(xs^*) - var(xs) \quad (IV.3)$$

La valeur relative à la variance originale est calculée par la relation suivante :

$$\Delta var = [var(xs^*) - var(xs)]/var(xs) \quad (IV.4)$$

- **Différence d'entropie:**

La différence d'entropie qualifie l'information ajoutée ou perdue. Elle est donnée par la relation suivante :

$$différence\ d'entropie = entropie(xs^*) - entropie(xs) \quad (IV.5)$$

Telle que : l'entropie est donnée par

$$Entropie = -\sum_{i=1}^N p_i \log_2(p_i) \quad (IV.6)$$

avec
$$p_i = n_i / \sum_{i=1}^N n_i \quad (IV.7)$$

p_i : Probabilité du le $i^{ième}$ niveau de gris,

n_i : Nombre de gris ($0 \leq N \leq 255$).

- **Ecart-type:**

L'écart-type exprime le niveau d'erreur pour chaque pixel. Dans le cas idéal, cette différence est nulle et est donnée par :

$$Ecart\ type = \sqrt{var(xs^* - xs)} \quad (IV.8)$$

- **Coefficient de corrélation:**

Le coefficient de corrélation exprime la similitude entre deux images. Il est donné par la relation suivante :

$$coefficient\ de\ corrélation = (cov(xs, xs^*)) / \sqrt{var(xs) * var(xs^*)} \quad (IV.9)$$

- **ERGAS (Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse):**

C'est la quantité simplifiée proposée par [WAL 02] et récapitule l'erreur dans toutes les bandes.

$$ERGAS = 100 \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [RMSE(XS_k)^2 / (\overline{XS_{kl}})^2]} \quad (IV.10)$$

Où :

N : représente le nombre de bandes spectrales.

h/l : représente le rapport de résolution spatiale de l'image panchromatique et les images multispectrales.

RMSE : racine carrée de l'erreur quadratique moyenne, elle est définie par :

$$RMSE(B_K) = \sqrt{(Biais(B_K))^2 + (Ecart - type(B_K))^2} \quad (IV.11)$$

Les résultats expérimentaux ont permis la définition d'une valeur limite d'acceptabilité des produits de fusion qui est la valeur de 3. [WAL 02].

Les paramètres statistiques présentés ci dessus permettent une évaluation de la conservation spectrale de chaque bande. Cependant, le paramètre ERGAS permet une évaluation globale pour les trois bandes multispectrales.

Remarque:

Les paramètres statistiques que nous avons utilisés pour l'évaluation des résultats;

De point de vue spatial sont:

Différence de la variance, écart type, différence d'entropie

De point de vue spectral sont:

Biais, coefficient de corrélation, ERGAS

III. RESULTATS ET EVALUATIONS

Rappelons que le but de la fusion dans notre travail est d'améliorer les informations spatiales d'une part et d'autre part de conserver les informations spectrales des images multispectrales initiales. A travers nos travaux, nous avons effectué plusieurs tests en fonction de toutes les méthodes que nous avons mise en œuvre. Il est à noter que chacune dépend de plusieurs paramètres et il est quasiment impossible d'exposer tous les cas de figures et tests.

Pour cela, nous commençons d'abord par présenter sur la figure ci dessous la composition colorée des bandes multispectrales et le zoom sur l'image centrée sur l'université de Bab-Ezzouar. Le choix est validé par la connaissance de la zone.

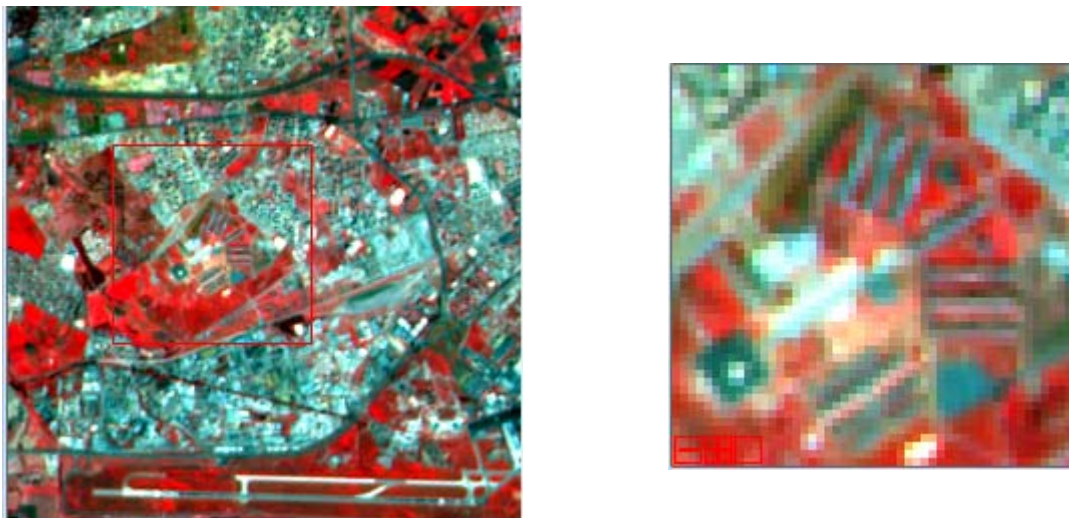


Figure IV.3: Composition colorée des bandes multispectrales et le zoom de l'université Bab- Ezzouar

Pour chaque méthode, nous présentons quelques résultats sous forme d'images et sous forme de tableaux de valeurs statistiques.

III.1. Evaluation des résultats de la fusion par IHS

III.1.1 Evaluation statistique

Le tableau ci-dessous donne les paramètres statistiques des deux modèles de la transformation IHS.

Paramètres statistiques	IHS (Cylindrique)			IHS (Triangulaire)		
	XS1	XS2	XS3	XS1	XS2	XS3
Biais	1.95	-14.77	3.80	39.93	7.82	17.54
Biais relatif	18.91%	-22.00%	40.08%	38.68%	11.65%	18.82%
Coefficient de corrélation	0.93	0.91	0.85	0.94	0.93	0.42

Différence de la variance	271.98	356.93	567.51	555.04	587.34	615.166
Différence de variance relative	42.27%	55.47%	88.20%	86.27%	91.30%	95.61%
Ecart type	11.39	27.31	8.05	14.23	35.71	10.33
Ecart type relatif	15.76%	37.79%	11.04%	19.69%	49.41%	14.29%
Différence d'entropie	-0.63	-0.54	-0.35	-0.67	-0.72	-0.56
Différence d'entropie relative	13.87%	11.89%	7.70%	14.75%	15.85%	12.33%
ERGAS	7.16			7.66		

Tableau IV.3 : Evaluation des résultats obtenus par la méthode IHS

III.1.2. Evaluation qualitative

Nous présentons sur la figure IV.3, la composition colorée des images synthétisées avec les deux méthodes :



IHS cylindrique



IHS triangulaire

Figure IV.4 : Composition colorée des bandes synthétisées par la méthode IHS

III.1.3. Interprétation des résultats

D'après la composition colorée et les paramètres statistiques des images synthétisées avec la méthode IHS, nous constatons que:

- ☞ L'information spatiale a été fortement injectée.
- ☞ L'information spectrale n'est pas bien préservée.

Et effet la composante Intensité (I) est totalement remplacée par l'image Panchromatique (Pan), il en résulte que tous les détails de Pan sont introduits d'une manière brutale dans les images synthétisées.

Donc la méthode IHS manipule les radiométries des pixels provenant directement de l'image haute résolution spatiale. Ceci cause une détérioration du contenu spectral.

L'évaluation visuelle et statistique (ERGAS) montrent que:

- ☞ La fusion par l'IHS cylindrique a la plus grande distorsion des couleurs, par rapport à l'IHS triangulaire.

III.2. Evaluation des résultats de la fusion par la méthode de régression linéaire par bloc

III.2.1. Evaluation statistique:

Les résultats des images XS_i de la région d'Alger en utilisant la Régression linéaire par blocs sont donnés sous forme de tableaux.

	XS1	XS2	XS3
Biais	1.62	1.03	1.39
Relativement à la moyenne	1.56 %	1.53 %	1.49 %
Ecart type	7.93	7.99	15.35
Relativement à la moyenne	10.97 %	11.05 %	21.24 %
Coefficient de corrélation	0.83	0.86	0.73
Différence de variance	246.12	366.09	423.76
Relativement à la moyenne	38.25 %	56.90 %	65.86 %
Différence d'Entropie	0.23	0.23	0.35
Relativement à la moyenne	5.06 %	5.06 %	7.70 %

Tableau IV.4: Evaluation statistique de la fusion par Régression

III.2.2. Evaluation qualitative

La composition colorée des images synthétisées par la méthode de la régression linéaire est présentée par les figures suivantes (figure IV.5)

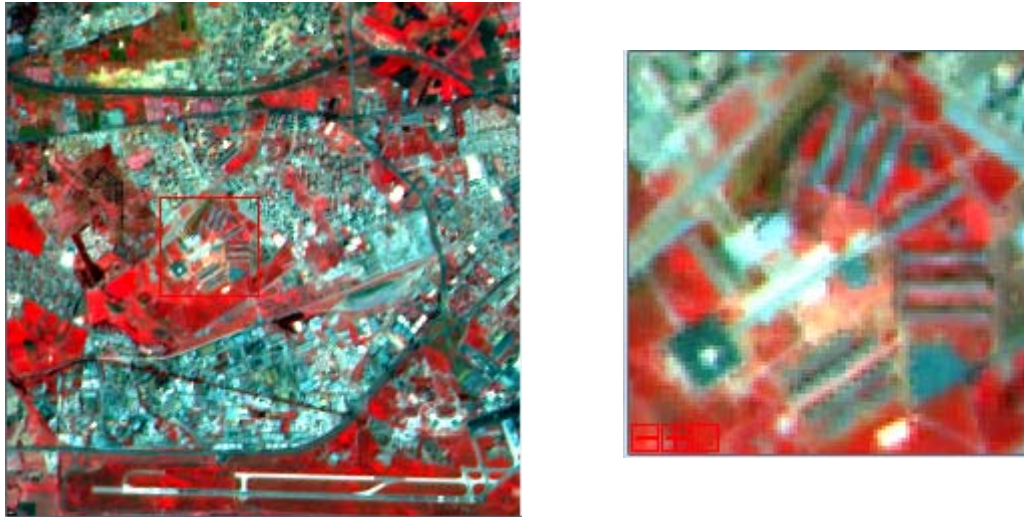


Figure IV.5: Composition colorée des bandes synthétisées par la méthode de la régression

III.2.3. Interprétation des résultats

La méthode de la régression linéaire par bloc donne des résultats encourageants, vis-à-vis des paramètres statistiques.

Nous remarquons que la fusion par la régression linéaire

- ☞ conserve les caractéristiques spectrales et l'amélioration du contenu spatial mais le résultat dépend de la taille du bloc, Plus la taille du bloc est grande, plus la résolution spatiale est mise en valeur. En revanche, plus la taille du bloc est petite, plus les aspects spectraux sont préservés. Donc l'adaptation de la taille des blocs de régression peut donner lieu à des accents différents entre la préservation des caractéristiques spectrales et l'amélioration des caractéristiques spatiales.
- ☞ présente un inconvénient qui est l'effet de bord, ce dernier résulte du fait qu'on travaille sur des fenêtres de tailles variables. Plus la fenêtre est grande plus l'effet de bord apparait fortement

III.3. Evaluation des résultats de la fusion par la transformée en ondelettes

III.3.1. Evaluation statistique:

Pour mieux évaluer les résultats de la fusion par les ondelettes, nous allons appliquer le processus en utilisant différentes bases, ainsi que, les différents modèles définis dans le chapitre précédant. Les résultats obtenus sont présentés dans les tableaux ci-dessous.

- **Base de Haar**

Les résultats obtenus en appliquant la base de Haar avec les différents modèles pour les trois bandes XS1, XS2, XS3, sont donnés par le tableau suivant :

		Modèle 1	Modèle 2	Modèle 3	Modèle 4
La bande XS1	Biais	0.011	0.004	0.1	-2.91
	Biais relatif	0.011%	0.03%	0 %	-2.81%
	Coefficient de corrélation	0.95	0.99	0.98	0.98
	Différence de la variance	324.01	365.46	374.26	360.61
	Différence de variance relative	50.36 %	56.80 %	58.17 %	56.05 %
	Ecart type	5.02	4.94	5.451	5.14
La bande XS2	Ecart type relatif	6.94 %	6.83 %	7.54 %	7.11%
	Différence d'entropie	0.27	0.25	0.26	0.25
	Différence d'entropie relative	5.94 %	5.50 %	5.72 %	5.50 %
	Biais	0.011	0.005	0.003	-3.28
	Biais relatif	0.017%	0.08%	0.005%	-4.89%
	Coefficient de corrélation	0.90	0.97	0.98	0.97
La bande XS3	Différence de la variance	388.08	430.72	442.87	422.24
	Différence de la variance relative	60.31 %	66.94 %	68.83 %	65.62 %
	Ecart type	4.58	4.17	4.51	5.02
	Ecart type relatif	6.33 %	5.77 %	6.24 %	6.94 %
	Différence d'entropie	0.20	0.25	0.27	0.24
	Différence d'entropie relative	4.40 %	5.50 %	5.94 %	5.28 %
La bande XS3	Biais	0.011	0.005	0.0001	-3.77
	Biais relatif	0.012 %	0.05 %	0.0001 %	-4.05%
	Coefficient de corrélation	0.89	0.97	0.97	0.95
	Différence de la variance	473.59	508.73	515.95	500.59
	Différence de la variance relative	73.61 %	79.07 %	80.19 %	77.80 %
	Ecart type	14.11	14.20	14.35	14.31
La bande XS3	Ecart type relatif	19.53%	19.65 %	19.86%	19.80%
	Différence d'entropie	0.32	0.33	0.36	0.34
La bande XS3	Différence d'entropie relative	7.01 %	7.26 %	7.92 %	7.48 %

**Tableau IV.5: Evaluation des résultats obtenus par la méthode des ondelettes
(base de Haar)**

- **Base de Daubechies-4**

Les résultats obtenus en appliquant la base de Daubechies-4 avec les différents modèles sont illustrés par le tableau suivant (pour les trois bandes) :

		Modèle 1	Modèle 2	Modèle 3	Modèle 4
La bande XS1	Biais	0.01	0.008	0.003	-2.36
	Biais relatif	0.01 %	0.07 %	0.03 %	-2.29 %
	Coefficient de corrélation	0.89	0.95	0.97	0.95
	Différence de la variance	311.57	348.62	360.41	343.82
	Différence de variance relative	48.42 %	54.18 %	56.01 %	53.44 %
	Ecart type	5.76	5.50	5.33	5.65
La bande XS2	Ecart type relatif	7.98 %	7.61 %	7.37 %	7.81 %
	Différence d'entropie	0.67	0.59	0.47	0.61
	Différence d'entropie relative	14.84 %	12.99 %	10.35 %	13.43 %
	Biais	0.01	0.008	0.002	-2.55
	Biais relatif	0.01 %	0.01 %	0.03 %	-3.80 %
	Coefficient de corrélation	0.84	0.94	0.97	0.93
La bande XS3	Différence de la variance	382.16	421.77	436.30	414.57
	Différence de variance relative	59.39 %	65.55 %	67.81 %	64.43 %
	Ecart type	6.33	5.35	4.90	5.86
	Ecart type relatif	8.76 %	7.40 %	6.78 %	8.10 %
	Différence d'entropie	0.64	0.59	0.40	0.60
	Différence d'entropie relative	14.09 %	12.99 %	8.81 %	13.21 %
La bande XS3	Biais	0.01	0.01	0.003	-2.93
	Biais relatif	0.01 %	0.09 %	0.03 %	-3.15 %
	Coefficient de corrélation	0.81	0.93	0.96	0.91
	Différence de la variance	474.52	502.43	511.46	495.87
	Différence de variance relative	73.75 %	78.09 %	79.49 %	77.07 %
	Ecart type	14.42	14.41	14.47	14.48
La bande XS3	Ecart type relatif	19.96 %	19.94 %	20.02 %	20.02 %
	Différence d'entropie	0.51	0.67	0.70	0.64
La bande XS3	Différence d'entropie relative	11.23 %	14.75 %	15.41 %	14.09 %

**Tableau IV.6: Evaluation des résultats obtenus par la méthode des ondelettes
(base de Daubechies)**

III.3.2. Evaluation qualitative

La figure IV. 4 représente la composition colorée des images synthétisées avec les deux bases d'ondelettes. Ainsi que le zoom de l'USTHB avec différents modèles et bases.

Nous avons opté pour une présentation des zooms des images obtenues, pour une meilleure visualisation et appréciation.

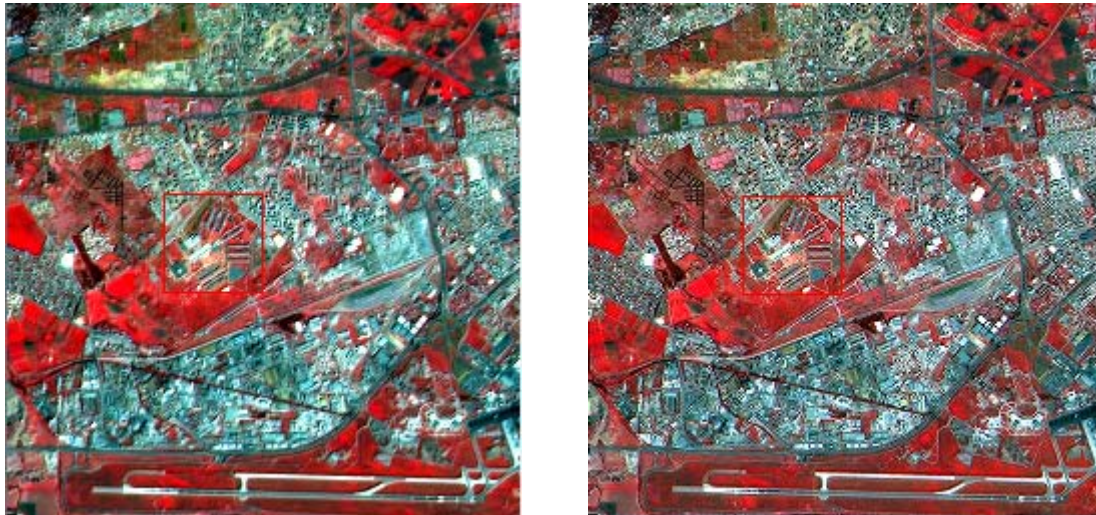


Figure IV.6: Composition colorée d'images synthétisées par les deux bases d'ondelettes



Modèle1



Modèle2



Modèle3



Modèle4

Base de Haar

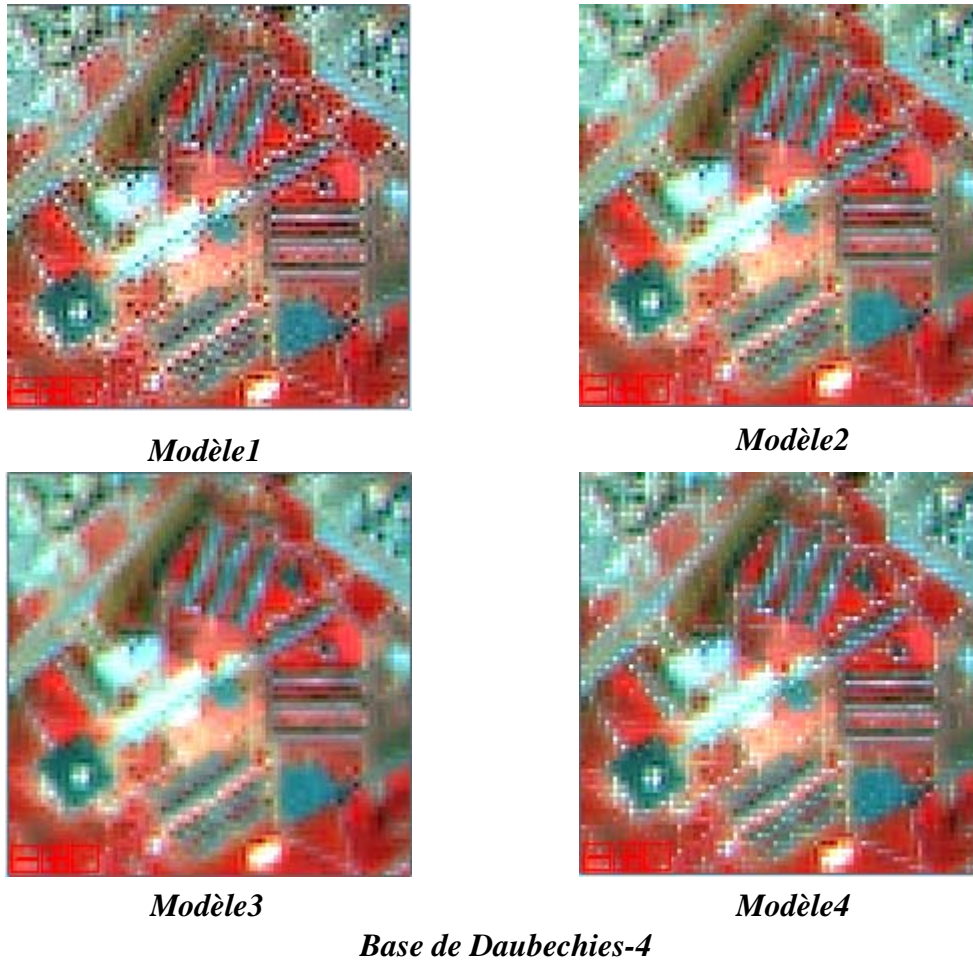


Figure IV.7: Zoom de l'université Bab- Ezzouar de la composition colorée des bandes synthétisées par la transformée en ondelettes

- **Comparaison des valeurs ERGAS obtenues par Haar et Daubechies:**

Le choix de l'ondelette dépend, d'une part, de la nature des données, et d'autre part, de l'application envisagée. Le tableau qui suit représente les valeurs du paramètre ERGAS que nous utiliserons pour la comparaison des deux bases et des quatre modèles :

	Modèle 1	Modèle 2	Modèle 3	Modèle 4
Haar	1.28	0.56	0.44	0.95
Daubechies-4	2.00	1.12	0.69	1.35

Tableau IV.7: Valeurs ERGAS obtenues pour l'algorithme de Mallat avec les différentes bases

III.3.3. Interprétation des résultats obtenus par les ondelettes

Les valeurs du biais et des coefficients de corrélations ainsi que la différence de l'entropie présentées dans le tableau IV.4 et le tableau IV.5 nous permettent de constater que la fusion par les ondelettes:

- ☞ préserve mieux l'information spectrale,
- ☞ Améliore moins l'information spatiale.

D'après les résultats obtenus par application des différents modèles d'injection, nous remarquons que:

- ☞ Le modèle 3 satisfait bien les contraintes de fusion par rapport aux autres modèles, c'est-à-dire, injecter des structures sans beaucoup modifier le contenu spectral des images, quelque soit la base.
- ☞ les modèles 1 et 4 ne sont pas encourageants. En effet, ces modèles ne prennent pas en compte les différences existantes entre les images multispectrales et l'image à haute résolution spatiale. Cependant, sur les images de la composition colorée des bandes synthétisées, nous constatons la présence de beaucoup de distorsions au niveau spatial.

Le choix de la base joue un rôle important dans le processus de fusion par les ondelettes. D'après les différents tests que nous avons effectués, nous constatons que la base de Haar donne de bons résultats par rapport à la base de Daubechies.

La fusion par la transformée en ondelettes ne peut pas parvenir à un bon compromis satisfaisant entre la bonne préservation des caractéristiques spectrales et la forte injection de l'information spatiale.

III.4. Evaluation des résultats de la fusion par la méthode IHS-ondelettes

III.4.1. Evaluation statistique:

Les tableaux (tableau IV.7 et tableau IV.8) représentent les valeurs des paramètres statistiques des images synthétisées avec les combinaisons des ondelettes avec l'IHS.

- **Base de Haar**

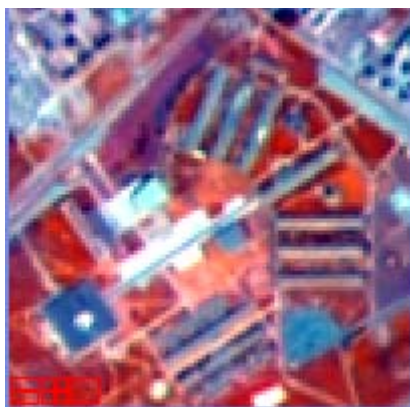
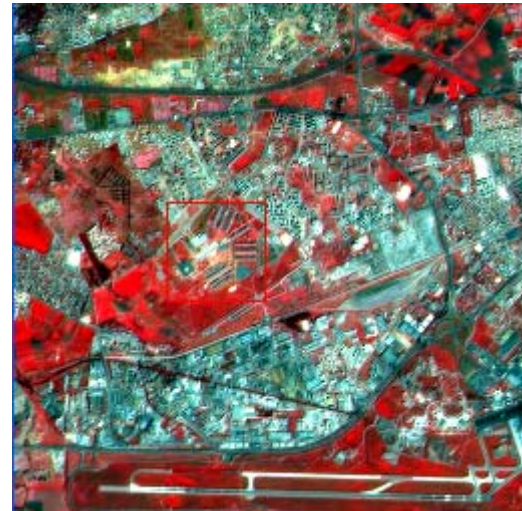
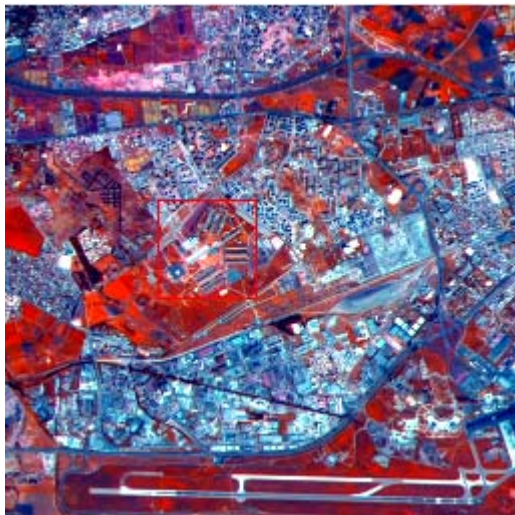
Paramètres statistiques	Combinaison (Cylindrique)			Combinaison (Triangulaire)		
	XS1	XS2	XS3	XS1	XS2	XS3
Biais	3.57	-18.70	4.70	20.36	-8.17	-9.45
Biais relatif	3.45 %	-27.8 %	5.04%	19.73%	-12.2%	-10.14%
Coefficient de corrélation	0.92	0.91	0.95	0.94	0.95	0.90

Différence de variance	81.52	162.56	382.48	328.57	220.32	407.63
Différence de variance relative	12.67 %	25.26 %	59.44%	51.07 %	34.24%	63.35 %
L'écart type	5.28	7.23	12.37	4.55	7.14	13.87
Ecart type relatif	7.30 %	10.00 %	17.11%	6.29 %	9.88 %	19.19 %
Différence d'entropie	-0.18	0.14	0.23	0.21	0.16	0.26
Différence d'entropie relative	-3.96 %	3.08 %	5.06 %	4.62 %	3.52 %	5.72 %
ERGAS	3.17			2.60		

Tableau IV.8: Evaluation des résultats obtenus par ondelettes-IHS (Base de Haar)

III.4.2. Evaluation qualitative

Nous représentons la composition colorée des images synthétisées par la combinaison des deux méthodes IHS et les ondelettes, ainsi que le zoom de l'USTHB.



IHS Cylindrique-ondelettes de Haar

IHS Triangulaire-ondelettes de Haar

Figure IV.8: Composition colorée des bandes synthétisées par la combinaison de méthode IHS et les ondelettes

- **Comparaison des valeurs ERGAS obtenues par IHS et IHS-Ondelettes:**

En effectuant une comparaison entre les résultats des méthodes, Ondelettes (modèle 3), IHS et la combinaison entre les deux. Les valeurs des paramètres ERGAS sont les suivants :

méthodes	IHS cylindrique (IHSc)	Ond-IHSc	Ondelettes (Ond)	IHS triangulaire (IHSt)	IHSt-Ond
ERGAS	7.16	3.16	1.30	7.66	2.61

Tableau IV.9: Comparaison des valeurs ERGAS obtenues par IHS et IHS-Ondelettes

III.4.3. Interprétation des résultats

Les valeurs des paramètres statistiques présentées dans les tableaux IV.4 et IV. 7 et d'après l'analyse visuelle, on constate que:

- ☞ La combinaison de l'IHS Cylindrique et les ondelettes donne de meilleurs résultats que l'IHS cylindrique tout seule. En effet, l'avantage des ondelettes est exploité (la préservation de l'information spectrale).
- ☞ Avec la combinaison de l'IHS triangulaire et les ondelettes, il ya une forte préservation spectrale, mais une faible injection de contenu spatiale

III.5. Evaluation des résultats de fusion par la combinaison régression-ondelettes

III.5.1. Evaluation statistique

Comme nous l'avons exposé dans le deuxième chapitre, le principe de cet algorithme est basé sur la décomposition en ondelettes. Après application de l'algorithme de la régression linéaire avec les différents couples, nous présentons les résultats statistiques obtenus par cette application pour l'image XS1, XS2, XS3, respectivement en utilisant les quatre modèles.

	Modèle 1	Modèle 2	Modèle 3	Modèle 4
Biais	1.61	1.62	1.62	- 1.29
Relativement à la moyenne	1.56%	1.57 %	1.56%	- 1.25 %
Différence de variance	222.91	254.34	263.14	249.50
Relativement à la moyenne	34.64 %	39.53 %	49.87 %	38.78 %
coefficient de corrélation	0.83	0.84	0.83	0.85
Ecart type	7.70	7.88	8.02	8.01
Relativement à la moyenne	10.65 %	10.90 %	11.09 %	11.08 %
Différence d'Entropie	0.31	0.29	0.27	0.33
Relativement à la moyenne	6.82 %	6.38 %	5.94 %	7.26 %

Tableau IV.10 : Evaluation des résultats obtenus par la Régression- Ondelettes pour XS1

	Modèle 1	Modèle 2	Modèle 3	Modèle 4
Biais	1.034	1.05	1.05	-2.25
Relativement à la moyenne	1.54 %	1.56 %	1.56 %	-3.34 %
Différence de variance	327.92	369.98	382.12	361.50
Relativement à la moyenne	50.96 %	57.50 %	59.39 %	56.18 %
coefficient de corrélation	0.82	0.85	0.86	0.86
Ecart type	8.26	8.06	8.24	8.53
Relativement à la moyenne	12.20 %	11.15 %	11.40 %	11.80 %
Différence d'Entropie	0.29	0.29	0.25	0.33
Relativement à la moyenne	6.38 %	6.38 %	5.50 %	7.26 %

Tableau IV.11 : Evaluation des résultats obtenus par la Régression- Ondelettes pour XS2

	modèle 1	modèle 2	modèle 3	Modèle 4
Biais	1.39	1.40	1.40	-2.38
Relativement à la moyenne	1.50 %	1.50 %	1.50 %	-2.55 %
Différence de variance	393.23	424.39	431.60	416.25
Relativement à la moyenne	61.12 %	65.96 %	67.08 %	64.69 %
coefficient de corrélation	0.68	0.72	0.72	0.72
Ecart type	14.97	15.10	15.20	15.21
Relativement à la moyenne	20.71 %	20.87 %	21.03 %	21.04 %
Différence d'Entropie	0.39	0.40	0.39	0.43
Relativement à la moyenne	8.59 %	8.81 %	8.59 %	9.47%

Tableau IV.12 : Evaluation des résultats obtenus par la Régression- Ondelettes pour XS3

- **Valeurs de paramètre ERGAS :**

Les différentes valeurs du paramètre ERGAS obtenues, par la méthode de la combinaison ondelettes-régression, sachant que l'ondelette utilisée est celle de Haar, sont données par le tableau suivant:

Modèles	Modèle 1	Modèle 2	Modèle 3	Modèle 4
ERGAS	2.20	1.94	1.90	2.01

Tableau IV.13 : Valeurs des paramètres ERGAS obtenues par la méthode Régression- ondelettes

- **Comparaison des valeurs ERGAS obtenues par la méthode de la Régression et Régression-Ondelettes:**

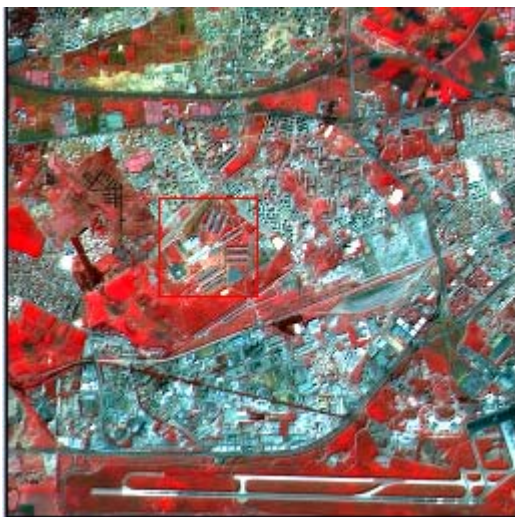
En effectuant une comparaison entre la méthode de régression, Ondelettes et la combinaison des deux. Les valeurs des paramètres ERGAS sont les suivantes :

méthodes	régression	Ondelettes	combinaison
ERGAS	1.93	1.30	1.90

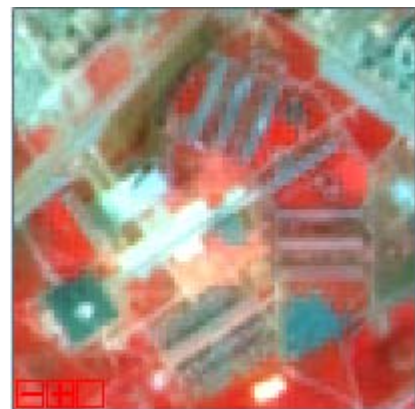
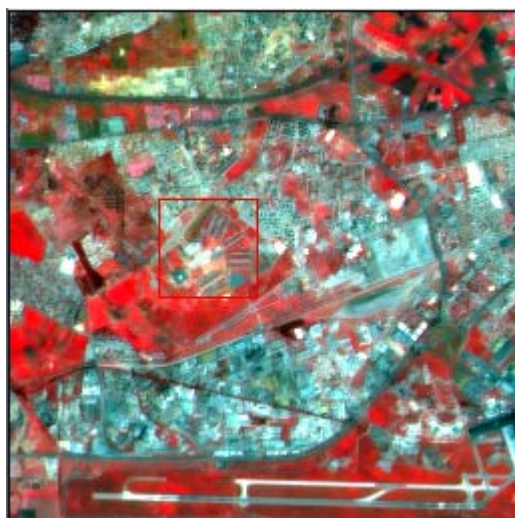
Tableau IV.14: Comparaison des valeurs ERGAS obtenues par la méthode la Régression et Régression-ondelettes

III.5.2. Evaluation qualitative

Nous représentons la composition colorée des images synthétisées par la combinaison de la régression et les ondelettes avec les modèles 1 et 3, ainsi que le zoom de l'USTHB



Modèle 1



Modèle 3

Figure IV.9: Composition colorée des bandes synthétisées par la Régression- Ondelettes

Pour montrer l'impact de la fusion sur l'amélioration de la qualité de l'image synthétisée, nous considérons une zone particulière de l'image, les résultats des zooms sur cette zone sont présentés sur les figures suivantes:

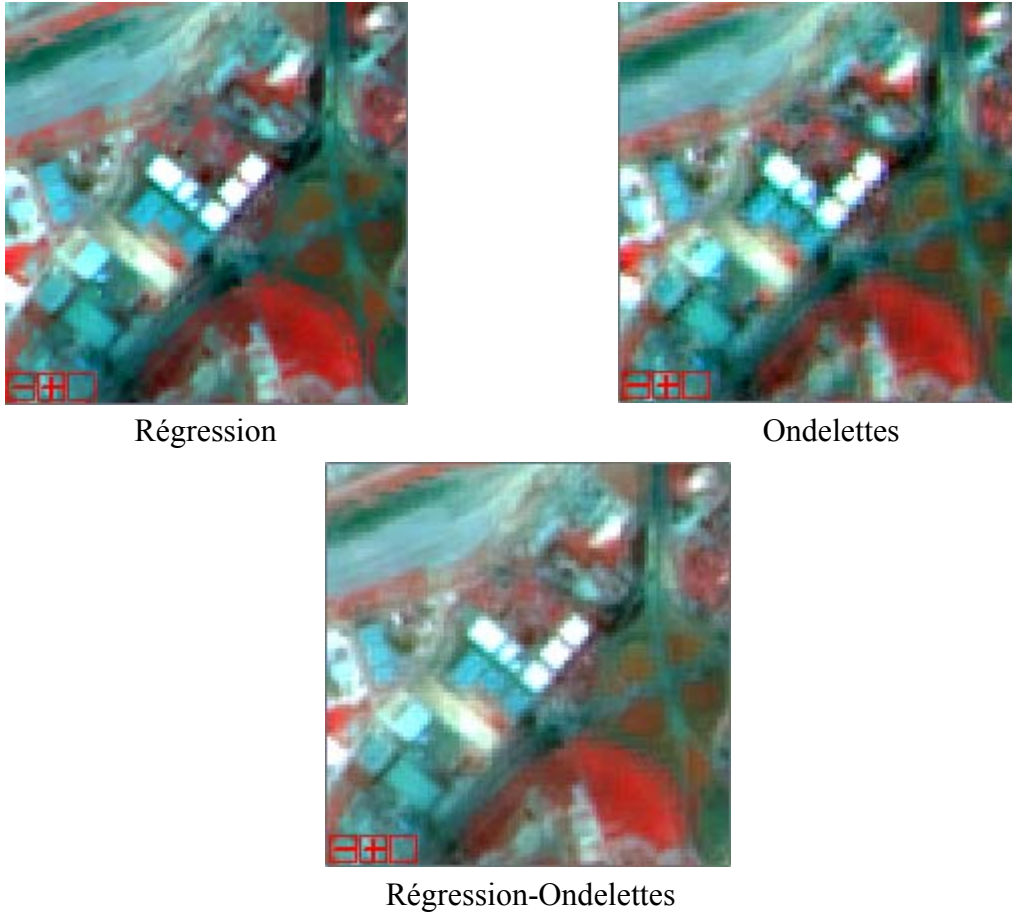


Figure IV.10 : Composition colorée des zooms d'une région des bandes synthétisées par la Régression- Ondelettes (couple3)

III.5.3. Interprétation des résultats

D'après les résultats obtenus de la fusion par l'algorithme de Mallat et la combinaison avec la régression, nous constatons que:

- ☞ le modèle 3 donne de meilleurs résultats par rapport aux autres modèles,
- ☞ Atténuation des informations spectrales par rapport à la régression,
- ☞ Amélioration des informations spatiales par apport aux ondelettes.

III.6. Evaluation des résultats de la fusion par la méthode des curvelettes

Rappelons que pratiquement la transformée en curvelettes dépend de deux paramètres: la taille des blocs et la transformée en ondelettes unidimensionnelle. On a effectué plusieurs tests sur ces paramètres, les résultats sont présentés sur les tableaux suivants

III.6.1. Evaluation statistique

- en exploitant l'ondelette de Haar

Taille des blocs		8x8	16x16	32x32
La bande XS1	Biais	0.51	0.76	0.91
	Biais relatif	0.49%	0.73%	0.88%
	Coefficient de corrélation	0.83	0.839	0.84
	Différence de la variance	-162.73	-173.09	-211.45
	Différence de variance relative	25.29 %	26.90 %	32.86 %
	Ecart type	8.38	8.12	8.28
La bande XS2	Ecart type relatif	11.59 %	11.23 %	11.45 %
	Différence d'entropie	0.53	0.51	0.49
	Différence d'entropie relative	11.67 %	11.23 %	10.79 %
	Biais	0.50	0.75	0.91
	Biais relatif	0.75%	1.12%	1.35%
	Coefficient de corrélation	0.840	0.7696	0.77
La bande XS3	Différence de la variance	-153.68	-161.80	-207.45
	Différence de variance relative	23.88 %	25.14 %	32.24 %
	Ecart type	16.02	15.79	16.37
	Ecart type relatif	22.16 %	21.57 %	22.65 %
	Différence d'entropie	0.57	0.49	0.46
	Différence d'entropie relative	12.55 %	10.79 %	10.13 %
La bande XS3	Biais	0.50	0.75	0.90
	Biais relatif	0.54%	0.80%	0.97%
	Coefficient de corrélation	0.81	0.63	0.61
	Différence de la variance	163.08	174.42	163.73
	Différence de variance relative	25.34 %	27.11 %	25.44 %
	Ecart type	13.39	12.91	12.60
La bande XS3	Ecart type relatif	18.53 %	17.86 %	17.43 %
	Différence d'entropie	0.60	0.58	0.61
	Différence d'entropie relative	13.21%	12.77%	13.43 %

Tableau IV.15: Evaluation des résultats obtenus par la méthode des curvelettes

- en exploitant l'ondelette B3-spline

Taille des blocs		8x8	16x16	32x32
La bande XS1	Biais	0.57	0.82	0.98
	Biais relatif	0.55%	0.80%	0.95%
	Coefficient de corrélation	0.89	0.84	0.84
	Différence de la variance	-145.14	-162.72	-205.10
	Différence de variance relative	22.55 %	25.29 %	31.87 %
	Ecart type	8.44	8.30	8.50
	Ecart type relatif	11.68 %	11.48 %	11.76 %
	Différence d'entropie	0.50	0.53	0.51
Différence d'entropie relative	11.01 %	11.67 %	11.23 %	
La bande XS2	Biais	0.57	0.82	0.98
	Biais relatif	0.84%	1.22%	1.62%
	Coefficient de corrélation	0.75	0.77	0.77
	Différence de la variance	-133.90	-151.44	-201.80
	Différence de variance relative	20.81 %	23.53 %	31.36 %
	Ecart type	15.89	15.88	16.55
Ecart type relatif	21.99 %	12.97 %	22.90 %	
Différence d'entropie	0.54	0.51	0.48	
Différence d'entropie relative	11.89 %	11.23 %	10.57 %	
La bande XS3	Biais	0.56	0.82	0.98
	Biais relatif	0.60%	0.88%	1.05%
	Coefficient de corrélation	0.63	0.63	0.61
	Différence de la variance	173.95	179.30	164.87
	Différence de variance relative	27.03 %	30.66 %	25.62 %
	Ecart type	13.52	13.11	12.83
Ecart type relatif	18.71 %	18.14 %	17.75 %	
Différence d'entropie	0.59	0.58	0.59	
Différence d'entropie relative	12.99 %	12.77 %	12.99 %	

Tableau IV.16: Evaluation des résultats obtenus par la méthode des curvelettes

- en exploitant l'ondelette Coiflets

Taille des blocs		8x8	16x16	32x32
La bande XS1	Biais	0.52	0.75	0.91
	Biais relatif	0.50%	0.73%	0.82%
	Coefficient de corrélation	0.83	0.84	0.84
	Différence de la variance	-161.43	-171.62	-210.60
	Différence de variance relative	25.09 %	26.67 %	32.77 %
	Ecart type	8.38	8.13	8.30
	Ecart type relatif	11.59 %	11.25 %	11.48 %
La bande XS2	Différence d'entropie	0.52	0.52	0.48
	Différence d'entropie relative	14.84%	14.65%	11.68%
	Biais	0.52	0.75	0.91
	Biais relatif	0.77%	1.11%	1.35%
	Coefficient de corrélation	0.75	0.77	0.78
	Différence de la variance	-152.12	-160.01	-206.40
	Différence de variance relative	23.64 %	24.87 %	32.08 %
La bande XS3	Ecart type	16.00	15.78	16.38
	Ecart type relatif	22.14 %	21.83 %	22.66 %
	Différence d'entropie	0.56	0.50	0.46
	Différence d'entropie relative	12.33 %	11.01 %	10.13 %
	Biais	0.51	0.75	0.90
	Biais relatif	0.55%	0.81%	0.97%
	Coefficient de corrélation	0.63	0.63	0.61
La bande XS3	Différence de la variance	164.00	175.57	163.90
	Différence de variance relative	25.49 %	27.28 %	25.47 %
	Ecart type	13.39	12.93	12.62
	Ecart type relatif	18.53 %	17.89 %	17.46 %
	Différence d'entropie	0.60	0.58	0.58
	Différence d'entropie relative	13.21 %	12.77 %	12.77 %

Tableau IV.17: Evaluation des résultats obtenus par la méthode des curvelettes

III.6.2. Les valeurs de l'ERGAS et de l'entropie

Pour mieux simplifier la présentation des résultats statistiques, nous présentons les valeurs de paramètre de l'ERGAS obtenues sous forme de tableaux et les valeurs de l'entropie sous forme de graphes, en appliquant les différentes tailles des blocs et les différentes ondelettes.

Sachant que les paramètres d'entropie et ERGAS nous renseignent sur l'information spatiale et spectrale respectivement

	bloc 8 x 8	16 x16	32 x 32
Ondelettes Harr	3.62	3.61	3.73
Ondelettes B3-spline	3.57	3.60	3.72
Ondelettes Coiflets	3.62	3.61	3.73

Tableau IV.18: Valeurs de l'ERGAS obtenues par la méthode des curvelettes

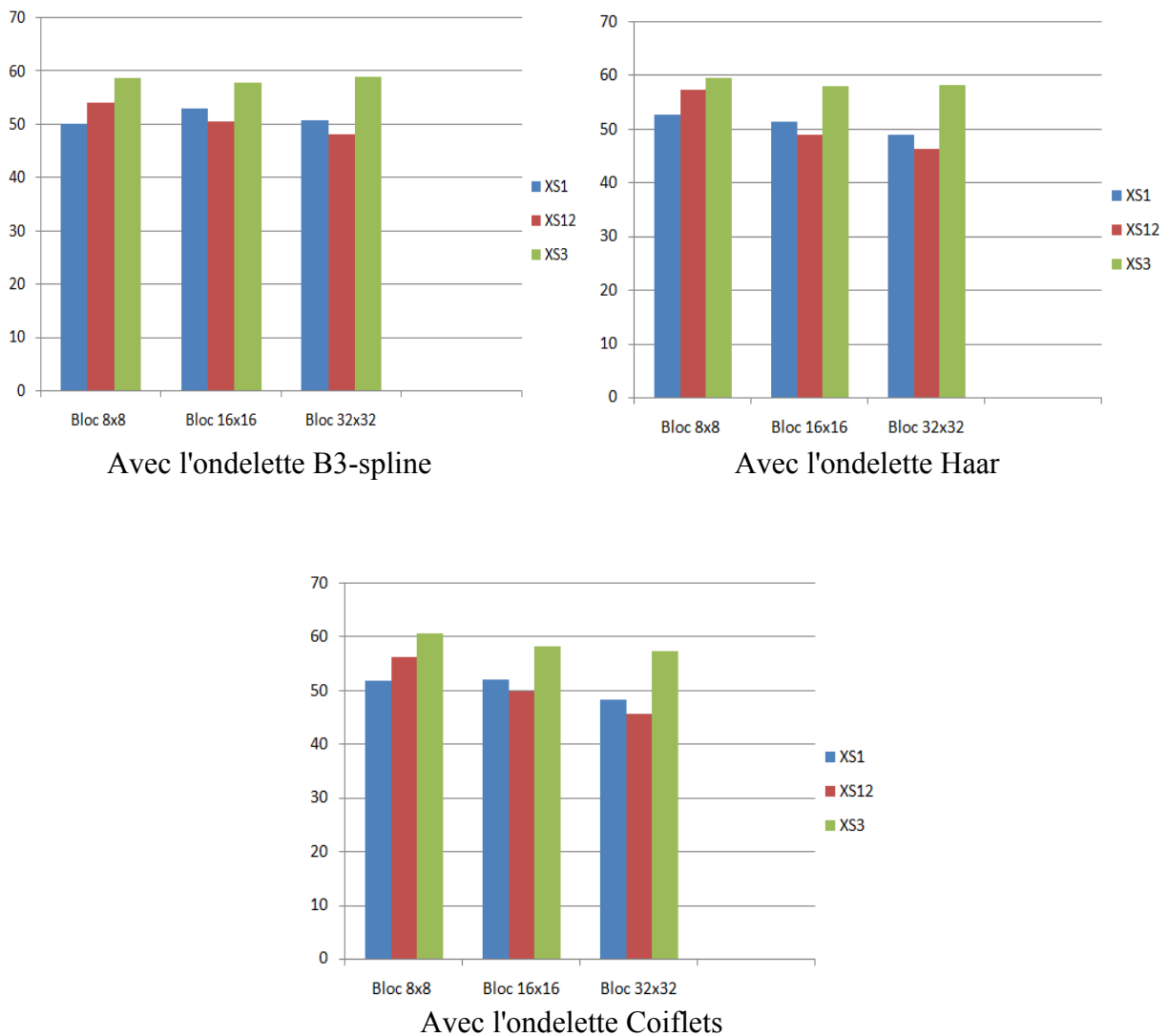


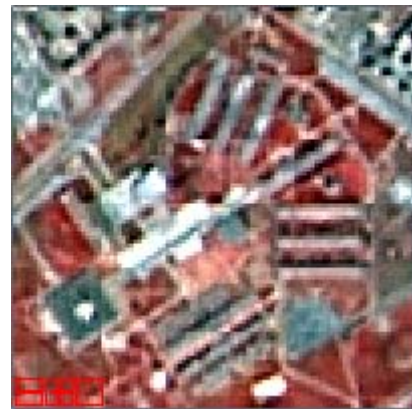
Figure IV.11: Valeurs de l'entropie obtenues par la méthode des curvelettes

III.6.3. Evaluation qualitative

La composition colorée des images synthétisées par la méthode des curvelettes est présentée sur les figures suivantes:



Avec B3-spline



Avec Haar

Bloc 16x16



Avec B3spline



Avec Haar

Bloc 32x32

Figure IV.12: Composition colorée des bandes synthétisées par la méthode des curvelettes

III.6.4. Interprétation des résultats

D'après la composition colorée et les paramètres statistiques des images synthétisées avec la méthode des curvelettes, nous constatons que cette transformation :

- ☞ contient à la fois les détails de la plus haute résolution spatiale de l'image panchromatique et riche en information spectrale,
- ☞ Elle est bien adaptée pour représenter les bords dans l'image qui jouent un rôle fondamental dans la compréhension d'images,
- ☞ dépend de la taille du bloc.

Donc l'adaptation de la taille des blocs et le choix de l'ondelette monodimensionnelle peuvent donner lieu à des accents différents entre la préservation des caractéristiques spectrales et l'amélioration des caractéristiques spatiales.

III.7. Etude Comparative des différentes méthodes

L'étude comparative entre les différentes méthodes mises en œuvre en permis de faire les constatations suivantes:

- Le coefficient de corrélation permet de mettre en évidence le degré de ressemblance entre les images originales et les images synthétisées. Lorsque le coefficient de corrélation est important (proche de 1), les deux images peuvent être considérées comme similaires. Dans ce cas, la fusion apparaît inutile puisqu'elle n'améliore pas le contenu informatif. Par contre, lorsque le coefficient de corrélation tend vers zéro, cela signifie qu'il ya un changement (un plus) au niveau de l'image synthétisée, on aura alors une injection des structures.
- Une grande valeur de l'entropie exprime l'importance de l'information spatiale introduite dans l'image fusionnée relativement à l'image originale.
- Une petite valeur de l'ERGAS exprime l'importance de l'information spectrale préservée dans l'image fusionnée relativement à l'image originale.

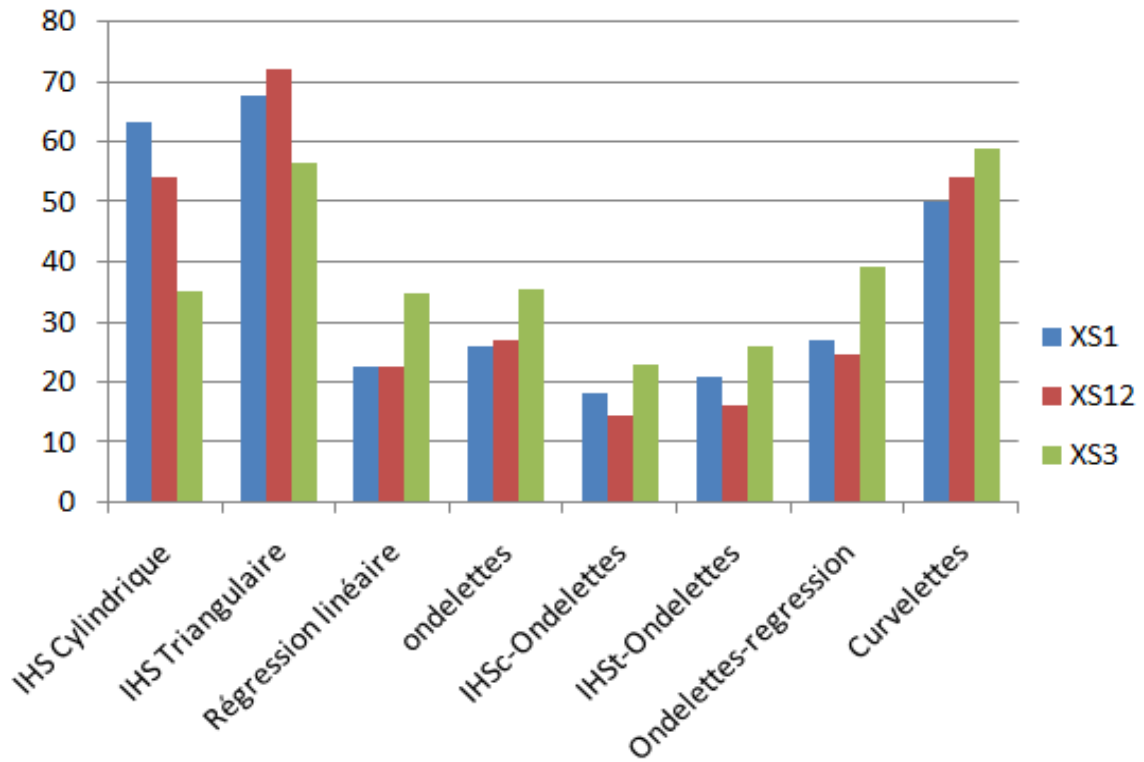


Figure VI.13: Information d'entropie des trois bandes synthétisées pour chaque méthode

Remarque:

L'examen de l'entropie (Figure IV.13), est exprimé en %

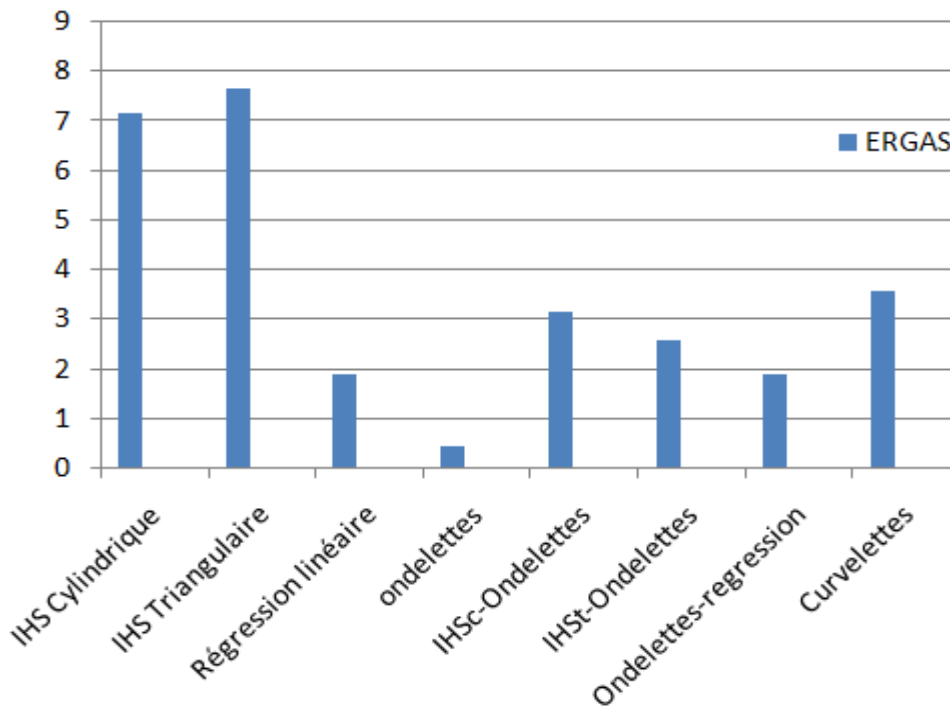


Figure VI.14: ERGAS calculé pour chaque méthode

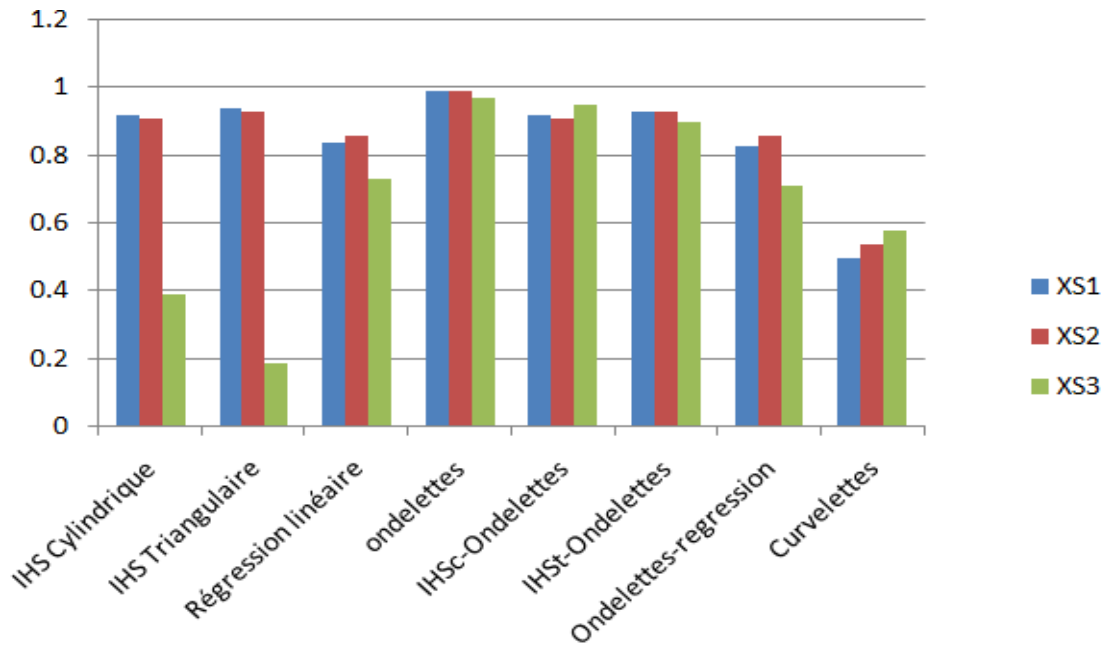


Figure VI.15: Coefficient de corrélation calculé entre chacune des images synthétisées et pour chaque méthode

III.7.1: Interprétation des résultats:

D'après les résultats obtenus, dans le cadre de notre travail, nous constatons que:

- ☞ Les méthodes qui injectent beaucoup mieux l'information spatiales sont:
IHS Triangulaire, IHS Cylindrique
- ☞ Les méthodes qui préservent beaucoup mieux l'information spectrales sont:
Ondelettes, Ondelettes-Régression, IHSt-Ondelettes
- ☞ Les méthodes qui préservent l'information spectrale et spatiales sont:
Les curvelettes, Régression, Ondelettes-Régression

CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents résultats obtenus par les différentes approches de fusion des images dans le but d'améliorer la résolution spatiale. Nous avons, aussi, donné la démarche suivie pour évaluer les résultats de la fusion ainsi que les paramètres utilisés.

D'après les résultats obtenus, nous remarquons que les méthodes étudiées donnent des résultats encourageants et cela à travers l'évaluation statistique et visuelle. Bien que chaque méthode présente ses avantages et inconvénients.

Nous remarquons qu'il y'a des méthodes qui préservent mieux l'information spectrale (exemple les ondelettes), et des méthodes qui améliorent beaucoup mieux l'information spatiale comme la méthode IHS, et d'autre méthodes qui améliorent l'information spatiale en préservant l'information spectrale, c'est la méthode basée sur les curvelettes.

CONCLUSION GENERALE

Notre travail a été orienté vers le traitement d'images satellitaires par la fusion. L'objectif de la fusion dans le cadre de notre travail a consisté à mettre à profit la haute résolution spatiale de l'image panchromatique pour synthétiser des images multispectrales à haute résolution spatiale.

Le choix d'une méthode de fusion dépend principalement de la contrainte d'une meilleure préservation des propriétés spectrales. C'est ainsi que le choix dépend, d'une part, de la nature des images et, d'autre part, de l'application envisagée.

Pour cela, nous avons développé plusieurs méthodes de fusion pour l'amélioration de la résolution spatiale des images multispectrales. Il s'agit de la fusion par la transformation en curvelettes, la transformée en IHS, les ondelettes associées à l'analyse multirésolution, la combinaison de l'IHS et les ondelettes d'une part et combinaison de la régression et les ondelettes d'autre part.

Nous avons appliqué dans un premier temps, la méthode IHS à la fusion d'images, en utilisant les deux modèles proposés : cylindrique et triangulaire

D'après les résultats obtenus, nous avons constaté que l'information spatiale a été fortement injectée, par contre l'information spectrale n'est pas bien préservée. Nous avons aussi constaté que la fusion par l'IHS cylindrique a la plus grande distorsion des couleurs, par rapport à l'IHS triangulaire.

Nous avons abordé dans un deuxième temps, la régression linéaire en utilisant les différentes tailles des blocs, et nous remarquons que la fusion par la régression linéaire conserve les caractéristiques spectrales et améliore le contenu spatial mais elle dépend de la taille du bloc car plus la taille du bloc est grande, plus la résolution spatiale est mise en valeur. En revanche, plus la taille du bloc est petite, plus les aspects spectraux sont préservés.

Puis, nous avons appliqué les ondelettes à la fusion à travers l'application de l'algorithme de Mallat avec les bases de Haar et Daubechies-4 avec différents modèles (modèle 1, 2, 3, 4). Les résultats de cette fusion nous ont permis de constater que la fusion par les ondelettes préserve mieux l'information spectrale, au détriment de l'information spatiale.

D'après les résultats obtenus par application des différents modèles d'injection, nous remarquons que le modèle 3 satisfait bien les contraintes de fusion par rapport aux autres modèles, et ce quelque soit la base.

Nous avons aussi développé des approches de combinaisons des méthodes et leur apport sur la fusion des images pour l'amélioration de la résolution spatiale des images multispectrales. Ces approches de fusion sont: ondelettes-IHS et ondelettes-régression. Et cela, à travers les différents modèles et différentes bases. Cependant, comme nous l'avons mis en évidence à travers une étude comparative, nous avons constaté que le modèle 3 présente de meilleures performances que les autres modèles même au niveau des combinaisons, et nous constatons que le résultat de fusion est amélioré par rapport à l'application des méthodes seules.

Enfin, nous avons abordé la méthode des curvelettes avec les tailles des blocs de 8 x 8, 16 x 16 et 32 x 32. D'après les résultats obtenus, nous avons constaté que cette méthode a donné de bons résultats avec une amélioration de la résolution spatiale et une préservation de l'information spectrale. En effet, la fusion par cette méthode permet une bonne extraction des contours. Mais l'inconvénient de cette méthode, est l'effet des blocs et ainsi qu'une fusion d'images dont le rapport des résolutions n'est pas dyadique.

Les images résultats ainsi obtenues sont évaluées du point de vue spatial et spectral et selon deux aspects : visuel et statistique. Les résultats obtenus par les méthodes sont encourageants.

Nous pensons, que ce travail est ouvert par la proposition et l'implémentation d'autres méthodes de fusion qui sont la fusion par les contourlettes, et les bandelettes. En plus, ce travail peut être complété en testant les différentes méthodes proposées sur d'autres types de capteurs de télédétection tels que les images IKONOS et Quickbird.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [ARI 05]: **S. Arivazhagan, L. Ganesan T, G. S. Kumar, 2005**, "Texture classification using Ridgelet transform", IEEE, 2005
- [CAN 99]: **Candes, E. J., and Donoho, D. L 1999**, "Curvelets a surprisingly effective nonadaptive representation for objects with edges. In Curve and Surface Fitting": Saint-Malo, A. Cohen, Vanderbilt University Press, Nashville, TN 1999, pp 123-143.
- [CHA 05]: **V. Chappelier, 2005**, "Codage progressif d'images par ondelettes orientées", thèse doctorat de l'Université de Rennes 1, 2005, 222p
- [CHE 05]: **T. Chen, J. Zhang, Y. Zhang, 2005** "Remote Sensing Image Fusion Based on Ridgelet Transform", Department of Information Engineering, IEEE, 2005.
- [CHI 01]: **Y. Chibani, 2001**, "Méthode et algorithmes de fusion d'images satellitaires dédiées à l'amélioration de l'interprétation", Thèse de Doctorat d'état, Faculté d'Electronique et d'Informatique, Université USTHB, Alger 2001, 169 p.
- [CHO 05]: **M. Choi, R.Y. Kim, M.R. Nam and H.O. Kim, 2005**, "Fusion of Multispectral and Panchromatic Satellite Images Using the Curvelet Transform," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 2, no. 2, april 2005, pp. 706-717.
- [COU 98]: **P. Courmontagn E, 1998**, "Transformée de Radon et filtrage Application à la detection de sillages de mobiles marins", Université de Reine, Traitement du Signal, 1998 Volume 15 - n°4, 11p
- [DEA 83]: **S .R. Deans, 1983**, "The Radon transform and some of its applications", A Wiley Interscience Publication, John Wiley & Sons, 1983 .
- [DON 99]: **D. L. Donoho & Mark R, 1999** "Digital Curvelet Transform: Strategy, Implementation and Experiments", Duncan Department of Statistics Stanford University november, 1999, Proc. SPIE vol. 4056, pp 12-29
- [DON 98]: **D. L. Donoho, 1998**, "Digital ridgelet transform via rectopolar coordinate transform", Stanford Univ., Stanford, CA, Tech. Rep, 1998.
- [DUT 87]: **Dutilleux, P, 1987**. "An implementation of the "algorithme à trous" to compute the wevelet transform".proceedings du congrés ondelettes et methodes temps-frequence et espace des phases, 1987, pp.288-304.

- [FOU]: **S. Foucher**, "Application de la transformation en ondelettes dans un espace géométrique pour la réduction du chatoiement", 10p
- [GUN 05a] : **Gungor, O. and Shan, J., 2005**, "A Comparative Study On Wavelet Transform Based Image Fusion Methods Using High Resolution Satellite Images". ASPRS 2005 Annual Conference "Geospatial Goes Global: From Your Neighborhood to the Whole Planet" March 7-11, 2005, Baltimore, Maryland
- [GUN 05b] : **Gungor, O. and Shan, J., 2005**, "A Statistical Approach To Multiresolution Image Fusion". ASPRS Pecora 16 "Global Priorities in Land Remote Sensing" October 23 – 27, 2005, Sioux Falls, South Dakota.
- [GU 06]: **Y F Gu, Y Liu, C Y Wang and Y Zhang, 2006**, "Curvelet-Based Image Fusion Algorithm for Effective Anomaly Detection in Hyperspectral Imagery", International Symposium on Instrumentation Science and Technology Dept. of Information Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China Conference Series 48, 2006, pp 324–328
- [JEA 06]: **G. Jeannic, V. Ricordel, D. Barba, 2006**, "Extraction de contours multirésolution pour un codage d'images par bandelettes", thèse de doctorat d'état, École Polytechnique de l'Université de Nantes, 2006, p
- [KAZ 07]: **F. M. Kazemi, S. Samadi, H. Pourreza, M. R. Akbarzadeh, 2007**, "Vehicle Recognition Based on Fourier, Wavelet and Curvelet Transforms - a Comparative Study", IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security, VOL.7 No.2, February 2007, pp130-135
- [LAP 02]: **F. Laporterie, 2002**, "Représentations hiérarchiques d'images avec des pyramides morphologiques. Application à l'analyse et à la fusion spatio-temporelle de données en observation de la Terre". Thèse de Doctorat de l'Ecole Nationale Supérieure de l'Aéronautique et de l'Espace, Mention Traitement d'images et télédétection, 2002, 180p
- [LAF 06] : **Laffly, D. 2006**, "Régression multiple : principes et exemple d'application" UMR 5 603 CNRSnUniversité de Pau et des Pays de l'Adour Octobre 2006. 33p.
- [LI 02]: **S. Li, J. T. Kwok and Y. Wang, 2002**, "Using the discrete wavelet frame transform to merge Landsat TM and SPOT panchromatic images", Information Fusion, Vol. 3, 2002, pp 17–23.
- [MAL d.89]: **S. G. Mallat, 1989**, "Multifrequency Channel Decomposition of Images and Wavelet Models", IEEE transactions on acoustics, speech, and signal processing. vol. 37, no. 12, 1989.
- [MAL J.89]: **S. G. Mallat, 1989**, "A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation", IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. vol. II, no. 7. July 1989.

- [MAN 94]: **M. Mangolini, 1994**, "Apport de la fusion d'images satellitaires multicapteurs au niveau pixel en télédétection et photo- interprétation", Thèse de Doctorat de l'Université de Nice- Sophia Antipolis, 1994, France, 125 p.
- [MEE 05]: **V. Meenakshisundaram, 2005**, " Quality Assessment of Ikonos and Quickbird Fused Images for Urban Mapping ", thèse de magister, juin 2005, 118p
- [MIN 03]: **Minh N. D and Martin Vetterli, 2003**, "The Finite Ridgelet Transform for Image Representation", IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 12, NO. 1, January 2003, pp 16-28
- [NEN 07]: **F. Nencini , A. Garzelli , S. Baronti , L. Alparone, 2007** , "Remote sensing image fusion using the curvelet transform", Science Direct, Information Fusion 8 (2007), pp 143-156
- [NUN 99] : **J. Nunez, X. Otazu, O. Fors, A. Prades, V. Pala, R. Arbiol, 1999**, "Multiresolution based image fusion with additive wavelet decomposition", IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing 37 (3) (1999) 1204–1211.
- [OUA 07]: **N. Ouarab,2007**, "fusion d'images satellitaires pour l'amélioration des résolutions spatiale et spectrale". Thèse de doctorat :institut d'électronique USTHB.
- [OUA 03] **N. Ouarab, M. Achir, N. Khettal, Y. Smara, 2003**, "Spatial Enhancement of Satellite Using Data Fusion Algorithms in the Wavelet Domain", URBAN 2001 Workshop, Roma, Italy, 2001.
- [POH 98]: **C. Pohl, and J. L. Van Genderen, 1998**, "Multisensor image fusion in remote sensing: Concepts, methods and applications", International Journal of Remote Sensing, Vol. 19, No. 5, 1998, pp 823 – 854.
- [POH 99]: **C. Pohl, 1999**, "Tools and methods for fusion of images of different spatial resolution", International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol.32, part 7-4-3 W6, Valladolid, Spain, 3-4 June, 1999, pp 76 – 82.
- [QIU 90]: **Z.C. QIU, 1990**, "The study on the remote sensing data fusion", Acta Geodaetica et Cartographica Sinica 19 (4) (1990) 290–296.
- [RAD 83]: **J . Radon, 1983**, "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, John Wiley & Sons, 1983 .
- [RAN 93]: **T. Ranchin, 1993**, "Applications de la transformée en ondelettes et de l'analyse multirésolution au traitement des images de télédétection", Thèse de Doctorat de Université de Nice-Sophia Antipolis, 1993, France, 110 p.
- [RAN 03]: **T. Ranchin, B. Aiazzi, L. Alparone, S. Barontib, L. Wald, 2003**, "Image fusion the ARSIS concept and some successful implementation schemes", ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. 58, 2003, pp 4 – 18.

- [SHA 06]: **J. Shan, 2006**, “ Techniques for Remote Sensing Image Fusion “, African Association of Remote Sensing of the Environment, Cario, 2006, 47p.
- [SHE 90]: **Shen, S. S., 1990**, “Summary of types of data fusion methods utilized in workshop papers“. Multisource Data Integration in Remote Sensing, Proceedings of Workshop, Maryland, U.S.A., 14- 15 June 1990, pp. 145- 149.
- [SMA 98]: **Y. Smara, 1998**, “Contribution au système LATIS évaluation de correspondance terrain-image classifiée et intégration d’images multisources optiques et radar”, Thèse de Doctorat d’Etat, Institut d’Electronique, Université de l’USTHB, 1998.
- [STA 02a]: **J.L. Starck, D.L. Donoho and E.J. Candes, 2002**, “Astronomical Image Representation by the Curvelet Transform“, Astronomy & Astrophysics manuscript no. November 5, 2002
- [STA 02b]: **J. L. Starck, E. J. Candes, and D.L. Donoho, 2002**, “The Curvelet Transform for Image Denoising“, IEEE transaction transactions on image processing, vol. 11, no. 6, june 2002, pp 670-684
- [STA 03]: **J. L. Starck, E. J. Candès, and D. L. Donoho, 2003**, “Gray and Color Image Contrast Enhancement by the Curvelet Transform“, IEEE Trans. Image Processing, vol. 12, no. 6, 2003, pp. 706-717.
- [TOF 96]: **P. Toft, 1996**, “ The Radon Transform – Theory and Implementation“, PhD Thesis, Technical University of Denmark, p. 23-80 (1996).
- [WAL 97]: **L. Wald, T. Ranchin 1997, and M. Mangoloni**. “Fusion of satellite images of different spatial resolution: Assessing the quality of resulting images”. Photogrammetric engineering and Rmote Sensing, Vol. 63, 1997, pp. 691 – 699.
- [WAL 99]: **L. Wald, 1999**, “Some terms of reference in data fusion”, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 37, No 3, 1999, pp. 1190 – 1193.
- [WAL 02]: **L. Wald, 2002**, “Data fusion definitions and architectures, fusion of images of different spatial resolution.”, Ecole des Mines de Paris, ISBN: 2-911762-38-x, 2002, 198p.
- [WAL 03]: **L. Wald, T. Ranchin, 2003**, “The ARSIS Concept in Image Fusion: an Answer to Users Needs”, IEEE Information Fusion ISIF, 2003, pp 168 – 173.
- [ZHA 05]: **Y. Zhang, G. Hong, 2205** “An IHS and wavelet integrated approach to improve pan-sharpening visual quality of natural colour IKONOS and QuickBird images“, Information Fusion, 6, 2005, pp 225 – 234.
- [ZHA 06]: **J. Zhang, J. Yang, Z. Zhao, Y. Zhang, H. Li, 2006** “ Block-regression-based fusion of optical and SAR imagery for features enhancement “, Chinese Academy of Surveying and Mapping, Beitaiping Road 16, Beijing 100039.2006, (6p)