

104/2024 – D/GE

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université des Sciences et de la Technologie Houari BOUMDIENE

Faculté de Génie Electrique



THESE DE DOCTORAT EN SCIENCES

Présentée pour l'obtention du Grade DOCTEUR

En : Electronique

Option : Traitement du signal et d'images

Par

MASSOUT Samia

Thème

**Développement et évaluation d'algorithmes de
la fusion d'images satellitaires**

Soutenue publiquement, le 10/ 03/ 2024 devant le jury composé de :

Mme MEKSEN Thouraya	Professeur à l'USTHB – Alger	Présidente
M. SMARA Youcef	Professeur à l'USTHB – Alger	Directeur de thèse
M. AMMAR Mohammed	Professeur à l'UMBB – Boumerdès	Examinateur
M. NEMRA Abdelkrim	Professeur à l'EMP – Alger	Examinateur
M. NACEREDDINE Nafaa	Directeur de Recherche au CRTI – Alger	Examinateur
Mme LOUNIS Bahia	Maître de conférences/A à l'USTHB – Alger	Examinatrice

Remerciements

Les travaux de cette thèse ont été réalisés au sein du Laboratoire de Traitement d'Images et Rayonnement LTIR de la faculté de Génie électrique de l'université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene USTHB.

Je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance et ma gratitude au Professeur **Youcef SMARA** pour m'avoir confié ce sujet de thèse, pour son aide et pour ses précieux conseils. Aussi, d'avoir été disponible à tout moment.

Je remercie Madame **Thouraya MEKSEN** Professeur à l'USTHB, qui m'a fait l'honneur de présider ce jury.

Je remercie, Mr **Mohammed AMMAR** Professeur à l'UMBB, Mr **Abdelkrim NEMRA** Professeur à l'EMP, Mr **Nafaa NACEREDDINE** Directeur de recherche au CRTI et Madame **Bahia LOUNIS**, Maître de conférences à l'université USTHB qui m'ont beaucoup honoré par leurs présences en tant que membres de jury de cette thèse.

J'adresse aussi mes remerciements à l'ensemble du personnel du Laboratoire LTIR, pour leur disponibilité, en particulier Professeur Mounira OUARZEDDINE, Professeur Radja Kheddam, Madame Lynda Bouchemakh et Mademoiselle Souhila Boutarfa et à toutes les personnes qui ont contribué à la réalisation et à l'amélioration de mes travaux de thèse ainsi qu'à la rédaction de ce manuscrit.

ملخص

إن اندماج صورة شاملة ذات دقة مكانية عالية ودقة طيفية منخفضة مع صورة متعددة الأطياف ذات دقة مكانية منخفضة ودقة طيفية عالية يجعل من الممكن تخليق صورة متعددة الأطياف ذات دقة مكانية عالية. الهدف من هذه أطروحة هو تطوير وتقييم خوارزميات دمج صور الأقمار الصناعية باستخدام استبدال المكونات، والحلول المتعددة وطرق التحليل الهجين. يتم تقييم النتائج التي تم الحصول عليها نوعياً وكمياً.

الكلمات المفتاحية: الصورة الشاملة، الصورة متعددة الأطياف، دمج الصور، التقييم الكمي.

Résumé

La fusion d'une image panchromatique de haute résolution spatiale et de basse résolution spectrale avec une image multispectrale de basse résolution spatiale et haute résolution spectrale permet de synthétiser une image multispectrale de haute résolution spatiale. L'objectif de cette thèse est de développer et d'évaluer des algorithmes de la fusion d'images satellitaires en utilisant des méthodes de substitution de composante, de l'analyse multirésolution et hybrides. Les résultats obtenus sont évalués de manière qualitative et quantitative.

Mots clés : image panchromatique, image multispectrale, fusion image, évaluation.

Abstract

The fusion of a panchromatic image with high spatial resolution and low spectral resolution and a multispectral image with low spatial resolution and high spectral resolution makes it possible to synthesize a multispectral image of high spatial resolution. The objective of this thesis is to develop and satellite image fusion algorithms using component substitution, multiresolution and hybrid analysis methods. The results obtained are evaluated qualitatively and quantitatively.

Keywords : panchromatic image, multispectral image, image fusion, quantitative evaluation.

Résumé

Les images satellitaires multispectrales sont caractérisées par la haute résolution spectrale et la basse résolution spatiale. Cependant, dans plusieurs applications de la télédétection une image multispectrale de haute résolution spatiale permet d'améliorer l'exploitation et l'interprétation de l'information. D'où la nécessité de la fusion d'images afin de synthétiser des images multispectrales de haute résolution spatiale.

L'objectif de notre travail est de développer et d'évaluer des méthodes de la fusion d'images panchromatique et multispectrale en exploitant différents outils mathématiques. Les techniques que nous avons étudiées et implémentées sont présentées en trois groupes, à savoir les méthodes basées sur la substitution de composante (SC), les méthodes basées sur l'analyse multirésolution (AMR) et la combinaison des méthodes ou les méthodes hybrides. Le premier groupe de méthode est basé sur de la transformée en IHS (Intensity, Hue and Saturation), la GIHS (Generalized IHS), l'IHS et le paramètre T , la transformée de Brovey, la transformée en INR (Intensity Normalized Ratio), et les paramètres statistiques σ - μ (variance - moyenne). Pour les méthodes de deuxième groupe, elles sont basées sur l'utilisation du filtre passe haut, de l'algorithme de Mallat décimé avec quatre modèles appliqués sur les hautes fréquences, de l'algorithme de Mallat non décimé, de l'algorithme 'à trous' avec deux méthodes (méthode additive et méthode substitutive), et de la transformée en curvelettes. Le dernier groupe contient les méthodes hybrides. Elles sont basées sur la combinaison des ondelettes avec la transformée en IHS, l'algorithme Mallat et l'IHS avec l'introduction de coefficient de corrélation dans les hautes fréquences, la combinaison de l'algorithme de Mallat et l'IHS avec des règles de la fusion appliquées sur les hautes et les basses fréquences, la combinaison de l'algorithme 'à trous' et l'IHS et la combinaison de l'algorithme de Mallat et la fréquence spatiale. Notre contribution dans ce travail consiste à proposer une nouvelle méthode de la fusion d'images basée sur combinaison de l'algorithme 'à trous' et la fréquence spatiale.

Dans notre application, nous avons utilisé deux jeux d'images, à savoir les images panchromatique et multispectrale issues des satellites SPOT (Satellite Pour l'Observation de la Terre) et ALSAT-2A (satellite Algérien à haute résolution). Les deux types d'images représentent une zone de la Bais d'Alger. Les images synthétisées à la haute résolution disponible sont évaluées de manière qualitative par l'aspect visuel et de manière quantitative en utilisant des paramètres statistiques. Les paramètres utilisés permettent d'estimer l'introduction de l'information spatiale en comparant l'image panchromatique et l'image fusionnée et la conservation de l'information spectrale en comparant l'image fusionnée avec l'image multispectrale originale.

Table des Matières

Résumé	
Table des Matières	
Liste des Acronymes	
Liste des Symboles	
Liste des Figures	
Liste des Tableaux	
Introduction Générale	1
Chapitre I : Généralités sur la fusion d'images satellitaires	4
I.1. Introduction	4
I.2. Imagerie de la télédétection	4
I. 2.1. Classification des images en fonction de la résolution spectrale	6
I.2.2. Classification selon la résolution spatiale.....	8
I.3. Motivation de la fusion d'images panchromatique et multi-spectrale.....	11
I.4. Définition de la fusion d'images.....	12
I.5. Niveaux de la fusion d'images.....	13
I.5.1. Fusion d'images au niveau pixel.....	13
I.5.2. Fusion d'images au niveau caractéristiques	14
I.5.3. Fusion d'images au niveau décision.....	15
I.6. Objectifs de la fusion d'images	15
I. 7. Problèmes de la fusion d'images liés aux instruments d'acquisition	17
I.7.1. Mal alignement des images	17
I.7.2. Bande fréquentielle du capteur panchromatique	17

Table des Matières

I.7.3. Réponse spectrale des capteurs PAN et MS	18
I.8. Etat de l'art de la fusion d'images.....	19
I.8.1. Etat de l'art des méthodes de la fusion d'images.....	19
I.8.2. Etat de l'art de revue ou critique des méthodes de la fusion d'images.....	22
I.8.3. Etat de l'art des protocoles et des indices d'évaluation	23
I.9. Classification des méthodes de la fusion d'images.....	23
I. 10. Concepts des méthodes de la fusion d'images satellitaires.....	26
I. 10. 1. Concepts des méthodes de substitution de composante	26
I.10. 1. 1. Concept standard des méthodes de substitution de composante.....	26
I. 10. 1. 2. Concept modifié des méthodes de substitution de composante.....	27
I.10.2. Concepts des méthodes basées sur l'analyse multirésolution.....	29
I.10.2.1. Concept standard des méthodes basées sur l'analyse multirésolution	29
I.10.2.2. Premier concept modifié des méthodes de la fusion basées sur l'AMR.....	30
I.10.2.3. Deuxième concept modifié des méthodes de fusion basées sur l'AMR.....	33
I.11. Conclusion.....	34
Chapitre II. Méthodes basées sur la substitution.....	35
II.1. Introduction.....	35
II. 2. Méthodes de fusion d'images basées sur la substitution de composante.....	35
II.5.1. Transformée en IHS.....	36
II. 2. 1. Méthode basée sur la transformée en IHS.....	37
II. 2. 2. Méthode basée sur la transformée en GIHS.....	38
II. 2. 3. Méthode basée sur la transformée en IHS et le paramètre T	40
II. 2. 4. Méthode basée sur la transformée de Brovey.....	41
II. 2. 5. Méthode basée sur l'INR.....	41
II. 2. 6. Méthode basée sur les paramètres $\sigma - \mu$	43
II. 3. Avantages et inconvénients des méthodes basées sur la substitution de composante.....	46

Table des Matières

II. 4. Images utilisées.....	47
II. 4. 1. Images SPOT.....	47
II. 4. 2. Images ALSAT-2A.....	48
II. 5. Protocole d'évaluation.....	49
II. 6. Indices d'évaluation des résultats de la fusion d'images.....	50
II. 6. 1. Indices d'évaluation de la qualité spectrale.....	50
II. 6. 2. Indices d'évaluation de la qualité spatiale.....	52
II. 7. Evaluation qualitative des résultats des méthodes de substitution de composante.....	53
II.7.1. Evaluation qualitative des résultats des méthodes de substitution de composante.....	53
II.7.2. Evaluation quantitatives des résultats des méthodes de substitution de composante....	56
II.8. Discussion.....	61
II. 8. Conclusion.....	61
Chapitre III. Méthodes de fusion d'images basées sur l'analyse multirésolution.....	62
III. 1. Introduction.....	62
III. 2. Analyse multirésolution.....	62
III. 2. 1. Algorithme de Mallat.....	63
III. 2. 2. Algorithme 'à trous'.....	67
III. 2. 3. Transformée en curvelettes.....	69
III. 2. 3. 1. Définition de la transformée en curvelettes.....	69
III. 2. 3. 2. Transformée en ridgelettes discrète.....	70
III. 2. 3. 4. Algorithme de la transformée en curvelettes.....	71
III. 3. Méthodes de fusion d'images basées sur l'analyse multirésolution.....	72
III.3. 1. Méthode de filtre passe haut.....	73

Table des Matières

III. 3. 2. Méthode de la fusion d'images par l'algorithme de Mallat décimé.....	74
III. 3. 3. Méthode de fusion par l'algorithme de Mallat non décimé.....	76
III. 3. 4. Méthodes de la fusion d'images par l'algorithme 'à trous'.....	76
III.3.5. Méthode de la fusion d'images par les curvelettes	77
III. 3. 6. Avantages et inconvénients des méthodes basées sur l'AMR.....	80
III. 4. Influence du nombre de niveaux de décomposition.....	80
III. 5. Evaluation des résultats des méthodes basées sur l'AMR.....	82
III. 5. 1. Evaluation qualitative des résultats des méthodes basées sur l'AMR.....	82
III. 5. 2. Evaluation quantitative des résultats des méthodes basées sur l'AMR.....	86
III. 5. Discussion.....	92
III. 6. Evaluation des résultats de l'influence de nombre de niveau de décomposition.....	92
III. 6. 1. Evaluation qualitative des résultats.....	92
III. 6. 2. Evaluation quantitative des résultats.....	93
III. 7. Conclusion.....	95
Chapitre IV. Méthodes hybrides.....	97
IV. 1. Introduction.....	97
IV. 2. Méthodes hybrides.....	97
IV. 2. 1. Fusion par la combinaison des ondelettes et l'IHS 'Modèle 1'.....	98
IV. 2. 2. Fusion par la combinaison des ondelettes et l'IHS 'Modèle 2'	99
IV. 2. 3. Fusion par la combinaison des ondelettes et l'IHS 'Modèle 3'.....	102
IV. 2. 4. Fusion par la combinaison de l'algorithme 'à trous' et l'IHS.....	104
IV. 2. 5. Fusion par la combinaison des ondelettes avec la fréquence spatiale.....	105
IV. 3. Evaluation des résultats des méthodes hybrides.....	107
IV. 3. 1. Evaluation qualitative des résultats des méthodes hybrides.....	107
IV. 3. 2. Evaluation quantitative des résultats des méthodes hybrides.....	109

Table des Matières

VI. 7. Discussion.....	114
VI.8. Conclusion.....	115
Chapitre V. Méthode proposée.....	116
V.1. Introduction.....	116
V. 2. Comparaison des méthodes.....	116
V. 2. 1. Comparaison spatiale des résultats.....	116
V. 2. 2. Comparaison spectrale des résultats.....	117
V. 3. Fusion par la combinaison de la fréquence spatiale et de l’algorithme ‘à trous’.....	119
V. 4. Evaluation des résultats de la méthode proposée.....	121
V. 4. 1. Evaluation quantitative de la méthode proposée.....	121
V. 4. 2. Evaluation quantitative de la méthode proposée.....	122
V. 5. Signature spectrale.....	223
V. 6. Classification des résultats de la méthode proposée.....	124
V. 7. Conclusion.....	124
Conclusion Générale	125
Références Bibliographiques	128
Production Scientifique	139

Liste des Acronymes

ACP	Analyse en Composante Principale
ALSAT-2A	Satellite Algérien à haute résolution
AMD	Algorithme de Mallat Décimé
AMO	Analyse Multirésolution associée aux Ondelettes
AMR	Analyse Multirésolution
AP	Algorithmes Pyramidaux
ARSIS	Amélioration de la Résolution Spatiale par Injection de Structures
ATWTA	A Trous wavelet transform (additive model)
ATWTS	A Trous wavelet transform (substitutive model)
ATWT	A Trous Wavelet Transform
BDSB	Band-Dependent Spatial Detail
BR	Basses Résolution
CAM	Champs Aléatoires Markoviens
CCs	Coefficient de Corrélation spatiale
CN	Color Normalized
CNES	Centre National d'Etudes Spatiales
COS	COmpnent Substitution
DES	Désagrégation pixels
DWT	Discret Wavelet Transform
ENVI	Environment for Visualizing Images
ERGAS	Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse
ESL	Egalisation des Statistiques Locales
FPH	Filtre Passe Haut

Liste des Acronymes

HPM	High-Pass Modulation
HRV	Haute resolution visible
HRG	Haute résolution géométrique
HS	Hyper-Spectrale
HSV	Hue, Saturation and Value
GIHS	Generalized IHS
GLP	Generalised Laplacian Pyramid
GS	Gram Schmidt
GSA	Gram Schmidt Adaptive
I	Intensité
IBSM	InterBand Structures Model
IHS	Intensity, Hue and Saturation
INR	Intensity Normalized Ratio
INRnb	Rapport normalisé d'intensité est calculé sur plusieurs bandes
INRbpb	Rapport Normalisé d'Intensités calculée bande par bande
IR	Infrarouge
IRS	Indian Remote Sensing
M	Nombre de lignes d'une image
Mallat-IHS-M1	Combinaison des ondelettes de Mallat avec l'IHS 'Modèle 1'
Mallat-IHS-M2	Combinaison des ondelettes de Mallat avec l'IHS 'Modèle 2'
Mallat-IHS-M3	Combinaison des ondelettes de Mallat avec l'IHS 'Modèle 3'
MS	Multispectrale
MPH	Modulation Passe Haut
MTF	Modulation Transfer Function
N	Nombre de colonnes d'une image
OA	Over all accuracy

Liste des Acronymes

OV	Optimisation Variable
PAN	PANchromatique
PC	Pyramide de Contraste
PG	Pyramide de Gradient
PIR	Proche Infra-Rouge
PL	Pyramide de Laplace
PM	Pyramide Morphologique
P+XS	Panchromatique + multispectrale
Q	Indice de qualité universel
Radar	Radio detection and Ranging
RASE	Relative Average Spectral Error
RMSE	Root Mean Square Error
RR	Rapport de Résolution
RSB	Rapport Signal sur Bruit
RVB	Rouge, Vert et Bleu
SAR	Synthetic Aperture Radar
SC	Substitution de Composante
SF	Spatial Frequency
SFATWT	Spatial Frequency – ‘A Trous’ Wavelet Transform
SFDWT	Spatial Frequency and Discret Wavelet Transform
SGWT	Spectral Graph Wavelet Transform
SFIM	Smoothing Filter-based Intensity Modulation
SS	Super-Spectrale
SPOT	Satellite Pour l’Observation de la Terre
SVR	Substitution de la Variable par Régression
T	Paramètre de compromis
TB	Transformée de Brovey


Liste des Acronymes

TM	Thematic Mapper
TO	Transformée en Ondelettes
VIR	Visible / infrarouge
w/ Box filtre	$w \times w$ Box filtre
XS1	Bande bleue de l'image multispectrale (SPOT)
XS2	Bande verte de l'image multispectrale (SPOT)
XS3	Bande rouge de l'image multispectrale (SPOT)

Liste des Symboles

$E(x, y, \lambda, t)$	Energie réfléchie ou émise par la surface de la terre
Ima	Image
(x, y)	Système de coordonnées
λ	Longueur d'onde
t	Temps
$3D$	3 Dimension
\widehat{MS}_k	Bande k de l'image multispectrale fusionnée
\widetilde{MS}_k	Bande k de l'image multispectrale interpolée
g_k	Gain k d'injection
PAN	Image panchromatique
PAN'	Panchromatique normalisée par rapport à la composante à substituer
App	Approximation de l'image panchromatique
Dhp	Détails de l'image panchromatique dans la direction horizontale
Dvp	Détails de l'image panchromatique dans la direction verticale
Ddp	Détails de l'image panchromatique dans la direction diagonale
Ap'	Approximation de l'image multispectrale
Ap''	Nouvelle image approximation de l'image intensité
Dh'	Détails de l'image multispectrale dans la direction horizontale
Dv'	Détails de l'image multispectrale dans la direction verticale
Dd'	Détails de l'image multispectrale dans la direction diagonale
Apf	Approximation de l'image fusionnée
Dhf	Détails de l'image fusionnée dans la direction horizontale
Dvf	Détails de l'image fusionnée dans la direction verticale

Liste des Symboles

Ddf	Détails de l'image fusionnée dans la direction diagonale
I_L	Combinaison linéaire des bandes multispectrales interpolées
R	Image de la bande rouge originale
R_{new}	Image de la bande rouge fusionnée
G	Image de la bande verte originale
G_{new}	Image de la bande verte fusionnée
B	Image de la bande bleue originale
B_{new}	Image de la bande bleue fusionnée
I	Image intensité
I^F	Image intensité fusionnée
I'	Somme des bandes rouge, verte et bleue
H	Image teinte
S	Image saturation
RR	Rapport de résolution entre l'image panchromatique et multispectrale
$\tan^{-1}(\cdot)$	Fonction arc tangente
V_2 et V_1	Axes x et y dans le système de coordonnées cartésiennes
W_k	Coefficient
N	Nombre de bandes
$cov(\cdot)$	Covariance
$var(\cdot)$	Variance
H_A	Filtre 'à trous' de taille 3×3 ou 5×5
D_{j+1}	Image de détails à un niveau $j+1$
f_j	Image originale ou l'image d'approximation à un niveau j
f_{j+1}	Image d'approximation à un niveau $j+1$
$\sum_{k=1}^n$	Somme de $k=1, \dots, n$
	Insertion d'une ligne (colonne) de 0 entre chaque deux lignes (colonnes)

Liste des Symboles

C_j	Basses fréquences d'une image
W_j	Hautes fréquences d'une image
B	Taille de bloc
dis	Distance de Mahalanobis
α	Coefficient avec $\alpha \in [0, 1]$
δ	Différence entre l'image panchromatique et l'intensité
$ERGAS$	Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse
l	Résolution de l'image multispectrale
h'	Résolution de l'image panchromatique
CC	Coefficient de corrélation
CC_s	Coefficient de corrélation spatiale
\overline{MS}	Moyenne de l'image MS
\widehat{MS}	Moyenne de l'image \widehat{MS}
σ_{MS}	Ecart-type de l'image MS
$\sigma_{\widehat{MS}}$	Ecart-type de l'image \widehat{MS}
$ERGAS$	Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse
$RMSE$	Root mean square error
Q	Indice universel de qualité
$arccos$	Arc cosinus
FL	Filtre Laplacien

Liste des Figures

Figure 1. Schéma bloc du travail réalisé.....	2
Figure I.1. Exemple d'image multi-spectrale.....	5
Figure I.2. Image panchromatique issue du satellite SPOT.....	7
Figure I.3. Réponses spectrales des différentes bandes spectrales du satellite ALSAT-2A en fonction de la longueur d'onde (micromètres). En bleu, vert, rouge, marron et noir correspondent respectivement aux bandes bleue, verte, rouge, proche infrarouge et panchromatique.....	8
Figure I.4. Images de la même scène avec différentes résolutions	9
Figure I.5 Composition colorée des images TM 4, 2 et 1 originales	10
Figure I.6. Image de très haute résolution spatiale (0.8 m).....	11
Figure I. 7. Niveaux de fusion d'images (pixel, caractéristiques et décision)	14
Figure I.8. Processus de la fusion d'images.....	15
Figure I.9. Réponse des bandes spectrales du satellite IKONOS.....	18
Figure I.10. Schéma des méthodes de la fusion d'images basées sur la substitution de composante "concept standard"	26
Figure I.11. Schéma du concept modifié des méthodes de substitution de composantes.....	28
Figure I.12. Schéma des méthodes de la fusion d'images basées sur l'analyse multirésolution (concept standard).....	30
Figure I.13. Schéma des algorithmes de la fusion d'images basés sur l'AMR.....	31
Figure I.14. Schéma des méthodes de la fusion d'images basée sur l'AMR modifié.....	33
Figure II. 1. Schéma des méthodes basées sur la substitution de composante.....	35
Figure II.2. Fusion d'images par la transformée en IHS.....	38
Figure III.3. Fusion d'images par la méthode $\sigma - \mu$	45

Liste des Figures

Figure II. 4. Images SPOT. (a) image panchromatique, (b) zoom d'une région de l'image panchromatique, (c) composition colorée des bandes multispectrales et (d) zoom d'une région de la composition colorée des bandes multispectrales.....	47
Figure II. 5. Images ALSAT-2A. (a) image panchromatique. (b) composition colorée des bandes (RVB) multispectrales.....	48
Figure II. 6. Schéma de protocole d'évaluation.....	49
Figure II.7. Evaluation qualitative des résultats des méthodes basées sur la substitution de composantes (SPOT).....	54
Figure II.8. Evaluation qualitative des résultats des méthodes basées sur la substitution de composantes (ALSAT-2A).....	55
Figure III. 1. Représentation des approximations successives d'une image.....	62
Figure III. 2. Algorithme de décomposition par la transformée en ondelettes 'Algorithme de Mallat'.....	64
Figure III. 3. Algorithme de recombinaison par l'algorithme de Mallat décimé.....	65
Figure III. 4. Résultat de décomposition d'une image panchromatique par l'algorithme de Mallat.....	66
Figure III. 5. Images d'approximation et de détails à un niveau de décomposition.....	69
Figure III. 6. Comparaison de l'approximation non-linéaire des ondelettes et des curvelettes.....	69
Figure III. 7. Schéma de principe de la transformée en ridgelettes.....	70
Figure III. 8. Concept de la transformée en curvelettes.....	72
Figure III. 9. Schéma des méthodes de la fusion d'images basées sur l'AMR.....	73
Figure III.10. Schéma de la fusion d'images par l'algorithme de Mallat décimé avec des modèles.....	74
Figure III.11. Schéma de fusion d'images par la transformée en curvelettes.....	78
Figure III. 12. Schéma synoptique de la fusion d'images de l'influence de nombre de décomposition.....	81
Figure III.13. Evaluation qualitative des résultats des méthodes basées sur l'analyse multi-résolution (SPOT).....	83

Liste des Figures

Figure III.14. Evaluation qualitative des résultats des méthodes basées sur l'analyse multirésolution (ALSAT-2A).....	84
Figure III. 15. Composition colorée des images multispectrales fusionnées à 10 m.....	93
Figure IV. 1. Schéma des méthodes hybrides.....	97
Figure IV. 2. Fusion par la méthode de Mallat-IHS-M1.....	99
Figure IV. 3. Fusion par la méthode de Mallat-IHS-M2.....	100
Figure IV. 4. Fusion par la méthode de Mallat-IHS-M3.....	102
Figure IV. 5. Schéma de la fusion par la combinaison de l'algorithme 'à trous' et l'IHS.....	105
Figure IV. 6. Schéma de la fusion d'images par la fréquence spatiale et la transformée en ondelettes.....	107
Figure IV.7. Evaluation qualitative des résultats des méthodes hybrides (SPOT).....	108
Figure IV.8. Evaluation qualitative des résultats des méthodes hybrides (ALSAT-2A).....	109
Figure V.1. Schéma de la fusion d'images par la fréquence spatiale et l'algorithme 'à trous'.	119
Figure V. 2. Evaluation qualitative des résultats de la méthode proposée (SPOT).....	121
Figure V. 3. Evaluation qualitative des résultats de la méthode proposée (ALSAT 2-A)....	122
Figure V. 4. Signatures spectrales de quatre thèmes.....	123
Figure V. 5. Image multispectrale classifiée.....	124

Liste des Tableaux

Tableau I.1. Rang spectral des images panchromatiques des satellites SPOT, IRS et IKONO...	18
Tableau I.2. Quelques articles sur la revue ou la critique des méthodes de la fusion d'images.	22
Tableau I.3. Coefficients et gains d'injection des équations I.1 et I.2.....	29
Tableau I.4. Gains et filtres de quelques méthodes de fusion d'images basées sur l'AMR.....	32
Tableau II.1. Caractéristiques des images SPOT.....	48
Tableau II. 2. Caractéristiques des images ALSAT-2A.....	49
Tableau II.3. Evaluation spatiale des méthodes basées sur la substitution de composante 'image SPOT'	56
Tableau II.4. Evaluation spectrale des méthodes basées sur la substitution de composante 'image SPOT'	57
Tableau II.5. Evaluation spatiale des méthodes basées sur la substitution de composante 'image ALSAT-2A'	59
Tableau II.6. Evaluation spectrale des méthodes basées sur la substitution de composante 'image ALSAT-2A'	60
Tableau III. 1. Evaluation spatiale des méthodes basées sur l'AMR 'image SPOT'	86
Tableau III. 2. Evaluation spectrale des méthodes basées sur l'AMR 'image SPOT'	88
Tableau III. 3. Evaluation spatiale des méthodes basées sur l'AMR 'image ALSAT-2A'	89
Tableau III. 4. Evaluation spectrale des méthodes basées sur l'AMR 'image ALSAT-2A'	91
Tableau III. 5. Evaluation de l'information spatiale des images multispectrales synthétisées avec différent niveaux de décomposition.....	94
Tableau III. 6. Evaluation de l'information spectrale des images multispectrales synthétisées avec différent niveaux de décomposition.....	95
Tableau IV.1. Evaluation spatiale des méthodes hybrides 'images SPOT'	110

Liste des Tableaux

Tableau IV. 2. Evaluation spectrale des méthodes hybride ‘image SPOT’.....	111
Tableau IV.3. Evaluation spatiale des méthodes hybride ‘image ALSAT-2A’.....	113
Tableau IV.4. Evaluation spectrale des méthodes hybride ‘image ALSAT-2A’.....	114
Tableau V. 1. Comparaison spatiale des trois types de méthodes.....	117
Tableau V. 2. Comparaison spectrale des trois types de méthodes.....	118
Tableau V. 3. Evaluation quantitative de la méthode proposée ‘image SPOT’.....	122
Tableau V.4. Evaluation quantitative de la méthode proposée ‘image ALSAT-2A’.....	123

Introduction générale

En télédétection, l'acquisition de l'information est effectuée à distance. Pour des systèmes d'acquisition optiques, l'information est obtenue à partir de la variation spectrale, spatiale et temporelle de l'énergie électromagnétique émise ou réfléchiée par la surface observée. En fait, les systèmes d'acquisition utilisés permettent d'observer la surface de la terre avec différentes fenêtres du spectre électromagnétique. Ainsi, les systèmes d'acquisition permettent d'avoir des images avec différentes caractéristiques, à savoir les résolutions spectrale, spatiale et temporelle.

En effet, les satellites optiques tels que SPOT (Satellite Pour l'Observation de la Terre), IKONOS, QuickBird et ALSAT-2A (Algerian Satellite) disposent de deux types de capteurs, à savoir les capteurs panchromatiques (PAN) et multispectraux (MS). Les premiers fournissent des images de haute résolution spatiale et de basse résolution spectrale. Alors que les deuxièmes fournissent des images de basse résolution spatiale et haute résolution spectrale. Dans la pratique, les images panchromatiques permettent de mieux caractériser les structures, les détails et la forme des objets observés, tandis que la nature de ces objets est mieux identifiée lors de l'utilisation des images multispectrales [Yang 2008].

Dans plusieurs applications de la télédétection telle que la segmentation [Piel 2002], la détection d'objets [Ouar 1997] et la classification [Ouar 1999], une image multispectrale de haute résolution spatiale permet de meilleure exploitation et interprétation de l'information [Meer 1997], d'où la nécessité de la fusion d'images.

En télédétection optique, le processus de la fusion d'images panchromatique et multispectrale consiste à combiner les deux images afin de synthétiser une image multispectrale de haute résolution spatiale disponible. Les images à fusionner peuvent être issues de mêmes ou de différentes sources.

Notre travail est orienté vers le développement et l'évaluation des algorithmes de la fusion d'images satellitaires. Les données à fusionner sont des images panchromatiques de haute résolution spatiale et multi-spectrales de basse résolution. Le rapport de résolution

Introduction générale

spatiale entre les images à combiner varie d'un satellite à l'autre. Il est égal à 2 pour les images SPOT et 4 pour les images IKONOS, QuickBird et ALSAT-2A.

En se basant sur les travaux existant dans la littérature, nous avons étudié et développé différentes méthodes de la fusion d'images panchromatique et multispectrale. Ces méthodes sont regroupées en trois grandes familles. Le premier type contient les méthodes de substitution de composante (SC) telles que la transformée en IHS (en anglais : Intensity, Hue and Saturation) [Tu 2001], l'analyse en composante principale (ACP) [Chav 1989] et la transformée de Brovey [Pric 1987]. Le deuxième type de méthodes est basée sur l'analyse multirésolution (AMR) [Chav 1991] telles que la transformée en ondelettes [Shi 2005] et la transformée en curvelettes [Dong 2015]. Le dernier type est basé sur la combinaison des méthodes de type substitution de composante et les méthodes basées sur l'analyse multirésolution.

L'objectif de notre travail est d'améliorer la résolution spatiale des images multi-spectrales tout en conservant l'information spectrale des images originales. Pour cela, un processus d'évaluation des résultats de la fusion d'images est nécessaire. L'approche d'évaluation consiste à estimer les qualités spectrale et spatiale des images fusionnées. Le processus de l'évaluation est réalisé du point de vue qualitatif par l'aspect visuel et quantitatif par l'utilisation des paramètres statistiques. Le travail présenté dans cette thèse est schématisé dans la figure 1 ci-dessous.

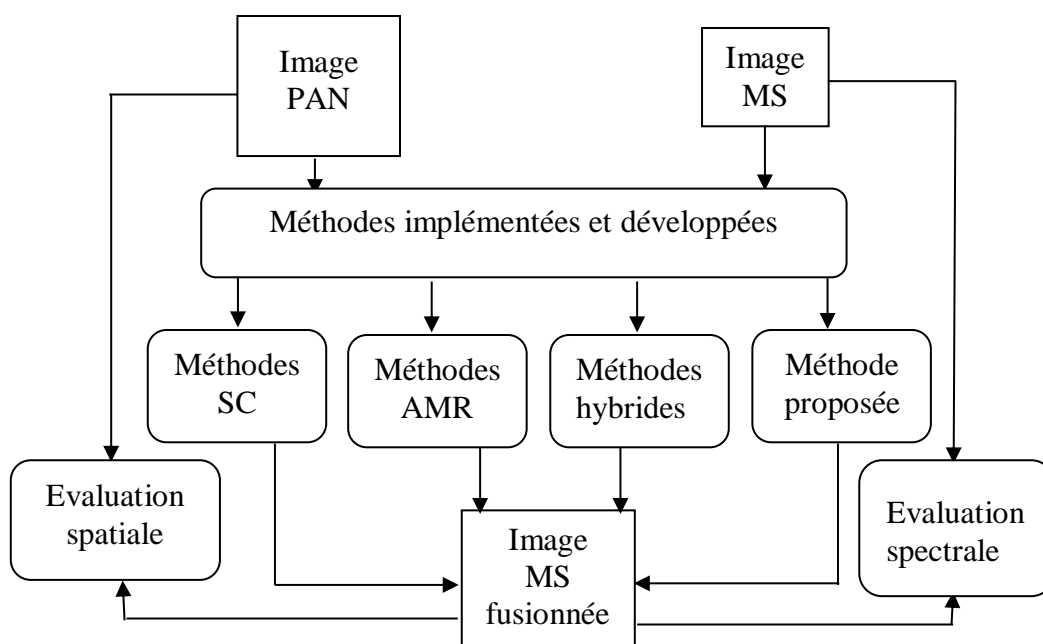


Figure 1. Schéma bloc du travail réalisé.

Introduction générale

Notre contribution dans ce travail consiste à :

- Proposer une nouvelle méthode de la fusion d'images panchromatique et multispectrale basée sur l'utilisation conjointe de la fréquence spatiale et la transformée en ondelettes 'à trous'. En effet, cette dernière est utilisée afin d'extraire les détails des images panchromatique et multispectrale. Ensuite, la fréquence spatiale est appliquée sur ces détails pour avoir des nouvelles images de haute fréquence spatiale et qui seront par la suite injectées dans les basses fréquences de l'image multispectrale.
- Appliquer les différentes méthodes sur deux jeux d'images issus des satellites ALSAT 2A (Rapport de résolution égale à 4) et SPOT (Rapport de résolution égale à 2).

Notre travail est organisé et présenté comme suit :

- ✚ Dans le premier chapitre, nous proposons de donner des généralités sur la fusion d'images, à savoir quelques définitions et caractéristiques des images de la télédétection, la présentation de la fusion d'images de manière générale et l'état de la fusion d'images.
- ✚ Dans le deuxième chapitre, nous exposons les méthodes de la fusion d'images basées sur la substitution de composante avons étudié et développé suivi de la présentation et l'évaluation des résultats.
- ✚ Le troisième chapitre est consacré aux principes méthodes de la fusion d'images basées sur l'analyse multirésolution. que nous avons étudiées et développées suivi de la présentation et l'évaluation des résultats.
- ✚ Le quatrième chapitre est dédié à la présentation des méthodes hybrides et l'évaluation des résultats.
- ✚ Dans le cinquième chapitre, nous proposons une nouvelle méthode de la fusion d'images satellitaires basées sur la combinaison des ondelettes 'à trous et la fréquence spatiale et la comparaison des méthodes.
- ✚ Ensuite, nous clôturons par des conclusions et des perspectives de ce travail.

I.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous donnons quelques généralités sur la fusion d'images satellitaires. Au début, nous présentons quelques définitions et les caractéristiques des images de la télédétection issues des capteurs passifs. Ensuite, nous proposons de donner la motivation de la fusion d'images panchromatique et multispectrale suivie de quelques définitions de la fusion d'images proposées dans la littérature. Puis, nous définissons les différents niveaux de la fusion d'images. Ensuite, nous exposons les objectifs de la fusion d'images. Enfin, nous décrivons quelques problèmes de la fusion d'images liés aux instruments d'acquisition.

I.2. Imagerie de la télédétection

En télédétection, le capteur est un système d'acquisition d'images. En fonction de la source d'énergie utilisée lors de l'acquisition des données, on distingue les capteurs passifs des capteurs actifs [Chik 2012].

- Les capteurs passifs fonctionnent en utilisant une source d'énergie externe qui est le soleil. Comme exemples de capteurs passifs, on peut citer le Satellite Pour l'Observation de la Terre (SPOT), les satellites IKONOS, QuickBird et ALSAT-2A, etc
- Les capteurs actifs utilisent une source d'énergie artificielle pour éclairer la cible. Le système SAR (Synthetic Aperture Radar) fonctionne typiquement dans la région du spectre micro-onde à travers une antenne.

La mesure et l'exploitation de l'énergie réfléchiée ou émise par la surface de la terre est notée $E(x, y, \lambda, t)$. Les mesures obtenues sont associées à un système de coordonnées (x, y) pour donner une fonction $Ima(x, y)$ représentée par une image. En effet, la fonction obtenue Ima ou l'image dépend des coordonnées spatiales (x, y) et de la longueur d'onde (λ) .

Les données peuvent être acquises dans plusieurs canaux de longueur d'onde simultanément comme le cas des images multi-spectrales (MS) ou hyper-spectrales (HS). En considérant des observations multi-temporelles, la fonction Ima dépend d'un autre paramètre qui est le temps (t) . Donc, l'image Ima est la représentation d'une énergie qui dépend des variables $\{x, y, \lambda, t\}$.

Pour transformer l'image en format numérique, les coordonnées (x, y) sont rééchantillonnées en valeurs discrètes en se basant sur la théorie de l'échantillonnage. Par la suite, l'image *Ima* est quantifiée en valeurs numériques en se basant sur la théorie de quantification [Ghas 2016]. Le résultat de ces opérations est une image constituée d'un ensemble de pixels (Figure I.1).

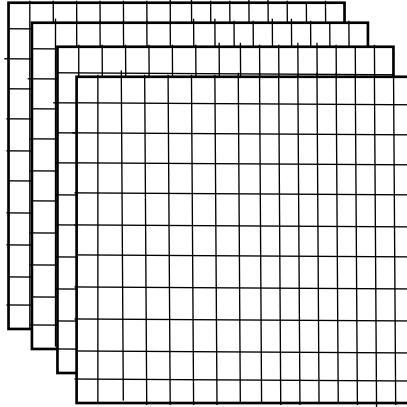


Figure I.1. Exemple d'image multi-spectrale.

Selon les satellites ou les capteurs utilisés, les images optiques sont caractérisées par les résolutions temporelle, radiométrique et spatiale. Ces trois résolutions sont définies comme suit :

- La résolution temporelle ou aussi le temps de revisite est défini par l'écart temporel entre deux observations de la même scène. Les données multi-temporelles sont très importantes pour quelques applications telles que la détection de changement et la surveillance d'une cible donnée.
- La résolution radiométrique est définie par le rang dynamique ou le nombre de valeurs d'énergie discrète discernable. Un capteur avec une résolution radiométrique finie est plus sensible pour détecter des petites différences de l'énergie émise ou réfléchi. De plus, la résolution radiométrique est souvent liée au rapport signal sur bruit (RSB) du capteur.
- La résolution spatiale est la capacité de distinguer les détails des objets et elle dépend des propriétés géométriques du système imageur.
- La résolution spectrale est la capacité d'un capteur à répondre dans un intervalle de longueur d'onde donné.

Dans ce qui suit, nous présentons la classification des capteurs satellitaires en considérant deux paramètres qui sont la résolution spectrale et la résolution spatiale.

I. 2.1. Classification des images en fonction de la résolution spectrale

En considérant les contraintes de la conception des capteurs optiques, il existe une relation inverse entre leurs résolutions spatiale et spectrale. En général, un capteur avec une haute résolution spectrale, est caractérisé par une reproduction de la radiance émise ou réfléchi par les différents objets de la surface de la terre dans un très grand nombre de bandes du spectre électromagnétique. Dans ce cas, les images issues de ce type de capteur ont une meilleure résolution spectrale, mais elles ont une faible résolution spatiale, et vice versa.

Les capteurs optiques utilisent les bandes du visible, du proche infrarouge et des ondes courtes infrarouges pour l'acquisition des images.

Les informations radiométrique, spectrale, textuelle, géométrique et contextuelle représentent le contenu des images optiques qui seront utilisées dans l'interprétation. Selon le nombre de bandes spectrales utilisées, les images optiques peuvent être classifiées en quatre catégories :

- Image panchromatique (PAN),
- Image multi-spectrale (MS),
- Image super-spectrale (SS),
- Image hyper-spectrale (HS).

A. Image panchromatique

Un capteur panchromatique comporte une seule bande spectrale sensible à la détection des rayonnements radiatifs. Sa longueur d'onde couvre les longueurs d'onde allant du visible à l'infrarouge (IR).

Lorsque le rang de la longueur d'onde coïncide avec celui du visible, l'image doit apparaître comme une photographie noir et blanc. Sur une image panchromatique (PAN), la quantité physique mesurée représente la brillance apparente des objets. Dans ce type d'image, la couleur des objets est non disponible.

Un exemple d'image panchromatique affichée en niveau de gris est illustré sur la figure I.2. L'image est issue du satellite SPOT et elle représente une zone de la Bais d'Alger.

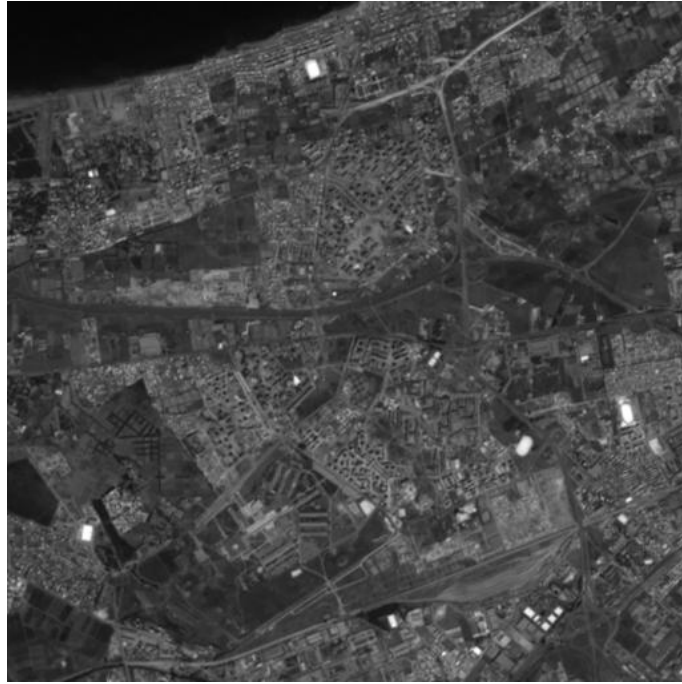


Figure I.2. Image panchromatique issue du satellite SPOT.

Les images panchromatiques ont toujours une haute résolution spatiale par rapport aux images multi-spectrales du même satellite. Ceci est dû à la plus grande énergie par unité de la surface collectée par un capteur panchromatique puisqu'il a une plus large longueur d'onde.

B. Image multispectrale

L'image multispectrale est obtenue à partir d'un ensemble de capteurs multibandes (inférieur à 10 bandes). La radiation enregistrée par un système de l'image multispectrale est juxtaposée au rayonnement de l'image panchromatique du même capteur. Les informations brillance et couleur (spectrale) des objets observés sont représentées sur l'image acquise. Cependant, une image multi-spectrale est acquise à une basse résolution spatiale.

Pour illustrer la différence entre les images panchromatiques et multi-spectrales, on donne les réponses spectrales des images ALSAT-2A sur la figure I.3.

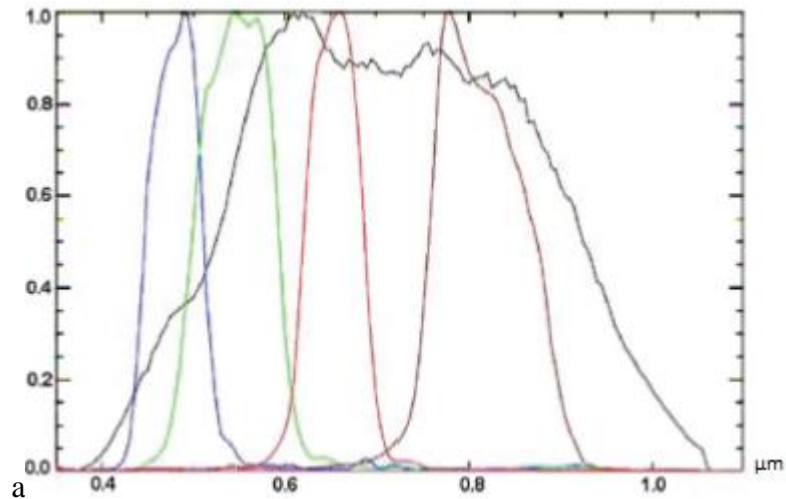


Figure I.3. Réponses spectrales des différentes bandes spectrales du satellite ALSAT-2A en fonction de la longueur d'onde (micromètres). En bleu, vert, rouge, marron et noir correspondent respectivement aux bandes bleue, verte, rouge, proche infrarouge et panchromatique.

La figure I.3. montre les réponses spectrales des bandes bleue, verte, rouge, proche infrarouge qui représente l'image multispectrale et une seule réponse spectrale pour l'image panchromatique de satellite ALSAT-2A.

C. Image super-spectrale et hyper-spectrale

Un système de l'imagerie est considéré superspectral lorsqu'il permet l'acquisition de plus de dix bandes spectrales. Cependant, lorsque le nombre de bande spectrale est supérieur à cent (100), le système d'acquisition d'image est dit hyperspectral.

La largeur de la bande spectrale est plus étroite lorsque le nombre de bandes spectrales augmente. Ainsi les capteurs seront capables de capturer les plus fines caractéristiques spectrales des objets. Ces types de système permettent l'améliorer la compréhension de la dynamique globale et le processus de surveillance de la terre, des océans, et la plus basse couche de l'atmosphère.

1.2.2. Classification selon la résolution spatiale

La résolution spatiale connue également comme la résolution au sol est donnée en fonction de la dimension du plus petit élément qu'il est possible de détecter. Elle peut être aussi exprimée comme la dimension d'un pixel d'une image satellitaire.

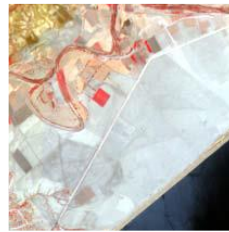
En fonction de la résolution spatiale, les images satellitaires peuvent être classées en quatre groupes :

- Images de basse résolution,
- Images de moyenne résolution,
- Images de haute résolution spatiale,
- Images de très haute résolution.

Pour montrer l'importance de la haute résolution spatiale, nous présentons sur la figure ci-dessous (Figure 1. 4) un ensemble d'images avec différentes résolutions spatiales.



a) Résolution spatiale de 10 m.



b) Résolution spatiale de 20 m.



c) Résolution spatiale de 30 m.

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

A. Images de basse résolution spatiale

Les images de basse résolution sont caractérisées par une résolution spatiale supérieure à 30 m. Ces données sont obtenues seulement dans le multi-spectrale (visible et infrarouge). Dans le domaine d'application, ces images sont utiles pour les grandes surfaces, le contrôle du comportement de la température de la mer, le contrôle des océans et de l'atmosphère, le contrôle des conditions de végétation, l'étude de la verdure et de la sécheresse de végétation, la surveillance des grands désastres, la surveillance des glaciers et des nappes neigeuses.

B. Images de moyenne résolution spatiale

Les images de moyenne résolution possèdent une résolution spatiale entre 5 m et 30 m. Ces images sont acquises dans les bandes spectrales allant du bleu clair aux ondes courtes de l'infrarouge.

La figure suivante (Figure I. 5) montre un exemple d'image de moyenne résolution spatiale (30 m). L'image est issue du satellite Landsat TM et elle couvre la région de la Camargue (sud de la France).



Figure I. 5. Composition colorée des images TM 4, 2 et 1 originales.

Les données de moyenne résolution offrent de nombreuses applications qui vont de la surveillance des catastrophes naturelles, incendie de forêts, inondation, au suivi des courants marins ou à la cartographie de la production primaire océanique. Elles permettent aussi de mesurer l'impact des actions anthropiques sur l'environnement, l'urbanisation, les activités agricoles, ou la déforestation et de mettre en évidence les changements environnementaux.

C. Images de haute et très haute résolution spatiale

Les images de haute et très haute résolution spatiale sont caractérisées par une grande précision de l'information acquise. Les données de haute résolution spatiale sont obtenues seulement en mode panchromatique, et le plus souvent en combinant les modes panchromatique et multi-spectrale.

Les résolutions spatiales des images panchromatiques des satellites IKONOS, QuickBird, WorldView et Pléiades sont respectivement 1 m, 65 cm, 50 cm et 70 cm.

Un exemple de l'image IKONOS avec une résolution spatiale 0.8 m est montré dans la figure I.6.



Figure I.6. Image de très haute résolution spatiale (0.8 m).

L'image de la figure 1.6 est acquise en 2003 par le satellite IKONOS. Elle est obtenue au-dessus de la ville de Barcelone (Espagne).

Les images de haute résolution sont utilisées de plus en plus dans de nombreuses applications et dans tous les domaines. Peteri et al. [Pete 2004] proposent une méthode d'extraction complète de réseau routier en utilisant les images de haute résolution. Vasques et al. [Vasq 2008] utilisent les images issues du satellite haute résolution spatiale pour étudier et planifier les surfaces urbaines (taille, infrastructure, localisation, etc.). D'autres applications types telles que : les modèles des cités 3D, l'étude urbaine, le nappage de la végétation dispersée, la précision agriculture, le contrôle de l'activité agriculture, l'inventaire forestier, la surveillance des laques glaciers, la planification et la conception des infrastructures linéaires, le nappage de infrastructures du transport, application militaire, etc.

I.3. Motivation de la fusion d'images panchromatique et multi-spectrale

Les images issues des satellites de l'observation de la terre permettent la discrimination des structures géométriques en fonction de leurs résolutions spatiales. Précisant que les expressions de 'haute' ou 'basse' résolution sont des termes relatifs pour décrire les résolutions des différentes images PAN et MS issues de même système d'observation.

L'avantage de l'utilisation des images MS à haute résolution spatiale a été déjà démontré dans plusieurs applications de la télédétection. En effet, l'information de couleur (spectrale) permet une meilleure distinction des différents objets de l'image comparativement à l'image panchromatique. Par conséquent, si on veut utiliser l'information spectrale et au même temps

profiter de la meilleure résolution spatiale de l'image panchromatique, le processus de la fusion permet de synthétiser une image multispectrale de haute résolution spatiale.

La question est : pourquoi le fabriquant n'a pas directement conçu des capteurs qui seront capable de donner des images de hautes résolutions spatiale et spectrale ?

Dans la réalité, du point de vue technique ces deux notions sont contradictoires. Certains capteurs intègrent l'énergie incidente sur une large bande en longueur d'onde. Donc, ils présentent peu d'information spectrale et une résolution spatiale élevée pour donner une image panchromatique. Inversement, lorsque le spectre reçu par le capteur est inséré dans des bandes étroites la résolution spatiale sera basse.

Pour remédier à ce problème et en utilisant certains algorithmes, il est possible de combiner des images panchromatique et multi-spectrale, pour avoir une image multi-spectrale à haute résolution spatiale. L'objectif des techniques de la fusion d'images est donc de synthétiser des images multispectrales à haute résolution par l'injection de l'information spatiale de l'image panchromatique.

I.4. Définition de la fusion d'images

Avec l'évolution de la technologie et la création de nouveaux capteurs dans différent domaines telles que la télédétection et la biomédicale, de plus en plus des données sont mises à la disponibilité des chercheurs. Depuis, plusieurs techniques ont été développées pour combiner ces données, afin d'extraire l'information utile et de réduire l'espace mémoire de stockage. Dans la littérature, plusieurs définitions de la fusion d'images ont été proposées [Pohl 1998] et [Aiaz 2017]. Parmi ces définitions, on peut rapporter par exemple :

Pohl et Genderen [Pohl 1998] définissent la fusion d'images comme suit : "La fusion d'images est la combinaison de deux ou plusieurs images pour synthétiser une nouvelle image en utilisant certains algorithmes". Cette définition est restreinte aux images. Cependant, Mangolini [Mang 1994] élargit la définition de la fusion de données à la fusion de l'information en général et s'appuie également sur la qualité. Mangolini propose la définition suivante : "Mettre les méthodes, les outils et les moyens utilisés pour combiner des données issues de sources diverses et de différentes natures, dans l'ordre d'améliorer la qualité de l'information contenue dans ces données".

En 1999, Wald [Wald 1999] définit la fusion d'images comme suit : "C'est un cadre formel dans lequel s'expriment les moyens et les techniques permettant l'intégration des

données provenant de sources diverses. La fusion vise à l'obtention d'information de plus grande qualité, celle-ci dépendant de l'application et de son utilisateur''.

D'après Aiazzi et al. [Aiaz 2017], la fusion d'images panchromatiques et multispectrales constitue la seule possibilité pour obtenir des images de hautes résolutions dans les domaines spatial et spectral.

La fusion d'images est exécutée à trois niveaux différents qui seront détaillé dans la partie suivante.

I.5. Niveaux de la fusion d'images

La fusion d'images satellitaires peut s'appliquer sur trois niveaux de traitement différents, à savoir : le niveau pixel, le niveau caractéristiques et le niveau décision [Mang 1994] [Ghas 2016] [Sing 2023].

I.5.1. Fusion d'images au niveau pixel

La fusion au niveau pixel (Figure I. 7) est considérée au plus bas niveau [Ouar 2007]. Elle fait référence aux paramètres physiques mesurés. Avant d'appliquer le processus de la fusion d'images, il est nécessaire de corriger les images originales afin qu'elles soient superposables. En effet, les erreurs de la correction des images peuvent affecter considérablement la qualité des images fusionnées. Dans ce cas, le processus de la fusion d'images doit vérifier les trois conditions suivantes : la préservation de toutes les informations pertinentes, l'élimination des informations non pertinentes et du bruit, et la minimisation des artefacts et des incohérences dans l'image fusionnée. Le bruit produit par les capteurs d'images peut réduire considérablement la qualité de l'image fusionnée. Zhao et al. [Zhao 2016] ont proposé une méthode de la fusion d'images multi-spectrales et de supprimer le bruit dans le domaine des gradients.

Les images multi-spectrales de basse résolution spatiale doivent être rééchantillonnées à la résolution spatiale de l'image panchromatique. Aiazzi et al. [Aiaz 2013] ont montré que l'interpolation bi-cubique est le meilleur compromis entre les performances et la complexité des calculs. De plus, les images panchromatiques et multi-spectrales commercialisées sont relativement décalées d'un nombre impair de demi-pixel par-ce-que leur rapport d'échelle est un nombre pair. L'application de l'interpolation bi-cubique sur ces images permet d'éviter une correction supplémentaire d'un demi-pixel.

Les méthodes proposées par Zhang et al. [Zhan 2015] et Li et al. [Li 2016] considèrent simultanément les processus de la correction et de la fusion d'images. Etant donné que les capteurs panchromatiques et multispectraux sont issus de la même source ou de la même plateforme, généralement, le processus de la fusion d'images omet la phase de la correction spatiale.

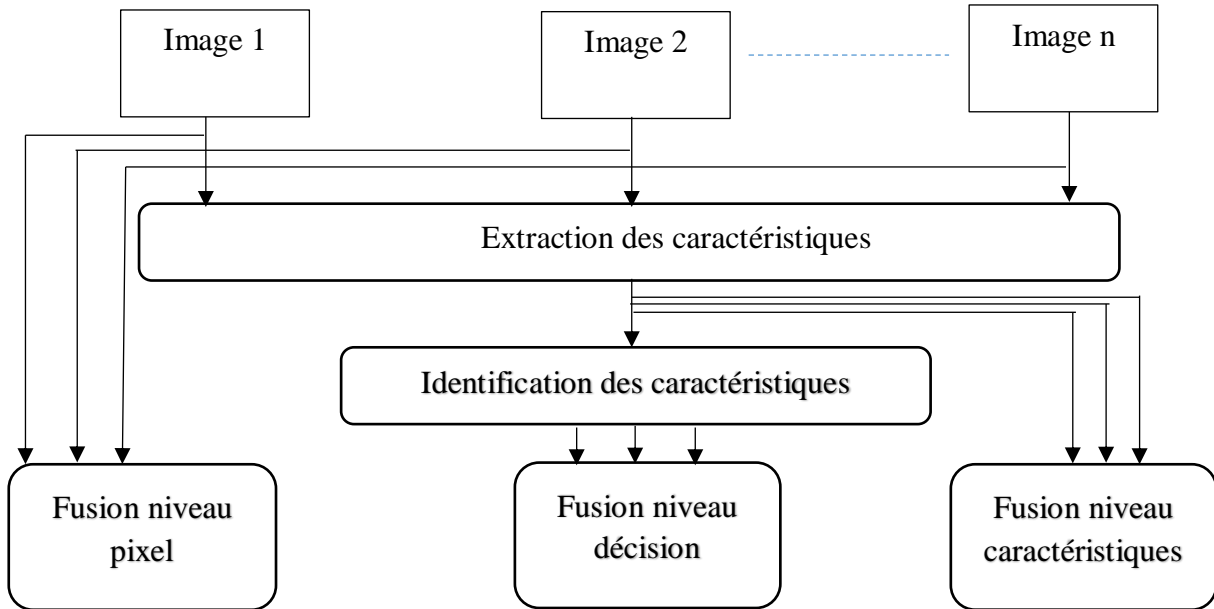


Figure I. 7. Niveaux de fusion d'images (pixel, caractéristiques et décision).

1.5.2. Fusion d'images au niveau caractéristiques

Les méthodes de la fusion d'images au niveau caractéristiques (Figure I. 7) utilisent des données de haut niveau de traitement par rapport aux méthodes de la fusion d'images au niveau pixel. En premier lieu, des procédures d'extraction des caractéristiques sont appliquées sur les images. Ensuite, le processus de la fusion d'images est exécuté par des techniques plus avancées. Par exemple, l'extraction d'objets par l'utilisation de la procédure de la segmentation est nécessaire dans le cas de la fusion d'images au niveau des caractéristiques.

Les caractéristiques telles que les formes sont extraites à partir des images originales. Les objets similaires provenant des différentes sources sont attribués les uns aux autres, puis, fusionnés pour une évaluation ultérieure.

Quelques exemples de la fusion d'images aux niveaux caractéristiques sont donnés comme suit : méthode de combinaison de la texture, des contours et l'information spectrale.

I.5.3. Fusion d'images au niveau décision

La fusion d'images au niveau de décision ou niveau interprétation est l'étape de traitement le plus élevé (Figure I. 7). Il s'agit de processus de fusion des informations provenant de plusieurs sources de données qui ont subi une classification préliminaire. Pour la fusion au niveau de décision, les résultats des différents classificateurs locaux seront combinés pour déterminer la décision finale.

La fusion d'images au niveau de décision est largement utilisée dans les systèmes de traitement échantillonné et parallèle. Les méthodes de la fusion d'images sont appliquées dans différentes applications telles que la classification des images de la télédétection.

I.6. Objectifs de la fusion d'images

L'objectif de la fusion d'images est d'intégrer des informations complémentaires des images multimodales pour former des nouvelles images plus souhaitables pour une meilleure perception et pour un meilleur traitement.

Le processus de la fusion d'images peut être vu comme un problème de transfert de l'information dont lequel deux ou plusieurs jeux d'informations sont combinées en un jeu de donnée qui doit avoir toutes les informations des jeux de données originales. Durant, le processus de la fusion d'images, les images A et B par exemple, sont combinées en une nouvelle image F, en transférant leurs informations dans l'image F. Ce processus est illustré par le diagramme de Venn [Carr 2007] de la figure 1.8.

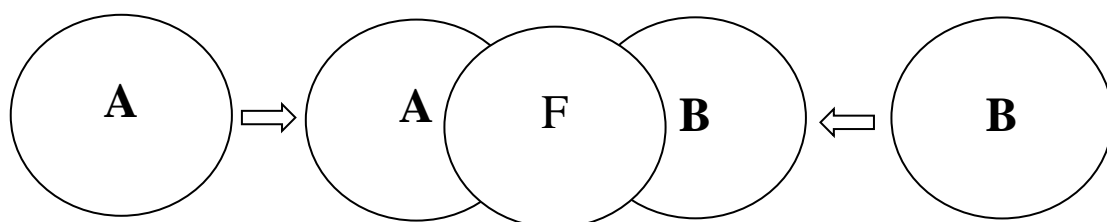


Figure I.8. Processus de la fusion d'images.

Les objectifs de la fusion d'images [Poh 1998] sont donnés comme suit :

- Améliorer la résolution spatiale des images,
- Fournir une vue stéréo,
- Améliorer certaines caractéristiques non visibles dans certains canaux,
- Amélioration de la classification,
- Aspects temporel pour la détection du changement.

✚ Amélioration de la résolution spatiale

La fusion d'images peut être utilisée comme un outil de l'amélioration de la résolution spatiale. L'image panchromatique de haute résolution spatiale est fusionnée avec l'image multi-spectrale de basse résolution. Dans ce cas, il est nécessaire de préserver l'information spectrale pendant l'injection de l'information spatiale [Poh 1998].

✚ Création des jeux de données stéréo

Les données stéréo multi-capteur peuvent aider à résoudre le problème de manque de l'information due à la présence des nuages. La combinaison des images VIR / VIR de différentes résolutions spatiales, la combinaison des données SAR / SAR des différentes angles d'incidence et la combinaison des données VIR / SAR ont été utilisées avec succès. Cependant, quelques inconvénients peuvent exister telle que la différence des valeurs radiométriques des images utilisées comme la paire stéréo [Poh 1998].

✚ Rehaussement des caractéristiques

Considérant l'avantage de la nature physique des différents capteurs optiques et micro-ondes, la fusion de ces données permet de rehausser les caractéristiques des objets observés. La capacité de la fusion d'images à rehausser les caractéristiques est visuellement apparente dans la combinaison de la VIR / VIR. Les résultats de cette combinaison sont des images dont la qualité est supérieure à celle des images originales [Poh 1998].

✚ Amélioration de la classification

L'exactitude de la classification des images de la télédétection est améliorée lorsque des images multi-sources sont utilisées dans le traitement. Les images micro-ondes et optiques offrent des informations complémentaires qui aident à la discrimination des différentes classes. Par exemple, dans le cas des images VIR, quelques espèces de végétation ne peuvent être séparées. Ceci est dû à la similarité de la réponse spectrale. Cependant, l'imagerie Radar peut représenter les différents signaux en se basant sur la différence dans la rugosité de la surface, la forme et l'humidité de la surface observée. L'utilisation des images multi-capteurs dans la classification est devenue de plus en plus populaire avec l'augmentation de la capacité des logiciels sophistiqués et matériels pour faciliter la manipulation d'un grand nombre (volume) de données [Poh 1998].

✚ Aspects temporel pour la détection du changement

La fusion d'images pour la détection de changement prend l'avantage des différentes configurations des plateformes des capteurs. Les caractéristiques orbitales (cycle-revoir) des satellites sont variées d'un système à l'autre. Ce qui permet d'observer une certaine surface de la terre à différents jours, mois ou années. La combinaison de ces images multi-temporelles améliore l'information en fonction du changement qui peut avoir lieu sur une surface observée.

La fusion d'images multi-temporelle est appliquée sur des données d'un même capteur comme elle peut être appliquée sur des images multi-capteurs. Néanmoins, il est nécessaire de corriger les données dans le but d'avoir un jeu d'images compatible.

I. 7. Problèmes de la fusion d'images liés aux instruments d'acquisition

Les instruments d'acquisition des images satellitaires peuvent être l'origine de la distorsion des résultats de la fusion d'images. En 2018, Aiazzi et al. [Aiaz 2018] ont montré que le mal alignement des images panchromatiques et multi-spectrales induit à une distorsion de l'information spectrale dans les résultats de la fusion d'images. De plus, selon Kalpoma et Kudoh [Kalp 2007], la bande fréquentielle du capteur panchromatique et la réponse spectrale des capteurs PAN et MS peuvent être l'origine des problèmes de la fusion d'images.

I.7.1. Mal alignement des images

Parmi les causes de la distorsion de l'information spectrale dans les images fusionnées est le non superposition (non alignement) des images panchromatiques et multi-spectrales. Pour cela, il est toujours recommandé avant d'appliquer la technique de la fusion d'images de vérifier la superposition des données à fusionner. Si les images à fusionner ne sont pas superposables, une correction géométrique est indispensable. En 2018, Aiazzi et al. [Aiaz 2018] proposent une procédure robuste pour combattre les résidus de mal alignement des données à fusionner.

I.7.2. Bande fréquentielle du capteur panchromatique

Dans le cas des satellites IKONOS, SPOT ou IRS, l'image panchromatique est acquise dans une seule bande spectrale. Cette dernière est dans une partie du visible de spectre d'onde électromagnétique [Kalp 2007]. Le tableau 1.1 montre les longueurs d'ondes ou les bandes fréquentielles des images panchromatiques des satellites IKONOS, SPOT et IRS. D'après Kalpoma et Kudoh [Kalp 2007], pour réduire la distorsion de l'information spectrale dans le produit de la fusion d'images, il est nécessaire de prendre en considération l'ensemble des bandes spectrales. Par exemple, dans le cas des images IKONOS, l'introduction de la bande

PIR dans le calcul de la composante intensité permet de réduire la distorsion de l'information spectrale.

Tableau I.1. Rang spectral des images panchromatiques des satellites SPOT, IRS et IKONOS

Nom du capteur (Satellite)	Bande de fréquence (Rang spectral)
SPOT (HRV, HRG)	0.51 ~ 0.73 μm
IRS (PAN)	0.50 ~ 0.75 μm
IKONOS (PAN)	0.45 ~ 0.90 μm

I.7.3. Réponse spectrale des capteurs PAN et MS

La figure I.9 ci-dessous, montre que le niveau de la réponse spectrale de chaque bande de l'image multispectrale MS et la réponse spectrale de l'image panchromatique ont des fréquences arbitraires différentes. Il a été montré [Kalp 2007] que la distorsion de l'information spectrale des résultats de la fusion d'images dépend de la réponse spectrale des capteurs PAN et MS. En effet, le problème de distorsion des couleurs dans le processus de la fusion d'images est dû au non uniformité des réponses spectrales.

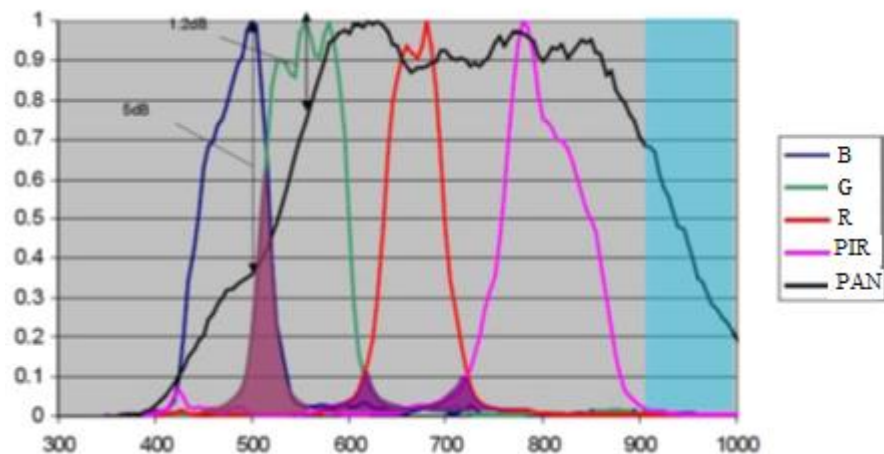


Figure I.9. Réponse des bandes spectrales du satellite IKONOS.

Dans la figure I. 9, les réponses spectrales de l'image panchromatique et des bandes bleue, verte, rouge et proche infrarouge sont respectivement PAN, B, G, R et PIR.

I.8. Etat de l'art de la fusion d'images

Dans la littérature, la plupart des articles de la fusion d'images portent sur les trois thèmes suivants :

- Méthodes de la fusion d'images panchromatique et multispectrale dont l'objectif est d'améliorer la résolution spatiale des images multispectrales,
- Revue ou critique des méthodes de la fusion d'images dont l'objectif est de faire une étude comparative afin de montrer leurs avantages et leurs limites,
- Protocoles ou indices d'évaluation des résultats de la fusion d'images afin d'estimer la qualité des images fusionnées.

I.8.1. Etat de l'art des méthodes de la fusion d'images

Dans la littérature, plusieurs méthodes ont été développées pour améliorer la résolution spatiale des images multispectrales.

En 1987, Welch et Ehlers [Welc 1987] suggèrent une procédure de la fusion d'images multicapteur et multirésolution pour des données satellitaires. La méthode proposée est appliquée sur des images issues des satellites Landsat-5 et SPOT-1. La résolution spatiale des images a été améliorée par l'utilisation de l'IHS.

En 1991, Chavez et al. [Chav 1991] proposent de comparer trois méthodes de la fusion multirésolution utilisées pour les données Landsat TM (Thermatic Mapper) et une image panchromatique issue du satellite SPOT. Le processus de comparaison est basé sur les analyses statistique, visuelle et graphique des caractéristiques spectrales des résultats de la fusion. Les méthodes comparées sont la transformée en IHS, l'ACP et le filtre passe haut (FPH). Les résultats de la comparaison ont montré que la méthode FPH introduit moins de distorsion par rapport aux résultats des méthodes IHS et ACP. De plus, la comparaison visuelle a montré que la méthode FPH permet de synthétiser des résultats fusionnés avec une bonne résolution spatiale et qui sont proches des résultats de la transformée en IHS.

En 1996, Yocky [Yock 1996] utilise la transformée en ondelettes pour la fusion d'images Landsat et SPOT. La transformée en ondelettes est utilisée pour décomposer les deux images. La transformée en ondelettes inverse est appliquée sur les détails de l'image panchromatique et l'approximation de la bande multispectrale. La comparaison de cette méthode avec l'IHS a montré que la transformée en ondelettes améliore la résolution spatiale avec une préservation de l'information spectrale.

En 1998, Zhou et al. [Zhou 1998] proposent une méthode de fusion de l'image TM Landsat et l'image panchromatique issue du satellite SPOT. Pour cette méthode, les auteurs appliquent le principe de décomposition en ondelettes sur l'image panchromatique et chaque bande de l'image Landsat TM. Ensuite, la transformée en ondelettes inverse est appliquée sur la version basse fréquence de chaque bande TM et les hautes fréquences de l'image panchromatique. Les résultats de cette méthode ont été comparés avec ceux de l'IHS, de l'ACP et de la transformée de Brovey. La comparaison des méthodes a mis en évidence que les résultats de la transformée en ondelettes sont meilleurs que ceux des autres méthodes.

En 2000, Ranchin et Wald [Ranc 2000] ont développé le concept ARSIS (Amélioration de la Résolution Spatiale par Injection de structures). Ce concept a été exprimé de manière générale. Il considère que l'information manquante de l'image multispectrale peut être synthétisée à partir de données disponibles à toutes les échelles et dans toutes les modalités. Des images SPOT sont utilisées pour la mise en œuvre du concept proposé.

Gonzales-Audicana et al. [Gonz 2004] ont proposé une méthode de la fusion d'images panchromatique et multispectrale basée sur la combinaison de l'IHS et l'ACP avec la transformée en ondelettes. Pour la méthode développée par ces auteurs, le processus de décomposition par l'algorithme de Mallat décimé ou non décimé est appliqué sur l'image panchromatique et la composante intensité ou la première composante principale. L'approximation de l'image panchromatique est remplacée par celle de l'image intensité ou de la première composante principale. Les hautes fréquences des images panchromatique et intensité (ou de la première composante principale) sont combinés en utilisant des modèles qui existent dans la littérature [Garg 1996] [Ranc 2000]. L'évaluation des résultats de la fusion montre que l'algorithme de Mallat décimé permet d'obtenir des images fusionnées satisfaisantes. Cependant, cet algorithme nécessite plus d'espace mémoire et le temps de l'exécution est plus important.

En 2010, Rahmani et al. [Rahm 2010] suggèrent une méthode de fusion d'images panchromatique et multispectrale en utilisant la transformée en IHS adaptative. Les auteurs introduisent deux modifications pour améliorer la qualité spectrale de l'image fusionnée. La première est dite adaptation des coefficients est la deuxième est appelée adaptation de contour. La combinaison des deux modifications est appelée l'IHS adaptative. Les résultats expérimentaux montrent que la méthode proposée permet d'améliorer la qualité des images fusionnées.

En 2015, Chakkarwar et al. [Chak 2015] proposent une méthode de la fusion d'images basée sur l'utilisation de la transformée en ondelettes 'à trous' et la transformée en IHS non linéaire améliorée. La composante intensité est calculée à partir des bandes de l'image multispectrale. Ensuite, l'algorithme 'à trous' est appliqué sur l'image panchromatique afin d'extraire l'information haute fréquence. Cette dernière est injectée, par la suite, dans la composante intensité. Une image multispectrale de haute résolution spatiale est synthétisée par l'application de la transformée en IHS inverse. En effet, l'avantage de cette méthode est de réduire le problème de distorsion de l'information spectrale. Néanmoins, le nombre de bandes multispectrales à fusionner est limité à trois (rouge, vert et bleue).

En 2015, Cheng et al. [Chen 2015] proposent une technique de la fusion d'images satellitaires en utilisant la transformée en ondelettes et la représentation dispersée (en anglais : sparse representation). Le principe de cette méthode consiste à calculer l'image intensité à partir des bandes de l'image multispectrale. L'image panchromatique et la composante intensité sont décomposées par la transformée en ondelettes. Des règles de la fusion d'images sont appliquées sur les basses et les hautes fréquences. En utilisant les coefficients de modulation, les images fusionnées sont obtenues par l'injection des hautes fréquences dans l'image multispectrale originale. La méthode proposée a montré sa capacité de réduire la distorsion de l'information spatiale. Cependant, les algorithmes basés sur l'utilisation de la représentation dispersée sont très complexes et leurs temps d'exécution est important.

En 2019, Jinju et al. [Jinj 2019] proposent une méthode de la fusion d'images panchromatique et multispectrale basée sur la décomposition en ondelettes et la fréquence spatiale. La décomposition en ondelettes est appliquée sur les images panchromatique et multispectrale. Ensuite, l'approximation de l'image panchromatique est remplacée par les basses fréquences de la bande multispectrale. Les détails de l'image panchromatique et de l'image multispectrale sont combinés par des règles de fusion d'images pour donner de nouvelles images de détails. Cette méthode a montré sa capacité d'améliorer les résultats de la fusion d'images par rapport aux résultats des méthodes d'ondelettes conventionnelles. En effet, la transformée en ondelettes non décimée est utilisée pour décomposer les images panchromatique et multispectrale. Cependant, cet algorithme est limité en termes de sélection des détails directionnels. De plus, il nécessite plus d'espace mémoire pour stocker les données. Aussi, à chaque niveau de décomposition, l'image d'approximation et les trois images de détails résultantes ont la même taille que l'image panchromatique.

En 2021, Saxena et Balasubramanian [Saxe 2021] proposent une méthode de la fusion d'images panchromatique et multispectrale en utilisant la transformée en ondelettes de graphe spectral et les réseaux de neurones convolutifs. L'image panchromatique est décomposée par la transformée en ondelettes de graphe spectral (en anglais SGWT: Spectral graph wavelet transform), par la suite une combinaison des coefficients est appliquée sur les résultats de la décomposition pour produire une composante filtrée passe bas. En se basant sur le modèle de réseaux de neurones convolutifs, l'image filtrée de basses fréquences est convertie en une image filtrée mieux égalisée. Les résultats de la fusion d'images ont montré l'efficacité de la méthode proposée. Cependant, cette méthode est compliquée à implémenter et nécessite plusieurs paramètres à déterminer.

1.8.2. Etat de l'art de revue ou critique des méthodes de la fusion d'images

Dans le tableau suivant, nous donnons quelques articles sur la revue ou la critique des méthodes de la fusion d'images.

Tableau I.2. Quelques articles sur la revue ou la critique des méthodes de la fusion d'images.

Auteurs	Intitulé de l'article	Années
Pohl et Van Genderen	Revue de la fusion d'images multicapteur : concepts, méthodes et applications.	1998
Amolins et al.	Techniques de la fusion d'images basées sur les ondelettes – Introduction, revue et comparaison.	2007
C. Thomas et al.	Synthèses des images multispectrales à haute résolution spatiale : Revue critique des méthodes de la fusion basées sur la physique de la télédétection.	2008
Bai et al.	Revue des méthodes de la fusion d'images multispectrales.	2015
Meng et al.	Revue des méthodes de la fusion d'images satellitaires basées sur l'idée de méta-analyse : discussion pratique et défi.	2019
Dadrass Javan et al.	Revue des techniques de la fusion d'images pour raffiner les images de haute résolution	2021

Dans la plupart des articles de critique ou de revue des méthodes de la fusion d'images panchromatique et multispectrale, les auteurs présentent et comparent plusieurs méthodes en

exploitant différents outils mathématiques [Pohl 1998] [Bai 2015] [Amol 2007]. Souvent, des avantages et des inconvénients des méthodes sont présentés [Thom 2008] [Meng 2019].

Dans ce qui suit, nous présentons un état de l'art des protocoles et des indices d'évaluation des résultats de la fusion d'images

1.8.3. Etat de l'art des protocoles et des indices d'évaluation

Plusieurs protocoles et indices d'évaluation de la qualité des résultats de la fusion d'images ont été proposés dans la littérature [Zhou 1998] [Alpa 2004]. Dans cette partie, nous présentons quelques travaux sur les protocoles ainsi que les indices d'évaluation des résultats de la fusion d'images.

Zhou et al. [Zhou 1998] estiment la qualité spatiale des résultats de la fusion d'images par l'utilisation d'un coefficient de corrélation spatiale. Un filtre Laplacien est utilisé pour extraire les détails des images panchromatique et multispectrale fusionnée. Ensuite, ils calculent le coefficient de corrélation entre les hautes fréquences des images à comparer.

Wang and Bovik [Wang 2002] proposent un indice universel de qualité de l'image. Cet indice permet de modéliser la distorsion comme la combinaison de trois facteurs : la perte dans la corrélation, la distorsion de luminance et la distorsion de contraste.

Alparone et al. [Alpa 2004] utilisent un indice de qualité globale pour évaluer les images multispectrales fusionnées. Cet indice permet d'estimer à la fois les distorsions radiométrique et spectrale.

Khan et al. [Khan 2009] suggèrent d'estimer la qualité des résultats de la fusion d'images par l'usage des fonctions de transfert de modulation des instruments. L'indice de qualité proposé est utilisé pour l'évaluation des résultats de la fusion d'images sans références.

I.9. Classification des méthodes de la fusion d'images

Plusieurs modes de classification des méthodes de fusion d'images ont été proposées dans des articles et thèses. Dans cette partie, nous allons donner brièvement les classifications de Mangolini [Mang 1994], de Pohl et Genderen [Pohl 1998], de Laporterie [Lapo 2002], de Thomas [Thom 2006] et de Massip [Mass 2010], de Fallah Yakhdani et Azizi [Fall 2010], ensuite, nous détaillerons les classifications proposées par Vivone et al. [Vivo 2015] et Meng et al. [Meng 2019].

D'après Mangolini [Mang 1994], les méthodes proposées pour fusionner les images peuvent être classifiées en deux catégories. Les méthodes de la première catégorie contiennent toutes les méthodes basées sur la combinaison des valeurs radiométriques (ou les luminances) des différentes bandes, alors que la seconde catégorie regroupe toutes les méthodes basées sur la dissociation de l'information spectrale de l'information spatiale. Dans la première catégorie, on peut citer la méthode "P+XS" du CNES (CNES : Centre National d'Etudes Spatiales) appliquées aux images SPOT [Ball 2003], et dans la deuxième catégorie, on peut donner l'exemple de la méthode de "filtrage passe haut" [Chav 1991].

Pohl et Van Genderen [Pohl 1998] ont regroupé les méthodes de fusion d'images en deux classes, à savoir les méthodes liées à la couleur et les méthodes statistiques/ numériques. Le premier groupe est basé sur la composition colorée des trois canaux de l'espace de couleur RGB (Red, Green and Blue), ainsi que d'autres transformations telles que l'IHS et la HSV. Dans ce groupe, on peut trouver les méthodes de fusion d'images basées sur la transformée en IHS. Cependant, les méthodes statistiques du deuxième groupe sont basées sur les statistiques des canaux, en y incluant la corrélation et les filtres. Dans ce cas, on peut donner comme exemple, la méthode de la fusion d'images basée sur le filtre passe haut. Les méthodes numériques suivent des opérations arithmétiques telles que la différence et le rapport entre les canaux de la même image, mais aussi l'ajout de canaux d'autres images. Parmi ces méthodes, on peut citer l'approche numérique basée sur les ondelettes dans le domaine de l'analyse multirésolution.

En 2002, Laporterie [Lapo 2002] a cité, dans sa thèse, quelques méthodes de la fusion d'images existantes. Dix méthodes de la fusion d'images ont été recensées dans la littérature. Ces méthodes sont basées sur la combinaison arithmétique des bandes spectrales, le codage RVB, le changement d'espaces IHS, le filtrage passe haut (FPH), l'analyse en composantes principales, les champs aléatoires markoviens (CAM), la régression linéaire, la désagrégation pixels (DES), la transformée en ondelettes (TO) et les algorithmes pyramidaux (AP). Par la suite, ces méthodes ont été classifiées en trois grandes familles, à savoir les domaines physiques dont elles sont issues. Les trois familles sont : (1) méthodes issues du domaine statistique (méthodes statistiques), (2) méthodes issues de la colorimétrie (méthodes colorimétriques), et (3) méthodes issues du domaine de traitement du signal.

Wald en 2002 [Wald 2002], Thomas en 2006 [Thom 2006] et Massip en 2010 [Mass 2010] ont opté un autre type de classification des méthodes de la fusion. D'après ces auteurs, les méthodes de fusion d'images sont organisées en trois (03) grandes catégories : (1) les

méthodes de projection et substitution, (2) les méthodes de contribution spectrale relative et (3) les méthodes qui rentrent dans le concept ARSIS (Amélioration de la Résolution Spatiale par Injection de Structures). La première catégorie a été originellement proposée par Shettigara en 1992 [Shet 1992] sous le nom de COS (COS : COmpnent Substitution). Comme exemple de méthodes de cette catégorie, on citera la méthode IHS linéaire et la méthode ACP. Les méthodes de la deuxième catégorie [Wald 2002] sont basées sur l'hypothèse suivante : la modalité panchromatique de basse résolution spatiale est équivalente à une combinaison linéaire des modalités MS. Parmi ces méthodes, on peut citer la méthode de Brovey, la méthode de CN (Color Normalized) et la méthode de P + XS (CNES : Centre National d'Etudes Spatiales). La principale qualité des méthodes de type ARSIS est le respect de la propriété de cohérence, et donc, une bonne restitution des signatures spectrales.

Par la suite, Fallah Yakhani et Azizi [Fall 2010] proposent de classier les algorithmes de la fusion d'images en quatre classes. Le premier type contient les méthodes liées à la couleur telles que l'IHS. Le deuxième type est les méthodes statistiques / numériques telles que l'Analyse en Composantes Principales, le Filtre Passe Haut, la Transformée de Brovey (TB) et les méthodes de Substitution de la Variable par Régression (SVR). Le troisième type est les méthodes pyramidales, parmi ces techniques, on peut citer la Pyramide de Laplace (PL), la Pyramide de Contraste (PC), la Pyramide de Gradient (PG), la Pyramide Morphologique (PM) et l'Analyse Multirésolution associée aux Ondelettes (AMO). Et le quatrième type contient les méthodes hybrides qui sont basées sur la combinaison des techniques des différents groupes, telle que la technique de la combinaison de l'IHS avec les ondelettes.

D'après Vivone et al. [Vivo 2015] les méthodes de la fusion d'images peuvent être regroupées en deux classes à savoir les techniques basées sur la substitution des composantes (SC) et les techniques basées sur l'analyse multirésolution (AMR). La classification des méthodes de la fusion d'images proposée par Vivone et al. [Vivo 2015] sera donner en détail dans la partie suivante.

Pour Meng et al. [Meng 2019], les méthodes de la fusion d'images sont classifiées en trois types : les méthodes basées sur la substitution de composantes (SC), les méthodes basées sur l'analyse multirésolution (AMR) et les méthodes basées sur l'optimisation variable (OV). Les méthodes du dernier type contiennent deux grandes parties, à savoir la construction de l'énergie fonctionnelle et l'optimisation de la solution.

I. 10. Concepts des méthodes de la fusion d'images satellitaires

I. 10. 1. Concepts des méthodes de substitution de composante

I.10. 1. 1. Concept standard des méthodes de substitution de composante

En général, le principe de la fusion d'images par les méthodes de substitution de composante est basé sur la projection de l'image MS dans un autre espace. Le but de cette projection est de séparer les informations spatiale et spectrale dans des composantes différentes. Par la suite, la résolution spatiale des images MS est améliorée, en remplaçant la composante contenant les structures spatiales par l'image PAN.

Plus la corrélation entre l'image PAN et la composante à remplacer est grande, moins la distorsion spectrale est introduite par l'approche de la fusion [Thom 2008]. Dans cet objectif, l'histogramme de l'image panchromatique est normalisé par rapport à celui de la composante à remplacer. Ainsi, la nouvelle image PAN normalisée aura la même moyenne et la même variance que celle de la composante à remplacer. Finalement, le processus de la fusion d'images est effectué en retournant dans l'espace original des données par l'application de la transformée inverse.

Le schéma de la figure suivante montre la compréhension traditionnelle [Meng 2019] des méthodes de la fusion d'images basées sur la substitution de composante.

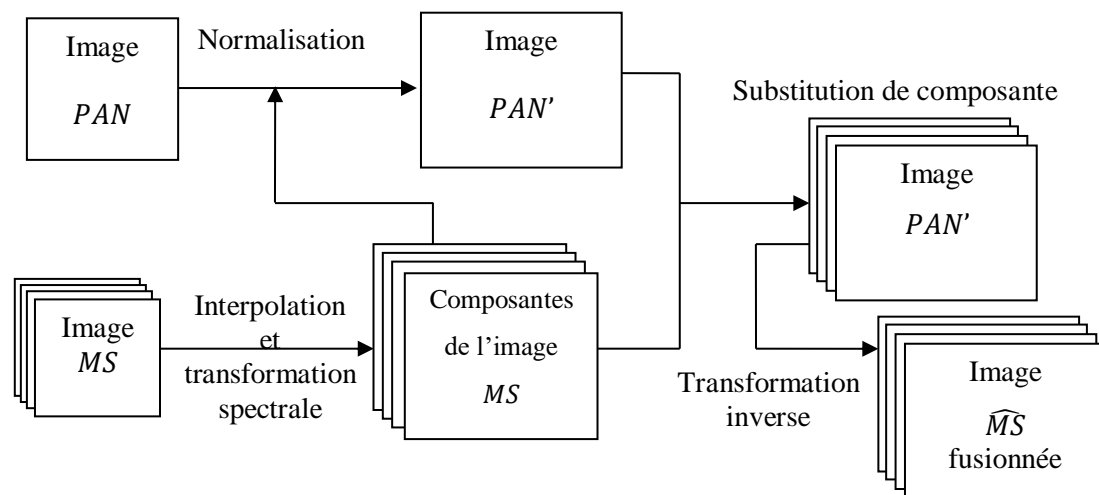


Figure I.10. Schéma des méthodes de la fusion d'images basées sur la substitution de composante "concept standard".

Cette approche est basée sur un traitement global (c'est-à-dire qu'il fait un traitement pour toute l'image), menant à des avantages et à des inconvénients. En général, les méthodes

appartenant à cette classe sont caractérisées par une bonne injection de l'information spatiale [Vivo 2015], et elles sont rapides et faciles à implémenter. Cependant, elles ne peuvent pas prendre en considération la dissimilitude locale entre les images PAN et MS (ceci est dû au désaccord spectral des instruments PAN et MS) [Thom 2008] [Amro 2011].

I. 10. 1. 2. Concept modifié des méthodes de substitution de composante

Ce concept a été introduit par Vivone et al. [Vivo 2015]. En 2001, Tu et al. [Tu 2001] proposent un autre formalisme pour l'approche SC, et par la suite, il a été analysé dans les travaux suivants [Tu 2004] [Aiaz 2007] [Choi 2011]. Il a été montré que selon l'hypothèse de la transformée linéaire et la substitution d'une seule composante, le processus de la fusion d'images peut être obtenu sans l'application des transformées directes et inverses. Cette observation permet une implémentation plus rapide de ces méthodes. La formule générale de la fusion d'images par la méthode SC est donnée par:

$$\widehat{MS}_k = \widetilde{MS}_k + g_k(PAN' - I_L), \quad k = 1, \dots, N \quad (I.1)$$

Où :

\widehat{MS} est l'image multispectrale fusionnée,

\widetilde{MS} est l'image multispectrale rééchantillonnée ou interpolée à la taille de l'image panchromatique,

I_L est la composante calculée à partir des bandes de l'image multispectrale,

PAN' est l'image panchromatique normalisée par rapport l'image I_L .

k indique l'ordre la bande spectrale,

N est le nombre de bandes spectrales,

$g = [g_1, \dots, g_k, \dots, g_N]$ est le vecteur de gain d'injection,

I_L est défini comme suit :

$$I_L = \sum_{i=1}^N w_i \widetilde{MS}_i \quad (I.2)$$

$w = [w_1, \dots, w_k, \dots, w_N]$ est les coefficients de la transformation directe.

La figure I.11 montre le schéma descriptif du processus de la fusion d'images par l'approche SC [Vivo 2015] et [Meng 2019].

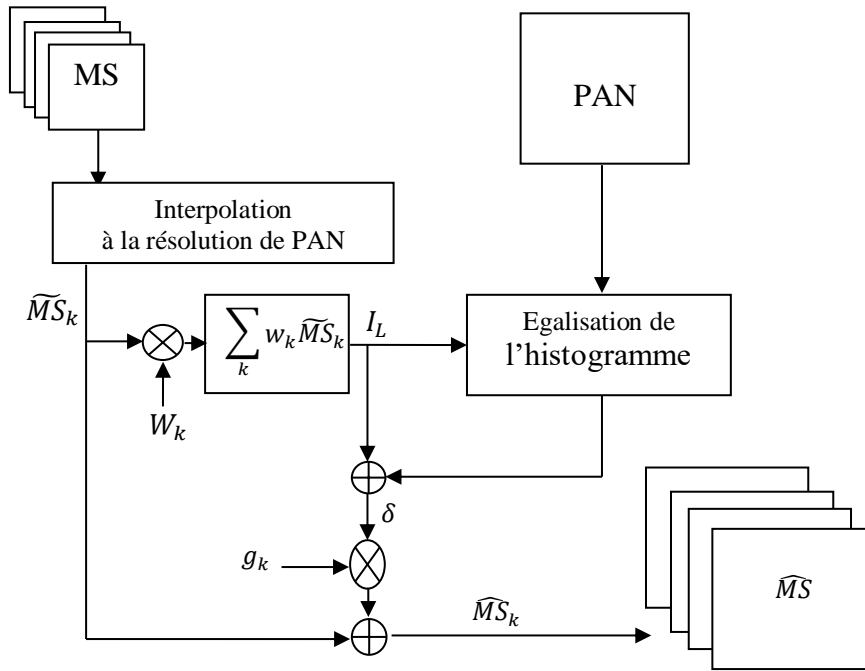


Figure I.11. Schéma du concept modifié des méthodes de substitution de composantes.

Dans ce cas, les étapes de la fusion d'images panchromatique et multispectrale sont les suivantes :

- Interpolation de l'image MS à la taille de l'image PAN.
- Calcul de l'image intensité en utilisant l'équation (I.2).
- Spécification de l'histogramme de l'image PAN à celui de la composante intensité.
- Injection des détails en utilisant l'équation (I.1).

Pour les méthodes SC, l'opération d'interpolation doit mettre les deux images MS et PAN à la même dimension.

Les valeurs des coefficients et des gains d'injection des équations I.1 et I.2 sont résumés dans le tableau I.3.

Tableau I.3. Coefficients et gains d'injection des équations I.1 et I.2.

Méthode	$w_{k,i}$	g_k
IHS	$1/N$ (N=3)	1
GIHS	$w_k \geq 0$	$\left(\sum_{i=1}^N w_i\right)^{-1}$
BT	$1/N$	$\frac{\overline{MS}_k}{I_L}$
PCA	$X_{1,i}$	$X_{1,k}$
GS	$1/N$	$\frac{cov(I_L, \overline{MS}_k)}{var(I_L)}$
GSA	\widehat{W}_i	$\frac{cov(I_L, \overline{MS}_k)}{var(I_L)}$
BDS	$\widehat{w}_{k,i}$	\widehat{g}_k

Les méthodes SC englobe plusieurs approches de la fusion d'images telles que la transformée en IHS [Tu 2001] [Tu 2004], l'ACP [Chav 1989] [Shet 1992], et la GS [Labe 2000] [Aiaz 2007]. Dû au manque d'une transformée unique pour l'extraction de la composante à substituer, des méthodes basées sur leurs estimations adaptatives ont été proposées. Elles sont connues par SC adaptative [Aiaz 2007] [Garz 2008].

I.10.2. Concepts des méthodes basées sur l'analyse multirésolution

I.10.2.1. Concept standard des méthodes basées sur l'analyse multirésolution

D'après Meng et al. [Meng 2019], la compréhension traditionnelle des méthodes basées sur l'analyse multirésolution est que les images originales sont décomposées en une série de données passe bande. Dans ce cas, le processus de décomposition est basée sur l'utilisation de la transformée en ondelettes, la pyramide de Laplace, etc.

La figure suivante montre le schéma des méthodes de la fusion d'images basées sur l'analyse multirésolution (compréhension traditionnelle).

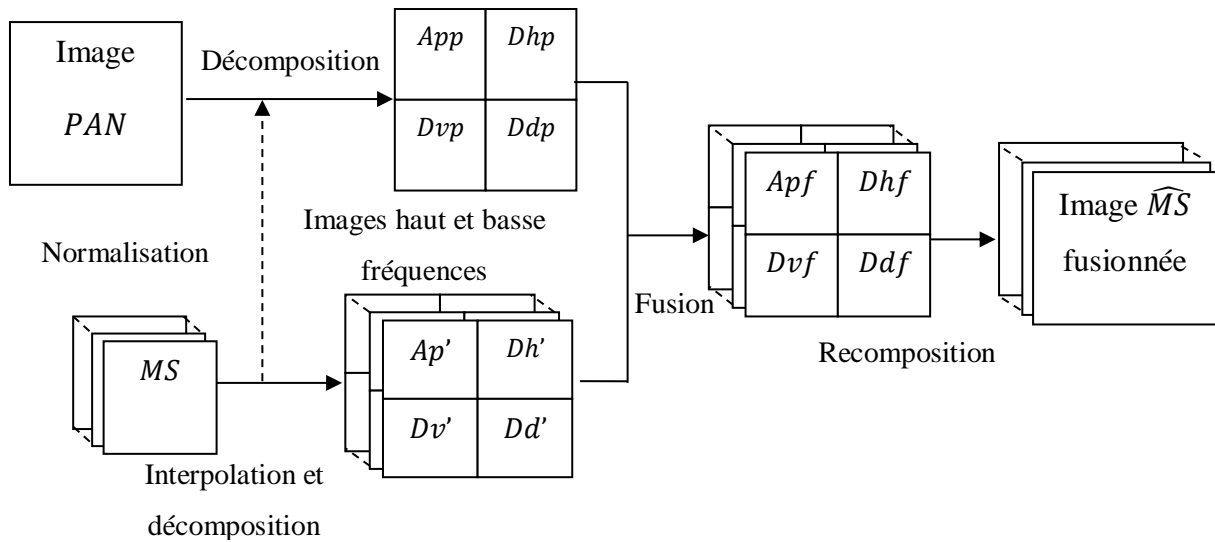


Figure I.12. Schéma des méthodes de la fusion d'images basées sur l'analyse multirésolution (concept standard).

Les hautes fréquences obtenues par la décomposition de l'image panchromatique sont injectées dans l'image multispectrale par application du processus de recomposition.

Par la suite, la compréhension traditionnelle des méthodes de la fusion d'images basées sur l'analyse multirésolution a été étendue et connue par le concept ARSIS (Amélioration de la Résolution Spatiale par Injection des Structures) [Ranc 2000]. A noter que le but de ces méthodes est de préserver le contenu spectral des images multispectrales et d'introduire l'information spatiale de l'image panchromatique [Aiaz 2002]. Plus tard, ce concept a été modifié par plusieurs auteurs [Gonz 2004] [Dong 2015]. Dans ce qui suit, nous nous intéresserons aux concepts proposés par Vivone et al. [Vivo 2015] et Meng et al. [Meng 2019].

1.10.2.2. Premier concept modifié des méthodes de la fusion basées sur l'AMR

Dans ce cas, l'image MS de haute résolution spectrale est donnée par :

$$\widehat{MS}_k = \widetilde{MS}_k + g_k(PAN' - P_L), \quad k = 1, \dots, N \quad (I.3)$$

Dans les travaux de Ranchin et Wald [Ranc 2000], ce type de méthodes est dit concept ARSIS. Leurs objectifs sont la préservation de l'information spectrale contenue dans les images MS et l'introduction de l'information spatiale obtenue à partir de l'image PAN après l'application d'un filtre spatial.

Le schéma général des méthodes de la fusion d'images par l'AMR est donné par la Figure I.13.

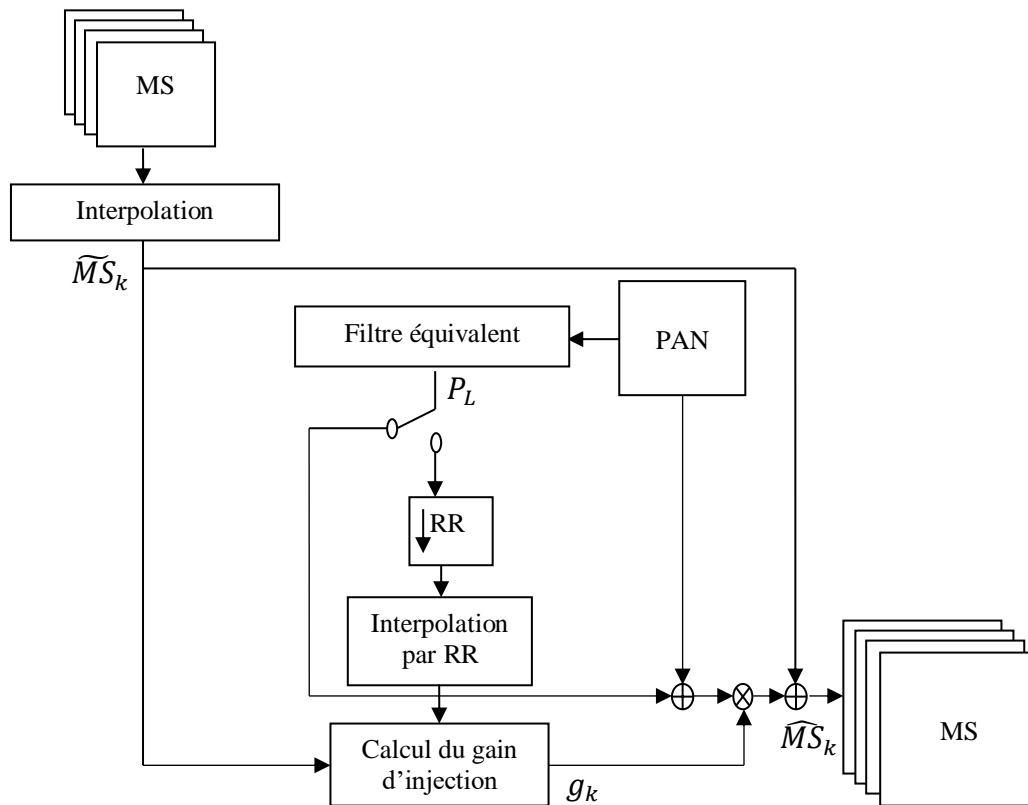


Figure I.13. Schéma des algorithmes de la fusion d'images basés sur l'AMR.

Les différents blocs de la figure I.13 sont donnés comme suit :

- 1) Interpolation de l'image MS à la taille de l'image PAN,
- 2) Calcul de la version basse fréquence (P_L) de l'image PAN en utilisant des filtres équivalent à chaque échelle,
- 3) Calcul du gain d'injection pour chaque bande spectrale,
- 4) Injection des détails en se basant sur l'équation (I.3).

Selon Tu et al. [Tu 2001], les différentes méthodes appartenant à cette classe sont caractérisées par l'algorithme employé pour avoir l'image P_L et par les gains d'injection utilisés ($\{g_k\}_{k=1,\dots,N}$).

Dans un cadre général, l'image P_L est calculée par une itération de schéma de décomposition dite AMR dont le but est de construire une séquence d'images avec une réduction de l'information. Le type de décomposition constitue la première caractéristique de distinction entre les différentes approches. Elles sont classées de plus simples aux plus compliquées.

Notant que à part le filtre utilisé, il y a deux cas à distinguer, à savoir l'application de processus de décimation ou non sur l'image P_L . Dans le premier cas, il correspond soit au GLP (Generalised Laplacian pyramid), soit au DWT (Discret Wavelet Transform). D'après Aiazi et al. [Aiaz 2012], il est possible de compenser l'aliasing de l'image MS par le processus de la fusion.

L'interpolation est moins importante pour les méthodes SC, parce que si les données originales sont intrinsèquement mal-alignés par une valeur constante le long des lignes et colonnes (c'est-à-dire de 1.5 pixels pour un rapport de 4 : 1 entre l'image MS et l'image panchromatique [Aiaz 2013]).

Le tableau I.4 présente un résumé de quelques méthodes de la fusion d'images basées sur l'AMR, mettant en évidence l'exemple utilisé pour calculer le gain d'injection exigé par l'équation (I.1) et le schéma du filtrage.

Tableau I.4. Gains et filtres de quelques méthodes de fusion d'images basées sur l'AMR.

Méthodes	Type de l'AMR et de filtre	Gain (g_k)
FPH	ATWT w/ Box filtre	1
HPM/ SFIM	ATWT w/ Box filtre	$\frac{\widetilde{MS}_k}{P_L}$
MTF- GLP	GLP w/ MTF filtre	1

Dans la littérature, l'expression de g (équation I.3) peut prendre différentes formes. Pour la méthode de la fusion par la modulation passe haut (MPH) [Scho 1997], l'image fusionnée est donnée par une multiplication des images MS et PAN . Pour $k = 1, \dots, N$, l'expression de l'image fusionnée est donnée par l'équation suivante :

$$\widehat{MS}_k = \widetilde{MS}_k + \frac{\widetilde{MS}_k}{P_L} \cdot (PAN - P_L) = \widetilde{MS}_k \cdot \frac{PAN}{P_L} \quad (I.4)$$

Dans l'équation précédente (I. 4), l'image de détails est multipliée par le rapport de l'image MS et la version passe bas de l'image PAN (P_L). Ceci est dans le but de reproduire le contraste de l'intensité locale de la PAN dans l'image fusionnée [Vivo 2014]. De plus, si une seule image de basse fréquence (P_L) est utilisée pour toutes les bandes MS , cet algorithme impose la distorsion de l'image \widetilde{MS} , qui peut être quantifié par l'angle spectrale entre l'image

MS fusionnée et l'image *MS* interpolée. Il est considéré aussi comme un élément de la minimisation de la distorsion spectrale [Aiaz 2003].

I.10.2.3. Deuxième concept modifié des méthodes de fusion basées sur l'AMR

Le nouveau concept des méthodes de la fusion d'images basées sur l'AMR proposé par Meng et al. [Meng 2019] est résumé dans la figure suivante.

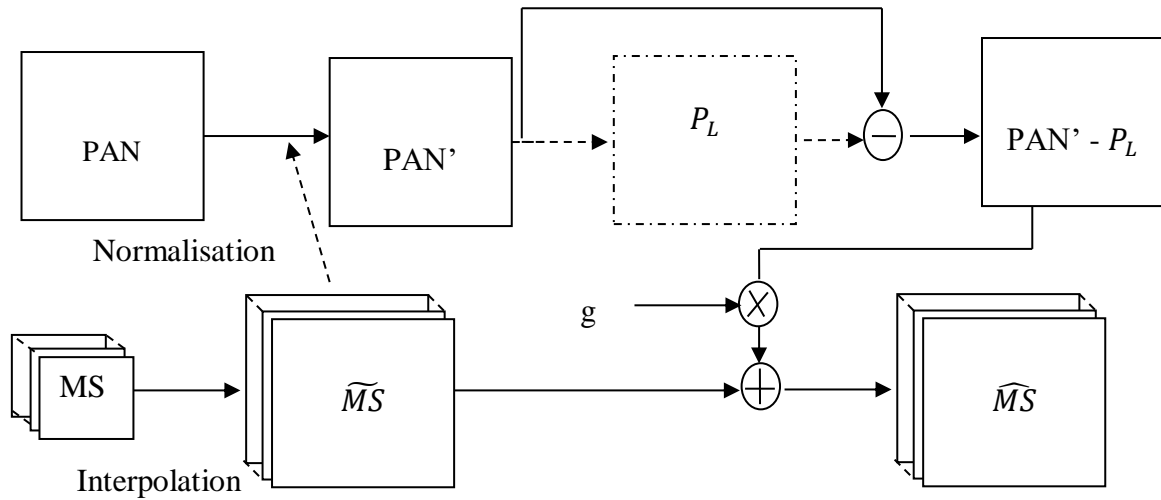


Figure I.14. Schéma des méthodes de la fusion d'images basée sur l'AMR modifié.

Il a été démontré que la représentation mathématique de la plupart des méthodes de la fusion d'images basées sur l'analyse multirésolution peut être exprimée par l'équation suivante:

$$\widehat{MS} = \widetilde{MS} + g(PAN' - P_L) \tag{I.5}$$

Où :

P_L est la version basse fréquence de l'image panchromatique.

Selon Meng et al. [Meng 2019], la principale différence entre les méthodes basées sur l'AMR et les méthodes basées sur la substitution de composante dépend de la manière de l'extraction des détails spatiaux. En effet, pour les méthodes de fusion d'images basées sur l'AMR, l'information de structures spatiales est obtenue par la différence entre l'image panchromatique PAN' et sa version basses fréquences.

Il a été constaté que les différentes méthodes basées sur l'analyse multirésolution sont particulièrement caractérisées par la manière de calculer l'image P_L et d'injecter le coefficient g .

Dans notre travail, nous avons développé des méthodes de la fusion d'images basées sur la substitution de composante, l'analyse multirésolution et les méthodes hybrides. Les outils mathématiques que nous avons exploités sont donnés en détails dans la partie suivante.

I.11. Conclusion

Dans cette partie, nous avons donné quelques définitions sur les images de la télédétection et la fusion d'images panchromatique et multi-spectrale. Dans un premier temps, nous avons présenté des images satellitaires avec ses différents types. Ensuite, nous avons proposé notre motivation de la fusion d'images panchromatique et multi-spectrale. Par la suite, nous avons donné quelques définitions de la fusion d'images. Puis, nous avons présenté les types de la fusion d'images en fonction de trois niveaux différents, à savoir le niveau pixel, le niveau caractéristiques et le niveau décision. Après, nous avons proposé de donner les objectifs de la fusion d'images. En fin, quelques problèmes de la fusion d'images liés aux instruments d'acquisition sont donnés. Dans le chapitre suivant, nous allons présenter les méthodes de la fusion d'images basées sur la substitution de composante.

II.1. Introduction

L'amélioration de la résolution spatiale des images multispectrales est basée sur l'utilisation des outils mathématiques. Depuis les années 80 à nos jours, plusieurs méthodes de la fusion d'images satellitaires ont été développées [Pric 1987] [Li 1994] [Ranc 2000] [Kalp 2007] [Khat 2020] [Gao 2022] [Zhang 2023]. Parmi ces méthodes, on peut citer la transformée en IHS [Tu 2001], l'analyse en composantes principales [Tu 2001]. Dans ce chapitre, nous présentons des méthodes de la fusion d'images panchromatique et multispectrale basées sur la substitution de composante, en premier lieu. Ensuite, nous allons présenter et évaluer les images fusionnées de manières qualitative et quantitative.

II. 2. Méthodes de fusion d'images basées sur la substitution de composante

Dans cette partie, nous allons présenter les méthodes de la fusion d'images satellitaires basées sur la substitution de composante que nous avons implémentées et développées. Ces méthodes sont résumées dans la figure ci-dessous.

Comme il est illustré sur la figure II. 1, les méthodes que nous avons étudiées et implémentées sont basées sur l'utilisation de la transformée en IHS, la GIHS, la transformée de Brovey, la transformée en IHS et le paramètre de compromis T et les paramètres statistiques σ (variance) et μ (moyenne).

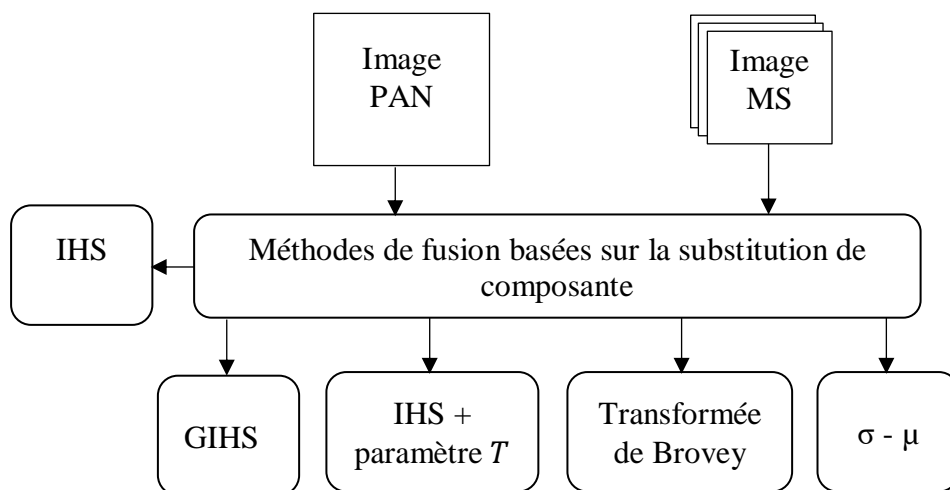


Figure II. 1. Schéma des méthodes basées sur la substitution de composante.

Ces méthodes sont décrites en détail dans ce qui suit.

II.5.1. Transformée en IHS

La transformée en IHS est une méthode ancienne [Hayd 1982] [Carp 1990]. Elle est basée sur le principe de générer trois canaux I. H. S à partir des images RVB (Rouge, Verte et Bleue). L'intensité (I) représente la luminance de l'image, la teinte (H) indique la longueur d'onde dominante d'une couleur et la saturation (S) représente la pureté d'une couleur.

Il existe plusieurs modèles de la transformée en IHS, nous avons utilisé les modèles linéaire et triangulaire.

La transformée en IHS la plus utilisée dans la fusion d'images [Carp 1990] [Tu 2001] [Tu 2004] est basée sur le modèle linéaire qui est donnée par le système d'équations suivant:

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

Où la composante teinte H est donnée par :

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

Et la composante saturation est donnée par :

$$S = \sqrt{V_1^2 + V_2^2} \quad (\text{II.3})$$

Les variables V_2 et V_1 respectivement sont considérées comme les axes x et y dans le système de coordonnées cartésiennes. Cependant, l'intensité I indique l'axe z.

La transformée en IHS inverse est donnée par :

$$\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} \\ 1 & -1/\sqrt{2} & -1/\sqrt{2} \\ 1 & \sqrt{2} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I \\ V_1 \\ V_2 \end{bmatrix} \quad (\text{II.4})$$

Le modèle triangulaire est exprimé par les équations suivantes :

$$I = \frac{1}{3} I' \quad (\text{II.5})$$

$$I' = R + G + B \quad (\text{II.6})$$

$$\begin{cases} H = \frac{G-B}{I'-3B}, & S = \frac{I'-3B}{I'}, & \text{si } B \text{ est minimum} \\ H = \frac{B-R}{I'-3R} + 1, & S = \frac{I'-3R}{I'}, & \text{si } R \text{ est minimum} \\ H = \frac{R-G}{I'-3G} + 2, & S = \frac{I'-3G}{I'}, & \text{si } G \text{ est minimum} \end{cases} \quad (\text{II.7})$$

La transformée en IHS inverse par ce modèle est donnée comme suit :

$$\begin{cases} R = \frac{1}{3}I'(1 + 2S - 3SH) \\ G = \frac{1}{3}I'(1 - S + 3SH), & \text{si } B \text{ est minimum} \\ B = \frac{1}{3}I'(1 - 2S) \end{cases} \quad (\text{II.8})$$

$$\begin{cases} R = \frac{1}{3}I'(1 - S) \\ G = \frac{1}{3}I'(1 + 5S - 3SH), & \text{si } R \text{ est minimum} \\ B = \frac{1}{3}I'(1 - 4S + 3SH) \end{cases} \quad (\text{II.9})$$

$$\begin{cases} R = \frac{1}{3}I'(1 - 7S + 3SH) \\ G = \frac{1}{3}I'(1 - S), & \text{si } G \text{ est minimum} \\ B = \frac{1}{3}I'(1 + 8S - 3SH) \end{cases} \quad (\text{II.10})$$

II. 2. 1. Méthode basée sur la transformée en IHS

Dans la littérature, de nombreuses méthodes de fusion d'images ont été développées en exploitant la transformée en IHS [Hayd 1982] [Chav 1991] [Tu 2001] [Gonz 2004]. En effet, cette transformation permet de séparer l'information spatiale dans l'image intensité, tandis que l'information spectrale est contenue dans les images teinte et saturation.

Dans notre cas, nous avons exploité la transformée en IHS afin de fusionner des images panchromatique et multispectrale issues des satellites SPOT et ALSAT-2A. Le principe de fusion d'images par la transformée en IHS est indiqué par les étapes suivantes :

- Rééchantillonnage de l'image *MS* à la taille de l'image panchromatique,
- Application de la transformée en IHS sur l'image *MS* rééchantillonnée,
- Spécification de l'histogramme de l'image panchromatique (*PAN*) par rapport à celui de la composante intensité (*I*) pour avoir une nouvelle image (*PAN'*),
- Substitution de l'image intensité par l'image panchromatique spécifiée,
- Application de la transformée en IHS inverse sur les images panchromatique, teinte et saturation,

La substitution de l'image PAN' [Thom 2006] est soit totale (équation II.11), soit partielle (équation II.12), comme le montre respectivement les deux expressions de la nouvelle image d'intensité I' suivantes:

$$I' = PAN' \tag{II.11}$$

$$I' = \alpha I + (1 - \alpha)PAN' \tag{II.12}$$

avec $\alpha \in [0, 1]$.

Le processus de la fusion d'images par cette méthode est schématisé par la figure suivante :

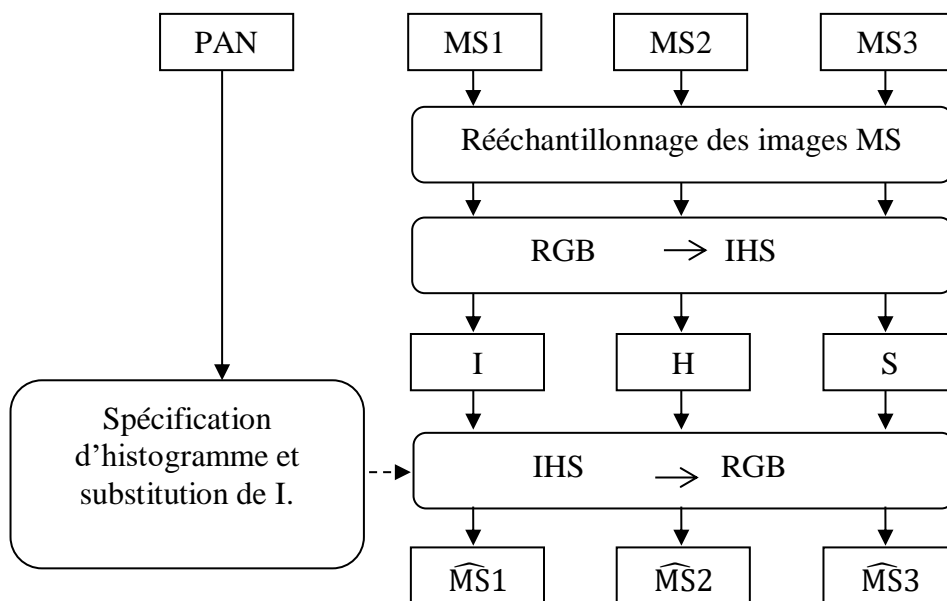


Figure II.2. Fusion d'images par la transformée en IHS.

Cette méthode est ainsi adaptée à certaines images telles que les images SPOT dont le nombre de bandes multi-spectrales est égal à trois ($XS1$, $XS2$ et $XS3$). L'inconvénient d'application de la transformée en IHS à la fusion d'images est le nombre de canaux limité à l'entrée du processus.

Une autre méthode de la fusion d'image plus générale qui peut être appliquée sur un nombre de bandes spectrales supérieure à 3 dite IHS généralisée (GIHS : Generalized IHS).

II. 2. 2. Méthode basée sur la transformée en GIHS

Tu et al. [Tu 2001] ont proposé une autre méthode de fusion d'images nommée GIHS. L'avantage de la méthode basée sur le transformée en GIHS est son application à 4 bandes spectrales ou plus.

Dans notre cas, nous avons exploité cette méthode pour améliorer la résolution spatiale des images multispectrales issues du satellite SPOT (trois bandes) et ALSAT-2A (quatre bandes). Le processus de fusion d'images par GIHS consiste à respecter les étapes suivantes :

- Appliquer la transformée en IHS par l'utilisation de la formule suivante:

$$\begin{bmatrix} I \\ V_{10} \\ V_{20} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/3 & 1/3 & 1/3 \\ -\sqrt{2}/6 & -\sqrt{2}/6 & \sqrt{2}/6 \\ 1/\sqrt{2} & -1/\sqrt{2} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (\text{II.13})$$

Où R, G et B représentent les bandes de l'image multi-spectrale originale rééchantillonnée, I est l'image intensité et v_1 et v_2 sont des valeurs intermédiaires.

- Remplacer l'image I par I_{new} .
- Synthétiser l'image multispectrale à haute résolution spatiale (R_{new}, G_{new} et B_{new}) par l'application de la transformée en IHS inverse.

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} R_{new} \\ G_{new} \\ B_{new} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 1 & -1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} \\ 1 & -1/\sqrt{2} & -1/\sqrt{2} \\ 1 & \sqrt{2} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{new} \\ V_1 \\ V_2 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 1 & -1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} \\ 1 & -1/\sqrt{2} & -1/\sqrt{2} \\ 1 & \sqrt{2} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I + (I_{new} - I) \\ V_1 \\ V_2 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 1 & -1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} \\ 1 & -1/\sqrt{2} & -1/\sqrt{2} \\ 1 & \sqrt{2} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I + \delta \\ V_1 \\ V_2 \end{bmatrix} \\ & \begin{bmatrix} R_{new} \\ G_{new} \\ B_{new} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_0 + \delta \\ G_0 + \delta \\ B_0 + \delta \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (\text{II.14})$$

Où : $\delta = I_{new} - I = PAN - I$

L'équation (équation II.14) nous permet de constater que les images fusionnées (R_{new}, G_{new} et B_{new}) peuvent être calculées par une simple addition entre les bandes multispectrales originales rééchantillonnées à la taille de l'image haute résolution (PAN) et l'image de la différence entre les images PAN et I .

Dans le cas du satellite SPOT et pour synthétiser l'image multispectrale à haute résolution spatiale, l'expression de l'intensité est donnée par :

$$I = \frac{1}{3}(R + G + B) \quad (\text{II.15})$$

Dans le cas du satellite Ikonos ou QuickBird, pour synthétiser les bandes multispectrales (R_{new} , G_{new} , B_{new} et PIR_{new}), le système matriciel (équation III.4) devient :

$$\begin{bmatrix} R_{new} \\ G_{new} \\ B_{new} \\ PIR_{new} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R + \delta \\ G + \delta \\ B + \delta \\ PIR + \delta \end{bmatrix} \quad (\text{II.16})$$

Et l'expression de l'image intensité est donnée comme suit :

$$I = \frac{1}{4}(R + G + B + PIR) \quad (\text{II.17})$$

R, G, B et PIR sont les bandes multispectrales rééchantillonnées à la taille de l'image panchromatique.

La méthode GIHS améliore la résolution spatiale des images, cependant son problème est la distorsion de l'information spectrale.

II. 2. 3. Méthode basée sur la transformée en IHS et le paramètre T

En 2006, Choi [Choi 2006] a proposé une méthode basée sur l'utilisation de la transformée en IHS et le paramètre de compromis T . Afin de minimiser le problème de distorsion spectrale de la méthode IHS généralisée, cette technique mathématique offre la possibilité de contrôler les résolutions spatiale et spectrale des images multispectrales fusionnées. Pour cette méthode, l'intensité (I_{new}) dépend d'un paramètre variable appelé paramètre de compromis T (Paramètre T) [Choi 2006]. Dans notre cas, nous avons exploité cette méthode pour améliorer la résolution spatiale des images multispectrale issues des satellites SPOT (rapport de résolution spatial égale à 2) et ALSAT-2A (rapport de résolution égale à 4).

L'image I_{new} est donnée par l'équation suivante :

$$I_{new} = PAN - (PAN - I)/T, \quad t \in N^* \quad (\text{II.18})$$

Par conséquent, on effectue une substitution de PAN par I_{new} dans l'équation (II.14). Pour une image multispectrale à quatre bandes, les images synthétisées peuvent être obtenues par l'application de l'équation II.19.

$$\begin{bmatrix} R_{new} \\ V_{new} \\ B_{new} \\ PIR_{new} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} PAN - [(PAN - I)/T] + (R - I) \\ PAN - [(PAN - I)/T] + (V - I) \\ PAN - [(PAN - I)/T] + (B - I) \\ PAN - [(PAN - I)/T] + (PIR - I) \end{bmatrix} \quad (\text{II.19})$$

Pour $T = 1$ ($I_{new} = I$), l'image fusionnée n'a pas de distorsion spatiale mais théoriquement elle a une très faible résolution spatiale car elle représente l'image issue des bandes originales.

Si T augmente et tend à l'infini, I_{new} sera égale à l'image PAN, on obtient le même résultat avec la méthode GIHS.

En résumé, pour une valeur de 'T' qui augmente de 1 jusqu'à l'infini, ça correspond à une augmentation de la résolution spatiale et de la distorsion spectrale. Ce résultat signifie que le paramètre de compromis 'T' peut contrôler la résolution spatiale et la distorsion spectrale de l'image fusionnée.

II. 2. 4. Méthode basée sur la transformée de Brovey

La transformée de Brovey est largement utilisée dans la fusion d'images [Gill 1987], [Zhou 1998] [Liu 2000]. Elle est basée sur la combinaison des opérations arithmétiques et normalisations des bandes multispectrales avant la multiplication avec l'image panchromatique.

Dans le cas d'une image multispectrale à quatre bandes, la fusion d'images par la transformée de Brovey est donnée par les équations suivantes:

$$\begin{bmatrix} R_{new} \\ G_{new} \\ B_{new} \\ PIR_{new} \end{bmatrix} = \gamma \cdot \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \\ PIR \end{bmatrix} = \frac{PAN}{I} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \\ PIR \end{bmatrix} \quad (II.20)$$

La fusion d'images par la transformée de Brovey est une méthode simple.

La transformée de Brovey améliore la qualité spatiale des images multispectrale. Cependant, elle présente une distorsion au niveau des caractéristiques spectrales [Vija 2004].

II. 2. 5. Méthode basée sur l'INR

La méthode de la fusion d'images par l'INR (Intensity Normalized Ratio) proposée par Cornet et al. [Corn 2003] est présentée dans cette partie. Elle est basée sur l'égalisation des moyennes et des variances locales de l'image à Haute Résolution (HR) à celles du canal à Basses Résolution (BR) à l'aide d'une fenêtre de convolution carrée de largeur impaire. Il s'agit d'une transformation qui a été proposée par Bethune et al. [Beth 1997] [Beth 1998] et Muller & Bethune [Mull 2000]. L'avantage de l'utilisation de cette transformation est que le nombre de bandes multi-spectrales n'est pas limité à trois.

Nous avons proposé d'exploiter cette méthode pour l'amélioration des images multispectrales de basse résolution. La fusion d'images par l'utilisation de la transformation INR s'effectue selon les étapes suivantes :

- Rééchantillonner les images MS à la taille de l'image haute résolution (*PAN*),
- Calculer l'image intensité (*I*) en appliquant la formule suivante :

$$I(i, j) = \sum_{k=1}^n MS_k(i, j) \quad (II.21)$$

- Normaliser l'image haute résolution (*PAN*) par rapport à l'image intensité et en utilisant l'égalisation des statistiques locales (ESL) selon l'équation suivante :

$$I' = \frac{(PAN - M_{PAN}) * \sigma_B}{\sigma_{PAN}} + M_B \quad (II.22)$$

Où :

I' est l'image obtenue par l'égalisation des statistiques locales,

PAN est l'image panchromatique de haute résolution spatiale,

M_{PAN} est l'image des moyennes locales obtenue à partir de l'image panchromatique de haute résolution spatiale,

M_B est l'image des moyennes locales obtenue à partir de l'image *I* correspondant à l'image MS de basse résolution spatiale,

σ_{PAN} est l'image des variances locales obtenue à partir de l'image panchromatique de haute résolution spatiale,

σ_B est l'image des variances locales obtenue à partir de l'image *I* correspondant à l'image MS de basse résolution spatiale.

- Synthétiser les images MS à haute résolution en appliquant l'équation suivante :

$$\widehat{MS}_k(i, j) = \frac{I'(i, j)}{I(i, j)} \times \widetilde{MS}_k(i, j) \quad (II.23)$$

Dans ce cas, la transformée en INR est basée sur la stratégie (INRnb) où le rapport normalisé d'intensité est calculé sur plusieurs bandes (INR3b, INR4b ou INRnb). Cependant, cette stratégie est moins performante au niveau de la qualité spectrale et spatiale. Pour cette raison, une transformation basée sur un Rapport Normalisé d'Intensités calculée bande par bande (INRbpb) a été proposée par Cornet et al. [Corn 2003].

Dans le cas de la fusion d'images par la stratégie INRbpb, l'ESL est réalisée entre l'image panchromatique et chacune des bandes de l'image multispectrale. L'image fusionnée est donnée par l'égalité suivante :

$$\widehat{MS}_k(i, j) = I'(i, j) \quad (\text{II.24})$$

Avec :

$I'(i, j)$ est l'image panchromatique normalisée par rapport à chacune des bandes de l'image multispectrale.

L'avantage de cette méthode par rapport à la transformée en IHS est son application à un nombre de canaux quelconque (non limité à trois).

Afin de réduire le problème de distorsion de l'information spectrale, nous appliquons le principe d'égalisation des statistiques locales.

II. 2. 6. Méthode basée sur les paramètres $\sigma - \mu$

La méthode $\sigma - \mu$ a été développée par Gungor et Shan [Gung 2006] pour fusionner les images optique et SAR. Nous proposons d'utiliser cette méthode pour combiner les images panchromatique et multispectrale. La fusion d'images par cette méthode est fondée sur l'utilisation des caractéristiques statistiques des images d'entrée. En utilisant une fenêtre locale, l'image synthétisée correspond à une combinaison linéaire des images à fusionner. L'avantage de cette méthode c'est que les propriétés statistiques des résultats de la fusion sont connues à l'avance et elle donne la possibilité de contrôler la quantité de l'information spatiale introduite et la distorsion spectrale, en changeant la taille de fenêtre locale.

Chaque pixel de l'image fusionnée est calculé en exploitant deux critères, à savoir la variance locale et la moyenne locale des images d'entrée. En effet, pour injecter l'information spatiale, la variance locale de l'image fusionnée doit être égale à la variance locale correspondante dans l'image haute résolution, et pour conserver l'information spectrale, la moyenne locale de l'image fusionnée doit être égale à la moyenne locale de l'image multispectrale originale.

L'image multispectrale fusionnée par la méthode $\sigma - \mu$ [Gung 2006] est obtenue par l'utilisation de l'équation suivante:

$$\widehat{MS}_k(m, n) = a(m, n).PAN_0(m, n) + b(m, n).\widetilde{MS}_k(m, n) \quad (\text{II.25})$$

Où :

m et n : sont le nombre de lignes et de colonnes respectivement,

$k = 1, 2, \dots, N$ (N est le nombre de bandes multispectrales),

\widehat{MS}_k : est l'image fusionnée,

PAN_0 : est l'image panchromatique,

\widehat{MS}_k : est la bande multispectrale originale interpolée,

a et b sont des coefficients de pondération pour chaque pixel (m, n) . Ils sont calculés en utilisant les images panchromatique et multispectrale.

Les critères de la fusion doivent déterminer les coefficients de la méthode implémentée. Les deux critères de cette méthode sont :

- La variance locale de l'image fusionnée doit être égale à la variance locale de l'image panchromatique. En utilisant l'équation II.25, ce critère peut être exprimé par la relation suivante :

$$Cov(\widehat{MS}_i, \widehat{MS}_i) = a_i^2 \sigma_0^2 + 2a_i b_i \sigma_{0i} + b_i^2 \sigma_i^2 = \sigma_0^2 \quad (\text{II.26})$$

- La moyenne locale de l'image fusionnée doit correspondre à la moyenne locale de l'image MS, tel que le contenu spectral (couleur) décrit par la moyenne locale est conservé. L'équation III.15 devient :

$$Moyenne(\widehat{MS}_i) = a_i \mu_0 + b_i \mu_i = \mu_i \quad (\text{II.27})$$

Dans les deux équations précédentes, les notations 0 et i correspondent respectivement à l'image panchromatique et à la bande i de l'image MS.

\widehat{MS}_i est la bande i de l'image fusionnée,

a_i et b_i sont les coefficients à déterminer pour construire un pixel de l'image fusionnée.

σ_0^2 et σ_i^2 sont les coefficients de variance des images panchromatique et multispectrale respectivement.

σ_{0i} est la covariance entre l'image panchromatique et la bande i de l'image multispectrale.

$Moyenne(\widehat{MS}_i)$ est la moyenne locale de l'image fusionnée,

μ_0 et μ_i sont les moyennes des images panchromatique et de la bande i de l'image multispectrale fusionnée.

Les deux critères précédents permettent de déterminer les deux coefficients ‘a’ et ‘b’ de la fusion. La combinaison des équations ‘équation II.26’ et ‘équation II.27’ donne l’égalité suivante :

$$a_i = \frac{\mu_i}{\mu_0} (1 - b_i) \tag{II.28}$$

En remplaçant a_i dans l’équation ‘équation II.27’, on obtient une équation polynomiale de 2^{ième} ordre en fonction de b_i :

$$\left(\frac{\sigma_0^2 \mu_i^2}{\mu_0^2} + \sigma_i^2 - \frac{2\sigma_{0i} \mu_i}{\mu_0}\right) b_i^2 + \left(\frac{2\sigma_{0i} \mu_i}{\mu_0} - \frac{2\sigma_0^2 \mu_i^2}{\mu_0^2}\right) b_i + \left(\frac{\sigma_0^2 \mu_i^2}{\mu_0^2} - \sigma_0^2\right) = 0 \tag{II.29}$$

L’équation ‘équation II.29’ admet deux solutions pour a et b . Dans le processus de la fusion d’images, nous gardons la solution de ‘a’ dont la valeur est supérieure à celle de ‘b’, si ‘a’ est plus grand que ‘b’ dans les deux racines, alors, on garde la racine dont la valeur de ‘a’ est supérieure. Les autres solutions ont moins d’apport pour les images multi-spectrales. Dans certains cas les valeurs de ‘a’ et ‘b’ sont des nombres complexes, dans ces cas le processus de la fusion ne peut contribuer à l’amélioration de la résolution spatiale des images multi-spectrales. Dans le cas des racines complexes, on garde que les parties réelles de ‘a’ et ‘b’. Des fenêtres locales sont utilisées pour déterminer les coefficients a et b. Le processus de la fusion d’images par la méthode $\sigma - \mu$ est schématisé par la figure suivante :

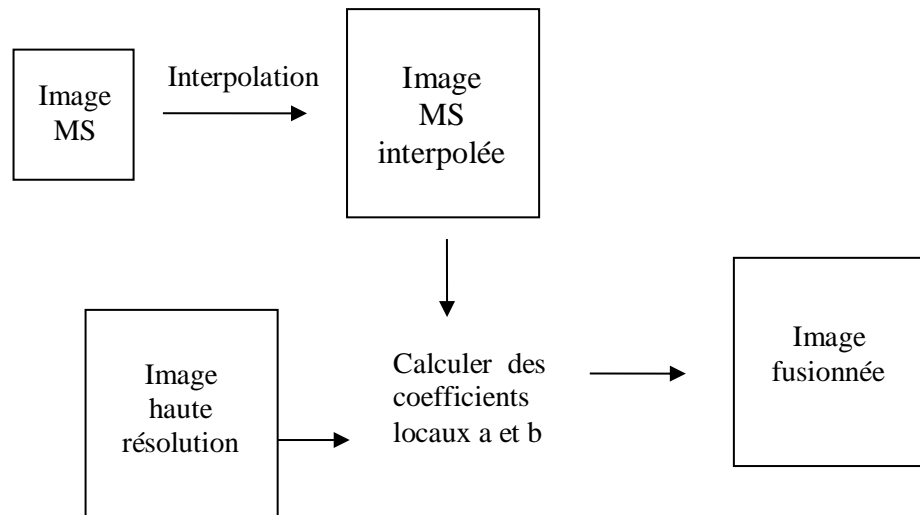


Figure III.3. Fusion d’images par la méthode $\sigma - \mu$.

Cette méthode améliore la résolution spatiale des images MS avec réservation de l’information spectrale, mais le temps de l’exécution est important.

II. 3. Avantages et inconvénients des méthodes basées sur la substitution de composante

Des avantages et des inconvénients des méthodes basées sur la substitution des composantes ont été discuté dans la littérature [Thom 2006] [Thom 2008] [Amro 2011]. Ils sont présentés comme suit :

- *Implémentation rapide* : La plupart des méthodes basées sur la substitution de composante sont rapide à implémenter et elles prennent moins de temps en exécution.

- *Bonne injection de l'information spatiale* : L'avantage de ces méthodes est de présenter une amélioration de la qualité visuelle au niveau des structures présentes dans l'image. En effet, la méthode de fusion d'images par la transformée en IHS est capable de produire des images fusionnées avec une augmentation considérable de l'aspect visuel au niveau de la qualité géométrique des structures de l'image. Dans la littérature [Vija 2004] [Thom 2006] [Thom 2008], cette méthode est destinée à des applications qui nécessitent une résolution spatiale finie (cartographie).

- *Résultat de la fusion d'images dépend de la corrélation* : La qualité de résultat de la fusion par ces méthodes dépend de la corrélation entre l'image de haute résolution spatiale et de l'image intensité ou de la 1ère composante principale. Plus la corrélation entre les deux images est grande (proche de 1), plus le résultat de la fusion sera meilleur.

- *Distorsion de l'information spectrale* : Le problème majeur des méthodes de fusion de type substitution de composante est la distorsion de l'information spectrale qui est due à la modification des basses fréquences des images multispectrales d'entrée. Car, le processus de fusion d'images par la transformée en IHS par exemple consiste à remplacer intégralement l'image intensité par l'image panchromatique et cette substitution directe a un impact négatif sur les basses fréquences des images multispectrales, et donc non-respect de la propriété de cohérence. La distorsion de l'information spectrale a pour conséquence une modification plus ou moins importante des signatures spectrales qui est visuellement interprétée par un changement des couleurs des images multispectrales.

- Elles permettent de donner un nouvel horizon pour développer d'autre type de méthodes de la fusion d'images.

II. 4. Images utilisées

Dans notre application, nous avons utilisé deux types d'images qui sont les images issues du satellite SPOT et les images issues du satellite Algérien ALSAT-2A. Des informations plus détaillées sur ces images sont données dans ce que suit.

II. 4. 1. Images SPOT

Le premier jeu de données est issu du satellite SPOT. Il est composé d'une image panchromatique et de trois bandes multispectrales (XS1=bleue, XS2= verte et XS3= rouge). Les images représentent une zone de la partie nord de la Baie d'Alger. L'image panchromatique a une résolution spatiale égale à 10 m alors que l'image multispectrale a une résolution spatiale est égale à 20 m. Le rapport de résolution spatiale des deux images est égal à 2. L'image panchromatique et la composition colorée des bandes multispectrales sont illustrées dans la figure II. 4.

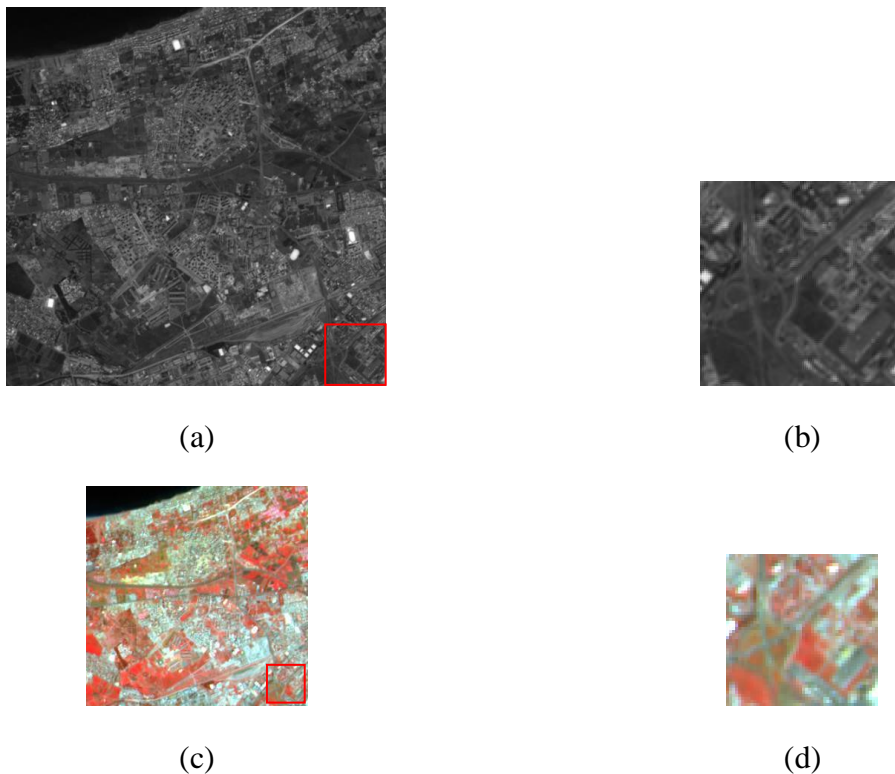


Figure II. 4. Images SPOT. (a) image panchromatique, (b) zoom d'une région de l'image panchromatique, (c) composition colorée des bandes multispectrales et (d) zoom d'une région de la composition colorée des bandes multispectrales.

Les caractéristiques de ces images sont données dans le tableau suivant :

Tableau II.1. Caractéristiques des images SPOT.

	PAN	XS1	XS2	XS3
Résolution spatiale	10 m	20 m	20 m	20 m
Taille de l'image	512 × 512 pixels	256 × 256 pixels	256 × 256 pixels	256 × 256 pixels

L'application des méthodes de la fusion d'images sur ces données permet de synthétiser des images multispectrales à 10 m.

II. 4. 2. Images ALSAT-2A

Le deuxième jeu d'images est obtenu par le satellite Algérien ALSAT-2A. Il est composé d'une image panchromatique et de quatre bandes multispectrales (Bleue = B, Rouge R, V=Verte, Proche Infra-Rouge=PIR). La résolution spatiale de l'image multispectrale est de 10 m. Cependant, la résolution spatiale de l'image panchromatique est égale à 2.5 m. L'image panchromatique et la composition colorée des bandes (RVB) multispectrales sont données dans la figure II.5.



(a)



(b)

Figure II. 5. Images ALSAT-2A. (a) image panchromatique. (b) composition colorée des bandes (RVB) multispectrales.

L'application du processus de la fusion d'images sur ces données permet de synthétiser des images multi-spectrales à 2.5 m.

Les caractéristiques des images ALSAT-2A sont données dans le tableau suivant :

Tableau II. 2. Caractéristiques des images ALSAT-2A.

	PAN	Bleue	Verte	Rouge	PIR
Résolution spatial	2.5 m	10 m	10 m	10 m	10 m
Taille de l'image	1024×1024 pixels	256×256 pixels	256×256 pixels	256×256 pixels	256×256 pixels

Dans la partie suivante, nous allons présenter les résultats de la fusion d'images des différentes méthodes appliquées sur ces deux jeux d'images.

II. 5. Protocole d'évaluation

Dans le processus de la fusion d'images, il est important d'évaluer les résultats de la fusion d'images. L'objectif de cette étape est d'estimer la qualité des images fusionnées du point de vue introduction de l'information spatiale et conservation des caractéristiques spectrales des images originales. Comme une image multispectrale de haute résolution spatiale n'existe pas dans la réalité, nous allons :

- Comparer les images fusionnées avec l'image multi-spectrale originale afin d'estimer la conservation de l'information spectrale,
- Comparer les images fusionnées avec l'image panchromatique de haute résolution spatiale afin de quantifier l'amélioration de la résolution spatiale.

Le protocole de l'évaluation est schématisé par la figure suivante :

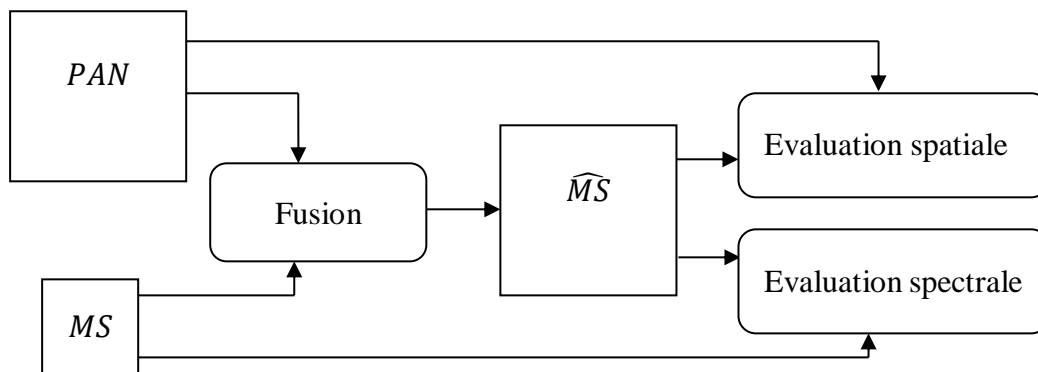


Figure II. 6. Schéma de protocole d'évaluation.

Pour comparer les images fusionnées par rapport aux images originales, nous nous sommes basés sur deux types d'évaluation, à savoir l'évaluation qualitative et l'évaluation quantitative.

- Evaluation qualitative : ce type d'estimation de la qualité des images fusionnées est basé sur l'utilisation de l'aspect visuel. En effet, ce dernier est subjectif et il peut changer d'une personne à l'autre.
 - Evaluation quantitative : cette évaluation est objective et elle permet de compléter l'évaluation qualitative. Elle est basée sur l'utilisation des paramètres statistiques.
- Les indices de l'évaluation quantitative sont donnés en détail dans la partie suivante.

II. 6. Indices d'évaluation des résultats de la fusion d'images

Dans la littérature plusieurs paramètres statistiques ont été proposés pour estimer la qualité des données fusionnées [Wald 2002] [Wang 2002]. Dans ce qui suit, nous allons présenter les indices d'évaluation que nous avons utilisés dans le protocole d'estimation.

Généralement, les indices d'évaluation des résultats de la fusion d'images sont regroupés en deux classes :

- ✚ Indices d'évaluation de la qualité spectrale,
- ✚ Indices d'évaluation de la qualité spatiale.

II. 6. 1. Indices d'évaluation de la qualité spectrale

Ces paramètres statistiques sont calculés entre l'image fusionnée et l'image MS originale. Dans ce cas, l'objectif est de quantifier la conservation de l'information spectrale. Pour cela, des paramètres statistiques sont utilisées pour chaque bande ou pour l'ensemble des bandes spectrales.

A. Indices de la qualité spectrale pour chaque bande

Parmi les paramètres statistiques les plus utilisés pour estimer l'efficacité de la méthode de fusion, on peut citer : le coefficient de la corrélation et le RMSE (Root mean square error), ... Dans notre cas, nous avons utilisé les paramètres suivants :

- Coefficient de corrélation

Le coefficient de corrélation est utilisé pour calculer la similarité des caractéristiques spectrales entre deux images MS originale et MS fusionnée. Il est calculé par l'utilisation de la relation suivante :

$$CC = \frac{cov(MS, \widehat{MS})}{\sqrt{Var(MS)Var(\widehat{MS})}} \quad (II.30)$$

Avec :

$cov(MS, \widehat{MS})$ est la covariance entre les images MS et \widehat{MS} ,

$Var(MS)$ et $ar(\widehat{MS})$ sont les variances des images MS et \widehat{MS} respectivement.

Sa valeur idéale est 1.

- RMSE :

Le RMSE permet d'estimer les distorsions spatiale et spectrale dans une image. Il est donné par la relation suivante.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (MS(i, j) - \widehat{MS}(i, j))^2} \quad (II.31)$$

M et N sont respectivement les nombres de lignes et de colonnes.

La valeur idéale du RMSE est zéro (les deux images sont identiques). C'est-à-dire que la valeur du RMSE est en accord avec l'analyse visuelle.

- Indice universel de qualité ou indice Q

Cet indice a été proposé par Wang et Bovik [Wang 2002]. L'expression mathématique de ce paramètre est donnée par :

$$Q(MS, \widehat{MS}) = \frac{cov(MS, \widehat{MS})}{\sigma_{MS} \cdot \sigma_{\widehat{MS}}} \cdot \frac{2 \cdot \overline{MS} \cdot \overline{\widehat{MS}}}{(\overline{MS})^2 + (\overline{\widehat{MS}})^2} \cdot \frac{2 \sigma_{MS} \cdot \sigma_{\widehat{MS}}}{(\sigma_{MS}^2 + \sigma_{\widehat{MS}}^2)} \quad (II.32)$$

Où :

σ_{MS} et $\sigma_{\widehat{MS}}$ sont les écart-types des images MS et \widehat{MS} respectivement.

D'après l'équation (IV. 3), l'indice Q est exprimé par le produit de trois paramètres, à savoir le coefficient de corrélation, les différences de la moyenne de luminance et de contraste. L'indice Q prend ses valeurs dans l'intervalle $[-1, 1]$, la valeur 1 indique la valeur de fidélité par rapport à la référence.

B. Indices de qualité spectrale pour l'ensemble des bandes

L'ensemble des indices de qualité présentés ci-dessous permettent d'estimer la qualité spectrale des images fusionnées pour l'ensemble des bandes spectrales.

- ERGAS

L'ERGAS (Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse) est un indice de qualité global proposé pour estimer les résultats de la fusion d'images [Wald 2002]. Il est défini par la relation suivante :

$$ERGAS = \frac{100}{RR} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left(\frac{RMSE(MS_k, \widehat{MS}_k)}{\mu(MS_k)} \right)^2} \quad (\text{II. 33})$$

Sa valeur idéale est zéro (0).

$$RR = \frac{l}{h'}$$

RR est le rapport des résolutions des images multispectrale et panchromatique,

l : est la résolution de l'image multispectrale,

h' : est la résolution de l'image panchromatique.

- RASE

L'indice RASE (Relative Average Spectral Error) caractérise la performance moyenne de la méthode de la fusion d'images dans les bandes spectrales considérées. Il est donné par l'expression suivante :

$$RASE = \frac{100}{M'} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N RMSE^2(MS_k, \widehat{MS}_k)} \quad (\text{II.34})$$

Où :

M' est la moyenne de la radiance des N bandes spectrales (MS_k).

Une faible valeur de RASE indique que les images originale et fusionnée sont très similaires.

II. 6. 2. Indices d'évaluation de la qualité spatiale

Les valeurs de ces indices permettent d'estimer la quantité de l'information spatiale introduite dans les images MS synthétisées. Parmi les paramètres utilisés pour quantifier la qualité spatiale on peut citer le coefficient de la corrélation spatiale et l'entropie.

- Coefficient de Corrélation spatiale (CCs)

Pour estimer l'introduction de l'information spatiale dans les images multispectrales synthétisées, Zhou et al. [Zhou 1998] propose de calculer le coefficient de la corrélation spatiale entre l'image panchromatique et l'image multispectrale fusionnée. Pour comparer les détails

spatiaux de ces images, le filtre Laplacien (filtre passe haut) est utilisé pour avoir les images hautes fréquences. Ensuite, on calcule le coefficient de corrélation entre les deux images de détails obtenues.

Le filtre Laplacien utilisé est donné par la formule suivante :

$$FL = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (\text{II.35})$$

La plus grande valeur de coefficient de corrélation (CC_s) obtenue indique que l'information spatiale de l'image panchromatique est introduite par le processus de la fusion d'images. Sa valeur idéale est 1 ($CC_s = 1$).

- Entropie

Le paramètre de l'entropie permet de mesurer la quantité de l'information spatiale contenue dans une image. Elle est exprimée par l'équation suivante :

$$E = -\sum_{i=\min}^{\max} p_i \cdot \log_2(p_i) \quad (\text{II.36})$$

Où :

$$p_i = \frac{n_i}{\sum_{i=1}^N n_i} \quad (\text{II.37})$$

p_i : Probabilité du $i^{\text{ème}}$ niveau de gris,

n_i : Nombre de pixels possédant un niveau de gris i .

II. 7. Evaluation qualitative des résultats des méthodes de substitution de composante

Nous allons présenter l'évaluation qualitative et quantitative des résultats des méthodes basées sur la substitution de composante appliquées sur les images 'SPOT' et ALSAT 2A'.

II.7.1. Evaluation qualitative des résultats des méthodes de substitution de composante

Dans les figures (Figure II. 7 et II. 8), nous présentons les images fusionnées des méthodes basées sur la transformée en IHS, la GIHS, la transformée de Brovey, l'INR, la transformée en IHS et le paramètre de compromis T , les paramètres statistiques $\sigma - \mu$.

Les images de la figure II.4 représentent les résultats de la fusion d'images du satellite SPOT.

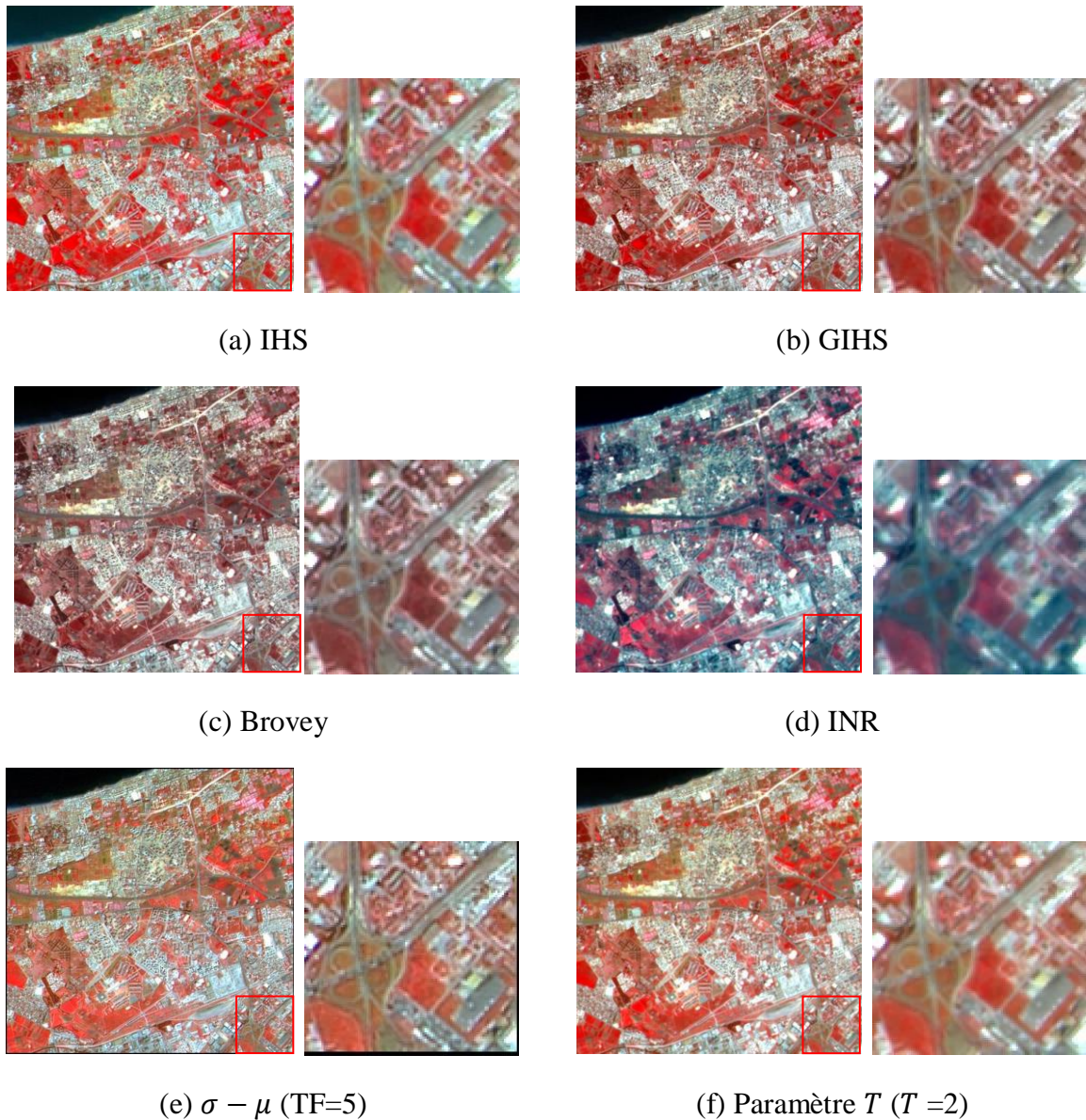


Figure II.7. Evaluation qualitative des résultats des méthodes basées sur la substitution de composantes (SPOT).

L'évaluation visuelle des résultats des méthodes basées sur la substitution de composante présentés sur la figure II. 7 ci-dessus, nous permet de constater que l'information spatiale est bien introduite dans les images multispectrales synthétisées. En effet, les structures et les détails spatiaux sont améliorés dans les images (a), (b), (c), (e) et (f) de la figure II.7. Cependant, l'information spectrale n'est pas conservée dans les images (a), (b), (c) et (d). La comparaison visuelle de ces images, nous permet de constater que les résultats (e) et (f) de la figure II.7 sont améliorés du point de vu résolution spatiale avec une préservation de l'information spectrale.

Les images multispectrales du satellite ALSAT-2A synthétisées à 2.5 m sont représentées sur la figure (II.8).

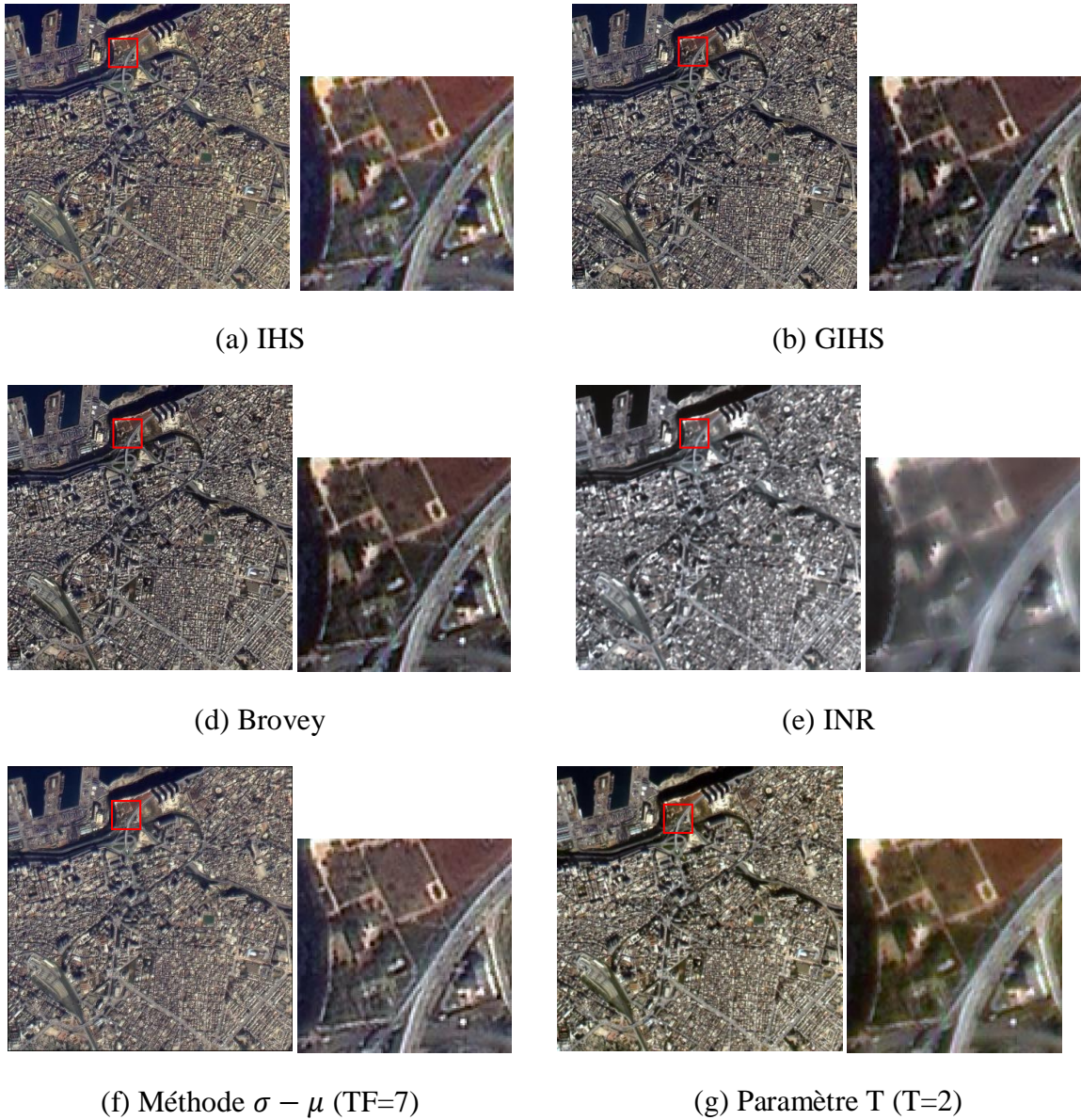


Figure II.8. Evaluation qualitative des résultats des méthodes basées sur la substitution de composantes (ALSAT-2A).

La comparaison visuelle des images du satellite ALSAT-2A fusionnées nous permet de remarquer que les méthodes basées sur les paramètres $\sigma - \mu$ et la transformée en IHS et le paramètre T ($T = 2$) présente des résultats encourageants par rapport aux autres méthodes. En effet, les structures et les détails spatiaux de ces résultats sont améliorés tout en préservant l'information spectrale de l'image originale.

D'après les résultats des images des satellites SPOT et ALSAT-2A, on peut dire que les méthodes des paramètres statistiques $\sigma - \mu$, et de la transformée en IHS et le paramètre T ($T = 2$) présentent des résultats encourageants par rapport aux autres méthodes.

II.7.2 Evaluation quantitatives des résultats des méthodes de substitution de composante

Les valeurs de l'évaluation statistique obtenues par la transformée en IHS, la GIHS, la transformée de Brovey, l'INR, la transformée en IHS et le paramètre T et les paramètres statistiques $\sigma - \mu$ sont données dans le tableau suivant :

Tableau II.3. Evaluation spatiale des méthodes basées sur la substitution de composante 'image SPOT'.

Méthodes	Images	CCs	Entropie
IHS	XS1	97.334 %	4.404
	XS2	98.173 %	3.668
	XS3	94.975 %	3.691
GIHS	XS1	99.011 %	4.798
	XS2	99.396 %	4.565
	XS3	98.345 %	4.149
Paramètre T	XS1	93.993 %	4.573
	XS2	97.315 %	4.429
	XS3	93.546 %	4.136
Brovey	XS1	99.432 %	3.789
	XS2	99.231 %	3.434
	XS3	98.471 %	3.072
INR	XS1	85.974 %	4.160
	XS2	83.810%	3.851
	XS3	84.632%	3.808
$\sigma - \mu$	XS1	76.999%	4.441
	XS2	87.433 %	4.265
	XS3	79.974 %	4.257

De manière générale, nous remarquons que les résultats présentés dans le tableau (II.3) sont en accord avec l'évaluation visuelle des images synthétisées avec les méthodes basées sur la substitution de composante. En effet, les valeurs des indices de coefficient de corrélation et de l'entropie indiquent que l'information spatiale est mieux injectée lors de l'utilisation de la

transformée de Brovey et la GIHS. D'un côté, les grandes valeurs de coefficient de corrélation sont obtenues lors de l'utilisation de la transformée de Brovey (CCs = 99.432 % pour XS1, CCs= 99.231 % pour XS2 et CCs = 98.471 % pour XS3), d'un autre côté les grandes valeurs de l'entropie sont obtenues lors de l'utilisation de la méthode GIHS (pour XS1 l'entropie =4.798 et XS2=4.565) et la méthode $\sigma - \mu$ (pour XS3 l'entropie = 4.257). Nous remarquons aussi que les résultats des méthodes utilisant le paramètre T et $\sigma - \mu$ sont satisfaisants du point de vue introduction de l'information spatiale.

Dans le tableau ci-dessous, nous donnons les résultats de l'évaluation spectrale des images SPOT fusionnées par les méthodes de substitution de composante.

Tableau II.4. Evaluation spectrale des méthodes basées sur la substitution de composante 'image SPOT'.

Méthodes	Images	CC	Q	ERGAS
IHS	XS1	92.779 %	0.747	28.140
	XS2	89.243 %	0.438	
	XS3	94.232 %	0.609	
GIHS	XS1	94.728 %	0.752	12.496
	XS2	92.158 %	0.625	
	XS3	81.815 %	0.512	
Paramètre T	XS1	97.976 %	0.906	6.256
	XS2	96.793 %	0.847	
	XS3	94.417 %	0.806	
Brovey	XS1	94.887 %	0.417	37.102
	XS2	94.234 %	0.395	
	XS3	68.775 %	0.202	
INR	XS1	96.726 %	0.772	24.501
	XS2	95.701 %	0.762	
	XS3	87.716%	0.638	
$\sigma - \mu$	XS1	84.520 %	0.863	6.329
	XS2	85.551 %	0.773	
	XS3	85.519 %	0.721	

L'observation des valeurs des paramètres statistiques présentées dans le tableau (II.4), nous permet de dire que l'utilisation de la méthode basée sur le paramètre T permet de

synthétiser des images MS à haute résolution spatiale avec une préservation de l'information spectrale. En effet, les grandes valeurs des paramètres de corrélation, de l'indice de qualité Q et de l'ERGAS sont obtenues lors de l'utilisation de la méthode utilisant le paramètre T . Les valeurs de la corrélation sont 97.976 %, 96.793 et 94.417% pour XS1, XS2 et XS3 respectivement. Les valeurs de l'indice de qualité Q sont 0.906, 0.847 et 0.806 pour XS1, XS2 et XS3 respectivement. Et la valeur du paramètre ERGAS qui indique la qualité spectrale pour l'ensemble des bandes spectrales est 6.256.

Pour les images issues de satellite SPOT avec un rapport de résolution égal à 2 et d'après l'évaluation qualitative et quantitative, nous pouvons dire que la méthode basée sur le paramètre T présente des résultats satisfaisants du point de vue introduction de l'information spatiale et préservation de l'information spectrale.

Dans le tableau (II.5), nous avons présenté les résultats de l'évaluation spatiale des images MS (ALSAT-2A) fusionnées. Nous rappelons que les valeurs obtenues sont calculées entre l'image panchromatique et l'image MS fusionnée.

La comparaison des résultats obtenus, nous permet de dire que l'utilisation de la méthode GIHS présente des résultats encourageants. Comme nous avons remarqué aussi que les résultats des méthodes de Brovey et de la transformée en IHS et le paramètre T sont proches de ceux de la GIHS.

Tableau II.5. Evaluation spatiale des méthodes basées sur la substitution de composante 'image ALSAT-2A'.

Méthodes	Images	CCs	Entropie
IHS	B	99.666 %	4.072
	V	99.761 %	4.307
	R	99.639 %	4.536
	PIR	/	/
GIHS	B	99.877 %	4.650
	V	99.894 %	4.782
	R	99.858 %	4.924
	PIR	99.812 %	5.020
Paramètre T	B	99.662 %	4.260
	V	99.233 %	4.568
	R	98.895 %	4.733
	PIR	98.714 %	4.815
Brovey	B	99.559 %	3.239
	V	99.758 %	3.393
	R	99.590 %	3.520
	PIR	99.470 %	3.650
INR	B	91.827 %	3.835
	V	90.042%	4.027
	R	88.158 %	4.089
	PIR	89.075 %	4.192
$\sigma - \mu$	B	95.723 %	4.586
	V	95.619 %	4.751
	R	96.041 %	4.847
	PIR	92.725 %	4.8966

Dans le tableau II.6, nous donnons l'évaluation spectrale des résultats de la fusion d'images par les méthodes de substitution de composantes. Ces dernières sont appliquées sur les images du satellite ALSAT-2A.

Tableau II.6. Evaluation spectrale des méthodes basées sur la substitution de composante 'image ALSAT-2A'.

Méthodes	Images	CC	Q	ERGAS
IHS	B	73.712 %	0.267	6.734
	V	90.746 %	0.479	
	R	93.670 %	0.556	
	PIR	/	/	
GIHS	B	79.687 %	0.274	3.389
	V	89.038 %	0.436	
	R	91.824 %	0.531	
	PIR	91.504 %	0.523	
Paramètre <i>T</i>	B	92.399 %	0.563	1.854
	V	95.659 %	0.436	
	R	95.990 %	0.785	
	PIR	96.178 %	0.784	
Brovey	B	80.539 %	0.160	19.407
	V	88.881 %	0.195	
	R	92.100 %	0.227	
	PIR	89.948 %	0.202	
INR	B	93.583 %	0.541	15.471
	V	94.504 %	0.558	
	R	93.461 %	0.565	
	PIR	92.283 %	0.539	
$\sigma - \mu$	B	76.830 %	0.382	3.396
	V	84.493 %	0.531	
	R	86.644 %	0.596	
	PIR	91.401 %	0.697	

Les résultats de l'évaluation des méthodes de substitution de composante sont illustrés dans le tableau (II.6). La comparaison des différentes valeurs obtenues nous permet de constater que les meilleures valeurs de la corrélation, de l'indice de qualité Q et de l'ERGAS sont obtenues avec la méthode basée sur l'utilisation de la transformée en IHS et le paramètre *T*. Donc, nous pouvons dire que cette méthode permet de synthétiser l'image multispectrale 'ALSAT-2A' à haute résolution spatiale tout en conservant l'information spectrale.

D'après l'estimation de l'information spectrale (Tableau II.5) et de l'évaluation de l'information spatiale (Tableau II.6), nous pouvons dire que la méthode de la transformée en IHS et le paramètre T est la plus adaptée pour la fusion des images panchromatique et multispectrale issues du satellite ALSAT-2A.

II. 8. Discussion

D'après l'évaluation et la comparaison des méthodes de la fusion d'images par les méthodes de substitution de composante, nous avons constaté que la transformée en IHS et GIHS présentent de meilleurs résultats du point de vue amélioration de l'information spatiale. Mais, l'inconvénient de ces méthodes est la distorsion de l'information spectrale. Ceci est dû à la substitution de la composante intensité par l'image panchromatique. Cette substitution induit à la suppression de quelques structures et caractéristiques existantes dans l'image multispectrale originale.

Les meilleurs résultats des méthodes SC sont obtenus avec l'algorithme de la transformée en IHS avec le paramètre de compromis T et la méthode des paramètres statistiques $\sigma - \mu$. En effet, la première permet de synthétiser des images multispectrales à haute résolution spatiale en utilisant un paramètre de compromis entre l'amélioration de la résolution spatiale avec la conservation de l'information spectrale.

II. 9. Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés à la présentation des méthodes de fusion d'images satellitaires basées sur le principe de substitution de composante. Ensuite, nous avons donné les images et les indices de qualité que nous avons exploitée dans notre travail. Puis, nous avons présenté et évalué les résultats de la fusion d'images. Dans le chapitre suivant, nous allons présenter les méthodes de la fusion d'images basées sur l'utilisation de l'analyse multirésolution.

III. 1. Introduction

De nombreuses méthodes de la fusion d'images ont été développées en utilisant, la transformée en ondelettes [Zhou 1998] [Ranc 2000], la transformée en curvelettes [Dong 2015], etc. Le principe de ces méthodes est d'extraire l'information spatiale de l'image panchromatique et qui sera par la suite injectée dans l'image multispectrale. L'objectif de ce chapitre est de présenter le principe de méthodes de la fusion d'images satellitaires que nous avons étudiées et développées. Ces méthodes basées sur l'analyse multirésolution en utilisant le filtre passe haut, la transformée en ondelettes et la transformée en curvelettes. Ensuite, nous allons appliquer ces méthodes sur deux jeux d'images à savoir les images issues des satellites SPOT et ALSAT 2A.

III. 2. Analyse multirésolution

Le concept de l'analyse multirésolution tel que l'a introduit Stéphane Mallat en 1989 [Mall 1989] est présenté selon la figure suivante :

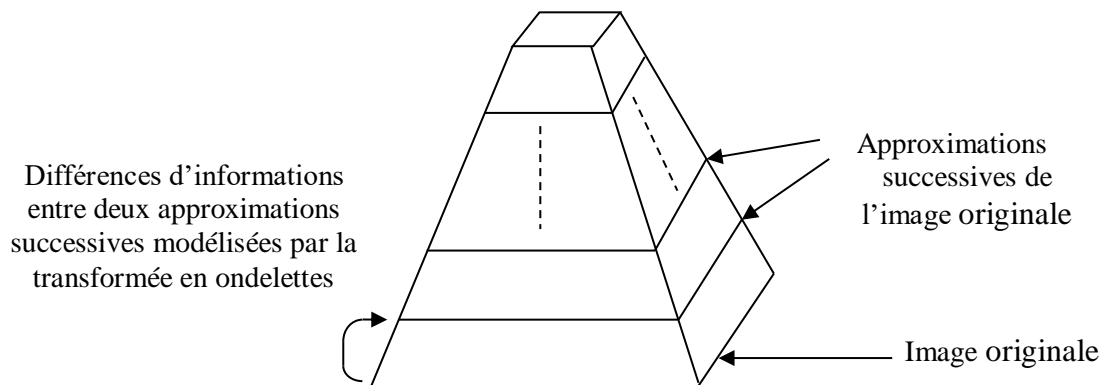


Figure III. 1. Représentation des approximations successives d'une image.

L'analyse multirésolution est un outil mathématique qui permet de décomposer une image à différentes résolutions spatiales. L'application de l'analyse multirésolution sur une image initiale A donne des versions de plus en plus de basse résolution appelées approximations de l'image originale. Ces dernières peuvent être représentées par une pyramide dont la base est l'image initiale et les différents niveaux de la pyramide sont les approximations de l'image initiale. La différence entre deux approximations successives de la pyramide donne une image

de détails (coefficients d'ondelettes). L'image originale peut être reconstruite à partir de la dernière image d'approximation et les images de détails des différents niveaux.

Les méthodes de la fusion d'images basées sur l'analyse multirésolution peuvent être exécutées par l'utilisation de la pyramide Laplacienne généralisée, la pyramide morphologique, la transformée en ondelettes, les curvelettes,...

La transformée en ondelettes est exploitée pour la fusion d'images satellitaires. Elle est appliquée par l'utilisation de :

- l'algorithme de Mallat décimé,
- l'algorithme de Mallat non décimé,
- l'algorithme 'à trous'.

III. 2. 1. Algorithme de Mallat

A. Algorithme de Mallat décimé

L'algorithme de Mallat décimé peut se résumer selon les étapes suivantes :

- Décomposition,
- Recomposition.

➤ Décomposition

A chaque niveau de décomposition deux opérations sont utilisées : le filtrage et le sous-échantillonnage. Ces opérations sont appliquées d'abord selon les lignes ensuite selon les colonnes [Paja 2004] [Amol 2007]. En fait, le filtrage est constitué de deux filtres unidimensionnels (filtre d'ondelette et filtre d'échelle).

Cette décomposition produit quatre images, à savoir une image d'approximation et trois images de détails ou coefficients d'ondelettes.

✓ L'image App est dite image d'approximation obtenue par l'application d'un filtre d'échelle (filtre passe bas) suivant les lignes ensuite selon les colonnes.

✓ Les images Dh, Dv et Dd contiennent respectivement les détails horizontaux (filtre passe bas selon les lignes et filtre passe haut selon les colonnes), les détails verticaux (filtre passe haut selon les lignes et filtre passe bas selon les colonnes), et les détails diagonaux (filtre passe haut selon les lignes ensuite selon les colonnes) [Mall 1989].

L'image d'approximation et les trois images de détails sont obtenues par les équations suivantes :

$$f_{k,l}^{j+1} = \sum_n \sum_m h(2k - n)h(2j - m) f_{n,m}^j \quad (\text{III.1})$$

$$Dh_{k,l}^{j+1} = \sum_n \sum_m h(2k - n)g(2j - m) f_{n,m}^j \quad (III.2)$$

$$Dv_{k,l}^{j+1} = \sum_n \sum_m g(2k - n)h(2j - m) f_{n,m}^j \quad (III.3)$$

$$Dd_{k,l}^{j+1} = \sum_n \sum_m g(2k - n)g(2j - m) f_{n,m}^j \quad (III.4)$$

Où :

$f_{n,m}^j$ est l'image originale ou l'approximation à la résolution j,

$f_{k,l}^{j+1}$ est l'image d'approximation à la résolution j+1,

$Dh_{k,l}^{j+1}$ est l'image de détails dans la direction horizontale,

$Dv_{k,l}^{j+1}$ est l'image de détails dans la direction verticale,

$Dd_{k,l}^{j+1}$ est l'image de détails dans la direction diagonale,

n et m sont les dimensions de l'image originale,

k et l sont les dimensions des images résultantes.

Le principe de la décomposition d'une image par l'algorithme de Mallat décimé se fait selon le schéma de la figure suivante :

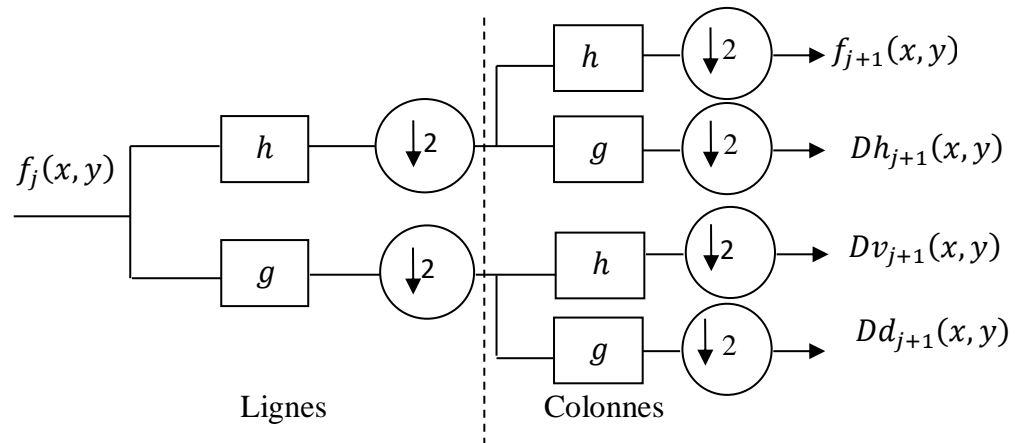


Figure III. 2. Algorithme de décomposition par la transformée en ondelettes 'Algorithme de Mallat'.

Le processus de recombinaison est résumé par le schéma de la figure suivante :

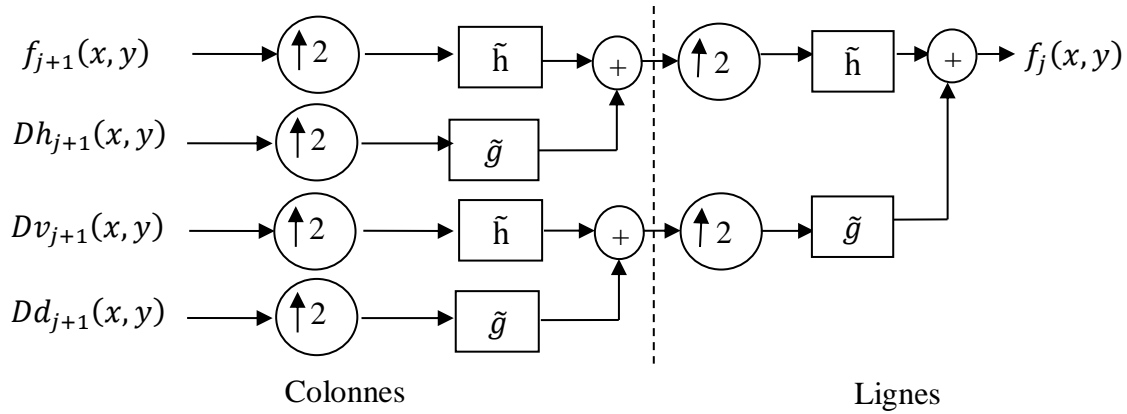


Figure III. 3. Algorithme de recombinaison par l'algorithme de Mallat décimé.

Où :




Indique l'insertion d'une ligne (colonne) de 0 entre chaque deux lignes (colonnes).

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

$$f_{k,l}^j = \sum_n \sum_m [\tilde{h}(k-2n)\tilde{h}(l-2n)f_{n,m}^{j+1} + \tilde{h}(k-2n)\tilde{g}(l-2n)Dh_{n,m}^{j+1} + \tilde{g}(k-2n)\tilde{h}(l-2n)Dv_{n,m}^{j+1}] + \tilde{g}(k-2n)\tilde{g}(l-2n)Dd_{n,m}^{j+1} \quad (III.5)$$

Cet algorithme a pour propriétés d'être orthogonal, dyadique, non symétrique, décimé et non redondant.

Pour l'implémentation de l'algorithme de Mallat, nous avons utilisé les bases d'ondelettes de Haar et de Daubechies.

 Base de Haar

La base de Haar est parmi les premières bases d'ondelettes orthogonales. Pour la décomposition, les filtres passe-bas (l) et passe-haut (g) sont donnés par :

$$l = 1/\sqrt{2} [1 \quad 1], \quad g = 1/\sqrt{2} [-1 \quad 1] \quad (III.6)$$

Pour la recombinaison, les filtres de synthèse sont :

$$\tilde{l} = 1/\sqrt{2} [1 \quad 1], \quad \tilde{g} = 1/\sqrt{2} [1 \quad -1] \quad (III.7)$$

 Base de Daubechies

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

Les filtres associés à la décomposition sont :

$$l = [-0.129409522551, 0.224143868042, 0.836516303738, 0.482962913145, 0]$$

$$g = [0, -0.482962913145, 0.836516303738, 0.224143868042, -0.129409522551]$$

Les filtres associés à la reconstitution sont :

$$\tilde{l} = [0, 0.482962913145, 0.836516303738, 0.224143868042, -0.129409522551]$$

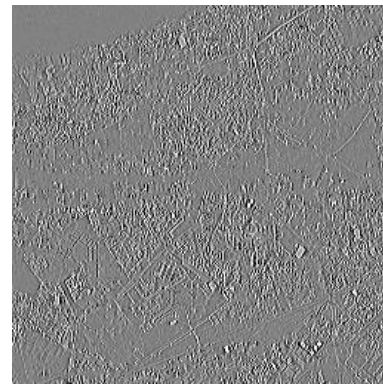
$$\tilde{g} = [-0.129409522551, -0.224143868042, 0.836516303738, -0.482962913145, 0]$$

Exemple d'application d'algorithme de Mallat

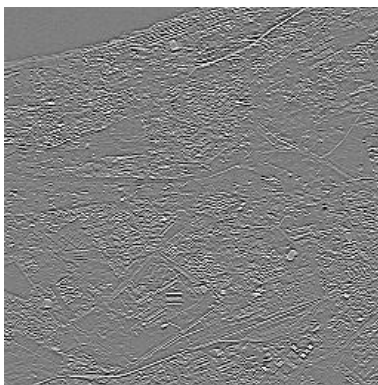
Sur la figure suivante, nous proposons de présenter les résultats obtenus de l'application de l'algorithme de Mallat sur l'image panchromatique issue du satellite SPOT. Ces résultats sont obtenus avec un niveau de décomposition. Ils sont donnés par une image d'approximation et trois images dans les directions verticale, horizontale et diagonale.



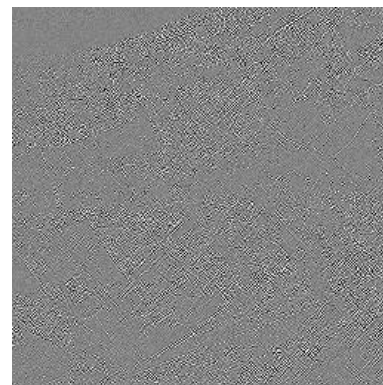
a. image d'approximation



b. image de détails verticaux



c. image de détails horizontaux



d. image de détails diagonaux

Figure III. 4. Résultat de décomposition d'une image panchromatique par l'algorithme de Mallat.

Dans ce cas, la taille des images résultantes est égale à la taille de l'image originale.

B. Algorithme de Mallat non décimé

L'algorithme de Mallat non décimé prend en considération l'invariance en translation. Ceci est dû à la suppression de l'étape de sous-échantillonnage de l'algorithme décimé. L'opération de sous-échantillonnage est remplacée par une insertion des zéros entre les coefficients des filtres [Amol 2007].

Le principe de décomposition est le même que celui de l'algorithme décimé avec la suppression de l'étape de sous-échantillonnage. Dans ce cas, les quatre images obtenues de la décomposition ont la même taille que l'image originale. Cependant, la résolution spatiale est égale à la moitié de celle de l'image originale.

Le processus de recombinaison est appliqué sur la dernière image d'approximation et les images de détails de chaque niveau.

III. 2. 2. Algorithme 'à trous'

La décomposition par cet algorithme permet d'avoir à chaque niveau de décomposition seulement deux images [Gonz 2005] :

- ✓ Une image d'approximation appelée frame d'échelle,
- ✓ Une image de détails dite plane d'ondelettes.

L'image de détails est calculée par une simple différence entre une image originale et l'image d'approximation et elle contient tous les détails séparés lors de la décomposition.

Pour l'implémentation pratique de l'algorithme 'à trous', un filtre de deux dimensions est utilisé comme une fonction d'échelle. Dans la plupart des applications, la fonction d'échelle utilisée a un profile spline cubique B3.

La fonction d'échelle bicubique spline peut être un filtre (H_A) de taille 3×3 ou 5×5 .

- Dans le cas où H_A est de taille 3×3 , le filtre est donné par :

$$H_A = \begin{bmatrix} \frac{1}{16} & \frac{1}{8} & \frac{1}{16} \\ \frac{1}{8} & \frac{1}{4} & \frac{1}{8} \\ \frac{1}{16} & \frac{1}{8} & \frac{1}{16} \end{bmatrix} \quad (\text{III.8})$$

- Dans le cas où H_A est de taille 5×5 , le filtre est donné par :

$$H_A = \frac{1}{256} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{III.9})$$

Dans ce cas, l'image de détails (coefficients d'ondelettes) est calculée par l'équation suivante :

$$D_{j+1}(x, y) = f_j(x, y) - f_{j+1}(x, y) \quad (\text{III.10})$$

Avec :

$D_{j+1}(x, y)$ est l'image de détails à un niveau $j+1$,

$f_j(x, y)$ est l'image originale ou l'image d'approximation à un niveau j ,

$f_{j+1}(x, y)$ est l'image d'approximation à un niveau $j+1$.

A chaque niveau de décomposition, on obtient une image d'approximation et une image de détails dans toutes les directions. Cette dernière est calculée par la différence entre deux approximations successives. Cet algorithme permet de donner un ensemble d'images d'approximation ayant la même taille que l'image originale (algorithme non décimé).

L'image originale peut être reconstruite par l'application de la transformée en ondelettes (algorithme à trous) inverse donnée par l'équation suivante :

$$f_j(x, y) = f_{j+n}(x, y) + \sum_{k=1}^n D_{j+k}(x, y) \quad (\text{III.11})$$

Avec :

$f_j(x, y)$ est l'image reconstruite à un niveau j (généralement c'est l'image originale),

$f_{j+n}(x, y)$ est la dernière image d'approximation à un niveau $j+n$ (n est le nombre de niveau de décomposition),

$D_{j+k}(x, y)$ est l'image de détails de niveau k ($k=1, \dots, n$).

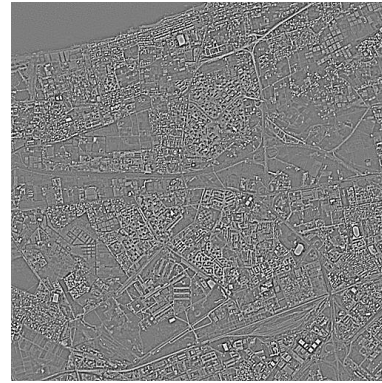
Cet algorithme a pour caractéristiques d'être non orthogonal, invariant en translation, dyadique, symétrique, non décimé et redondant.

Exemple d'application d'algorithme 'à trous'

Sur la figure suivant, nous donnons un exemple d'application d'algorithme 'à trous' appliqué sur l'image issue du satellite SPOT.



a. Image d'approximation



b. Image de détail

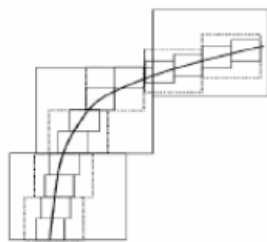
Figure III. 5. Images d'approximation et de détails à un niveau de décomposition

L'utilisation de l'algorithme 'à trous' permet d'avoir à chaque niveau de décomposition une image d'approximation et une image de détails dont la taille égale à celle de l'image originale.

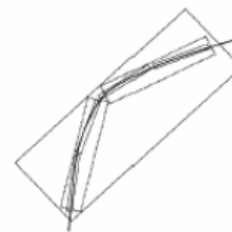
III. 2. 3. Transformée en curvelettes

III. 2. 3. 1. Définition de la transformée en curvelettes

La transformée en curvelettes a été proposée par Candes et Donoho [Cand 1999] [Dono 1999]. La transformée en curvelettes constituent une autre famille de frames d'ondelettes géométriques plus efficaces que les transformées traditionnelles, et qui sont conçus pour représenter d'une façon simple les courbes.



a. Représentation par les ondelettes



b. Représentation par les curvelettes

Figure III. 6. Comparaison de l'approximation non-linéaire des ondelettes et des curvelettes.

Cet outil mathématique est une transformée multiéchelles et multidirectionnelles et il est caractérisé par des paramètres de position, d'échelle et de direction.

Comparées aux ondelettes, les curvelettes peuvent représenter une courbe lisse avec moins de coefficients pour la même précision (figure III.6 (b)). Les ondelettes prendraient beaucoup de coefficients pour représenter le contour (figure III. 6 (a)) [Kaze 2007].

III. 2. 3. 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 [Star 2002].

Pour cela, nous utilisons les trois étapes suivantes [Dono 1998].

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

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

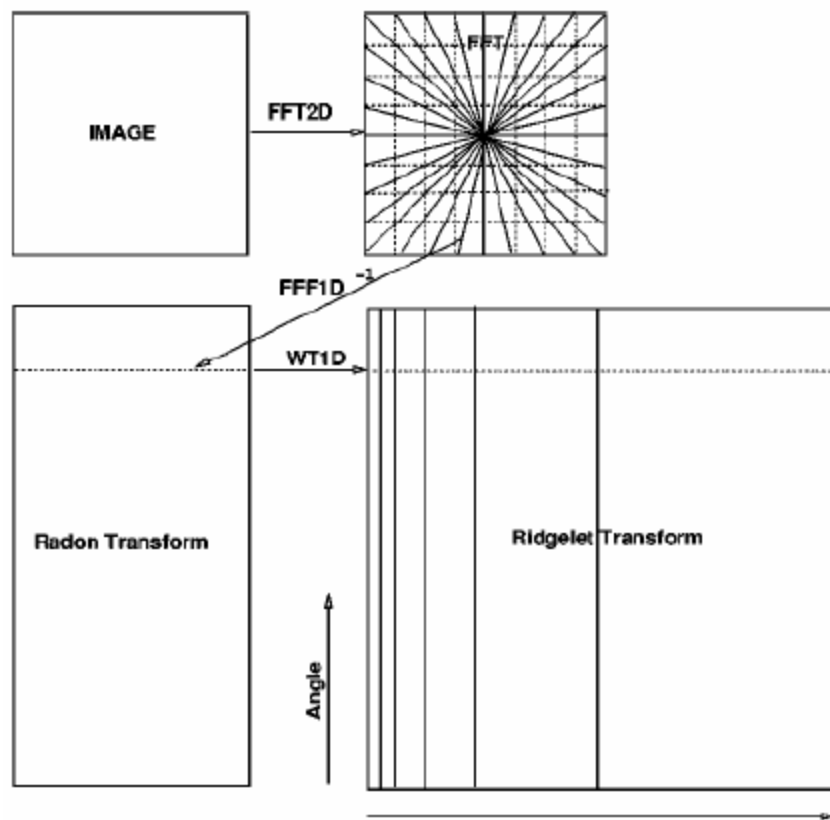


Figure III. 7. Schéma de principe de la transformée en ridgelettes.

III. 2. 3. 3. Transformée en curvelettes discrètes

L'idée des curvelettes est de représenter une courbe comme une superposition des fonctions de longueurs diverse [Gu 2006]. La décomposition en curvelettes est obtenue par les étapes suivantes :

- Décomposition en sous-bandes :

$$f \mapsto (P_0f, \Delta_1f, \Delta_2f, \dots) \tag{III.12}$$

- Partitionnement : Chaque sous-bande est subdivisée par fenêtrage lissé en carrés à une échelle appropriée :

$$\Delta_s f \mapsto (w_Q \Delta_s f)_{Q \in Q_s} \quad (\text{III.13})$$

- Chaque carré résultant est normalisé à l'échelle unité :

$$g_Q = (T_Q)^{-1}(w_Q \Delta_s f), Q \in Q_s \quad (\text{III.14})$$

- Chaque carré est analysé via la transformée en ridgelettes.

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

Cependant, Candé et Donoho [Cand 1999] 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 la transformée en ridgelettes pour chaque sous-bande.

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

$$Ima(x, y) = C_J(x, y) + \sum_{j=1}^J W_j(x, y) \quad (\text{III.15})$$

Où :

C_J est la version grossière ou lissé de l'image originale Ima ,

W_j représentent les détails de l' Ima à l'échelle 2^{-j} . L'algorithme fournit $J+1$ images de taille $n \times n$.

III. 2. 3. 4. Algorithme de la transformée en curvelettes

Pour améliorer les résultats numérique et visuel de la transformée en curvelettes, Starck et al [Star 2002] ont proposé l'algorithme de la transformée en curvelettes suivant :

- 1) Appliquer l'algorithme 'à trous' avec J échelles,
- 2) Initialiser $TB_1 = TB_{min}$; ou TB est la taille des blocs,
- 3) Pour $j= 1 : J$ faire
 - a) Partition de la sous bande W_j avec des blocs de taille TB_j et appliquer la transformée en ridgelets à chaque bloc,
 - b) Si j modulo 2 = 1 alors $TB_{j+1} = 2TB_j$,
 - c) Sinon $TB_{j+1} = TB_j$

Remarques

- La taille du bloc est doublée à chaque sous-bande dyadique,
- La version grossière C_j n'est pas traitée,
- L'implémentation de la transformée en curvelettes est redondante.

Le processus de la transformée en curvelettes est représenté par le schéma synoptique de la figure suivante [Star 2003].

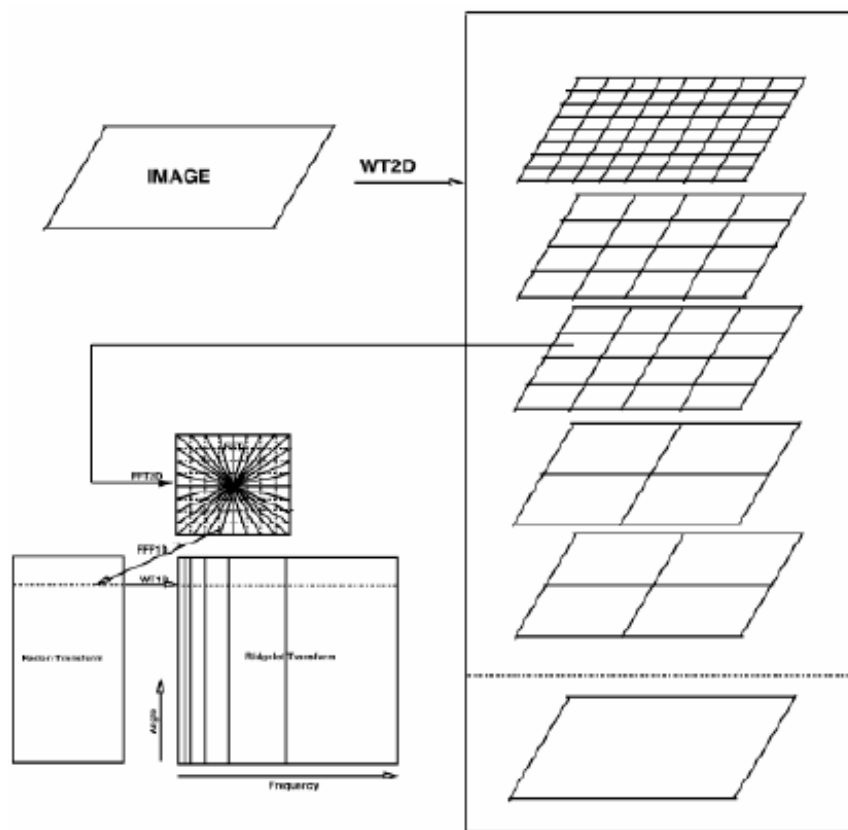


Figure III. 8. Concept de la transformée en curvelettes.

Dans notre travail, nous avons exploité la transformée en curvelettes pour améliorer la résolution spatiale des images satellitaires.

III. 3. Méthodes de fusion d'images basées sur l'analyse multirésolution

Dans cette partie, nous donnons le principe de quelques méthodes de fusion d'images basées sur l'AMR que nous avons étudiées et implémentées. La figure suivante représente l'organigramme des techniques de la fusion d'images basées sur l'analyse multirésolution.

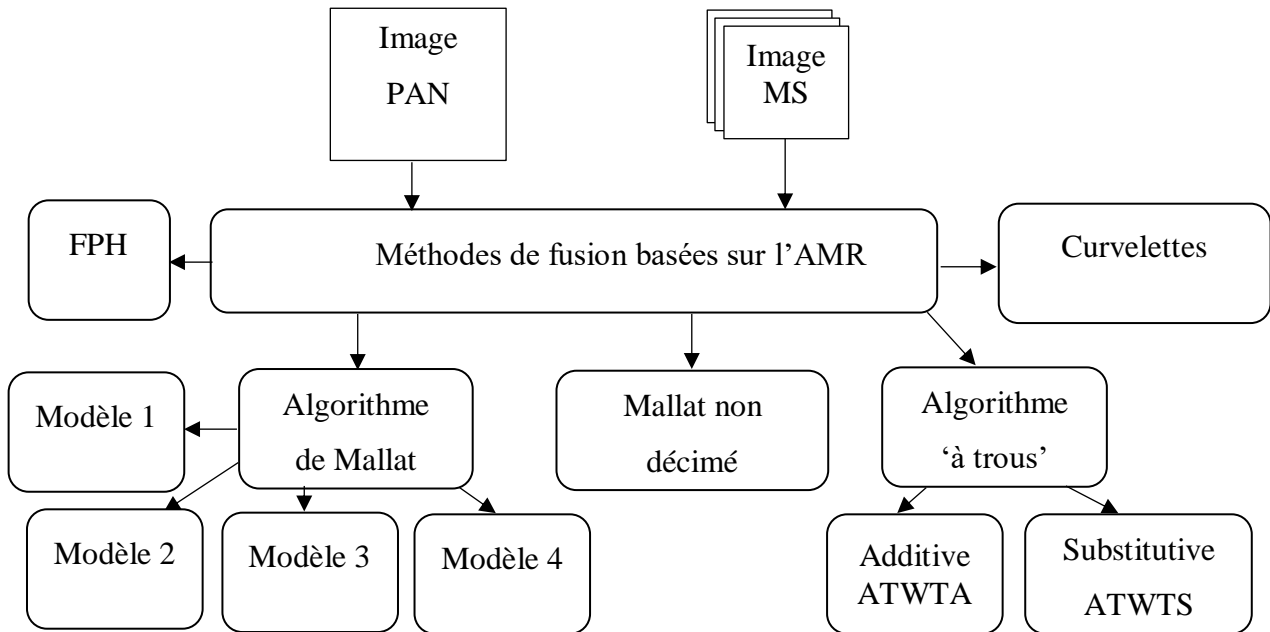


Figure III. 9. Schéma des méthodes de la fusion d'images basées sur l'AMR.

Elles sont énumérées comme suit :

- ✚ Méthode basée sur le filtre passe haut,
- ✚ Méthodes basées sur l'algorithme de Mallat décimé avec quatre modèles de la fusion,
- ✚ Méthode de fusion par l'algorithme de Mallat non décimé,
- ✚ Méthodes de fusion par l'algorithme 'à trous' avec deux modèles :
 - ATWTA : A Trous wavelet transform (additive model),
 - ATWTS : A Trous wavelet transform (substitutive model).
- ✚ Méthode de la fusion d'images par les curvelettes,

III.3. 1. Méthode de filtre passe haut

La méthode de la fusion d'images panchromatique et multi-spectrale par un filtre passe haut a été introduite par Chavez et al. [Chav 1991]. Le filtre passe haut est appliqué sur l'image panchromatique pour extraire les hautes fréquences. Ces dernières sont injectées dans l'image multi-spectrale par une simple addition.

Le filtre passe haut de taille 3×3 est donné par :
$$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

Un autre outil mathématique est utilisé dans la fusion d'images satellitaire qui est la transformée en ondelettes.

III. 3. 2. Méthode de la fusion d'images par l'algorithme de Mallat décimé

Dans le cadre de notre travail, nous avons exploité l'algorithme de Mallat décimé (AMD) pour synthétiser des images MS à haute résolution spatiale.

Le principe de cette méthode, consiste donc à :

- Décomposer l'image panchromatique en utilisant l'algorithme de Mallat pour avoir une image d'approximation et trois images de détails (coefficient d'ondelettes). Le nombre d'itérations est lié au rapport de résolution entre les images panchromatique et multi-spectrale.
- Décomposer chaque image multispectrale par l'exploitation de l'AMD.
- Appliquer les règles de la fusion d'images et qui sont données ci-dessous.
- Appliquer le principe de recombinaison par l'algorithme de Mallat décimé.

Le concept de la fusion d'images par cette méthode est représenté par la figure suivante:

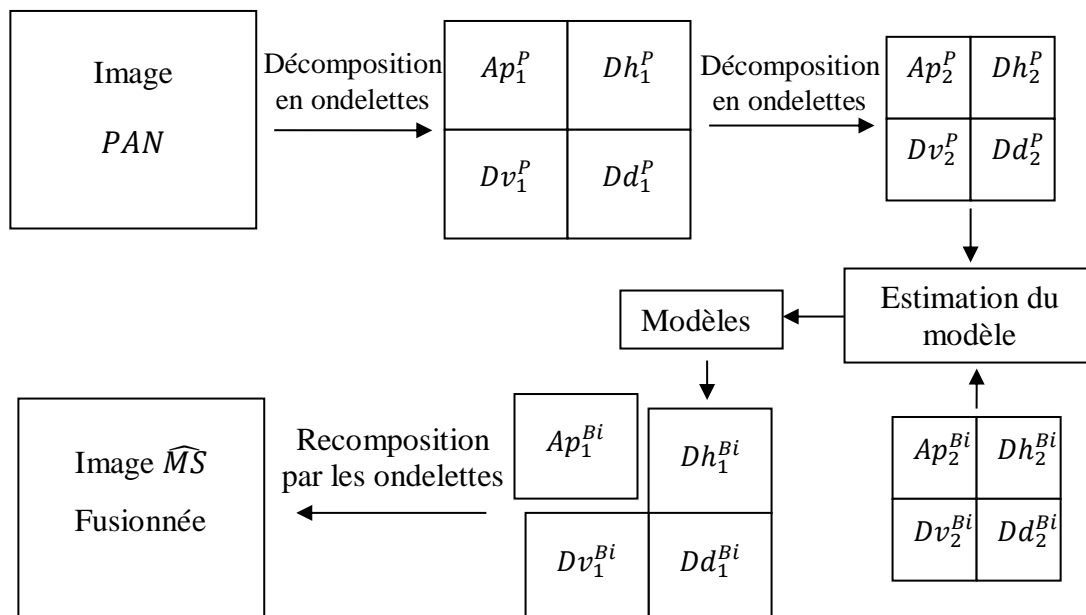


Figure III.10. Schéma de la fusion d'images par l'algorithme de Mallat décimé avec des modèles.

Les modèles de la fusion d'images que nous avons utilisé sont données détails ci-dessous.

❖ Modèles utilisés

Pour l'élaboration des coefficients d'ondelettes nécessaires à la synthèse de l'image MS à haute résolution, on utilise quatre modèles qui prennent en compte les caractéristiques des

images des détails issues de processus de décomposition. Quatre modèles sont proposés et décrits ci-dessous [Shan 2006].

➤ **Modèle 1**

Ce modèle est le plus simple, car il remplace les coefficients d'ondelettes ou les détails des images à basse résolution par ceux de la panchromatique. Ceci se traduit par l'expression mathématique suivante :

$$D_f^Z = D_p^Z \quad (\text{III.16})$$

Avec :

$$Z = H, V \text{ ou } D$$

D_f^Z et D_p^Z sont respectivement les coefficients d'ondelettes des images fusionnées et panchromatique. H, V et D désignent respectivement des directions horizontale, verticale et diagonale.

➤ **Modèle 2**

Ce modèle calcule la moyenne des coefficients horizontaux, verticaux et diagonaux obtenus à partir des images panchromatique et multispectrale. Les coefficients d'ondelettes fusionnées sont combinés selon l'expression suivante:

$$D_f^Z = (D_p^Z + D_{B_i}^Z)/2 \quad (\text{III.17})$$

Où :

$D_{B_i}^Z$ représentent les coefficients d'ondelettes ou les détails des bandes multispectrales (B_i).

➤ **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 la formule suivante :

$$D_f^Z = a_Z D_p^Z + b_Z \quad (\text{III.18})$$

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

$$a_Z = \sqrt{\frac{\text{var}(D_{B_i}^Z)}{\text{var}(D_p^Z)}} \quad \text{et} \quad b_Z = \text{moy}(D_{B_i}^Z) - a_Z * \text{moy}(D_p^Z)$$

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, il prend la plus grande valeur de coefficients d'ondelettes des images à fusionner. Ces coefficients sont calculés comme suit :

$$D_f^Z = \max \left(\text{Abs}(D_p^Z), \text{Abs}(D_{B_i}^Z) \right) \quad (\text{III.19})$$

L'analyse multirésolution représente une approche largement utilisée pour fusionner des images multispectrale et panchromatique.

III. 3. 3. Méthode de fusion par l'algorithme de Mallat non décimé

L'algorithme de Mallat non décimé prend en considération l'invariance en translation. Ceci est dû à la suppression de l'étape de sous-échantillonnage de l'algorithme décimé. L'opération de sous-échantillonnage est remplacée par une insertion des zéros entre les coefficients des filtres [Amol 2007].

Le principe de décomposition est le même que celui de l'algorithme décimé avec la suppression de l'étape de sous-échantillonnage. Cependant, les quatre images obtenues de la décomposition ont la même taille que l'image originale avec une résolution spatiale réduite de la moitié.

Le processus de recombinaison est appliqué sur la dernière image d'approximation et les images de détails de chaque niveau.

III. 3. 4. Méthodes de la fusion d'images par l'algorithme 'à trous'

La fusion d'images par l'algorithme 'à trous' a été proposée par Nunez et al. [Nunez 1999]. Elle est réalisée par l'application du principe de décomposition et de recombinaison. Dans ce cas, les étapes de sous-échantillonnage et de sur-échantillonnage sont éliminées.

Dans notre cas, nous allons exploiter cette méthode pour fusionner les images panchromatique et multispectrale issues des satellites SPOT et ALSAT-2A. La fusion d'images est exécutée de deux manières à savoir la méthode de substitution et la méthode additive.

 **Méthode de substitution**

La fusion d'images par la méthode 'à trous' substitutive (ATWTS) est résumée par les étapes suivantes :

- Interpoler l'image multispectrale à la taille de l'image panchromatique, afin d'avoir des images superposables,
- Spécifier l'histogramme de l'image panchromatique et la composante intensité des bandes multispectrales,
- Décomposer les images panchromatique et multispectrale par l'algorithme 'à trous',
- Remplacer les détails de l'image multispectrale par les images hautes fréquences de l'image panchromatique,
- Appliquer la transformée en ondelettes 'à trous' inverse.

L'application de ces étapes sur les images panchromatique et multispectrale permet de synthétiser une image multispectrale de haute résolution spatiale.

Méthode additive

Une autre possibilité de synthétiser une image MS de haute résolution spatiale par l'algorithme 'à trous' est d'ajouter les détails de l'image haute résolution à l'image multispectrale originale. Les étapes de la fusion d'images par la méthode 'à trous' additive (ATWTA) sont données comme suit :

- Spécification de l'histogramme de l'image panchromatique par rapport à celui de l'image multispectrale.
- Décomposition de l'image panchromatique de haute résolution spatiale pour avoir, des images de détails. Le nombre de niveau de décomposition est donné selon le besoin.
- Ajout des détails de l'image panchromatique à chaque bande de l'image multispectrale.

Ces étapes permettent de synthétiser une image multisepctrale à haute résolution spatiale. En effet, ces dernières peuvent aussi être obtenues par l'utilisation des curvelettes. La fusion d'images par la transformée en curvelettes est présentée dans la partie suivante.

III.3.5. Méthode de la fusion d'images par les curvelettes

L'usage de la transformée en curvelettes dans la fusion d'images a été proposées par Nencini et al. [Nenc 2007] et Dong et al. [Dong 2015]. Nous employons la transformée en curvelettes pour fusionner les images panchromatique et multispectrale. Le processus de la fusion d'images par cette méthode consiste à exécuter les étapes suivantes :

- Correction et superposition des images panchromatique et multispectrale,

- Rééchantillonnage de l'image multispectrale à la taille de l'image panchromatique de haute résolution spatiale,
- Décomposition de l'image panchromatique par l'algorithme 'à trous'. Cette opération permet d'avoir une image C_j qui est une version grossière ou lisse de l'image originale et W_j qui représente les détails de l'image panchromatique à l'échelle 2^{-j} .
- Application de la transformée en ridgelettes à chaque bloc sur l'image ou les images de détails obtenues par l'application de l'algorithme 'à trous'.
- Modification des coefficients des curvelettes (ou coefficients des ridgelettes) par l'application d'un seuillage adéquat,
- Application de la transformée en curvelettes inverse sur les images de détails et l'image multispectrale,
- Application de la transformée en ondelettes inverse (algorithme 'à trous') sur les nouvelles images de détails et l'image multispectrale rééchantillonnée.

Les différentes étapes de la fusion d'images par la transformée en curvelettes sont représentées par le schéma suivant :

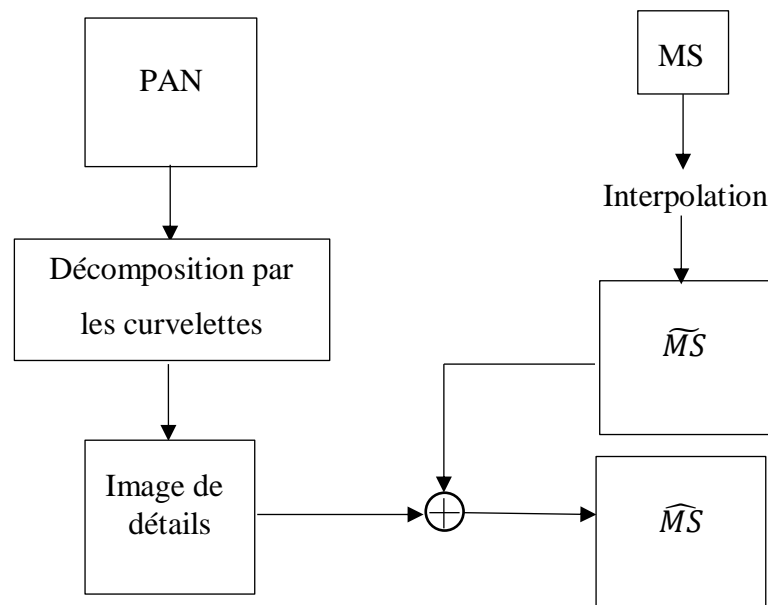


Figure III.11. Schéma de fusion d'images par la transformée en curvelettes.

L'avantage principale de la transformée en curvelettes est sa capacité de représenter une courbe comme un ensemble de fonctions superposées de différentes longueurs et largeurs. Comme la transformée en ondelettes, la transformée en curvelettes est basée sur l'analyse multirésolution avec deux facteurs qui permettent une représentation espace / échelle ou temps

/ fréquence. A la différence de la transformée en ondelettes, la transformée en curvelettes a des paramètres directionnelle, et la pyramide de curvelettes a des éléments (facteurs) de haut degré de spécificité directionnelle. De plus la transformée en curvelettes est basée sur une fonction d'échelle anisotropique spéciale qui est complètement différente de la fonction d'échelle isotropique des ondelettes. Les éléments respectent une fonction d'échelle spéciale, dans laquelle la relation entre la longueur de support de l'encadrement et la largeur de support est donnée par $largeur = longueur^2$. Par conséquent, la transformée en curvelettes représente mieux les bords (contours) comparativement avec la transformée en ondelettes.

La taille de la fenêtre de localisation est doublée en passant d'un niveau à l'autre. Dans l'application pratique, la transformée en curvelettes consiste à appliquer des blocs de la transformée en ridgelettes sur les plans de détails de la transformée en ondelettes (à trous). Les étapes de cet algorithme sont données comme suit :

- Appliquer l'algorithme 'à trous' à J échelles. Cette transformée décompose une image f en une version grossière (approximation) C_J , et des détails $\{D_j\}_{j=1,\dots,J}$, à l'échelle 2^{-j} .

$$f(m, n) = C_J(m, n) + \sum_{j=1}^J d_j(m, n) \quad (\text{III.20})$$

- Sélectionner une dimension minimum pour une fenêtre, Q_{min} , appliquer au premier échelle d_1 ;
- Pour une échelle donné j, faire une partition de détails d_j en différents blocs ayant une taille de Q_j :

$$Q_j = \begin{cases} 2^{1/2} Q_{min} & \text{si } j \text{ est paire} \\ 2^{\frac{j-1}{2}} Q_{min} & \text{si } j \text{ est impaire} \end{cases} \quad (\text{III.21})$$

- Appliquer la transformée en ridgelettes pour chaque bloc.

Pour l'amélioration de la résolution spatiale de chaque bande spectrale, les niveaux S1 et S2 (cas d'un rapport de résolution RR=4) de la décomposition de l'image PAN par la transformée en curvelettes sont exploités. Les bandes multispectrales sont interpolées par un facteur de p pour avoir l'échelle de l'image panchromatique (même taille que l'image panchromatique). Cette image constitue la composante basse fréquence à laquelle les détails de l'image panchromatique sont injectés. Les coefficients des deux niveaux de la transformée en curvelettes sont lissés pour réduire le bruit. Pour cela, des coefficients de pondérations (IBSM : Interband structures model) sont utilisés et la transformée en ridgelettes inverse permet d'avoir deux images de détails (textures et bords spatiaux ayant une moyenne égale à zéro). Ces deux images représentent les plans d'ondelettes des images MS rééchantillonnées et qui seront injectés par la transformée en ondelettes (à trous) inverse.

III. 3. 6. Avantages et inconvénients des méthodes basées sur l'AMR

Dans ce qui suit, nous récapitulons les avantages et les inconvénients des méthodes de la fusion d'images basées sur l'utilisation de l'analyse multirésolution.

- Préservation de l'information spectrale : Généralement la qualité spectrale des images est mieux préservée lors de l'utilisation des méthodes basées sur l'analyse multirésolution [Gonz 2005] [Thom 2008].
- Bon compromis entre l'introduction de l'information spatiale et conservation de l'information spectrale : D'après les travaux dans [Aiaz 2002] [Gonz 2005] [Thom 2008], les méthodes de la fusion d'images basées sur l'analyse multirésolution sont capables de synthétiser des images multispectrales avec un bon compromis entre l'introduction de l'information spatiale et la conservation de l'information spectrale.
- Limitation des directions des détails : Dans plusieurs articles de la fusion d'images [Gonz 2004] les auteurs soulèvent le problème de l'algorithme de Mallat qui est limité en termes de directions des détails. En effet, cet algorithme favorise les détails dans les directions horizontale, verticale et diagonale.
- Introduction d'artéfacts : Les méthodes basées sur les ondelettes ont été largement utilisées pour la fusion d'images satellitaires vu leurs capacité de préserver l'information spectrale. Cependant, due au processus de sous-échantillonnage ou de décimation, généralement des artéfacts apparaissent dans les structures spatiales. Pour cette raison, il est recommandé d'utiliser la transformée en ondelettes non décimée, particulièrement l'algorithme 'à trous'.
- Espace mémoire et temps d'exécution : L'utilisation de l'algorithme de Mallat permet d'avoir à chaque niveau de décomposition une image d'approximation et trois images de détails. Ces résultats nécessitent beaucoup d'espace mémoire pour stocker ces données. De plus, le temps de l'exécution de l'algorithme de ces méthodes est élevé par rapport aux méthodes basées sur la substitution de composante telle que la transformée en IHS et la transformée de Brovey.

III. 4. Influence du nombre de niveaux de décomposition

En 2006, Pradhan et al [Prad 2006] ont proposé d'estimer l'influence du nombre de niveaux de décomposition sur les résultats de la fusion d'images. Le processus de

décomposition est réalisé par la transformée en ondelettes 'algorithme de Mallat'. Il est appliqué sur l'image panchromatique et la composante intensité de l'image multispectrale.

Le schéma (figure III. 12) ci-dessous décrit les étapes de la fusion d'images panchromatique et multispectrale.

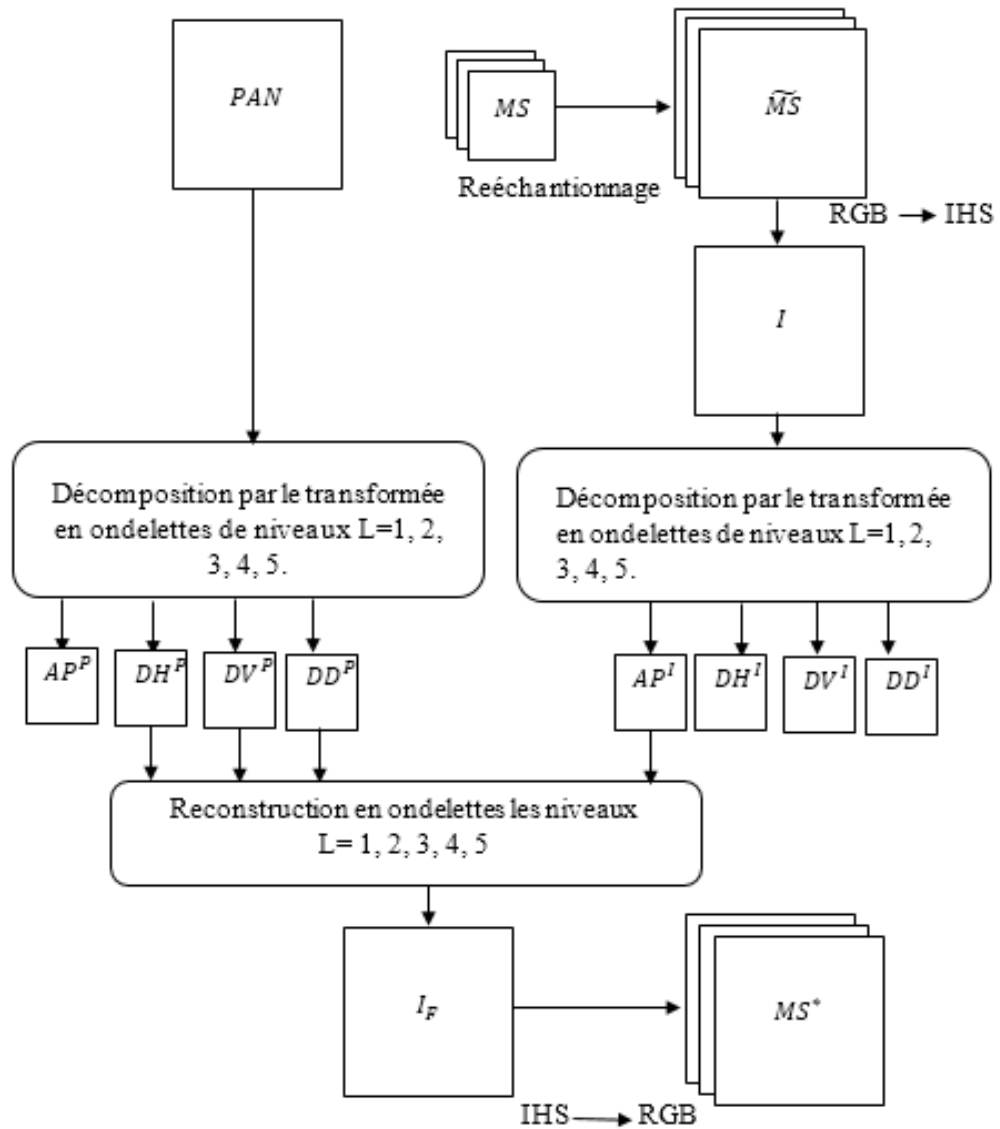


Figure III. 12. Schéma synoptique de la fusion d'images de l'influence de nombre de décomposition.

Où :

$$I = \max(MS_1, MS_2, MS_3)$$

MS_i sont les images multispectrale originales,

PAN est l'image panchromatique,

DH , DV et DD sont les détails dans les directions horizontales, verticales et diagonales respectivement,

Ap^I est l'approximation de la composante intensité,

Ap^P est l'approximation de l'image panchromatique,

$RVB \rightarrow IHS$ est la transformée en IHS,

$IHS \rightarrow RVB$ est la transformée en IHS inverse.

Les étapes de cette méthode sont données comme suit :

- ✓ Reéchantillonnage des images MS à la même taille que l'image PAN,
- ✓ Application de la transformée en IHS sur l'image multispectrale.
- ✓ Application de la transformée en ondelettes dans plusieurs niveaux (L niveaux) de décompositions L sur les deux images 'PAN' et 'I'. A chaque niveau de décomposition, cette opération nous permet d'obtenir une image d'approximation et trois images de détails (Détails DH horizontaux, détails verticaux DV , et détails diagonaux DD) pour les deux images PAN et I.
- ✓ Application de processus de recombinaison sur la dernière approximation de l'image d'intensité et les images de détails de chaque niveau de l'image panchromatique. Cette procédure permet d'avoir une nouvelle image intensité fusionnée (I_F).
- ✓ Application de la transformée en IHS inverse sur la nouvelle image intensité I_F , H et S. Cette transformation permet d'avoir une image multispectrale à haute résolution spatiale.

III. 5. Evaluation des résultats des méthodes basées sur l'AMR

III. 5. 1. Evaluation qualitative des résultats des méthodes basées sur l'AMR

Sur les figures IV. 13 et IV. 14, nous présentons les résultats des méthodes de la fusion d'images basées sur l'analyse multirésolution.

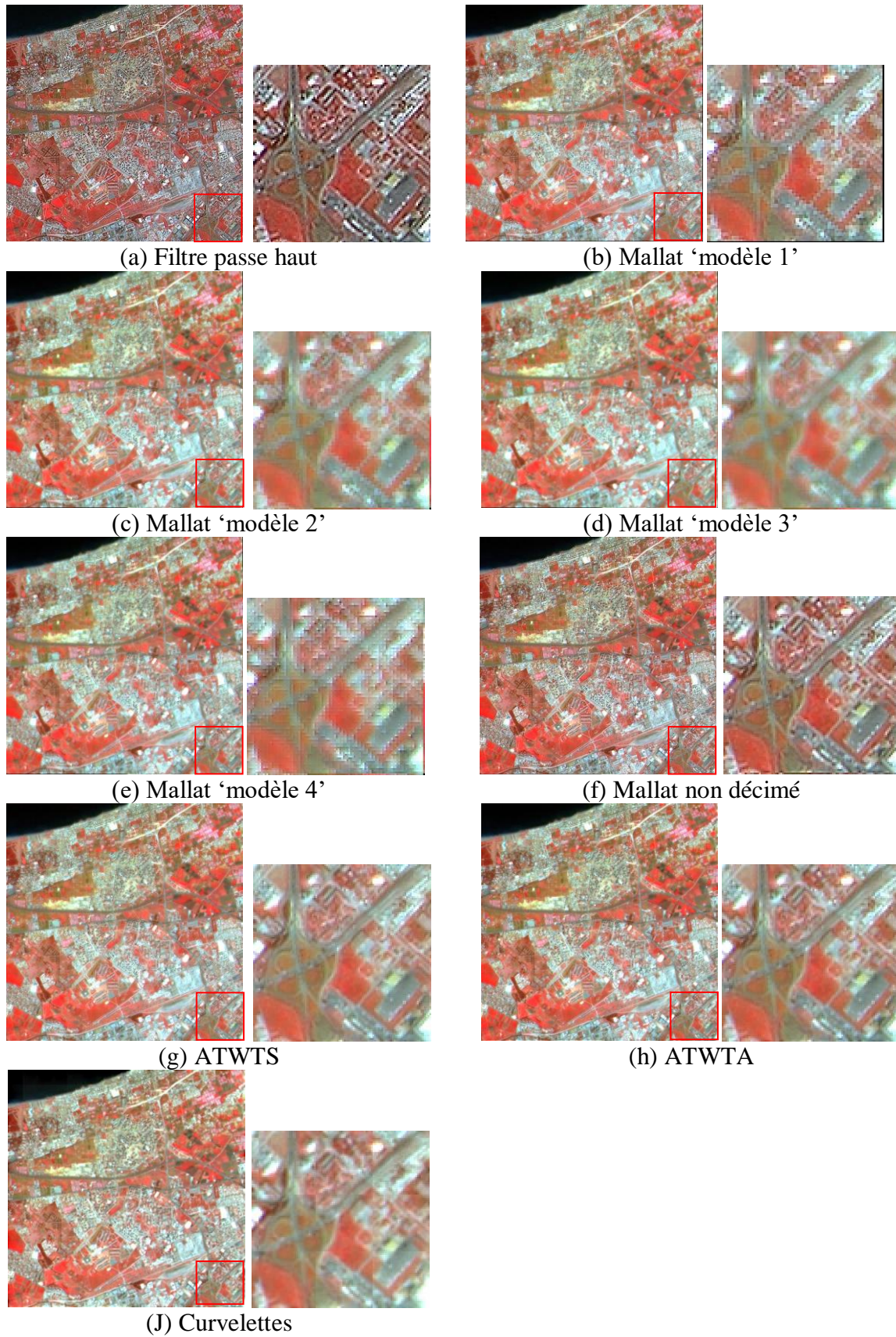


Figure III.13. Evaluation qualitative des résultats des méthodes basées sur l'analyse multirésolution (SPOT).

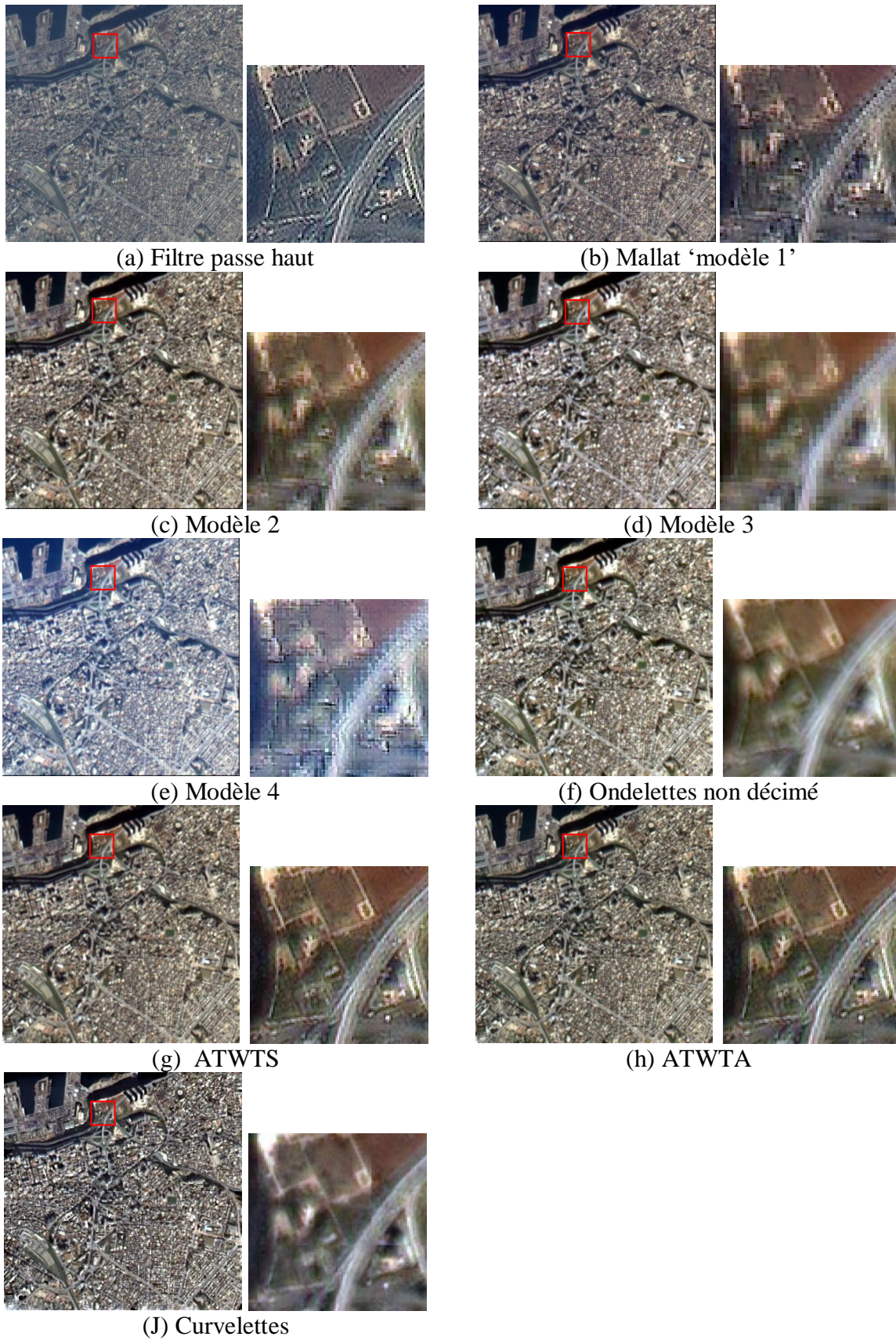


Figure III.14. Evaluation qualitative des résultats des méthodes basées sur l'analyse multirésolution (ALSAT-2A).

La composition colorée des images SPOT synthétisées par l'utilisation des méthodes basées sur l'AMR nous permet de constater que l'information spatiale est améliorée par rapport aux images multispectrales originales. Cependant, nous remarquons que l'information spectrale n'est pas préservée dans les résultats de la méthode de filtre passe haut. Comme nous avons remarqué aussi que l'utilisation des ondelettes de Mallat introduit des artefacts dans les images fusionnées. Cependant, l'information spectrale est mieux conservée par rapport aux résultats de la méthode FPH. Nous observons aussi que les méthodes basées sur l'utilisation de l'algorithme 'à trous' et la transformée en curvelettes permettent de synthétiser des images MS à 10 m avec une préservation de l'information spectrale tout en améliorant la résolution spatiale.

La comparaison des images de la figure III. 14 (images ALSAT-2A) nous permet de constater que les méthodes de FPH, des ondelettes avec ses différents modèles, des ondelettes de Mallat non décimé, de l'algorithme 'à trous' et de la transformée en curvelettes permettent d'améliorer la résolution spatiale des images multispectrales. Nous avons remarqué aussi que l'utilisation de l'algorithme 'à trous' et la transformée en curvelettes permettent de synthétiser des images MS à 2.5 m avec une meilleure préservation de l'information spectrale par rapport aux autres méthodes.

D'après les résultats des images SPOT ($RR = 2$) et ALSAT-2A ($RR=4$), nous pouvons dire que l'algorithme 'à trous' et les curvelettes améliorent la résolution spatiale des images MS avec une conservation de l'information spectrale.

L'analyse visuelle des résultats de la fusion d'images des méthodes basées sur l'analyse multirésolution nous permet de constater que l'utilisation du filtre passe haut permet de synthétiser des images MS (ALSAT-2A) à haute résolution spatiale. Cependant l'inconvénient de cette méthode est la distorsion de l'information spectrale. Par contre, nous constatons que l'utilisation des méthodes basées sur l'algorithme de Mallat permettent de synthétisées des images MS à la résolution de l'image PAN avec une préservation de l'information spectrale. Mais l'information spatiale n'est pas bien introduite avec l'utilisation des différents algorithmes de Mallat. Ceci est apparu dans la discontinuité des lignes et les structures des objets et parfois la présence des artefacts. Nous avons remarqué aussi que l'utilisation de la transformée en curvelettes permet d'améliorer la résolution spatiales des images MS avec une conservation de l'information spectrale, cependant, un effet du bloc est apparu. Par contre, les résultats de l'algorithme 'à trous' sont encourageants du point de vue introduction de l'information spatiale et préservation de l'information spectrale.

III. 5. 2. Evaluation quantitative des résultats des méthodes basées sur l'AMR

Dans le tableau suivant (Tableau III.1), nous présentons les valeurs obtenues de l'évaluation spatiale des images fusionnées par les méthodes basées sur l'analyse multirésolution.

Tableau III. 1. Evaluation spatiale des méthodes basées sur l'AMR 'image SPOT'.

Méthodes	Images	CCs	Entropie
FPH	XS1	91.271 %	4.672
	XS2	90.138 %	4.577
	XS3	89.353 %	4.636
MDM1	XS1	5.054 %	4.362
	XS2	9.385 %	4.180
	XS3	8.056 %	4.200
MDM2	XS1	1.000%	4.321
	XS2	9.514%	4.107
	XS3	7.839 %	4.109
MDM3	XS1	2.093 %	4.308
	XS2	6.056 %	4.081
	XS3	5.026 %	4.083
MDM4	XS1	0.036 %	4.331
	XS2	4.702 %	4.130
	XS3	4.383 %	4.141
MND	XS1	9.276%	4.436
	XS2	14.400 %	4.271
	XS3	15.199 %	4.279
ATWTS	XS1	96.502 %	4.342
	XS2	94.652 %	4.137
	XS3	91.126 %	4.127
ATWTA	XS1	91.914 %	4.369
	XS2	92.264 %	4.175
	XS3	87.324 %	4.148
Cur	XS1	68.121 %	4.778
	XS2	66.536 %	4.271
	XS3	60.895%	4.187

L'évaluation spatiale des résultats des méthodes basées sur l'AMR en fusionnant les images issues du satellite SPOT est donnée dans le tableau (III. 1). L'analyse des valeurs des paramètres de la corrélation spatiale et de l'entropie nous permettent de dire que la méthode FPH et les méthodes basées sur l'algorithme 'à trous' permet d'améliorer la résolution spatiale des images multispectrales du satellite SPOT. Nous remarquons aussi que les grandes valeurs de la corrélation spatiales sont obtenues avec la méthode ATWTS (CCs= 96.502 % pour XS1, CCs=91.126 % pour XS2 et CCs = 91.126 % pour XS3). Alors que les grandes valeurs de l'entropie sont estimées lors de l'utilisation de la méthode FPH (Entropie = 4.672 pour XS1, Entropie = 4.577 pour XS2 et Entropie = 4.636 pour XS3).

L'évaluation spectrale des résultats des méthodes basées l'AMR en fusionnant les images issues de SPOT est donnée dans le tableau (III. 2).

Pour les images SPOT (Tableau III. 2), l'observation des valeurs de la corrélation, de l'indice de qualité Q et de l'ERGAS nous permet de constater que les algorithmes basés sur l'utilisation des ondelettes 'à trous' donnent des résultats satisfaisants du point de vue conservation de l'information spectrale. En effet, l'utilisation de la méthode ATWTS permet d'avoir les grandes valeurs de la corrélation (Corrélation =98.170 % pour XS1 et Corrélation = 97.073 % pour XS2) et de l'indice de qualité Q (Q = 0.953 pour XS1 et Q = 0.912 pour XS2). Cependant pour la méthode ATWTA, les grandes valeurs de la corrélation (Corrélation = 98.023 %) et de l'indice Q (Q = 0.907) sont obtenues pour la bande XS3. Nous avons remarqué aussi les valeurs de l'ERGAS obtenues pour les deux méthodes sont très proches (ERGAS = 2.015 pour ATWTA et ERGAS = 2.016 pour ATWTS).

Tableau III. 2. Evaluation spectrale des méthodes basées sur l'AMR 'image SPOT'.

Méthodes	Images	CC	Q	ERGAS
FPH	XS1	77.121 %	0.569	7.155
	XS2	69.662 %	0.437	
	XS3	75.981 %	0.450	
MDM1	XS1	87.079 %	0.816	5.582
	XS2	88.716 %	0.782	
	XS3	90.460 %	0.741	
MDM2	XS1	93.765 %	0.871	4.583
	XS2	94.993 %	0.881	
	XS3	95.633 %	0.854	
MDM3	XS1	94.780	0.894	4.198
	XS2	96.308%	0.918	
	XS3	96.863 %	0.887	
MDM4	XS1	92.580 %	0.846	4.672
	XS2	93.062 %	0.833	
	XS3	94.285 %	0.804	
MND	XS1	89.857 %	0.796	4.775
	XS2	88.141 %	0.735	
	XS3	91.462 %	0.721	
ATWTS	XS1	98.170 %	0.953	2.016
	XS2	97.073 %	0.912	
	XS3	98.016 %	0.903	
ATWTA	XS1	97.906 %	0.948	2.015
	XS2	96.865 %	0.910	
	XS3	98.023 %	0.907	
Cur	XS1	97.425 %	0.936	3.191
	XS2	96.205 %	0.896	
	XS3	97.086 %	0.889	

Sur le tableau III. 2, nous donnons les résultats de l'évaluation spatiale des méthodes basées sur l'analyse multirésolution appliquées sur les images ALSAT-2A.

Tableau III. 3. Evaluation spatiale des méthodes basées sur l'AMR 'image ALSAT-2A'.

Méthodes	Images	CCs	Entropie
FPH	B	89.395 %	4.959
	V	89.421 %	5.056
	R	89.488 %	5.101
	PIR	89.439 %	5.199
MDM1	B	7.676 %	4.602
	V	7.720 %	4.755
	R	7.845 %	4.845
	PIR	7.719 %	4.945
MDM2	B	7.472 %	4.246
	V	7.433 %	4.525
	R	7.469 %	4.665
	PIR	7.361 %	4.773
MDM3	B	4.898 %	4.017
	V	5.327 %	4.407
	R	5.700 %	4.574
	PIR	5.364 %	4.693
MDM4	B	4.530 %	4.412
	V	4.579 %	4.627
	R	4.658 %	4.740
	PIR	4.568 %	4.842
MSD	B	18.447 %	0.012
	V	18.406 %	0.502
	R	18.367 %	1.034
	PIR	18.352 %	0.706
ATWTS	B	95.918 %	4.273
	V	95.961 %	4.547
	R	96.125 %	4.687
	PIR	95.967 %	4.799
ATWTA	B	95.680 %	4.289
	V	95.487 %	4.568
	R	95.528 %	4.711
	PIR	95.320 %	4.822
Cur	B	62.660 %	4.534
	V	61.956 %	4.780
	R	61.722 %	4.914
	PIR	61.510 %	4.981

Pour les images SPOT, nous pouvons dire que les méthodes basées sur l'AMR permettent de synthétiser des images MS à haute résolution spatiale. D'après l'évaluation spatiale et spectrale des images synthétisées, nous pouvons dire que les méthodes basées sur l'utilisation de l'algorithme 'à trous' donnent des résultats encourageants pour la fusion d'images satellitaires (SPOT).

La comparaison des valeurs obtenues (Tableau III. 3) de l'évaluation spatiale des résultats de la fusion d'images (ALSAT-2A) des méthodes basées sur L'AMR nous permet de dire que l'utilisation du filtre passe haut et les algorithmes 'à trous' donnent de meilleurs résultats par rapport aux autres méthodes du point de vue introduction de l'information spatiale. D'après le tableau (IV.9), les meilleures valeurs de coefficient de la corrélation spatiale sont obtenues lors de l'utilisation de l'algorithme 'à trous' (CCs = 95.918 % pour la bande B, CCs = 95.961 % pour la bande V, CCs = 96.125 % pour la bande R et CCs = 95.967 % pour la bande PIR). Cependant, les meilleures valeurs de l'entropie sont obtenues pour la méthode de FPH (entropie = 4.959 pour la bande B, entropie = 5.056 pour la bande V, entropie = 5.101 pour la bande R et entropie = 5.199 pour la bande PIR).

Sur le tableau suivant (Tableau III. 4), nous donnons les résultats de l'évaluation spectrale des méthodes basées sur l'analyse multirésolution appliquées sur les images issues du satellite Algérien ALSAT-2A.

Tableau III. 4. Evaluation spectrale des méthodes basées sur l'AMR 'image ALSAT-2A'.

Méthodes	Images	CC	Q	ERGAS
FPH	B	82.031 %	0.169	2.942
	V	88.335 %	0.280	
	R	89.871 %	0.343	
	PIR	91.597 %	0.357	
MDM1	B	56.139 %	0.295	5.355
	V	60.326 %	0.397	
	R	61.360 %	0.428	
	PIR	66.778 %	0.434	
MDM2	B	55.980 %	0.482	5.267
	V	59.414 %	0.552	
	R	61.256 %	0.564	
	PIR	66.415 %	0.565	
MDM3	B	55.339 %	0.644	5.112
	V	59.958 %	0.639	
	R	62.611 %	0.633	
	PIR	67.511%	0.625	
MDM4	B	52.638 %	0.368	5.449
	V	57.014 %	0.368	
	R	59.238 %	0.486	
	PIR	64.959 %	0.489	
MND	B	51.259 %	0.007	385.427
	V	53.499 %	0.008	
	R	55.038 %	0.008	
	PIR	62.226 %	0.008	
ATWTS	B	91.698 %	0.578	2.221
	V	92.977 %	0.725	
	R	93.257 %	0.778	
	PIR	94.280 %	0.782	
ATWTA	B	92.197 %	0.589	2.148
	V	93.446 %	0.734	
	R	93.686 %	0.785	
	PIR	94.670 %	0.791	
Cur	B	90.499 %	0.584	2.852
	V	93.909 %	0.726	
	R	94.126 %	0.784	
	PIR	94.385 %	0.782	

La comparaison des valeurs des paramètres statistiques (Tableau III. 4) nous permet de constater que l'utilisation de l'algorithme 'à trous' permet de synthétiser des images multispectrales à haute résolution spatiale. En fait, les meilleures valeurs de corrélation entre l'image multispectrale originale et l'image fusionnée sont obtenues avec l'utilisation de la méthode ATWTA (CC= 92.197 % pour la bande B, CC = 93.446 % pour la bande verte, CC = 93.686 % pour la bande rouge et CC = 94.670 % pour la bande PIR). De manière générale, les meilleures valeurs de l'indice Q sont obtenues avec l'utilisation de l'ATWTS (Q = 0.725 pour la bande Verte, Q=0.778 pour la bande R et Q=0.782 pour la bande PIR).

III. 5. Discussion

D'après, l'évaluation et la comparaison des résultats des méthodes basées sur l'analyse multirésolution nous avons remarqué que l'information spatiale des images synthétisées avec les algorithmes de Mallat n'est pas bien améliorée avec une introduction des artéfacts au niveau des structures et des caractéristiques des images. Ceci est dû au type des filtres utilisés et qui favorisent les détails dans les directions horizontale, verticale et diagonale. Cependant, les meilleurs résultats sont obtenus avec les méthodes basées sur l'algorithme 'à trous' parce que le filtre utilisé est isotrope.

III. 6. Evaluation des résultats de l'influence de nombre de niveau de décomposition

III. 6. 1. Evaluation qualitative des résultats

Dans la figure suivante, nous présentons les compositions colorées des images multispectrales fusionnées (10 m) du satellite SPOT avec différents niveaux de décomposition. Les images sont synthétisées par les ondelettes (algorithme de Mallat) appliqué à plusieurs niveaux de décomposition (N=1, 2, 3, 4 et 5).

La composition colorée des images multispectrales fusionnées nous permet de constater que la résolution spatiale des images synthétisées est améliorée. Cependant, la distorsion de l'information spectrale augmente avec le nombre de niveau de décomposition.

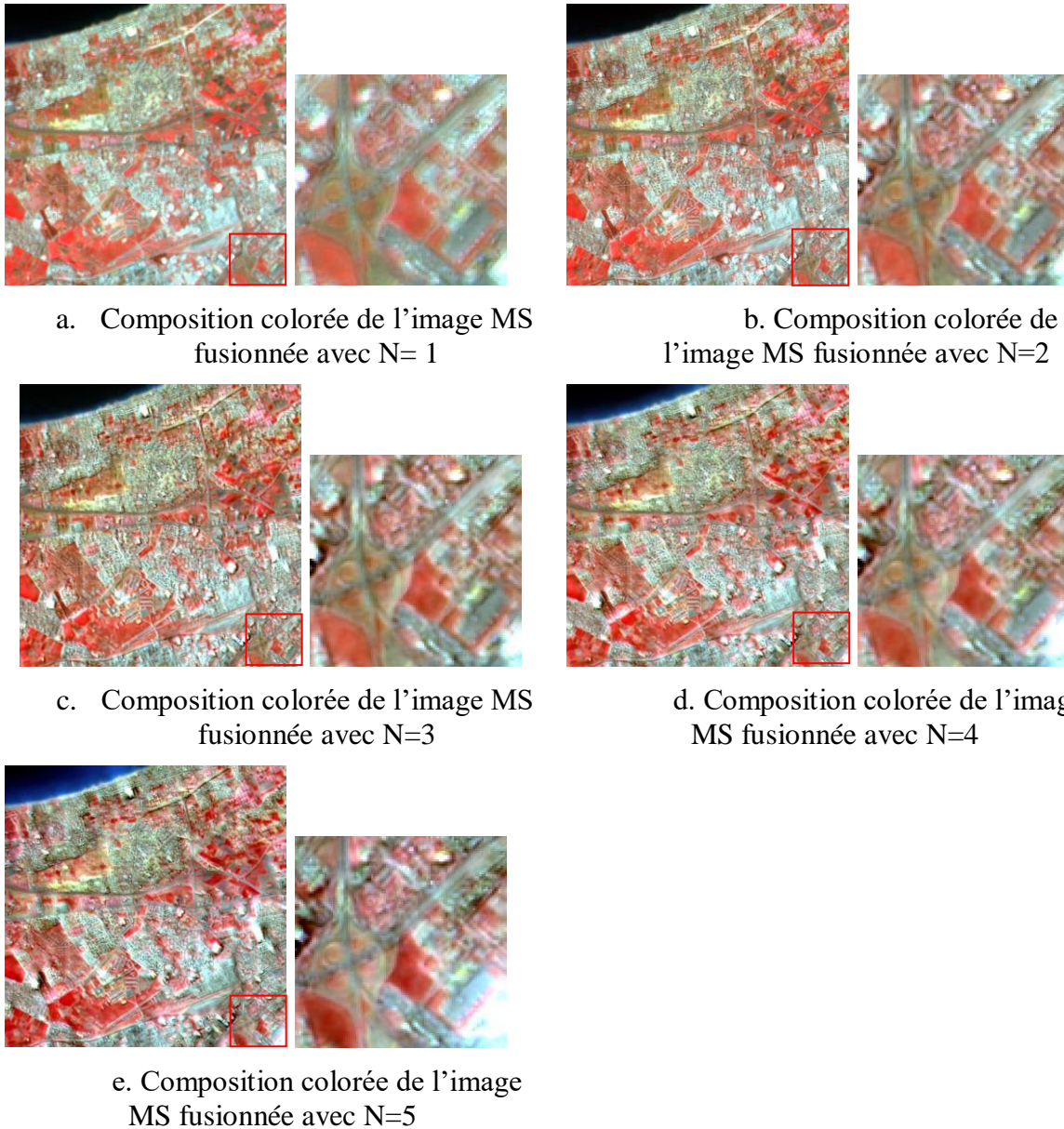


Figure III. 15. Composition colorée des images multispectrales fusionnées à 10 m.

III. 6. 2. Evaluation quantitative des résultats

Dans le tableau (Tableau III. 5) suivant, nous présentons les valeurs de coefficient de corrélation spatiale (CC_s) et de l'entropie obtenues de l'évaluation de l'information spatiale en fonction de nombre de niveau de décomposition.

L'observation des valeurs présentées dans le tableau III. 5, nous permet de dire que l'information spatiale des images MS est améliorée et le meilleur résultat est obtenu pour le nombre de niveau de décomposition égal à 3.

Tableau III. 5. Evaluation de l'information spatiale des images multispectrales synthétisées avec différent niveaux de décomposition.

Méthodes	Images	CCs	Entropie
N=1	XS1	11.595 %	4.316
	XS2	11.103%	4.086
	XS3	10.797 %	4.087
N=2	XS1	27.083 %	4.393
	XS2	21.082%	4.157
	XS3	16.580%	4.180
N=3	XS1	27.320 %	4.457
	XS2	21.200 %	4.127
	XS3	17.362 %	4.258
N=4	XS1	26.966 %	4.434
	XS2	21.023%	4.187
	XS3	16.803%	4.293
N=5	XS1	26.948%	4.418
	XS2	21.049%	4.174
	XS3	16.801%	4.357

Dans le Tables III. 6 suivant, nous donnons les valeurs des paramètres statistiques obtenues de l'évaluation de l'information spectrale. Les valeurs de coefficient de corrélation, de l'indice Q et de l'ERGAS sont calculées entre l'image multispectrale originale et les images multispectrales synthétisées avec différent niveaux (N=1, 2, 3, 4 et 5) de décomposition.

Nous remarquons dans le tableau III. 6 que l'évaluation quantitative des résultats est en accord avec l'évaluation qualitative. Les valeurs des indices de qualité calculés entre l'image multispectrale originale et les images fusionnées montrent que l'information spectrale est conservée pour le nombre de niveau de décomposition N=1. En effet, les meilleures valeurs de CC sont 98.314 %, 98.897 % et 98.902 % pour XS1, XS2 et XS3 respectivement. Les meilleures valeurs de l'indice Q sont 0.956, 0.966 et 0.947 pour XS1, XS2 et XS3 respectivement. La meilleure valeur de l'ERGAS est 1.952. Nous pouvons constater aussi que la distorsion de l'information spectrale augmente avec le nombre de niveau de décomposition.

Tableau III. 6. Evaluation de l'information spectrale des images multispectrales synthétisées avec différent niveaux de décomposition.

Méthodes	Images	CC	Q	ERGAS
N=1	XS1	98.314%	0.956	1.952
	XS2	98.897%	0.966	
	XS3	98.902%	0.947	
N=2	XS1	90.435%	0.793	4.548
	XS2	93.790%	0.836	
	XS3	93.413%	0.746	
N=3	XS1	78.401%	0.618	7.106
	XS2	86.014%	0.699	
	XS3	84.220%	0.525	
N=4	XS1	65.955%	0.483	8.498
	XS2	78.083%	0.584	
	XS3	76.824%	0.391	
N=5	XS1	53.387%	0.431	9.584
	XS2	71.035%	0.541	
	XS3	84.220%	0.353	

D'après les valeurs des paramètres statistiques donnés dans les tableaux IV. 5 et IV. 6, nous pouvons dire que la fusion d'images SPOT par l'algorithme de Mallat avec un niveau de décomposition donne des résultats satisfaisants.

III. 7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les méthodes de la fusion d'images panchromatique et multispectrale qui permettent d'améliorer la résolution spatiale de cette dernière. Ces méthodes basées sur l'analyse multirésolution en exploitant le filtre passe haut, l'algorithme de Mallat avec quatre modèles (Modèle 1, Modèle 2, Modèle 3 et Modèle 4), l'algorithme de Mallat non décimé, l'algorithme 'à trous' additive, l'algorithme 'à trous'

Chapitre III. Méthodes de fusion d'images basées sur l'analyse multirésolution

substitutive et la transformée en curvelettes. Nous avons aussi donné les avantages et les inconvénients de ces méthodes. Nous avons aussi étudié l'influence de nombre de niveaux de décomposition sur la fusion d'images, dans le cas de la transformée en ondelettes. Les résultats de ces méthodes ont été présentés et évalués de manières qualitative et quantitative.

IV. 1. Introduction

Dans ce chapitre, nous nous intéresserons à la présentation des méthodes hybrides de la fusion d'images panchromatique et multispectrale. Ces méthodes sont basées sur l'utilisation de la transformée en IHS et les ondelettes. L'objectif de cette combinaison est d'améliorer les résultats de la transformée en IHS. En effet, l'avantage de cette transformation est l'amélioration de la résolution spatiale.

Pour la mise en œuvre de ces méthodes étudiées et développées, nous avons utilisé deux jeux d'images représentant la région d'Alger. Le premier jeu d'images est issu du satellite SPOT alors que le second est acquis par satellite Algérien ALSAT-2A.

IV. 2. Méthodes hybrides

Afin d'améliorer les résultats de la fusion d'images satellitaires basée sur la substitution de composante, nous proposons de présenter des méthodes exploitant la combinaison d'outils mathématiques appelées aussi méthodes hybrides. Sur la figure suivante, nous représentons les méthodes hybrides que nous avons étudiées et implémentées pour combiner les images panchromatique et multispectrale.

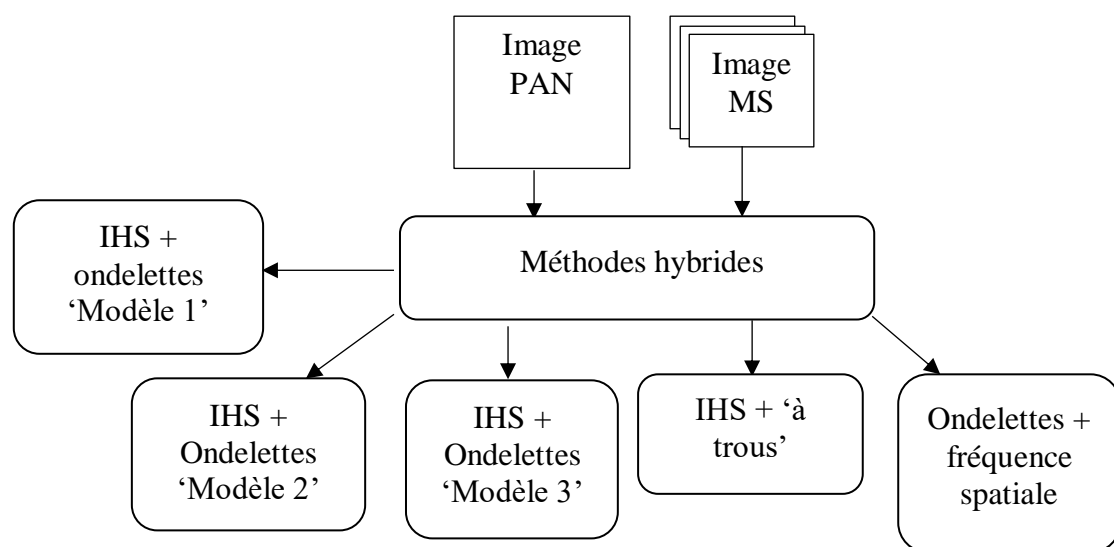


Figure IV. 1. Schéma des méthodes hybrides.

Le principe de la fusion d'images panchromatique et multispectrale par ces méthodes est détaillé dans ce que suit.

IV. 2. 1. Fusion par la combinaison des ondelettes et l'IHS 'Modèle 1'

Afin d'améliorer les résultats de la fusion d'images, nous exploitons une méthode basée sur les ondelettes (Mallat) et la transformée en IHS 'modèle 1' (Mallat-IHS-M1). Le principe de cette méthode consiste à utiliser la transformée en ondelettes pour l'extraction des détails de l'image panchromatique et la transformée en IHS pour injecter ces détails dans l'image multispectrale [Gonz 2004]. Dans ce cas, la transformée en ondelettes est utilisée avec deux algorithmes, à savoir l'algorithme de Mallat décimé ou non décimé.

La procédure générale de la fusion d'images panchromatique et multispectrale et avec un rapport de résolution égal à 2 est donné comme suit :

- Rééchantillonnage de l'image multispectrale (MS) à la taille de l'image panchromatique,
- Application de la transformée en IHS sur l'image MS pour avoir l'image intensité,
- Spécification de l'histogramme de l'image panchromatique par rapport à celui de l'image intensité I pour avoir une nouvelle image panchromatique (PAN_I),
- Application de la décomposition en ondelettes décimée ou non décimée sur la composante intensité et l'image panchromatique (PAN_I).
- Introduction des détails de l'image panchromatique dans la composante intensité par l'application de processus de la recomposition par les ondelettes,
- Introduction des détails de l'image panchromatique dans l'image multispectrale par l'application de la transformée en IHS inverse.

Les différentes étapes de fusion d'images par cette méthode sont illustrées par la figure suivante :

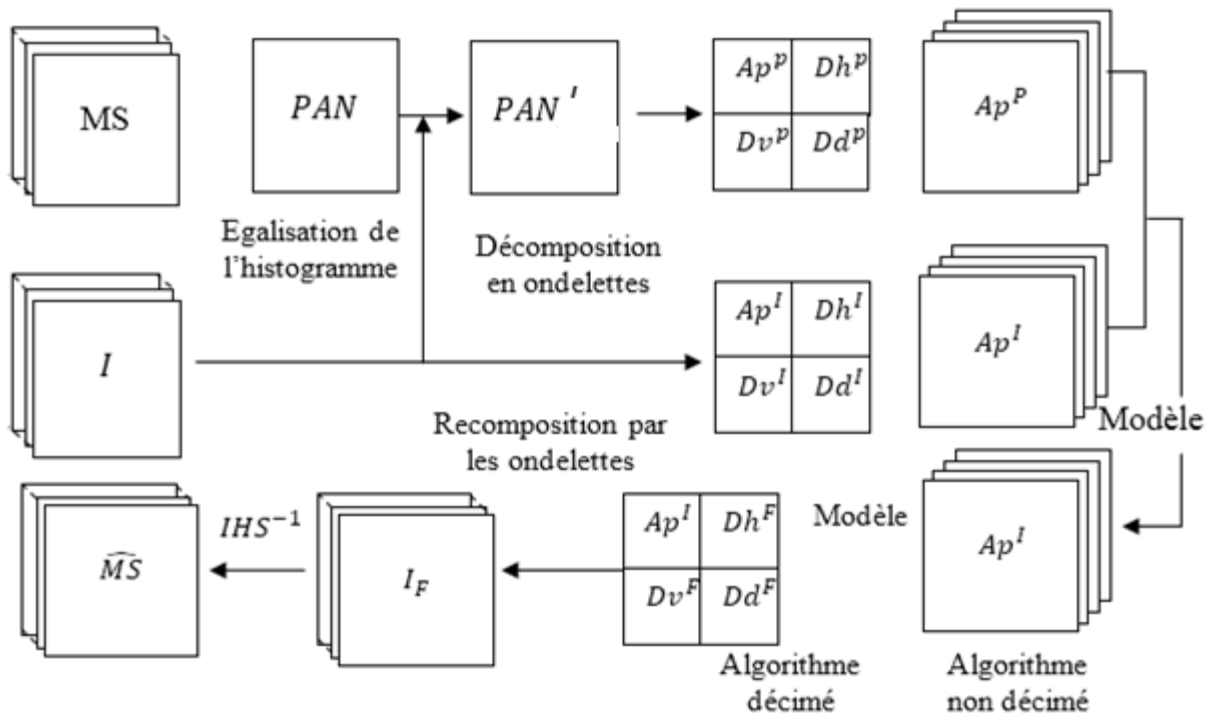


Figure IV. 2. Fusion par la méthode de Mallat-IHS-M1.

Si le rapport de résolution entre les images à fusionner est supérieur à 2, nous appliquons le processus de décomposition une autre fois sur les images d'approximations.

IV. 2. 2. Fusion par la combinaison des ondelettes et l'IHS 'Modèle 2'

Nous avons étudié et implémenté une autre méthode de la fusion d'images basée sur l'utilisation conjointe des ondelettes (algorithme de Mallat) et l'IHS 'modèle 2' (Mallat-IHS-M2). Cette méthode a été proposée par Zhang et Hong [Zhan 2005] pour fusionner les images IKONOS (RR=4) et QuickBird (RR=4). Dans notre cas, nous allons utiliser cette méthode pour fusionner les images SPOT (RR=2) et ALSAT-2A (RR=4). L'utilisation de la transformée en IHS permet l'intégration de l'information de couleur de l'image multispectrale de basse résolution avec les détails spatiaux de l'image panchromatique de haute résolution. Cependant, l'utilisation de la transformée en ondelettes permet de générer une nouvelle image panchromatique qui présente une haute corrélation avec l'image intensité et contient les détails spatiaux de l'image panchromatique.

Sur la figure suivante, nous donnons le schéma de la fusion d'images par la méthode de Mallat-IHS-M2 :

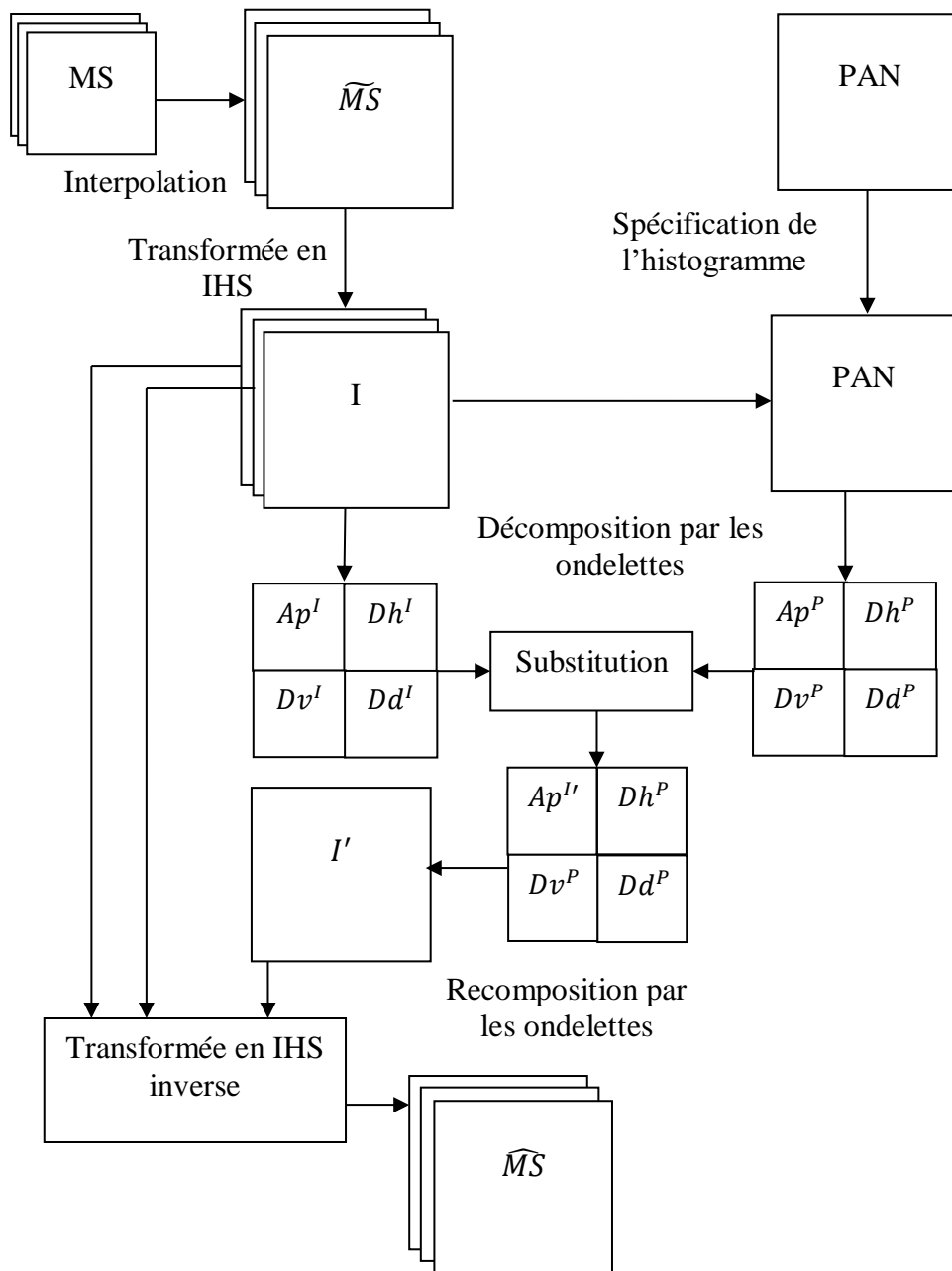


Figure IV. 3. Fusion par la méthode de Mallat-IHS-M2.

Les différentes étapes de fusion d'images par cette technique sont les suivantes :

- Rééchantillonnage des images multispectrales à la taille de l'image panchromatique de haute résolution,
- Transformation des images multispectrales de l'espace RVB vers l'espace IHS,
- Adaptation de l'histogramme de l'image panchromatique par rapport 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'approximation de l'image panchromatique Ap^p par une nouvelle image d'approximation Ap^l obtenue par la combinaison linéaire des images Ap^p et Ap^l sachant que Ap^l est l'approximation de l'image intensité,
- Application de la transformée en ondelettes inverse pour obtenir la nouvelle image intensité et les détails de l'image panchromatique,
- Application de la transformée en IHS inverse sur la nouvelle image intensité, l'image teinte et l'image saturation.

Dans le processus de fusion d'images par l'utilisation conjointe de la transformée en IHS avec les ondelettes, nous générons une nouvelle image d'approximation $Ap^{l'}$ (notée C). Elle est donnée par l'expression suivante:

$$C = w_1 \times a + w_2 \times b \quad (\text{IV.1})$$

Où :

a et b sont les approximations des images intensité et panchromatique (Ap^l et Ap^p) respectivement, et w_1 et w_2 des coefficients qui sont déterminés par :

$$w_1 = \text{Corr}(a/b) = \frac{\sum_{i=1}^N (a_i - \bar{a})(b_i - \bar{b})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (a_i - \bar{a}) \sum_{i=1}^N (b_i - \bar{b})}} \quad (\text{IV.2})$$

Avec :

$$w_1 + w_2 = 1$$

\bar{a} et \bar{b} sont les moyennes de a et b respectivement, N est le nombre total de pixels des images d'approximation.

Le coefficient de corrélation (w_1) permet d'estimer le degré de ressemblance entre deux images et, dans la pratique, il peut prendre des valeurs entre 0 et 1. Lorsque le coefficient de corrélation est proche de 1, les deux images peuvent être considérées comme similaires. Cependant, la valeur 0 indique une grande différence entre les deux images.

Pour calculer la nouvelle intensité $Ap^{l'}$, la corrélation w_1 entre Ap^l et Ap^p est utilisée comme un coefficient de l'approximation Ap^l et ($w_2 = 1 - w_1$) est employé comme le coefficient de l'approximation Ap^p . Toutefois, il faut toujours affecter le plus grand coefficient

à l'approximation Ap^I . Par conséquent, la combinaison linéaire des images d'approximation de Ap^I et Ap^P permet d'avoir une nouvelle image d'intensité qui a une haute corrélation avec l'image intensité et contient assez de détails spatiaux de l'image panchromatique.

IV. 2. 3. Fusion par la combinaison des ondelettes et l'IHS 'Modèle 3'

Nous nous sommes appuyés sur l'article de Wang et al. [Wang 2008], pour proposer une autre méthode d'images par la combinaison de la transformée en ondelettes et l'IHS 'Modèle 3' (Mallat-IHS-M3). Dans ce troisième modèle de combinaison, des règles de la fusion d'images sont appliquées sur les hautes et les basses fréquences. Le concept de la fusion d'images par la méthode de Mallat-IHS-M3 est représenté par la figure suivante :

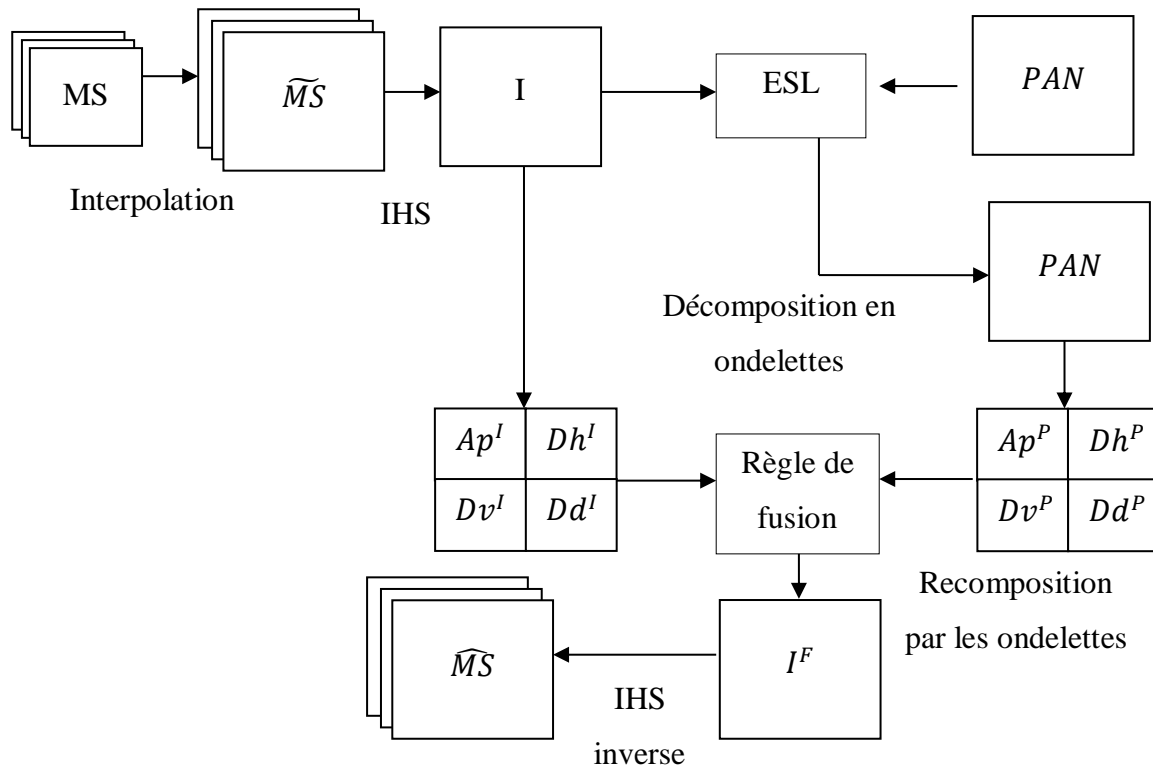


Figure IV. 4. Fusion par la méthode de Mallat-IHS-M3.

Les étapes de la fusion d'images par cette méthode sont données comme suit :

- Rééchantillonnage de l'image multispectrale à la taille de l'image panchromatique,
- Calcul de la transformée en IHS à partir de l'image multispectrale,
- Décomposition de l'image panchromatique et de la composante intensité I par la transformée en ondelettes de Mallat décimée,

- Application des règles de la fusion sur les hautes fréquences et les basses fréquences. Cette étape permet d'avoir une image d'approximation et de nouvelles images de détails.
- Application de la transformée en ondelettes inverse sur la nouvelle image d'approximation et les nouvelles images de détails. Cette opération donne une nouvelle image d'intensité.
- Exécution de la transformée en IHS inverse sur la nouvelle image d'intensité et les images teinte et saturation donne une image multispectrale de haute résolution spatiale. Les règles de la fusion d'images sont données dans ce que suit.

Règles de recomposition

Une nouvelle image d'approximation est calculée à partir des approximations de la composante intensité et de l'image panchromatique, ainsi que les nouvelles images de détails qui sont estimées en exploitant les détails des images panchromatique et intensité. Ces nouvelles images sont obtenues comme suit :

Nouvelle image d'approximation

Les coefficients de basse-fréquence de l'image fusionnée sont déterminés par l'application de l'équation suivante [Wang 2008] :

$$App = (Ap^P + Ap^I)/2 \quad (IV.3)$$

Nouvelles images de détails

Les coefficients hautes fréquences sont calculés par les équations suivantes [Wan 2008]:

Image de détail horizontal

$$Dh^F = \begin{cases} Dh^P & si \quad dis - Dh^P > dis - Dh^I \\ Dh^I & si \quad dis - Dh^P < dis - Dh^I \\ (Dh^P + Dh^I)/2 & si \quad dis - Dh^P = dis - Dh^I \end{cases} \quad (IV.4)$$

Image de détail vertical

$$Dv^F = \begin{cases} Dv^P & si \quad dis - Dv^P > dis - Dv^I \\ Dv^I & si \quad dis - Dv^P < dis - Dv^I \\ (Dv^P + Dv^I)/2 & si \quad dis - Dv^P = dis - Dv^I \end{cases} \quad (IV.5)$$

Image de détail diagonal

$$Dd^F = \begin{cases} Dd^P & si \quad dis - Dd^P > dis - Dd^I \\ Dd^I & si \quad dis - Dd^P < dis - Dd^I \\ (Dd^P + Dd^I)/2 & si \quad dis - Dd^P = dis - Dd^I \end{cases} \quad (IV.6)$$

Où :

dis est la distance de Mahalanobis

Distance de Mahalanobis

Considérant une fenêtre de voisinage (3×3), qui est désignée au pixel (i, j) , pour calculer sa moyenne et son écart-type (l'ajout d'effet de bord est nécessaire). Cette distance est définie par [Wang 2008] :

$$dis = \sqrt{\frac{(w_k - \mu_k)^2}{\sigma_k^2}} \quad (IV.7)$$

Avec :

w_k est la valeur radiométrique du pixel (i, j) .

μ_k et σ_k^2 représentent la moyenne et la variance dans la fenêtre.

IV. 2. 4. Fusion par la combinaison de l'algorithme 'à trous' et l'IHS

Nous avons exploité les travaux de Gonzalez-Audicana et al. [Gonz 2005] et de Nunez et al. [Nune 1999] pour combiner l'algorithme 'à trous' avec la transformée en IHS. L'objectif de cette méthode est de réduire le problème de la distorsion de l'information spectrale des résultats de la transformée en IHS.

Les étapes de la fusion d'images par cette méthode sont données comme suit :

- Rééchantillonnage des images multispectrales à la taille de l'image panchromatique,
- Application de la transformée en IHS sur l'image multispectrale et ainsi obtenir les composantes I, H et S,
- Application de l'algorithme 'à trous' à l'image panchromatique ainsi qu'à l'image intensité (I),
- Remplacement des coefficients de l'image intensité par celles de l'image panchromatique pour avoir une nouvelle image intensité de haute résolution,
- Application de la transformée en IHS inverse pour synthétiser une image multispectrale de haute résolution spatiale.

Le schéma de la figure suivante présente les différentes étapes de la fusion par la méthode de la combinaison de l'algorithme 'à trous' et l'IHS.

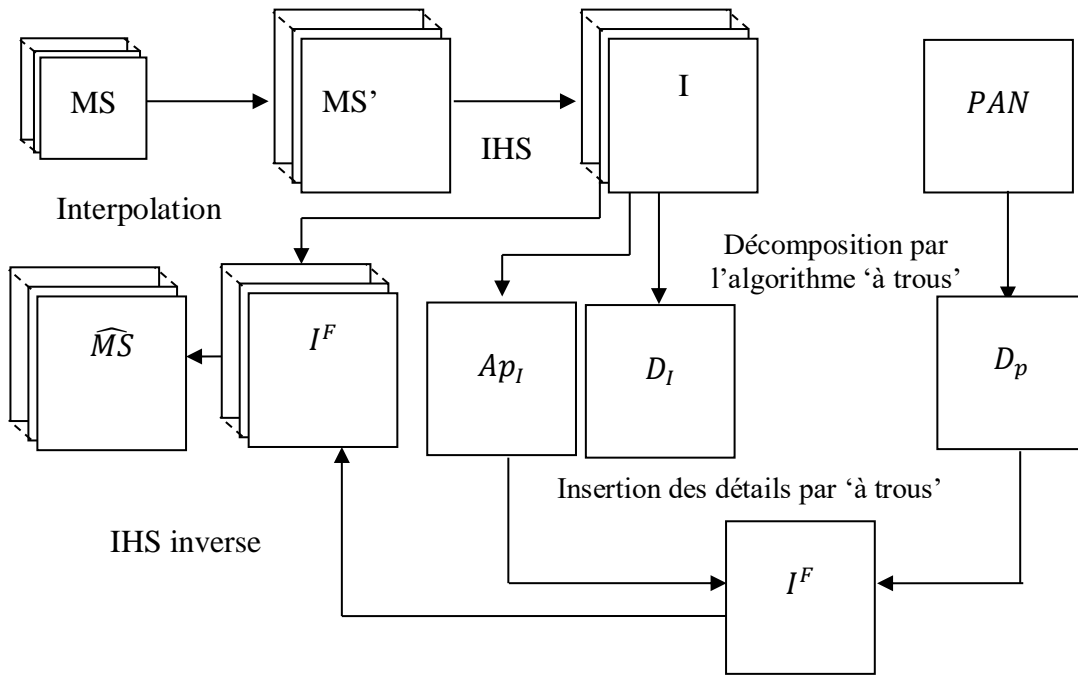


Figure IV. 5. Schéma de la fusion par la combinaison de l'algorithme 'à trous' et l'IHS.

L'application de cette méthode sur les images panchromatique et multispectrale donne la possibilité de synthétiser des images multispectrales de haute résolution spatiale disponible.

IV. 2. 5. Fusion par la combinaison des ondelettes avec la fréquence spatiale

En 2019, Jinju et al. [Jinj 2019] ont proposé d'appliquer la transformée en ondelettes (Mallat) et la fréquence spatiale afin d'injecter l'information spatiale de l'image panchromatique dans les différentes bandes de l'image multispectrale.

La fréquence spatiale (SF : Spatial frequency) [Sing 2016] [Jinj 2019] est utilisée pour estimer la quantité de l'information spatiale contenue dans l'image (I). Ses valeurs sont calculées par l'utilisation de l'équation suivante :

$$SF = \sqrt{F_R^2 + F_C^2} \tag{IV.8}$$

Où :

F_R et F_C sont les fréquences selon les lignes et les colonnes respectivement.

$$F_R = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=1}^{N-1} |I(x, y) - I(x, y - 1)|^2} \tag{IV.9}$$

$$F_c = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{y=0}^{N-1} \sum_{x=1}^{M-1} |I(x, y) - I(x-1, y)|^2} \quad (\text{IV.10})$$

M et N sont les dimensions de l'image.

La fréquence spatiale est utilisée comme des coefficients de combinaison des détails de l'image panchromatique et de la composante intensité calculée à partir des détails des bandes multispectrales.

Les étapes de la fusion d'images par la méthode de la combinaison de la transformée en ondelettes et la fréquence spatiale (SFDWT: spatial frequency and discret wavelet transform) [Jinj 2019] sont représentées par l'organigramme de la figure IV.6.

L'algorithme de la fusion d'images par la technique de SFDWT est résumé par les étapes ci-dessous :

- ✓ Interpolation de l'image multispectrale à la même taille que l'image panchromatique afin d'avoir des images superposables.
- ✓ Application de la transformée en ondelettes décimée sur l'image multispectrale afin d'avoir des images d'approximation et des images de détails dans les directions verticale, horizontale et diagonale,
- ✓ Application de la transformée en ondelettes sur l'image panchromatique pour avoir une image d'approximation et trois images de détails,
- ✓ L'approximation de l'image panchromatique est remplacée par l'approximation de l'image multispectrale,
- ✓ Application de la règle de la fusion d'images sur les hautes fréquences,
- ✓ Spécification de l'histogramme des détails de l'image panchromatique par rapport à l'intensité des détails de l'image multispectrale,
- ✓ Calcul des fréquences spatiales (SF_{DP}) des détails de l'image panchromatique spécifiée et de l'intensité des détails de l'image multispectrale,
- ✓ Calcul de la fréquence normalisée de l'intensité des détails de l'image multispectrale,
- ✓ Calcul de la fréquence spatiale normalisée des détails de l'image panchromatique.
- ✓ Calcul des détails fusionnés en utilisant l'équation suivante :

$$DF = SF_{DP} \times DP + SF_{ID} \times ID \quad (\text{IV.11})$$

- ✓ Application de la transformée en ondelettes inverse.

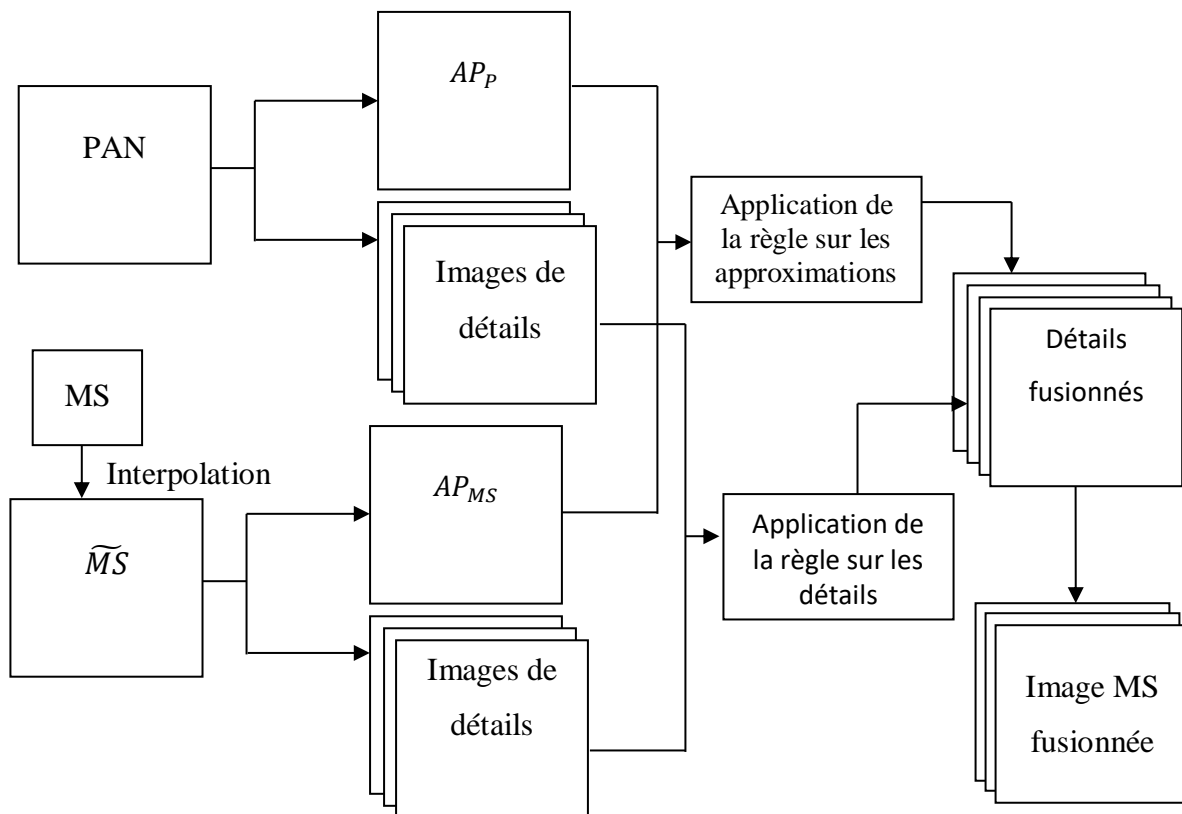


Figure IV. 6. Schéma de la fusion d'images par la fréquence spatiale et la transformée en ondelettes.

Le résultat de la fusion d'images par cette méthode est une image multispectrale avec l'injection des détails de l'image panchromatique.

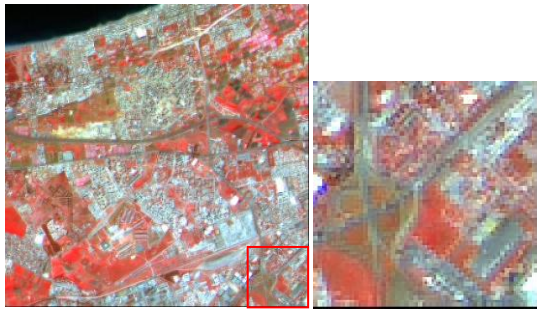
IV. 3. Evaluation des résultats des méthodes hybrides

IV. 3. 1. Evaluation qualitative des résultats des méthodes hybrides

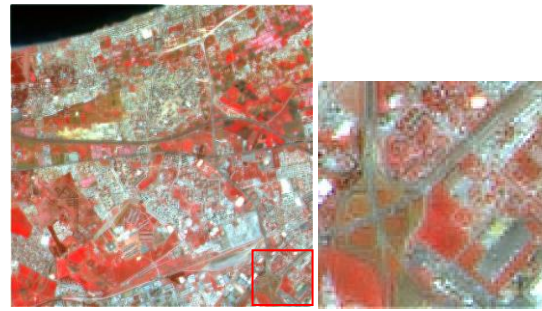
Les images "SPOT" de la figure IV.7 sont les compositions colorées des bandes RVB obtenues par l'utilisation des méthodes hybrides.

La comparaison de la composition colorée des images de la figure IV.8 nous permet de constater que l'exploitation de la combinaison des méthodes permet d'améliorer les images fusionnées. Nous avons remarqué aussi que les résultats des différentes méthodes basées sur la combinaison des ondelettes de Mallat avec la transformée en IHS sont améliorés du point de vue conservation de l'information spectrale. Cependant, l'information spatiale n'est pas bien introduite ceci est apparu dans la non continuité des bords et des lignes des structures. Par contre, les résultats des méthodes basées sur la combinaison de l'algorithme 'à trous' avec la

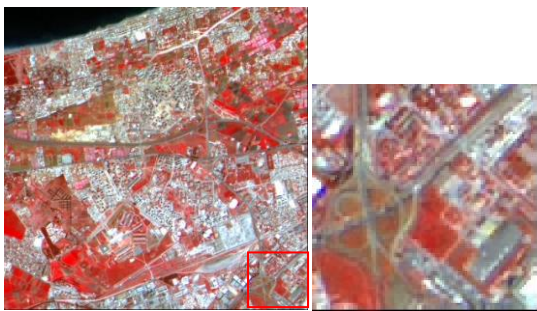
transformée en IHS ou avec la fréquence spatiale sont améliorés du point de vue : introduction de l'information spatiale et conservation de l'information spectrale.



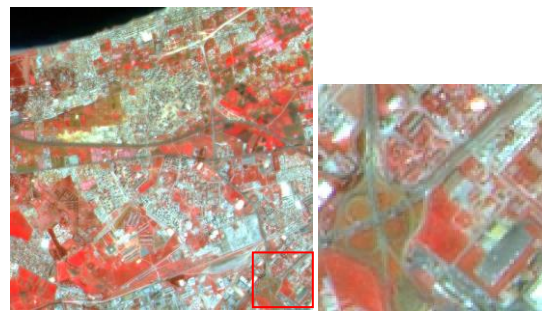
(a) Mallat-IHS-M1



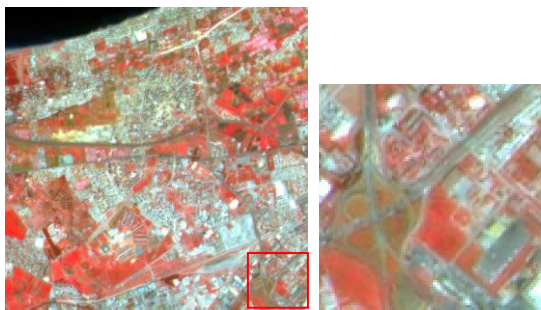
(c) Mallat-IHS-M2



(d) Mallat-IHS-M3



(e) 'A trous' + IHS



(f) SFDWT

Figure IV.7. Evaluation qualitative des résultats des méthodes hybrides (SPOT).

Les images de la figure IV.8 représentent les résultats des méthodes hybrides appliquées sur des données du satellite Algérienne ALSAT-2A. L'évaluation quantitative des différentes images synthétisées, nous permettent de dire que l'utilisation de la combinaison de l'algorithme 'à trous' avec la transformée en IHS et la combinaison de la fréquence spatiale avec l'algorithme 'à trous' permet d'améliorer la résolution spatiale des images MS du satellite ALSAT-2A avec une conservation de l'information spectrale.

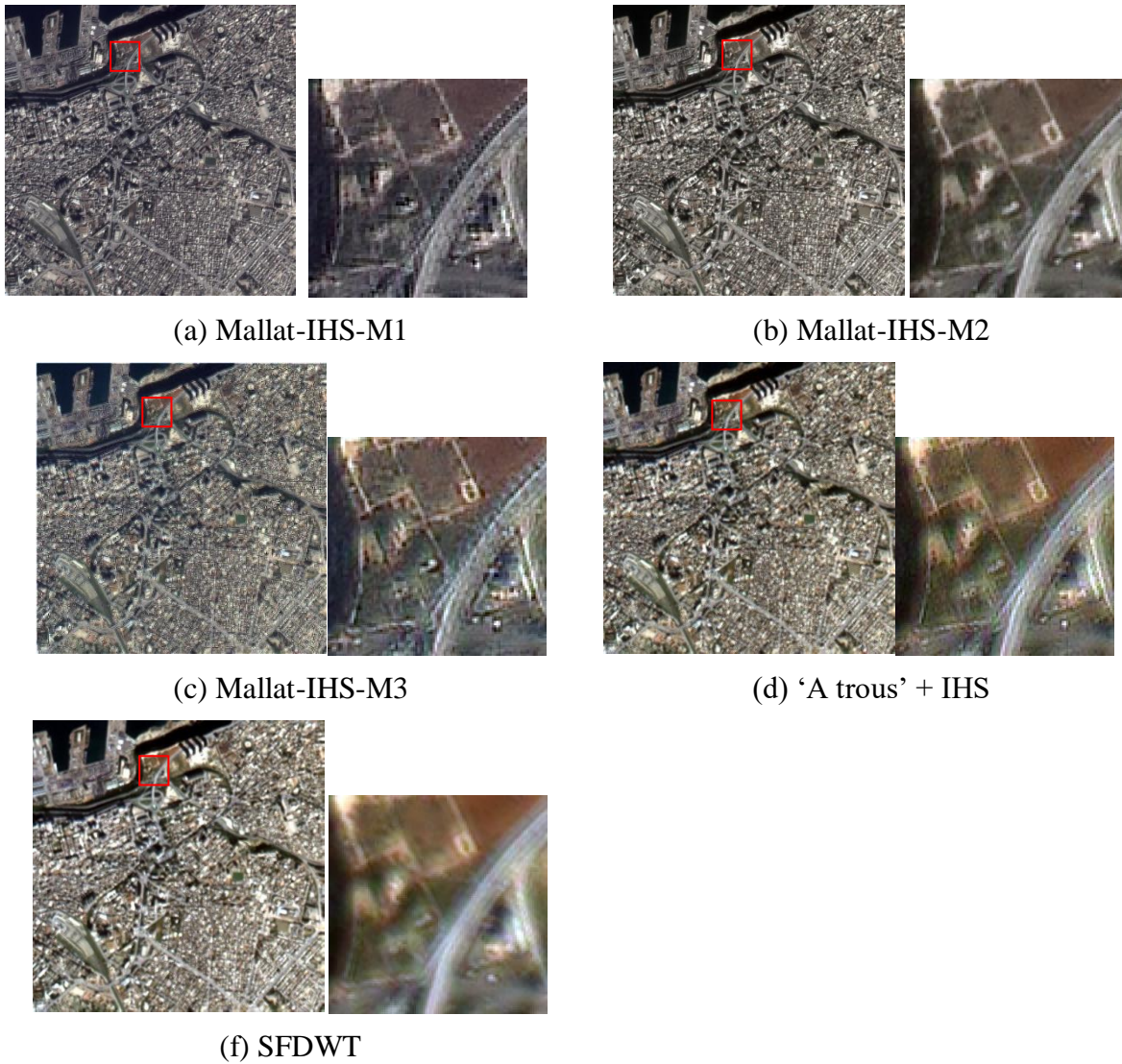


Figure IV.8. Evaluation qualitative des résultats des méthodes hybrides (ALSAT-2A).

IV. 3. 2. Evaluation quantitative des résultats des méthodes hybrides

Les résultats de la fusion d'images (SPOT) des méthodes hybrides sont évalués de manière quantitative et les valeurs des paramètres statistiques obtenues sont présentées dans les tableaux IV. 1 et IV. 2.

Tableau IV.1. Evaluation spatiale des méthodes hybrides ‘images SPOT’.

Méthodes	Images	CCs	Entropie
Mallat-IHS-M1	XS1	01.408 %	4.359
	XS2	05.779 %	4.185
	XS3	07.631 %	4.222
Mallat-IHS-M2	XS1	01.694%	4.422
	XS2	08.761 %	4.237
	XS3	06.946 %	4.173
Mallat-IHS-M3	XS1	02.499 %	4.581
	XS2	10.506 %	4.458
	XS3	12.689 %	4.257
‘à trous’+IHS	XS1	95.213 %	4.346
	XS2	93.573 %	4.134
	XS3	88.324 %	4.130
SFDWT	XS1	8.821 %	4.327
	XS2	9.607 %	4.117
	XS3	16.253 %	4.1.07

Tableau IV. 2. Evaluation spectrale des méthodes hybride 'image SPOT'.

Méthodes	Images	CC	Q	ERGAS
Mallat-IHS-M1	XS1	84.160 %	0.722	7.059
	XS2	79.421 %	0.612	
	XS3	13.114 %	0.630	
Mallat-IHS-M2	XS1	93.775 %	0.927	4.357
	XS2	91.115 %	0.879	
	XS3	93.707 %	0.872	
Mallat-IHS-M3	XS1	84.847 %	0.693	9.776
	XS2	82.268 %	0.599	
	XS3	82.586 %	0.538	
'à trous'+IHS	XS1	98.123 %	0.951	1.936
	XS2	97.205 %	0.914	
	XS3	98.282%	0.912	
SFDWT	XS1	94.219 %	0.865	3.745
	XS2	95.015 %	0.873	
	XS3	96.451 %	0.849	

L'analyse des valeurs du coefficient de corrélation spatiale calculées entre les images fusionnées et l'image panchromatique et les valeurs de l'entropie nous permet de constater que les méthodes basées sur la combinaison de l'IHS avec l'algorithme 'à trous' et la combinaison des ondelettes 'à trous' avec la fréquence spatiale présentent des résultats encourageants du point de vue amélioration de la résolution spatiale des images multispectrales. La comparaison des valeurs présentées dans le tableau IV. 2 nous permet de dire que les meilleures valeurs de la corrélation spatiale sont obtenues avec l'application de la combinaison des ondelettes 'à trous' avec la fréquence spatiale (CCs = 96.263 % pour XS1, CCs = 94.792 % pour XS2 et CCs = 90.720 % pour XS3). Tandis que les meilleure valeurs de l'entropie sont obtenues avec la méthode de la combinaison des ondelettes avec l'IHS (Entropie = 4.581 pour XS1, Entropie = 4.458 pour XS2 et Entropie = 4.257 pour XS3).

La comparaison des valeurs de coefficient de la corrélation, de l'indice de qualité Q et de l'ERGAS nous permet de dire que l'information spectrale des images MS est mieux conservée dans la plupart des méthodes hybrides. Toutefois, les résultats de la fusion d'images par la combinaison de l'algorithme 'à trous' avec la fréquence spatiale sont meilleurs par rapport aux autres résultats. Nous remarquons aussi que les meilleures valeurs des indices de corrélation (CC= 98.742 % pour XS1, CC= 97.942 % pour XS2 et CC= 98.638 % pour XS3), de Q (Q= 0.966 pour XS1, Q= 0.936 pour XS2 et Q= 0.928 pour XS3) et de l'ERGAS (ERGAS = 1.865) sont obtenues lors de l'utilisation de la méthode SFATWT.

D'après l'évaluation des informations spatiale et spectrale des résultats des méthodes hybrides, nous pouvons dire que la combinaison de l'algorithme 'à trous' avec la fréquence spatiale donne des résultats satisfaisants de point de vue amélioration de la résolution spatiale et conservation du contenu spectral.

Dans le tableau IV.3, nous donnons les valeurs des paramètres statistiques obtenues par l'évaluation spatiale de l'image fusionnées (ALSAT-2A).

L'analyse des différentes valeurs (tableau IV.3) de l'évaluation spatiale nous permet de constater que les valeurs du coefficient de corrélation spatiale sont 99.716 %, 99.735 %, 99.779 % et 99.742 % pour les bandes bleue, verte, rouge et proche infra-rouge respectivement. Ces valeurs sont obtenues par les résultats de la méthode basée sur la combinaison de l'algorithme 'à trous' et la fréquence spatiale. Par contre, les meilleures valeurs de l'entropie sont obtenues par les résultats de la combinaison des ondelettes avec l'IHS (Mallat-IHS-M1). Les valeurs de l'entropie sont 5.161, 5.272, 5.352 et 5.389 respectivement pour les bandes bleue, verte, rouge et proche infra-rouge. Donc d'après ces résultats, nous pouvons dire que la méthode de combinaison de l'algorithme 'à trous' avec la fréquence spatiale et de la combinaison de l'algorithme de Mallat avec l'IHS 'Mallat-IHS-M1' permettent d'améliorer la résolution spatiale des images multispectrales de ALSAT-2A.

Tableau IV.3. Evaluation spatiale des méthodes hybride 'image ALSAT-2A'.

Méthodes	Images	CCs	Entropie
Mallat-IHS-M1	B	60.052 %	5.161
	V	60.064 %	5.272
	R	60.012 %	5.352
	PIR	60.026 %	5.389
Mallat-IHS-M2	B	96.232%	5.094
	V	96.081 %	5.238
	R	95.882 %	5.325
	PIR	95.904 %	5.359
Mallat-IHS-M3	B	87.709 %	4.561
	V	87.786 %	4.738
	R	87.832 %	4.844
	PIR	/	/
'à trous' + IHS	B	91.565 %	4.156
	V	91.534 %	4.480
	R	91.681 %	4.634
	PIR	/	/
SFDWT	B	17.616 %	0.008
	V	17.609 %	0.529
	R	17.333 %	1.071
	PIR	17.485 %	0.733

Le tableau IV.4 représente les résultats de l'évaluation spectrale des images fusionnées ALSAT-2A.

Tableau IV.4. Evaluation spectrale des méthodes hybride 'image ALSAT-2A'.

		CC	Q	ERGAS
Mallat-IHS-M1	B	88.797 %	0.211	19.208
	V	93.587 %	0.321	
	R	94.997 %	0.383	
	PIR	92.744 %	0.385	
Mallat-IHS-M2	B	93.034 %	0.283	18.012
	V	95.739 %	0.256	
	R	95.551 %	0.447	
	PIR	93.263 %	0.455	
Mallat-IHS-M3	B	55.786 %	0.393	23.944
	V	69.066 %	0.550	
	R	74.628 %	0.561	
	PIR	/	/	
IHS + à trous	B	92.657 %	0.723	2.094
	V	93.291 %	0.837	
	R	93.674 %	0.872	
	PIR	/	/	
SFDWT	B	64.724 %	0.010	383.132
	V	66.182 %	0.110	
	R	67.643 %	0.011	
	PIR	72.951 %	0.011	

La comparaison des valeurs des paramètres statistiques du tableau IV.14, nous permet de constater que la méthode 'IHS + à trous' permet de mieux conserver l'information spectrale de l'image multispectrale (ERGAS = 2.094).

VI. 4. Discussion

D'après la comparaison des résultats des méthodes hybrides, nous avons constaté que la combinaison de la transformée en IHS avec l'algorithme 'à trous' permet de synthétiser des images multispectrales à haute résolution spatiale avec une conservation de l'information spectrale. Ceci est dû à l'exploitation des avantages des outils mathématique exploités dans ces méthodes.

IV. 5. Conclusion

Ce chapitre a été consacré à la présentation des méthodes de la fusion d'images hybrides. Les méthodes hybrides que nous avons étudiées et implémentées sont la combinaison de la transformée en IHS et les ondelettes de Mallat avec trois modèles et la combinaison de l'IHS et les ondelettes 'à trous'. Ensuite, nous avons présenté et évalué les résultats de la fusion d'images de manière qualitative et de manière quantitative. Dans le chapitre suivant, nous allons proposer une nouvelle méthode de la fusion d'images panchromatique et multispectrale en utilisant les ondelettes et la fréquence spatiale.

V.1. Introduction

L'algorithme 'à trous' est largement utilisé pour améliorer la résolution spatiale des images satellitaires [Nun 1999] [Chen 2008]. En effet, cet algorithme donne des résultats encourageant de point de vue qualité spatiale et spectrale. Afin de synthétiser des images multispectrales de haute résolution spatiale, nous proposons dans ce chapitre une nouvelle méthode de la fusion d'images satellitaires basée sur la transformée en ondelettes 'à trous' et la fréquence spatiale. Le principe de cette méthode consiste à décomposer l'image haute résolution et de basse résolution par l'algorithme à trous pour extraire les hautes fréquences. Ensuite, on utilise la fréquence spatiale pour combiner les images de détails. Les résultats de cette méthode ont été comparés avec les résultats des méthodes présentées dans les chapitres précédents.

V. 2. Comparaison des méthodes

V. 2. 1. Comparaison spatiale des résultats

Dans le tableau suivant, nous présentons l'évaluation spatiale résultats des méthodes meilleures méthodes de la transformée en IHS et le paramètre T , des paramètres statistiques ' σ - μ ', de l'algorithme 'à trous'(ATWTS), de la combinaison de l'IHS et l'algorithme 'à trous'.

Selon les valeurs des paramètres statistiques données dans le tableau V. 1, nous remarquons que la résolution spatiale des images synthétisées avec les différentes méthodes est améliorée. Nous observons aussi que les meilleures valeurs de l'entropie sont obtenues avec l'utilisation de la méthode IHS et le paramètre T . En effet, les meilleures valeurs de l'entropie sont 4.573, 4.429 et 4.136 pour les bandes XS1, XS2 et XS3 respectivement et les meilleures valeurs de l'entropie sont 4.681 et 4.798 pour les bandes XS2 et XS3 respectivement. Cependant, les meilleures valeurs de coefficient de la corrélation sont obtenues par la méthode 'ATWTS' (pour XS3) et par la méthode IHS et le paramètre T (pour XS1 et XS2).

Tableau V. 1. Comparaison spatiale des trois types de méthodes.

Méthodes	Images	CC_s	Entropie
IHS + paramètre T	XS1	93.993 %	4.573
	XS2	97.315 %	4.429
	XS3	93.546 %	4.136
$\sigma - \mu$	XS1	76.999%	4.441
	XS2	87.433 %	4.265
	XS3	79.974 %	4.257
ATWTS	XS1	96.502 %	4.342
	XS2	94.652 %	4.137
	XS3	91.126 %	4.127
IHS + ‘à trous’	XS1	95.213 %	4.346
	XS2	93.573 %	4.134
	XS3	88.324 %	4.130

V. 2. 2. Comparaison spectrale des résultats

Dans le tableau suivant, nous présentons les valeurs obtenues de l'évaluation spectrale des images fusionnées par les méthodes de la transformée en IHS et le paramètre T , des paramètres statistiques ' $\sigma - \mu$ ', de l'algorithme 'à trous'(ATWTS), de la combinaison de l'IHS et l'algorithme 'à trous'.

Tableau V. 2. Comparaison spectrale des trois types de méthodes.

Méthodes	Bandes	CC	Q	RMSE	RASE	ERGAS
IHS+T	XS1	97.976 %	0.906	10.233	3.988	6.256
	XS2	96.793 %	0.847	9.954		
	XS3	94.417 %	0.806	10.393		
$\sigma - \mu$	XS1	84.520 %	0.863	12.264	4.238	6.329
	XS2	85.551 %	0.773	8.597		
	XS3	85.519 %	0.721	11.307		
ATWTS	XS1	98.170 %	0.953	3.638	1.318	2.016
	XS2	97.073 %	0.912	2.753		
	XS3	98.016 %	0.903	3.645		
IHS+ 'à trous	XS1	98.123 %	0.951	3.633	1.280	1.936
	XS2	97.205 %	0.914	2.763		
	XS3	98.282%	0.912	3.363		

D'après les valeurs des paramètres statistiques données dans le tableau V. 2, nous constatons que les méthodes basées sur l'utilisation de l'algorithme 'à trous' (ATWTS) et l'IHS + 'à trous' sont les mieux adaptées pour synthétiser des images multispectrales à haute résolution avec une conservation de l'information spectrale. Les meilleures valeurs du coefficient de corrélation sont 98.170 % (pour XS1), 97.205 % (pour XS2) et 98.282 % (pour XS3). Les meilleures valeurs de l'indice RMSE sont 3.633, 2.763 et 3.363 pour les bandes XS1, XS2 et XS3 respectivement. La meilleure valeur de l'ERGAS est 1.280 pour l'ensemble des bandes spectrales.

V. 3. Fusion par la combinaison de la fréquence spatiale et de l'algorithme 'à trous'

Dans cette partie, nous avons proposé une nouvelle méthode de la fusion d'images panchromatique et multispectrale [Mass 2021]. Cette méthode est basée sur l'utilisation conjointe de la fréquence spatiale et de la transformée en ondelettes 'à trous' (SFATWT : Spatial frequency 'à trous' wavelet transform). La transformée en ondelettes 'à trous' est appliquée pour décomposer les images panchromatique et multispectrale. Cependant, la fréquence spatiale est utilisée dans la règle de la fusion.

La fusion d'images panchromatique et multispectrale par la méthode proposée SFATWT est schématisée par la figure V.1. La décomposition multirésolution par la transformée en ondelettes 'à trous' est appliqués sur les images panchromatique et multispectrale. Cette décomposition permet de séparer les hautes fréquences dans les images de détails et les basses fréquences dans les images d'approximation.

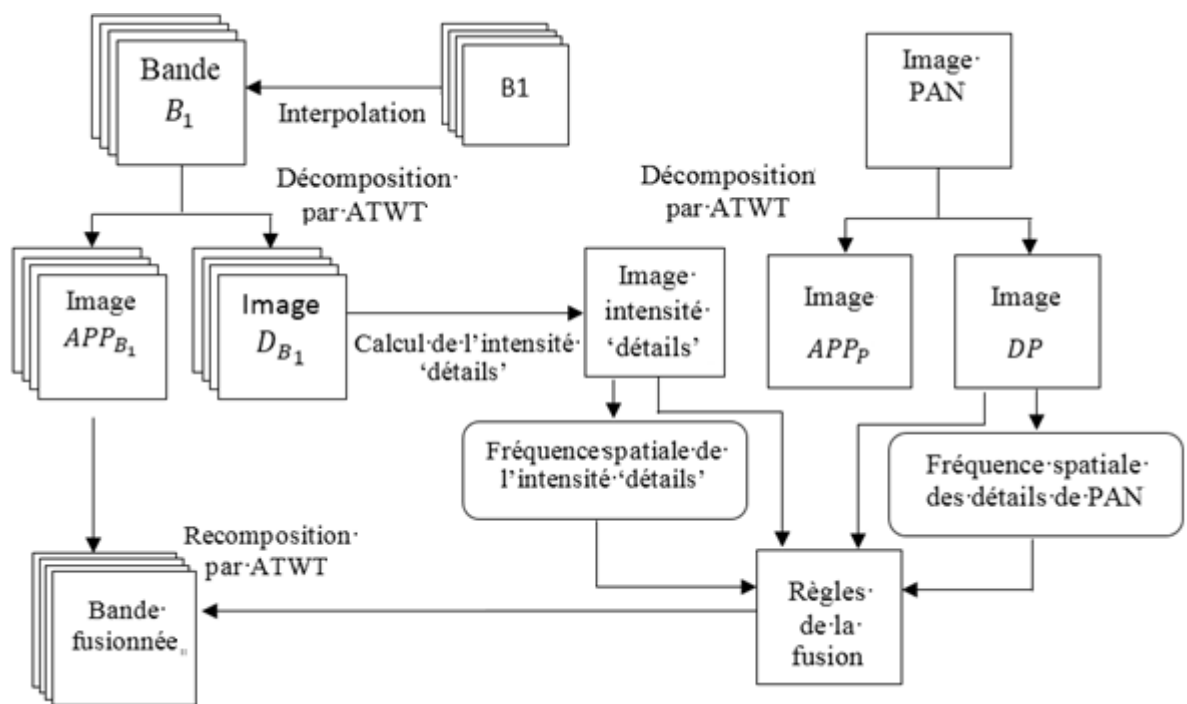


Figure V.1. Schéma de la fusion d'images par la fréquence spatiale et l'algorithme 'à trous'.

En effet, la méthode de la fusion d'images proposée permet d'améliorer la résolution spatiale avec la préservation de l'information spectrale de l'image multispectrale originale. Cependant, les règles de la fusion d'images sont appliquées sur les hautes et les basses fréquences comme suit :

✚ Basses fréquences

Les basses fréquences de l'image fusionnée sont représentées par celles de l'image multispectrale originale. Ceci permet une meilleure conservation de l'information spectrale.

✚ Hautes fréquences

La décomposition par la transformée en ondelettes 'à trous' est appliquée sur les images panchromatique et multispectrale. Cette opération permet d'avoir les détails spatiaux de l'image panchromatique et de chaque bande multispectrale.

Les images hautes fréquences contiennent les bords et les structures nécessaires pour synthétiser les images multispectrales à haute résolution spatiale. Pour améliorer la qualité des détails (hautes fréquences), une règle de la fusion d'images basée sur la fréquence spatiale est adaptée, et une composante intensité est calculée à partir des détails de chaque bande multispectrale. En effet, la décomposition de l'image multispectrale par la transformée en ondelettes 'à trous' donne une image de détails pour chaque bande spectrale. En utilisant la transformée en GIHS, une image intensité est calculée à partir des détails de l'image multispectrale.

Une nouvelle image à haute fréquence est calculée à l'aide des détails de l'image panchromatique, l'intensité des détails spatiaux obtenus de l'image multispectrale et les fréquences spatiales de ces deux images. L'image multispectrale fusionnée par la méthode proposée est obtenue par la fusion ou la combinaison des images basse et haute fréquence.

Pour un niveau de décomposition, les différentes étapes de la fusion d'images par la fréquence spatiale et la transformée en ondelettes 'à trous' sont résumées comme suit :

- ✓ Interpolation de l'image MS à la taille de l'image panchromatique,
- ✓ Décomposition de l'image panchromatique par la transformée en ondelettes 'à trous'. Cette décomposition fournit une image d'approximation AP_p et une image de détail DP ,
- ✓ Décomposition de chaque bande spectrale ($B_i, i = 1, 2, 3, \dots$) de l'image multispectrale. Pour chaque bande (i) de l'image spectrale, cette opération permet d'avoir une image d'approximation AP_{B_i} et une image de détail D_{B_i} ,
- ✓ Calcul de l'intensité des images de détail (ID) de l'image multispectrale,
- ✓ Calcul de la fréquence spatiale de détail de l'image panchromatique (SF_{DP}),
- ✓ Calcul de la fréquence spatiale de l'intensité des images de détail des bandes multispectrales (SF_{ID}),

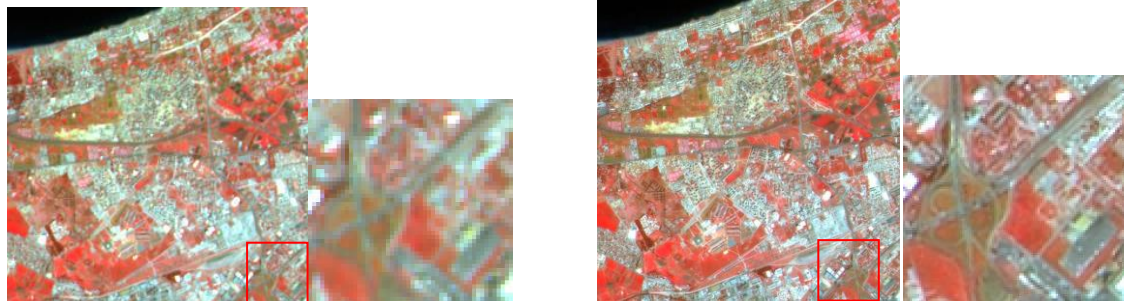
- ✓ Calcul de la nouvelle image de détail (DF) par la combinaison des détails de l'image panchromatique et les détails des bandes de l'image multispectrale. La nouvelle image de détail est calculée en utilisant l'équation IV.11.
- ✓ Combinaison de l'image d'approximation de la bande spectrale et la nouvelle image de détail (DF) afin de synthétiser une image multispectrale avec une haute résolution spatiale.

Lorsque le rapport de résolution est supérieur à deux, le processus de la fusion d'image est appliqué une autre fois sur les approximations de l'image panchromatique et de la bande multispectrale. En réalité, le processus d'interpolation est appliqué au premier niveau de la décomposition. Pour les autres niveaux, les dernières approximations des images panchromatique et multispectrale ont la même taille que l'image panchromatique originale.

V. 4. Evaluation des résultats de la méthode proposée

V. 4. 1. Evaluation quantitative de la méthode proposée

Sur la figure V. 2, nous présentons les compositions colorées des images multispectrales originales (SPOT) et fusionnées par la méthode proposée.



(a) Image multispectrale originale

(b) Image fusionnée par la méthode SFATWT

Figure V. 2. Evaluation qualitative des résultats de la méthode proposée (SPOT).

La figure V. 3 représente la composition colorée des images (ALSAT 2A) multispectrale originale et fusionnée.

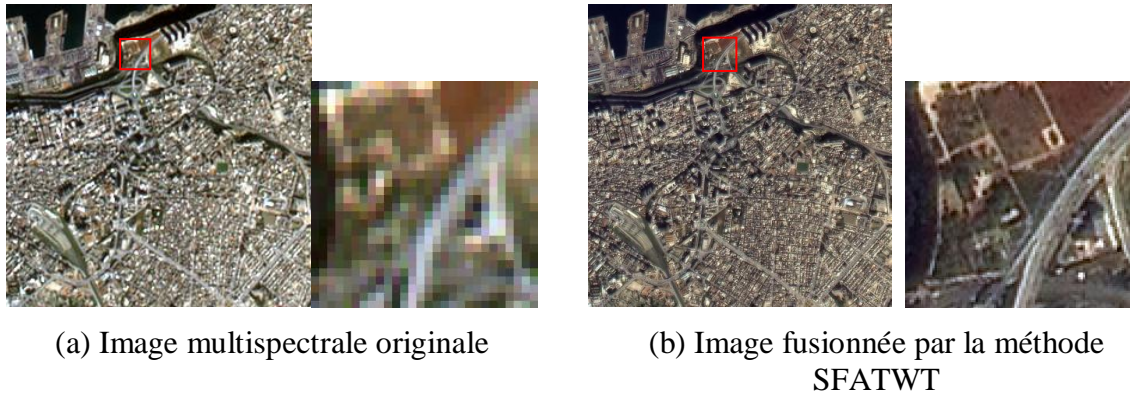


Figure V. 3. Evaluation qualitative des résultats de la méthode proposée (ALSAT 2-A).

L'évaluation visuelle des images des figures V. 2 et V. 3, nous permet de constater que la méthode SFATWT permet d'améliorer la résolution spatiale avec une conservation de l'information spectrale.

V. 4. 2. Evaluation quantitative de la méthode proposée

Dans tableau suivant, nous présentons l'évaluation statistique des images SPOT synthétisées à 10 m en utilisant la méthode que nous avons proposée.

Tableau V. 3. Evaluation quantitative de la méthode proposée 'image SPOT'

Evaluation spatiale				
Méthodes	Images	CCs	Entropie	
SFATWT	XS1	96.263 %	4.328	
	XS2	94.792 %	4.118	
	XS3	90.720 %	4.107	
Evaluation spectrale				
		CC	Q	ERGAS
SFATWT	XS1	98.742 %	0.966	1.865
	XS2	97.942 %	0.936	
	XS3	98.638 %	0.928	

Dans tableau V. 4, nous présentons l'évaluation statistique des images ALSAT-2A synthétisées à 2.5 m en utilisant la méthode que nous avons proposée.

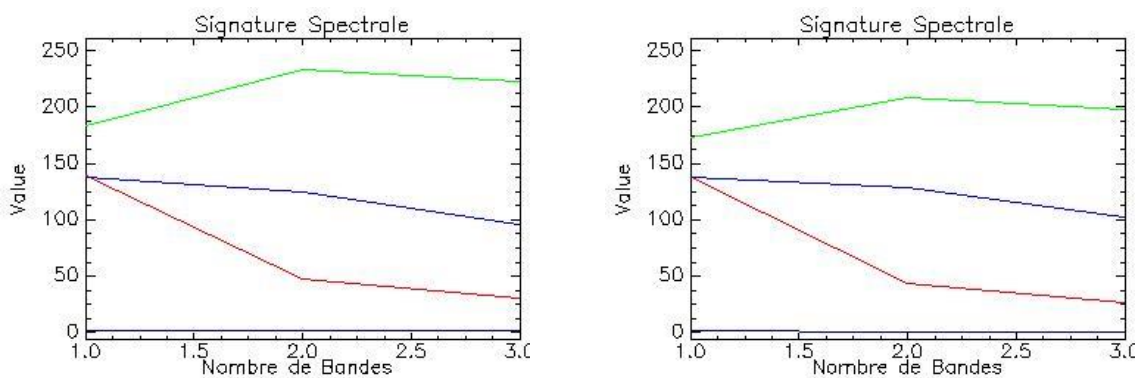
Tableau V.4. Evaluation quantitative de la méthode proposée ‘image ALSAT-2A’.

Evaluation spatiale				
Méthodes	Images	CCs	Entropie	
SFATWT	B	99.716 %	4.490	
	V	99.735 %	4.681	
	R	99.779 %	4.798	
	PIR	99.742 %	4.910	
Evaluation spectrale				
		CC	Q	ERGAS
SFATWT	B	84.536 %	0.384	2.697
	V	90.205 %	0.539	
	R	91.267 %	0.617	
	PIR	92.474 %	0.613	

Les valeurs des paramètres statistiques présentées dans les tableaux V. 3 et V. 4 montrent que la méthode SFATWT que nous avons proposée donne des résultats encourageants du point de vue information spatiale et spectrale.

V. 5. Signature spectrale

Pour valider l’aspect spectral, nous présentons les signatures spectrales des trois thèmes différents. Les signatures spectrales sont prises sur la composition colorée des images multispectrales originale et fusionnée avec la méthode proposée.



- a. Signatures spectrales de trois thèmes de l’image originale
- b. Signatures spectrales de trois thèmes de l’image fusionnée par la méthode proposée

Figure V. 4. Signatures spectrales de trois thèmes

La figure V. 4 montre que les signatures spectrales des trois thèmes sont conservées dans l’image multispectrale synthétisée par la méthode proposée.

V. 6. Classification

Sur la figure suivante, nous présentons l'image multispectrale originale classifiée et l'image multispectrale fusionnée et classifiée. La classification a été réalisée en utilisant la méthode supervisée "maximum likelihood" disponible dans le logiciel "ENVI" (Environment for Visualizing Images).

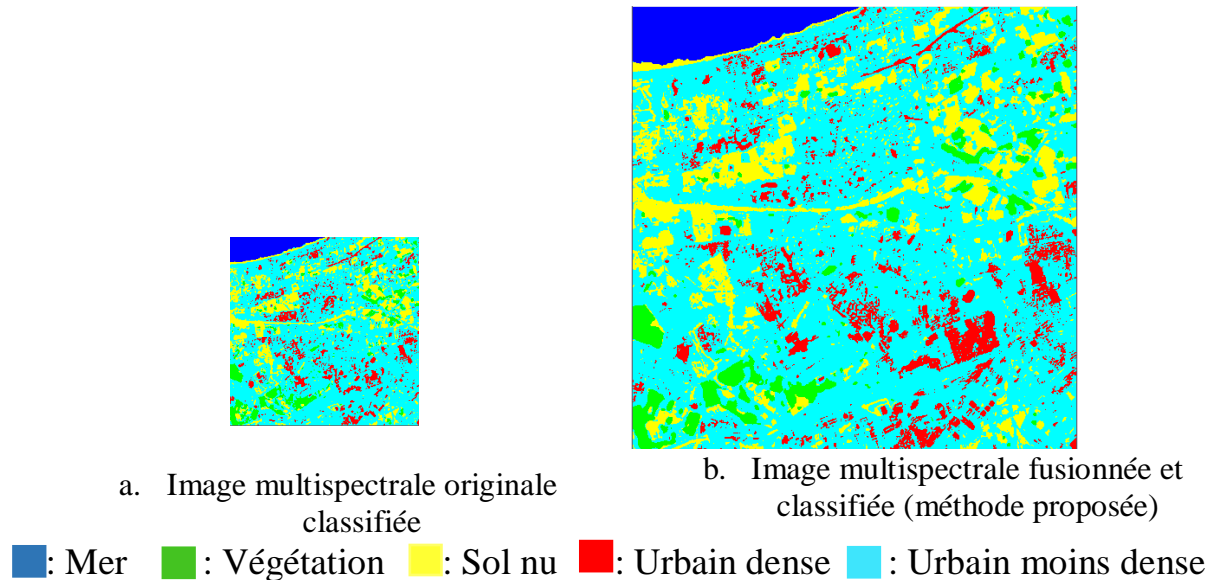


Figure V. 5. Images multispectrales classifiées.

La figure V. montre que la classification des images est améliorée en utilisant des images fusionnées.

Nous avons utilisé l'ENVI pour calculer la précision globale (Over all accuracy : OA) et le coefficient Kappa. Le premier permet de mesurer la probabilité qu'un individu soit correctement classé par un test et le deuxième estime la performance de la classification. Les valeurs obtenues sont respectivement OA= 92.437 et Kappa = 0.906 pour l'image multispectrale originale classifiée et OA= 95.773 et Kappa = 0.947 pour l'image multispectrale fusionnée et classifiée. Les résultats obtenus montre la méthode de la fusion d'images proposée améliore les résultats de la classification.

V. 7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une nouvelle méthode de la fusion d'images en utilisant l'algorithme 'à trous'. Pour la mise en œuvre de cette méthode, nous avons appliqué l'algorithme de cette méthode sur deux jeux d'images à savoir les images des satellites SOPT et ALSAT-2A. L'évaluation des résultats de la fusion d'images montre que la méthode proposée donne des résultats encourageants.

Conclusion Générale

L'objectif de notre travail consiste d'une part, à développer des algorithmes de la fusion d'images satellitaires, et d'autre part, à évaluer les résultats obtenus. Dans notre cas, la fusion d'images consiste à combiner des images panchromatiques de haute résolution spatiale avec une image multispectrale de basse résolution. L'objectif de la fusion d'images est de synthétiser une image multispectrale à la résolution spatiale de l'image panchromatique. Pour estimer la qualité des images synthétisées ou fusionnées, le processus d'évaluation est appliqué sur les résultats de la fusion d'images est les images originales, à savoir l'image panchromatique et l'image multispectrale de basse résolution. En effet, les algorithmes de la fusion d'images doivent améliorer l'information spatiale des images multispectrale tout en préservant l'information spectrale.

Dans notre cas, nous avons étudié et implémenté des algorithmes de la fusion d'images satellitaires qui sont regroupé en trois grandes familles. Le premier groupe de méthodes est basé sur la substitution de composante. Le principe de ces méthodes consiste à effectuer un changement d'espace ou à utiliser des paramètres statistiques. Le deuxième type de méthodes est basé sur l'analyse multirésolution dont le principe est de séparer les hautes et les basses fréquences. Le troisième groupe de méthodes repose sur lcombinaison des méthodes de substitution de composante et les méthodes de l'analyse multirésolution. Le principe général de ces derniers est d'exploiter à la fois le changement d'espace et le changement d'échelle.

Pour les méthodes de substitution de composante que nous avons développées et implémentées sont basées sur l'utilisation de la transformée en IHS, la transformée en IHS généralisée (GIHS), la transformée en IHS et le paramètre de compromis T , la transformée de Brovey, la transformée en INR et les paramètres statistique $\sigma - \mu$. Pour la transformée en IHS, nous avons développé plusieurs modèles. Pour la transformée en IHS et le paramètre T , nous avons exécuté le programme avec plusieurs valeurs de paramètre T . Cependant, la méthode fondée sur les paramètres statistiques a été testée avec des fenêtres de différentes tailles. Aussi, nous avons présenté les avantages et les inconvénients de ces méthodes.

Les méthodes de l'analyse multirésolution que nous avons implémentées et développées reposent sur l'emploi de filtre passe haut, la transformée en ondelettes avec les algorithmes de Mallat et 'à trous' et la transformée en curvelettes. Le principe de la méthode du filtre passe haut consiste à extraire les hautes fréquences de l'image panchromatique et de les injecter dans l'image MS spectrale par une simple addition. Nous avons implémenté les méthodes de l'algorithme de Mallat avec quatre modèles ; modèle simple, modèle exploitant la moyenne de hautes fréquences, modèle exploitant la valeur maximale des hautes fréquences et modèles exploitant la variance et les hautes fréquences des détails. Nous avons exploité l'algorithme 'à trous' avec deux variantes, à savoir la méthode de substitution et la méthode substitutive et la méthode additive. De plus, nous avons présenté les avantages et les inconvénients des méthodes basées sur l'analyse multirésolution.

Les méthodes hybrides développées dans notre travail reposent sur la combinaison d'outils mathématiques. Nous avons proposé trois modèles basés sur la combinaison de la transformée en IHS avec l'algorithme 'à trous'. Le premier modèle 'Mallat-IHS-M1' consiste à appliquer des règles de la fusion d'images sur les basses fréquences. Le deuxième modèle 'Mallat-IHS-M2' consiste à appliquer les règles de la fusion d'images sur les hautes fréquences. Pour le troisième modèle 'Mallat-IHS-M3', nous avons appliqué les règles de la fusion d'images sur les hautes et les basses fréquences. Ensuite, nous avons proposé de combiner la transformée en IHS avec l'algorithme 'à trous' en injectant les détails de l'image panchromatique dans l'approximation de la composante intensité. Nous avons aussi proposé deux autres méthodes basées sur la combinaison des ondelettes et la fréquence spatiale. Pour la première, nous avons employé l'algorithme de Mallat, et pour la deuxième, nous avons utilisé l'algorithme 'à trous'.

Pour valider les résultats des méthodes développées, nous avons utilisé deux jeux d'images. Le premier est issu du satellite SPOT et il est composé de deux images panchromatique et multispectrale. L'image panchromatique est de résolution spatiale égale à 10 m et de taille 512×512 pixels. L'image multispectrale est composée de trois bandes (rouge, verte et bleue), sa résolution spatiale est 20 m et de taille égale à 256×256 pixels. Le rapport de résolution des deux images est égal à 2. Le deuxième jeu d'images est issu du satellite Algérien ALSAT-2A et il est composé lui aussi de deux images. La première est une image panchromatique de résolution spatiale égale à 2.5 m et de taille égale à 1024×1024 pixels. La deuxième est une image multispectrale composée de quatre bandes (rouge, verte, bleue et proche infrarouge). La résolution spatiale de l'image multispectrale est 10 m et de taille égale

à 250×250 pixels. Le rapport de résolution entre les deux jeux d'images est égal à 4. Les deux jeux d'images représentent une région de la Baie d'Alger.

Pour évaluer les résultats de la fusion d'images, nous avons proposé de comparer les images fusionnées avec les images originales. Nous avons estimé la qualité des résultats de la fusion d'images de manière qualitative en reposant sur l'aspect visuel, et de manière quantitative en exploitant les paramètres statistiques. Les paramètres statistiques que nous avons employés sont classés en deux groupes. Le premier groupe d'indice permet d'estimer la qualité spatiale des images fusionnées, alors que, le deuxième permet d'évaluer la préservation de l'information spectrale. En effet, pour analyser la qualité spectrale des résultats de la fusion d'images, nous avons utilisé deux types d'indices. Le premier est calculé pour chaque bande, cependant, le deuxième est calculé pour l'ensemble des bandes multispectrales.

Dans un premier temps, nous avons évalué les résultats de la fusion d'images par groupe. L'estimation qualitative et quantitative des résultats de la fusion d'images par la substitution de composante nous a permis de constater que la résolution spatiale des images SPOT et ALSAT-2A est améliorée. Cependant, les meilleurs résultats sont obtenus lors de l'utilisation de la transformée en IHS et le paramètre T et de la méthode basée sur les paramètres statistiques $\sigma - \mu$. De même, l'évaluation des images fusionnées par l'utilisation de l'analyse multirésolution nous a permis de remarquer l'amélioration de la résolution spatiale des images multispectrales originales dans la plupart des cas. Les approches des algorithmes 'à trous' donnent de meilleurs résultats par rapport aux autres méthodes. La comparaison visuelle et statistique des images fusionnées par les méthodes hybrides nous permet de dire la résolution spatiale de images multispectrales est améliorée.

Cependant, la méthode que nous avons proposée basée sur la combinaison de la fréquence spatiale et l'algorithme 'à trous' (SFATWT) permet d'améliorer la résolution spatiale tout en conservant l'information spectrale par rapport aux autres méthodes.

Nous proposons comme perspectives :

- D'appliquer ces méthodes sur d'autre type d'images dont le rapport de résolution est différent de 2 et 4.
- D'appliquer ces méthodes sur une autre région d'images.
- D'appliquer d'autres règles de la fusion d'images sur les méthodes hybrides.
- D'étudier l'influence du nombre de niveau de décomposition dans le cas des méthodes hybrides.

Références bibliographiques

- [Aiaz 2002] Aiazzi B., Alparone L., Baronti S. & Garzelli A., “Context-driven fusion of high spatial and spectral resolution data based on oversampled multiresolution analysis”, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 40, No. 10, pp. 2300 – 2312, 2002.
- [Aiaz 2003] Aiazzi B., Alparone L., Baronti S., Garzelli A., & Selva M., “An MTF-based spectral distortion minimizing model for PAN-sharpening for very high resolution multispectral images of urban areas”, in *Proc. 2nd GRSS/ISPRS Joint Workshop Remote Sensing Data Fusion URBAN Areas*, pp. 90 – 94, 2003.
- [Aiaz 2007] Aiazzi B., Baronti S. & Selva M., “Improving component substitution PANsharpening through multivariate regression of MS+PAN data”, *Transaction on. Geoscience and. Remote Sensing*, Vol. 45, No. 10, pp. 3230 – 3239, 2007.
- [Aiaz 2012] Aiazzi B., Alparone L., Baronti S., Garzelli A. & Selva M., “Advantages of Laplacian pyramids over ‘à trous’ wavelet transforms”, in *Proc. SPIE image Signal process. Remote Sensing. XVIII, L. Bruzzone, Ed.*, Vol. 8537, pp. 853 704-1-853 704-10, 2012.
- [Aiaz 2013] Aiazzi B., Baronti S., Selva M., & Alparone L., “Bi-cubic interpolation for shift-free PAN-sharpening”, *ISPRS Journal Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 86, No. 6, pp. 65 – 76, 2013.
- [Aiaz 2017] Aiazzi B., Alparone L., Baronti S., Carlà R., Garzelli A. & Santurri L., “Sensitivity of PANsharpening methods to temporal and instrumental changes between multispectral and panchromatic data sets”, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol.55, No. 1, pp. 308 – 319, 2017.
- [Aiaz 2018] Aiazzi B., Alparone L., Garzelli A., & Santurri L., “Blind correction of local misalignments between multispectral and panchromatic images”, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Vol. 15, No. 10, pp. 1625 – 1629, 2018.

Références bibliographiques

- [Alpa 2004] Alparone L., Baronti S., Garzelli A., & Nencini F., “A global quality measurement of PAN-sharpened multispectral imagery”, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Vol. 1, No. 4, pp. 313 – 317, 2004.
- [Amol 2007] Amolins K., Zhang Y. & Dare P., “Wavelet based image fusion techniques – An introduction, Review and comparison”, *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing* 62, pp. 249 – 263, 2007.
- [Amro 2011] Amro I., J. Mateos, M. Vega, R. Molina, & A. K. Katsaggelos, 2011, “A survey of classical methods and new trends in PANsharpening of multispectral images”, *Journal on Advances in Signal Processing EURASIP*, Vol. 79.
- [Bai 2015] Bai L, Xu C. & Wang C., “A review of fusion methods of multi-spectral image”, *Optik* 126, pp. 4804 – 4807, 2015.
- [Ball 2003] Ballester C., Caselles V., Rougé B. & Verdera J., “A variational model for P+XS image fusion”, *In Proceedings of IEEE Workshop on variational, geometric and level sets method in computer vision, Faudegars et Parios (Eds.), Published in INRIA, Sophia-Antipolis, France, 2003.*
- [Beth 1997] Bethune S., Muller F. & Binard M., “Adaptative intensity matching filters: a new tool for multi-resolution data fusion”, *In: AGARD Conference Proceedings – 595, Multisensor Systems and Data Fusion for telecommunications, Remote Sensing and Radar*, pp. 28-1-21-13, 1997.
- [Beth 1998] Bethune S., Donnay J-P. & Muller F., “Fusion d’images multirésolution par Egalisation de Moyennes et de Variance Locales : comparaison avec la méthode des ondelettes”, *In : La réalité de terrain en Télédétection : pratiques et méthodes, Ed. J.-M. Dubois, M. Bernier, J. –P. Fortin et Boivin, Série Actualité Scientifique, Presses de l’Université du Québec, Sainte-Foy*, pp. 119 – 126, 1998.
- [Cand 1999] Candes E. J., & Donoho D. L., “Curvelets a surprisingly effective nonadaptie representation for objects with edges. In curve and surface fitting”: *Saint- Malo, A. Cohen, Vanderbilt University Press, Nashville, TN* 1999, pp. 123 – 143, 1999.
- [Carp 1990] Carper W., Lillesand T., & Kiefer R., “The use of intensity-hue-saturation transformations for merging SPOT panchromatic and multispectral image

Références bibliographiques

- data”, *Photogrammetric Engineering and Remote sensing*, 56(4), pp. 459 – 467, 1990.
- [Carr 2007] Carroll J., Ruskey F. & Weston M., “Which n-venn diagrams can be drawn with convex k-gons?”, *Discrete and Computational Geometry*, Vol. 37, No. 4, pp. 619 – 628, ISSN 0179-5376, 2007.
- [Chak 2015] Chakkarwar M. P., Deorankar A. V., & Chatur P. N., “Additive wavelet based image fusion using à trous wavelet decomposition and improved nonlinear HIS transform”, *International Journal of Pure and Applied Research in Engineering and Technology*, Vol. 3, No. 9, pp. 1617 – 1617, 2015.
- [Chav 1989] Chavez P. S. & Kwarteng A. W., “Extracting spectral contrast in Landsat thematic mapper data using selective principal component analysis”, *Photogrammetric Engineering and Remote*, Vol. 55, No. 3, pp.339 – 348, 1989.
- [Chav 1991] Chavez P. S., Sides S. C, & Anderson J. A., “Comparison of three different methods to merge multiresolution and multispectral data: Landsat TM and SPOT panchromatic”, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 57, No. 3, pp.265 – 303, 1991.
- [Chen 2008] Chen S. H., Su H. B., Zhang R. H., Tian J., “Fusion remote sensing images using à trous wavelet transform and empirical mode decomposition”, *Pattern Recognition Letters* 29, pp. 330 – 342, 2008.
- [Chen 2015] Cheng J., Liu H., Liu T., Wang F. & Li H., “Remote sensing image fusion via wavelet transform and sparse representation”, *ISPRSJ. Photogrammetric and Remote Sensing*, 104, pp. 104 – 173, 2015.
- [Chik 2012] M. Chikr El-Mezouar, “Fusion d’images en télédétection satellitaire”, *INSA de Rennes, Université Européenne de Bretagne et Université Djillali Liabes de Sidi Bel Abbès, Thèse*, 180 p, 2012.
- [Choi 2006] Choi M., “A new intensity-hue-saturation fusion approach to image fusion with a trade-off parameter”, *IEEE Transactions on. Geoscience and Remote Sensing*, 44 (6), pp. 1672 – 1682, 2006.
- [Choi 2011] Choi J., Yu K. & Kim Y., “A new adaptive component-substitution based satellite image fusion by using partial replacement”, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 49, No. 1, pp. 295 – 309, 2011.

Références bibliographiques

- [Corn 2003] Cornet Y., Schenke C., Béthune S., Binard & M. Muller F., “Stratégies de fusion d’images P/XS Basées sur les principes colorimétriques et égalisation de statistiques locales”, *Bulletin SFPT*, No. 169, pp. 35 - 45, 2003-1.
- [Dadr 2021] Dadrass Javan F., Samadzadegan F., Mehravar S., Toosi A., Khatami R., & Stein A., “A review of image fusion techniques for pan-sharpening of high-resolution satellite imagery”, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 171, pp. 101 – 117, 2021.
- [Dong 2015] Dong L., Yang Q., Wu H., Xiao H., & Xu M., “High quality multi-spectral and panchromatic image fusion technologies based on curvelet transform”, *Neurocomputing* 159, pp. 268 – 274, 2015.
- [Dono 1998] Donoho D. L., “Digital ridgelet transform via rectopolar coordinate transform” Stanford Univ., Stanford, CA, Tech. Rep, 1998.
- [Dono 1999] Donoho D. L., & Mark R., “Digital curvelet transform: Strategy, Implementation and Experiments”, *Duncan Department of Stanford University, Proc. SPIE*, Vol. 4056, pp. 12 – 29, 1999.
- [Fall 2010] Fallah Yakhdani M. & Zizi A., “Quality assessment of image fusion techniques for multisensory high resolution satellite images (Case study: IRS-P5 and IRS-P6 satellite images)”, *ISPRS TC VII Symposium - 100 Years ISPRS, Vienna, Austria*, July 5-7, 2010, IAPRS, vol. XXXVIII, part 7B. pp. 204 – 209, 2010.
- [Gao 2022] Gao F., Li Y., Zhang P., Zhai, Y., Zhang Y, Yang Y., & An Y., “A high-resolution panchromatic-multispectral satellite image fusion method assisted with building segmentation”, *Computers and Geosciences* 168, pp. 1 – 17, 2022.
- [Garg 1996] Garguet-Duport B., Girel J., Chasseny J. M. & Pautou G., “The use of multiresolution analysis and wavelet transform for merging SPOT panchromatic and multispectral image data”, *Photogrammetry Engineering and Remote sensing*, Vol. 62, pp. 1057 – 1066, 1996.
- [Garz 2008] Garzelli A., Nencini F., & Capobianco L., “Optimal MMSR PAN sharpening of very high resolution multispectral images”, *IEEE Transactions Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 46, No. 1, pp. 228 – 236, 2008.
- [Ghas 2016] H. Ghassemian, 2016, “A review of remote sensing image fusion methods”, *Information Fusion* 32, pp. 75 – 89.

Références bibliographiques

- [Gill 1987] Gillespie A. R., Kahle A. B. & Walker R. E., “Color enhancement of highly correlated images – II Channel ratio and ‘chromacity’ transformation techniques ’’, *Remote Sensing Environment*, Vol. 22, pp. 343 – 365, 1987.
- [Gonz 2004] Gonzalez-Audicana M., Saleta J. L., Catalan R. G. & Garcia R., “Fusion of multispectral and panchromatic Images using improved IHS and PCA mergers based on wavelet decomposition’’, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 42, No. 6, pp. 1291 – 1299, 2004.
- [Gonz 2005] Gonzalez-Audicana M., Otazu X., Fors O., & Seco A., “Comparison between Mallat’s and the ‘à trous’ discrete wavelet transform based algorithms for the fusion of multispectral and panchromatic images’’, *International Journal of Remote sensing*, Vol. 26, No. 3, pp. 595 – 614, 2005.
- [Gu 2006] Gu Y. F., Liu Y., Wang C. Y., & Zhang Y., 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*, pp. 324 – 328, 2006.
- [Gung 2006] Gungor O. & Shan J., “An optimal fusion approach for optical and SAR images’’, *ISPRS Commission VII Mid-term Symposium “Remote Sensing: From Pixels to Processes”*, Enschede, The Netherlands, 8 – 11 May 2006.
- [Hayd 1982] Haydn R., Dalke G. W., Henkel J. & Bare J. E., “Application of the IHS color transform to the processing of multisensory data and enhancement’’, *In. Proceedings of International Symposium on Remote Sensing of Arid and Semi-Arid Lands, Caire, Egypt*, pp. 599 – 616, 1982.
- [Jinj 2019] Jinju J., Santhi N., Ramar K., & Sathya Bama B, “Spatial frequency discrete wavelet transform image fusion technique for remote sensing applications’’, *Engineering Science and Technology, an International journal* 22, pp. 715 – 726, 2019.
- [Kalp 2007] Kalpoma K. A. & Kodoh J I., “Image Fusion processing for Ikonos 1-m color imagery’’, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 45, No. 10, pp. 3075 – 3086, 2007.
- [Kaze 2007] Kazemi F. M., Samadi S., Pourreza H., & Akbarzadeh M. R, “Vehicle Recognition based on Fourier, wavelet and curvelet transforms – a

Références bibliographiques

- comparative study”, *IJCSNS International journal of computer Science and Network Security*, Vol. 7, No. 2, pp. 130 – 135, 2007.
- [Khan 2009] Khan M. M., Alparone L. & Chanussot J., “PANsharpening quality assessment using the modulation transfer functions of instruments”, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 47, No. 11, pp. 3880 – 3891, 2009.
- [Khat 2020] Khateri M., Shabanzade F., Mirzapour F., Zaji A., & Liu Z., “A variational approach for fusion of panchromatic and multispectral images using a new spatial – spectral consistency term”, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth observations and Remote Sensing*, Vol.13, pp. 3421 – 3436, 2020.
- [Labe 2000] Laben C. A. & Brower B. V., “Process for enhancing the spatial resolution of multispectral imagery using PAN-sharpening” *U.S. Patent 6011875*, 2000.
- [Lapo 2002] Laporterie F., “Représentation hiérarchiques d’images avec des pyramides morphologiques. Application à l’analyse et à la fusion spatio-temporelle de données en observation de la terre”, *Ecole Nationale Supérieure de L’Aéronautique et de l’Espaces, Thèse*, 180 p, 2002.
- [Li 1994] Li H., B. S. Manjunath & S. K. Mitra, “Multi-sensor image fusion sing the wavelet transform”, *In ICIP-94, IEEE International Conference*, Vol. 1, pp. 51 – 55, 1994.
- [Li 2016] Li Y., He Z., Zhu H., Zhang W., & Wu Y., “Jointly registering and fusing images from multiple sensors”, *Information Fusion 27*, pp. 85 – 94, 2016.
- [Liu 2000] J. G. Liu & J. McM, Moore, 1998, “Pixel block mixing modulation: adding spatial detail to TM band 6 thermal imagery”, *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 19, pp. 2477 – 2491.
- [Mall 1989] Mallat S., “A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet représentation”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 11, No. 7, pp. 674 – 693, 1989.
- [Mang 1994] Mangolini M., “Apport de la fusion d’images satellitaires multicapteurs au niveau pixel en télédétection et photo-interpretation”, *Thèse de Doctorat en Science, Université de Nice-Sophia Antiplolis, Ecole Doctorat des Sciences pour l’Ingénieur, France*, p.174, 1994.

Références bibliographiques

- [Mass 2010] Massip P., “Fusion de données : prise en compte des caractéristiques liées à l’imageur lors de la synthèse d’images multispectrales à haute résolution spatiale”, *Ecole Nationale Supérieurs des Mines de Paris, Thèse*, 140 p, 2010.
- [Mass 2021] S. Massout & Y. Smara, “panchromatic and multispectral image fusion using the spatial frequency and the ‘à trous’ wavelet transform”, *Journal of Applied Remote Sensing* 15(3), 036510 (28 August 2021), 2021.
- [Meer 1997] Meer F. Van Der, “What does multisensor image fusion adds in terms of information content for visual interpretation”, *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 18, No. 2, pp.445 – 452, 1997.
- [Meng 2019] Meng X., Shen H., Li H., Zhang L. & Fu R., “Review of the PANsharpening methods for remote sensing images based on the idea of meta-analysis: Pratical discussion and Challenges”, *Information fusion* 46, pp.102 – 113, 2019.
- [Mull 2000] Muller F. & Bethune S., “La fusion d’images”, *Bulletin de la Société Géographique de Liège*, Vol. 38, pp 79 – 94, 2000.
- [Nenc 2007] Nencini F., Garzelli A., Baronti S., & Alparone L., “Remote sensing image fusion using the curvelet transform”, *Information Fusion* 8, pp. 143 – 156, 2007.
- [Nune 1999] Nunez J., Otazu X., & Fors O., “Image fusion with additive multiresolution wavelet decomposition. Application to SPOT + Landsat images”, *Journal Optical Society of America, A/*, Vol. 16, No. 3, pp. 467 – 474, 1999.
- [Ouar 1997] Ouarab N., Smara Y. & Rasson J. P., ‘Classification d’images satellitaires basée sur l’estimation des intensités liée à l’hypothèse du processus de Poisson’, *Seizième colloque GRETSI, Grenoble, France, 15 – 19 Septembre 1997*.
- [Ouar 1999] Ouarab N., Smara Y. & Rasson J. P., “Utilisation de méthodes de classification hiérarchique pour une classification supervisée d’images satellitaires”, *17^{ième} colloque GRETSI, Vannes, France, 13 -17, 1999*.
- [Ouar 2007] Ouarab N., “Fusion d’images satellitaires pour l’amélioration des résolutions spatiale et spectrale”, *Thèse de Doctorat d’Etat en Traitement d’Images et Télédétection, Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, Alger, 136 p, 2007*.

Références bibliographiques

- [Paja 2004] Pajares G. & J. M. Cruz J. M., “A wavelet – based image fusion tutorial”, *Pattern Recognition* 37 (9), pp. 1855 – 1872, 2004.
- [Pete 2004] Peteri R. & Ranchin T., “Potentialités des nouveaux capteurs à très haute résolution spatiale pour l’extraction des réseaux de rues urbains”, *Revue internationale de Géomatique*. 14, pp. 485 – 504, 2004.
- [Piel 2002] Piella G. & Heijmans, “Multiresolution image fusion guided by a multimodal segmentation”, *Proceedings Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems*, Ghent, Belgium, 2002.
- [Pohl 1998] Pohl C., & Van Genderen J. L., “Multisensor image fusion in remote sensing: Concepts, methods and applications”, *International Journal in Remote Sensing*, 19(5), pp. 823 - 854, 1998.
- [Prad 2006] Pradhan P. S., King R. L., Younan N. H., & Holcomb D. W., “Estimation of the number of decomposition levels for a wavelet based multiresolution multisensory image fusion”, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 44 (12), pp. 3674 – 3686, 2006.
- [Pric 1987] Price John C. “Combing panchromatic and multispectral imagery dual resolution satellite instruments”, *Remote sensing of environment*, Vol. 21, pp. 119 – 128, 1987
- [Rahm 2010] Rahmani S., Strait M., Merkurjev D., Moeller M., & Wittmen T., “An adaptive IHS pans-sharpening method”, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 7, no. 4, pp. 746 – 750, 2010.
- [Ranc 2000] Ranchin T. & Wald L., “Fusion of high spatial and spectral resolution images : the ARSIS concept and its implementation”, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 66, No. 1, pp. 49 – 61, 2000.
- [Saxe 2021] Saxena N. & Balasubramanian B., “A pansharpening scheme using spectral graph wavelet transforms and convolutional neural networks”, *Int. J. Remote. Sens.* 42(8), pp. 2898 – 2919, 2021.
- [Scho 1997] Schowengerdt R. A., “Remote Sensing: Models and Methods for Image Processing”, 2nd ed. Orlando, FL, USA: Academic, 1997.
- [Shan 2006] Shan J., “Techniques for remote sensing image fusion”, *African Association of Remote Sensing of the Environment*, 47 p, 2006.

Références bibliographiques

- [Shet 1992] Shettigara V. K. 1992, “A generalized component substitution technique for spatial enhancement of multispectral images using higher resolution data set”, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 58, No. 5, pp. 561 – 567.
- [Shi 2005] Shi W., Zhu C., Tian Y., & Nichol J., “Wavelet-based image fusion and quality assessment”, *International Journal of Application Observation Geoinformation*, Vol. 6, No. 3/4, pp. 241 – 251, 2005.
- [Sing 2023] Singh S., Singh H, Bueno G., Deniz O., Singh S., Mongo H., Hrisheekesha P. N., & Pedraza A., “A review of image fusion : Methods, applications and performance metrics”, *Digital Signal Processing 137*, pp.1 – 31 , 2023.
- [Star 2002] J. L. Starck, E. J. Candes, & D. L. Donoho, “The curvelet transform for image denoising”, Vol. 11, No. 6, pp. 670 – 684, 2002.
- [Star 2003] J. L. Starck J. L., Candès E. J., & Donoho D. L., “Gray and color image contrast enhancement by the curvelet transform”, *IEEE Transaction Image Processing*, Vol. 12, No. 6, pp. 706 – 717, 2003.
- [Poh 1998] C. Pohl & J. L. Van Genderen, “Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications”, *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 19, No. 5, pp. 823 – 854, 1998.
- [Thom 2006] C. Thomas, 2006, “Fusion d’images de résolutions spatiales différentes”, *Ecole Nationale Supérieurs des Mines de Paris, Thèse de Doctorat*, 197 p, 2006.
- [Thom 2008] Thomas C., Ranchin T., Wald L. & Chanussot J., “Synthesis of multispectral images to high spatial resolution: A critical review of fusion mehods based on remote sensing physics”, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 46, No. 5, pp. 1301 – 1312, 2008.
- [Tu 2001] Tu T- M., Su S – C., Shyu H – C., and Huang P. S., “A new look at IHS-like image fusion methods”, *Information Fusion*, Vol. 2, No. 3, pp. 177 – 186, 2001.
- [Tu 2004] Tu T.-M., Huang P. S., Hung C.-L. & Chang C.-P., 2004, “A fast intensity-hue-saturation fusion technique withspectral adjustment for IKONOS imagery”, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Vol. 1, No. 4, pp. 309 – 312.

Références bibliographiques

- [Yang 2008] Wang X-H. & Jiao L-C, “Fusion algorithm for remote sensing images based on nonsubsampling contourlet transform”, *ACTA Automatica Sinica*, Vol. 34, No. 3, pp. 274 – 281, 2008.
- [Yock 1996] Yocky D. A. , “Multiresolution wavelet decomposition image merger of Landsat Thematic Mapper and SPOT panchromatic Data”, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 62, No. 9, pp. 1067 – 1074, 1996.
- [Vasq 2008] Vasques A. R., Volp L. L. & Lombardo M., “Multitemporal analysis to identify brownfields redevelopment dynamic by high-resolution satellite imagery in Sao Paulo – Brazil”, *Proceedings of the 4th WSEAS International Conference on Remote Sensing (REMOTE’08)*, pp. 130 – 135, Venice Italy November 21 – 23, 2008.
- [Vija 2004] Vijayarj V., O’Hara C., & Younan N., “Quality analysis of PAN-sharpened images”, *In Proceedings of Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS’04, IEEE International, Digital Object Identifier 10.1109/IGARSS.2004.1368951*, Vol. 1, pp. 85 – 88, 2004.
- [Vivo 2014] Vivone G., Restaino R., Dalla Mura M., Licciardi G., & Chanussot J., “Contrast and error-based fusion schemes for multispectral image PANsharpening”, *IEEE Geosciences Remote sensing Letters*, Vol.11, No. 5, pp. 930 – 934, 2014.
- [Vivo 2015] Vivone G., Alparone L., Chanussot J., Dalla Mura M., Garzelli A., Licciardi G. A., Restaino R., & Wald L., “A critical comparison among PANsharpening algorithms”, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53, pp.2565 – 2586, 2015.
- [Wald 1999] Wald L., “Some terms of reference in data fusion”, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 37, No. 3, pp. 1190 – 1193, 1999.
- [Wald 2002] Wald L., “Data fusion definitions and architectures, fusion of images of different spatial resolution”, *Ecole des Mines de Paris*, I.S.B.N: 2-911762-38-x, 198 p, 2002.
- [Wang 2002] Wang Z. & A. C. Bovik A. C., “A universal image quality Index”, *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 9, pp.81 – 84, 2002.
- [Wang 2008] Wang Z., Yu X., & Zhang L., “A remote sensing image fusion algorithm based on integer wavelet transform”, *Proceedings of the 7th World Congress*

Références bibliographiques

- on Intelligent Control and Automation June 25 – 27, Chongqing, China, pp. 5950 – 5954, 2008.*
- [Welc 1987] Welch R. & Ehlers M., “Merging multiresolution SPOT HRV and Landsat TM data”, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, vol. 53, No. 3, pp. 301 – 303, 1987.
- [Zhan 2005] Zhang Y., & Hong G., “An IHS and wavelet integrated approach to improve PAN-sharpening visual quality of natural colour IKONOS and QuickBird images”, *Information Fusion* 6, pp. 225 – 234, 2005.
- [Zhan 2015] Zhang Q., Cao Z., Hu Z., Jia Y. & Wu X., “Joint image registration and fusion for panchromatic and multispectral images”, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12 (3), pp. 467 – 471, 2015.
- [Zhan 2023] Zhang K., Zhang F., Wan W., Yu H., Sun J., Del Ser J., Elyan E., & Hussain A., “Panchromatic and multispectral image fusion for remote sensing and earth observation : Concepts, taxonomy, literature review, evaluation methodologies and challenges ahead”, *Information Fusion* 93, pp. 227 – 242, 2023.
- [Zhao 2016] Zhao W., Xu Z., & Zhao J., “Gradient entropy metric and P-Laplace diffusion constraint-based algorithm for noisy multispectral image fusion”, *Information Fusion*, pp. 138 – 149, 2016.
- [Zhou 1998] Zhou J., Civco D. L., & Silander, J. A., “A wavelet transform method to merge Landsat TM and SPOT panchromatic data”, *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 19, No. 4, pp. 743 – 757, 1998.

Production Scientifique

- **PUBLICATION**

S. MASSOUT & Y. SMARA. Panchromatic and multispectral image fusion using the spatial frequency and the *à trous* wavelet transform," Journal of Applied Remote Sensing 15(3), 036510 (28 August 2021). <https://doi.org/10.1117/1.JRS.15.036510>. Received: 26 March 2021; Accepted: 16 August 2021; Published: 28 August 2021

- **COMMUNICATIONS INTERNATIONALES ET NATIONALES**

S. MASSOUT, Y. SMARA & N. OUARAB. *Fusion of Algerian Alsat And Meris Images By Morphologic Pyramid.* International Workshop on Earth Observation Small Satellites for Remote Sensing Application. 20 au 23 Novembre 2007. Kuala Lumpur (MALAISIE).

S. MASSOUT, N. OUARAB & Y. SMARA. *Fusion des images satellitaires par la pyramide morphologique.* CGE'05, 16-17 avril 2007. Bordj-El-Bahri, Alger, Algérie.

N. OUARAB, S. MASSOUT & Y. SMARA. *Fusion d'images satellitaires : Méthodes et Applications.* 10èmes journées scientifiques du réseau de télédétection de l'AUF, 3-7 Novembre 2008, Antananarivo, MADAGASCAR.

S. MASSOUT, Y. SMARA & N. OUARAB. Amélioration de la résolution spatiale des images satellitaires par la pyramide morphologique. 10èmes journées scientifiques du réseau de télédétection de l'AUF, 3-7 Novembre 2008, Antananarivo, MADAGASCAR.

S. MASSOUT, Y. SMARA & N. OUARAB. Comparison of satellite image fusion by morphological pyramid and by high pass filtering applied to urban and peri urban areas. 2009 Joint UrbanRemoteSensing Event, 20 au 22 Mai 2009, SHANGHAI (CHINE). ISBN: 978-1-4244-3460-2.

R. BENZENATI, Y. SMARA & S. MASSOUT. Image fusion using the curvelet transform: comparative study applied to urban and peri urban areas of Algiers region (Algeria). 2009 Joint UrbanRemoteSensing Event, 20 au 22 Mai 2009, SHANGHAI (CHINE). ISBN: 978-1-4244-3460-2.

S. MASSOUT, N. HABIL, W. KETTAB, N. OUARAB & Y. SMARA. *Étude comparative de méthodes de fusion d'images satellitaires.* Troisièmes Journées d'Animation Scientifique (JAS09) de l'AUF, 8-11 Novembre 2009, Alger, Algérie.

S. MASSOUT, Y. SMARA, S. AGUAGUNA & S. OURABIA. *Méthodes de fusion d'images par l'égalisation des statistiques locales : Application aux zones urbaines et péri urbaines.* 12èmes Journées Scientifiques du réseau de télédétection de l'AUF, 23 au 25 Novembre 2010, Monastir, Tunisie.

S. MASSOUT & Y. SMARA. Développement et évaluation d'algorithmes de fusion d'images satellitaires. 5emes JSLTIR, 6-7 Juin 2011, USTHB, Alger, Algérie.

S. MASSOUT & Y. SMARA. Image fusion using the wavelet and curvelet transforms applied to the algerian satellite alsat-2 images. 35ème conférence ISRSE, 22 au 26 avril 2013, Beijing, CHINE.

S. OURABIA, S. MASSOUT & Y. SMARA. Comparative Study Of PANsharpening Methods Based On Curvelet And Contourlet Transforms Using Alsat-2a Algerian Satellite Images. 10ème conférence AARSE 2014, 27-31 october 2014, Johannesburg, Afrique du Sud.

S. MASSOUT & Y. SMARA. Influence of spatial resolution ratio in image fusion using Algerian ALSAT-2 (2,5m) and SPOT (20m) satellites images. International Symposium on Advances in Remote Sensing Technologies and Computation RESENS 2015, 19-24 Avril 2015, Barcelona, Spain. Copyright (c) IARIA, 2015. ISBN: 978-1-61208-397-1 90

S. MASSOUT AND Y. SMARA. Multispectral and panchromatic data fusion assessment based on the QNR. 6èmes JSLTIR, 14-15 décembre 2015, USTHB, Alger, Algérie.

S. MASSOUT & Y. SMARA. Influence Of Number Of Decomposition Levels By Wavelet Transform Applied To The Algerian Satellite Alsat-2A Images Fusion. 38th EARSeL Symposium 2018, 9-12 July 2018 Chania, Crete, Grec