



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITÉ DJILLALI LIABÈS DE SIDI BEL ABBES
FACULTE DE TECHNOLOGIE
DÉPARTEMENT D'ELECTRONIQUE



THESE

de doctorat en sciences

Spécialité: électronique
Option : imagerie

Thème

**Débruitage des images satellitaires
en utilisant les dépendances entre
les coefficients d'ondelette**

Présentée par

Kadiri Mohamed

Soutenue le 26/05/2015

Devant le jury :

Président	Mahdjoub Zoubir	Professeur- UDL- Sidi bel Abbès
Directeur de thèse	Djebbouri Mohamed	Professeur- UDL- Sidi bel Abbès
Examineur	Boughanmi Nabil	Professeur- USTOMB
Examineur	Loukil Abdelhamid	Maitre de conférence - USTOMB
Examineur	Bettahar Salim	Maitre de conférence - USTOMB
Invité	Taleb-Ahmed Abdelmalik	Professeur-Université de Valenciennes

A des maux étranges on applique d'étranges remèdes

beaucoup de bruit pour rien,

William Shakespeare

A mon défunt père

A ma mère

A ma sœur et sa famille

Au reste de ma famille

Remerciements

Comme le veut la tradition je vais commencer ce manuscrit de thèse par le plus passionnant des chapitres: les remerciements.

Je rends un très grand hommage à mon directeur de thèse monsieur Mohamed DJEBBOURI qui a accepté de diriger mes travaux durant ces quatre années, pour son rôle d'orientation, de suivi et d'appréciation. Je salue également sa sagesse et son implication. Qu'il trouve ici le témoignage de ma gratitude.

Qu'il me soit permis de témoigner ma profonde reconnaissance et ma très haute considération au président du jury, monsieur Zoubir MEHJOUB professeur à l'université de Sidi Bel Abbes.

Je tiens à remercier également monsieur Nabil BOUGHANMI, professeur à l'université des sciences et de la technologie d'Oran, monsieur Abdelhamid LOUKIL et monsieur Salim BETTAHAR, maitres de conférence à l'université des sciences et de la technologie d'Oran, ainsi que monsieur Taleb Ahmed Abdelmalik, professeur à l'université de Valenciennes pour l'honneur qu'ils me font en acceptant d'examiner et juger ce travail.

Un merci particulier à monsieur Philippe CARRE, directeur adjoint du laboratoire XLIM-SIC à l'université de Poitiers et responsable de l'équipe ICONES, qui m'a fait découvrir le monde des ondelettes analytiques et m'a donné gout à la recherche dans ce domaine. Nos fréquentes discussions ont été à chaque fois un réel booster pour mon travail.

Je ne peux oublier les agréables moments que j'ai partagé avec les membres du labo XLIM-SIC qui sont devenus des amis par la suite. Merci également à madame Christine FERNANDEZ MALOINE et monsieur Eric ANDRES qui m'ont autorisé à effectuer mes stages et m'ont facilité l'accès au laboratoire suscité. Je ne manquerai pas de formuler mes souhaits pour une continuité de nos collaborations.

Merci à monsieur Djebbouri Jamel, directeur du centre de développement des satellites d'Oran, pour son professionnalisme et pour l'aide qu'il m'a fournie.

Je remercie également tous mes amis et collègues pour leur soutien. Commençons par les moins appréciés (sourire) : le groupe des anciens (1993) qui se reconnaissent et qui m'ont supporté et encouragé durant toutes ces années. Mes anciens collègues de l'université de Bechar et les nouveaux collègues de l'université de Mascara. Je m'excuse de ne pas pouvoir citer leurs noms car ça risque de prendre des pages entières.

Je ne pourrai clôturer ce tour de remerciements sans citer les membres de ma famille que j'ai laissés en dernier pour m'attarder sur la reconnaissance qu'ils méritent.

Je commencerai toujours et sans limites par ma mère. Des milliard de remerciements seraient insuffisants pour exprimer toute ma gratitude. Je lui serai éternellement reconnaissant pour son inconditionnel soutien, ses encouragements. Elle a su trouver à chaque fois les mots réconfortants dans les moments les plus difficiles. Je la remercie aussi d'avoir constamment veillé à ce que ce travail se déroule dans les meilleures conditions.

Un grand merci aussi à ma sœur et à son mari pour leur soutien. Un clin d'œil pour Ayoub et Yasmine qui à leur tour me remercieront dans une quinzaine d'années quand ils rédigeront leurs thèses respectives.

Je remercie tous les membres de ma famille, mes deux oncles et mes cousins Jamel et Amin. Egalement, une pensée particulière pour mes grands parents paternels et maternels.

Enfin, merci pour toute personne qui, de près ou de loin, a contribué à l'avancement de ma thèse.

Mes derniers mots irons pour mon père qui n'a pas eu le temps d'atteindre la fin de cette thèse et qui aura été très heureux et si fier de cet accomplissement (modeste mais grand à ses yeux).

ملخص

نركز في هذه الأطروحة على معالجة صور الأقمار الصناعية بإستعمال العلاقة بين معاملات الموجات. إقترحنا علاقة جديدة أين نستغل كافة المعطيات الناتجة عن التحويل بالموجات للفصل بين المعلومة المفيدة و التشوهات. تم تمثيل معطياتنا في فضاء أكثر وضوحاً من فضاء الصور الإبتدائي أين يمكن إستغلال كافة المعطيات الكامنة في هذه الصور بما فيها السعة و الخطوط الهندسية. معظم الأبحاث في هذا الميدان تهتم بالسعة فقط كعامل وحيد في عملية إزالة التشوهات, غير أن الفاصلة التي تمكننا من معرفة هندسة الصورة لها دور هام في طريقتنا. تمكننا من وضع خوارزمية شاملة تأخذ بعين الإعتبار جميع الإرتباطات ما بين المعاملات في الجوار المباشر أو من مركبة إلى أخرى. أظهرنا كذلك دور الطريقة المقترحة في عملية تصنيف الصور. النتائج المتحصل عليها أظهرت كفاءة إستراتيجيتنا في الرفع من نوعية الصور مع إظهار محيط المكونات بالمقارنة مع الطرق الكلاسيكية التي لا تعتبر الفاصلة أو العلاقة بين الأطياف. **الكلمات المفتاحية:** صورة قمر صناعي متعددة الأطياف، تحليل بالموجات الكواتريونية، تقليل السعة، تلبين الفاصلة، قياس التشابه التكويني.

Résumé

Nous nous intéressons dans cette thèse au débruitage des images satellitaires par la dépendance entre les coefficients d'ondelette.

Nous avons proposé un nouveau formalisme qui exploite toutes les données résultantes de la transformée en ondelette pour la séparation entre le signal utile et le bruit. Nous avons représenté nos données dans le domaine des ondelettes analytiques, plus explicite que le domaine spatial et qui permet d'exploiter la totalité des informations contenues dans les images à savoir leurs dynamiques et leurs géométries. Alors que la majorité des travaux existants s'intéressent uniquement à l'amplitude des coefficients d'ondelette dans un processus de débruitage, cette information n'est pas le seul facteur déterminant. En effet, la phase qui nous informe sur la géométrie de l'image aura un rôle important dans notre démarche. Par conséquent, la méthode que nous avons développé implique la phase en complémentarité avec l'amplitude. Nous avons proposé également, une stratégie globale de corrections des imperfections tout en tenant compte des corrélations qui peuvent exister entre les pixels dans les différentes bandes spectrales de l'image. Considérer ces dépendances, nous a permis d'aboutir à une stratégie dite "Multi-canal non marginale", c'est à dire, qui traite ces bandes spectrales simultanément.

Nous avons aussi démontré l'intérêt de notre méthode dans la classification des images satellitaires.

Les résultats obtenus indiquent la supériorité de notre approche dans la réduction du bruit et la préservation des contours par rapport aux méthodes de seuillage en ondelettes classiques qui n'utilisent pas de phase ou n'impliquent pas les informations multi-bandes.

Mots clefs: image satellitaire multispectrale, analyse par ondelette quaternionique, seuillage de l'amplitude, lissage de la phase, mesure de la similarité structurelle.

Abstract

In this thesis, we are interested to satellite images denoising by the dependence between the wavelet coefficients.

We propose a new formula that exploits all the resulting data of the wavelet transform for the separation between the signal and the noise. We represent our data in the field of analytical wavelet more explicit than the spatial domain and allows to exploit all the information contained in the images as its magnitude and geometry. While the most of existing work are only interested in the magnitude of the wavelet coefficients in a noise reduction process, this information is not the only determining factor. Indeed, the phase that informs us about the geometry of the image have an important role in our approach. Therefore, we have studied the complementarities between phase and magnitude. We will also propose a new strategy of denoising where the correlations between the pixels in the multiple bands of the image are taking into account. The consideration of these dependencies, allowed us to achieve a strategy called "non-marginal Multi Channel", i.e, dealing with these spectral bands simultaneously.

We also demonstrated utility of our approach in the classification of satellite images.

The obtained results indicate the superiority of our approach in noise reduction and edge preservation in comparison with classical wavelet thresholding methods that do not use phase or multiband information.

Keywords: multispectral satellite image, quaternionic wavelet analysis, magnitude thresholding, phase smoothing, structural similarity measure.

Table des matières

Résumé	v
Table des matières	vii
Liste des figures	x
Liste des tableaux	xii
Abréviations et Notations	xiii
Introduction générale	1
I. Bruit et images satellitaires	4
I.1. La télédétection	5
I.2. Les capteurs	6
I.2.1. Mode à balayage perpendiculaire	8
I.2.2. Mode à barrettes (ou peigne)	9
I.3. Caractéristiques des images satellitaires optiques	10
I.4. Réception, transmission et traitement des données	14
I.5. Sources et modèles de dégradations	15
I.5.1. Bruit quantique	18
I.5.2. Bruit thermique et bruit de lecture	18
I.5.3. Quantification, compression, transmission	18
I.5.4. Bruit externe	18
I.6. Traitement numérique des images satellitaires	19
I.6.1. Le codage	19
I.6.2. Le prétraitement de l'image	20
I.6.3. La fusion d'images	20
I.6.4. La composition colorée	20
I.6.5. La synthèse de néo-canaux.....	20
I.6.6. La classification	20
I.6.7. L'appariement	21
I.6.8. Analyse multi-échelle	21
I.7. Propriétés des images satellitaires	21
I.7.1. La non-stationnarité.....	21
I.7.2. La persistance à travers les échelles	22
I.7.3. La dépendance intra-échelles	22

I.8. Synthèse du chapitre I	23
II. Etat de l'art sur les techniques de débruitage	24
II.1. Estimation et débruitage	26
II.2. Débruitage par seuillage des coefficients d'ondelette terme à terme	27
II.2.1. Le seuil universel (VisuShrink)	29
II.2.2. Le seuil SURE (SureShrink)	30
II.2.3. Le seuil de bayes (BayesShrink)	32
II.2.4. Seuillage par validation croisée	33
II.3. Débruitage par dépendance entre les coefficients d'ondelette	34
II.3.1. L'estimateur linéaire de l'erreur quadratique moyenne minimale (EQMM)	35
II.3.2. Seuillage Bi-variables par dépendance entre les échelles	35
II.3.3. Seuillage par champ aléatoire de Markov	36
II.3.4. Seuillage par modèles invisibles de Markov	38
II.3.5. Seuillage par dépendance entre coefficients voisins	39
II.4. D'autres approches de débruitage	40
II.4.1. Mélange de gaussiennes (Gaussian Scale Mixture)	40
II.4.2. Débruitage par moyenne non locale	41
II.4.3. Débruitage par correspondance entre blocs 3D et filtrage collaboratif (BM3D: 3D block matching and collaborative filtering)	43
II.4.4. Débruitage par analyse en composantes principales	44
II.5. Synthèse du chapitre II	45
III. Seuillage de l'amplitude dans un voisinage et régulation de la phase	46
III.1. La transformée en ondelette quaternionique	47
III.1.1. De l'ondelette réelle à l'ondelette analytique.....	47
III.1.2. L'ondelette quaternionique.....	48
III.1.3. La phase quaternionique.....	53
III.2. Seuillage de l'amplitude par dépendance dans le voisinage spatial	55
III.2.1. Seuillage des blocs par voisinage	55
III.2.2. Seuillage des coefficients par voisinage	58
III.2.3. Choix du seuil λ^*	58

Table des matières

III.3. Méthode proposée pour le débruitage d'une image mono -spectrale	59
III.3.1. Algorithme du seuillage par voisinage de l'amplitude des coefficients de la transformée en ondelette quaternionique.....	59
III.3.2. Estimation des propriétés du bruit.....	61
III.3.3. Régulation de la phase	62
III.4. Evaluation de la qualité du débruitage	65
III.4.1. Evaluation par PSNR (Peak Signal to Noise Ratio)	65
III.4.2. Estimation de la qualité par la mesure de similarité structurelle	66
III.4.2.1. Présentation	66
III.4.2.2. L'indice de similarité structurelle (SSIM: Structural Similarity Index Measure)	66
III.5. Application de la méthode proposée aux images satellitaires mono-spectrales	69
III.5.1. Présentation des scènes d'étude	69
III.5.2. Implémentation et résultats	70
III.6. Synthèse du chapitre III	76
IV. Débruitage multi-canal des images multispectrales	79
IV.1. Formulation générale d'un estimateur multi-canal	80
IV.2. Estimateur multi-canal par dépendance non marginale de l'amplitude et lissage de la phase	82
IV.3. Implémentation	88
IV.4. Résultats	91
IV.5. Intérêt du débruitage dans la classification des images satellitaires	98
IV.5.1. Les méthodes de classification des images satellitaires	99
IV.5.2. Implémentation et Résultats	100
IV.6. Synthèse du chapitre IV	101
Conclusion générale	103
Annexes	106
A. Caractéristiques des satellites LANDSAT et IKONOS	106
B. Propriétés de la QWT	110
C. Optimalité du débruitage par voisinage	112
Références bibliographiques	117
Publications associées	122

Liste des Figures

I.1.	Etapas du processus de télédétection	5
I.2.	Schéma fonctionnel d'un capteur optique	7
I.3.	Mode de balayage perpendiculaire à la trajectoire.....	8
I.4.	Mode de balayage parallèle à la trajectoire	10
I.5.	Réflectances spectrales caractéristiques de quatre grands types de surfaces naturelles.....	11
I.6.	Intensité de deux bandes spectrales (canal rouge et canal proche infrarouge).....	12
I.7.	Etapas de la composition colorée d'une image multispectrale à partir de trois bandes.....	13
I.8.	Images de la Baie de Somme obtenue par LANDSAT-TM le 5 octobre 1989 après trois compositions différentes	13
I.9.	Chaîne de traitement en imagerie satellitaire	16
I.10.	Bruit dans les images satellitaires optiques. Droite: lignes manquantes, gauche rayures.....	17
I.11.	Persistance entre les échelles	22
I.12.	La dépendance entre les sous bandes de la même échelle.....	23
II.1.	Résultats de débruitage de l'image 'Lena' par plusieurs filtres classiques (variance du bruit $\sigma^2=20$)	25
II.2.	Fonctions de seuillage de Donoho.....	29
II.3.	(a) Image bruitée par un BAAG, (b) Image débruitée (seuil "VisuShrink").....	30
II.4.	(a) Image bruitée par un BAAG, (b) Image débruitée (seuil "SUREShrink").....	32
II.5.	(a) Image bruitée par un BAAG, (b) Image débruitée (seuil "BayesShrink").....	33
II.6.	Modèles de mixture de densités avec variables d'état invisibles pour un signal 1D...	39
II.7.	Dépendances Markoviennes entre deux niveaux de décomposition dans un modèle AIM pour une image 2D (arbre quadruple).....	39
II.8.	Illustration de la moyenne non locale.....	42
II.9.	Schéma de l'algorithme BM3D. La lettre R désigne le bloc référence.....	44
III.1.	Implémentation de la DT-CWT 1D	48
III.2.	Composantes de l'ondelette quaternionique diagonale dans le domaine fréquentiel .	51
III.3.	Trois ondelettes quaternioniques obtenues à partir du schéma Dual Tree QWT 2-D.	51
III.4.	Les douze sous bandes de la transformée en ondelette complexe (DT-CWT) bidimensionnelle en Dual tree	52
III.5.	Transformation par l'ondelette quaternionique d'une image test.....	52

III.6.	Comparaison entre la phase quaternionique et la phase complexe.....	54
III.7.	Impact de la variation de l'angle β sur la structure de l'ondelette quaternionique correspondante (sous bande diagonale)	54
III.8.	Illustration des regroupements des coefficients d'ondelette	56
III.9.	Sélection de la taille de la fenêtre de voisinage	61
III.10.	Importance de la phase dans la reconstruction des images	64
III.11.	Diagramme du système de mesure de la similarité structurelle.....	67
III.12.	Principe du débruitage par seuillage de l'amplitude et régulation de la phase.....	69
III.13.	Images originales mono-spectrales pour le débruitage monocanal.....	72
III.14.	Résultats du débruitage de l'image 1 en PSNR /SSIM ($\sigma_b^2=30$)	77
III.15.	Résultats du débruitage de l'image 3 en PSNR /SSIM ($\sigma_b^2=50$)	77
III.16.	Résultats du débruitage de l'image 4 en PSNR /SSIM ($\sigma_b^2=40$)	78
IV.1.	Types de dépendances entre les coefficients d'ondelette.....	82
IV.2.	Modules correspondants à trois niveaux de décomposition de l'image 'lena' couleur par l'ondelette QWT et les dépendances considérées dans le débruitage multicanal...	84
IV.3.	Schéma général du débruitage multicanal	87
IV.4.	Image multispectrales tests utilisées pour le débruitage multicanal.....	90
IV.5.	Comparaison entre l'estimateur de Donoho et l'estimateur proposé pour l'image 'Memphis'	92
IV.6.	Débruitage multicanal de l'image 'Sebkha' ($\sigma_b^2=25$)	96
IV.7.	Débruitage multicanal de l'image 'Memphis' ($\sigma_b^2=50$)	97
IV.8.	Zoom sur le débruitage multicanal de l'image (Memphis) ($\sigma_b^2=50$).....	98
IV.9.	Classification de l'image 'Memphis' par la SVM.....	102

Liste des tableaux

II.1.	Classification des méthodes de débruitage d'image par estimation des coefficients d'ondelette	26
III.1.	Comparaison des méthodes de débruitage par PSNR (dB)	73
III.2.	Comparaison des méthodes de débruitage par SSIM (%).....	74
III.3.	Différences en <i>PSNR</i> et <i>SSIM</i> moyens entre les algorithmes de débruitage	75
IV.1.	Comparaison entre l'estimateur proposé et l'estimateur de Donoho pour évaluer la variance du bruit	92
IV.2.	Comparaison en <i>PSNR</i> (dB) entre les trois transformées en ondelette pour un débruitage multi-canal	93
IV.3.	Comparaison en <i>PSNR</i> (dB) entre les méthodes de seuillage multi-canal.....	94
A.1.	Caractéristiques de Landsat 1, 2, 3.....	104
A.2.	Caractéristiques de Landsat 4,5	105
A.3.	Caractéristiques de Landsat 7- ETM	105
A.4.	Caractéristiques de Landsat 8	106
A.5.	Caractéristiques d'Ikonos2	107

Abréviations et Notations

BAAG: Bruit Aléatoire Additif Gaussien
BiShrink: Seuillage Bi-variables
BM3D: Bloc Matching and 3D filtering
BMS: Balayage Multispectral
CCD (Charge Coupled Device)
CDF 9/7: filtres de Cohen-Daubechies-Feauveau
CWT: Complex Wavelet Transform
DT: Dual Tree
DWT: Discret Wavelet Transform
IQWT: Transformée en ondelette quaternionique inverse
MAP: Maximum à posteriori
MV: Maximum de vraisemblance
NeighShrink: Seuillage par voisinage
Phase Smooth: Lissage de la phase
QWT: Quaternionic Wavelet Transform
SAR: Synthetic Aperture Radar
SSIM: Structural Similarity Index Measure
SURE: Stein Unbiased Risk Estimation
TM: Thematic Mapper
VisuShrink: Seuillage Universel

σ_g^2 : variance du bruit gaussien
 λ : seuil universel
 $c_{k_0,d}$: coefficient d'approximation
 $w_{k,d}$: coefficient d'ondelette (détail)
h: filtre passe haut
g: filtre passe bas
 \mathbf{H} : espace de Hilbert
 β : troisième angle de la phase quaternionique
 ψ : Ondelette mère
 T : Fonction de seuillage
 S^2 : Energie dans une fenêtre de voisinage

Introduction générale

Motivations et contexte de l'étude

La photo-interprétation par l'humain était la première démarche pour comprendre les données satellitaires. Cette approche s'est avérée coûteuse en temps et non productive ce qui a amené à la conception de systèmes automatisés pour accomplir cette opération. De tels systèmes reposent sur des méthodes d'extraction des informations qui doivent être des versions fidèles des scènes observées. Cependant, les satellites font face à une multitude de facteurs de défaillance qui diminuent la qualité des images. Les facteurs en question sont internes aux systèmes d'acquisition ou externes. Une image "détériorée", ou en terme technique, bruitée, conduit à une mauvaise extraction des caractéristiques et par conséquent une mauvaise compréhension des phénomènes étudiés. Les sources de bruit sont photoniques, électroniques, atmosphériques, etc. L'urgence de faire face à ces causes de perturbations a conduit à deux solutions: en amont par des corrections des défaillances sur le système d'acquisition ou en aval par un prétraitement des images bruitées.

Cette thèse s'inscrit dans le cadre général des études menées sur le débruitage des images satellitaires. Nous allons considérer le problème principal cité ci-dessus et suivre une démarche qui repose sur les challenges suivants pour y remédier:

- La représentation de nos données dans un domaine plus explicite que le domaine spatial qui permettra d'exploiter la totalité des informations contenues dans les images à savoir leurs dynamiques et leurs géométries.

- Le développement d'une méthode robuste, permettant de corriger les images tout en gardant leurs caractéristiques utiles à l'interprétation ou à de futurs traitements tels que la segmentation, la classification, l'appariement et la fusion.

Objectifs

L'objectif principal de cette thèse est la mise en œuvre d'un algorithme de débruitage des images mono et multi-composantes. Nous proposons un nouveau formalisme qui exploite toutes les données résultantes de la transformée en ondelette utilisée pour la séparation entre le signal utile et le bruit. Alors que la majorité des travaux existants s'intéressent uniquement à l'amplitude des coefficients d'ondelette dans un processus de débruitage, cette information n'est pas le seul facteur déterminant. En effet, la phase qui nous informe sur la géométrie de l'image aura un rôle important dans notre démarche. Par conséquent, nous allons développer une nouvelle méthode qui implique la phase en complémentarité avec l'amplitude. Nous proposerons également, une stratégie globale de diminution du bruit tout en tenant compte des corrélations qui peuvent exister entre les pixels dans l'image. Considérer ces dépendances, nous a permis d'aboutir à une stratégie dite "Multi-canal non marginale", c'est à dire, qui traite les bandes spectrales de l'image simultanément.

Il est possible de concevoir, à part entière, des algorithmes de débruitage très robustes, sauf qu'on le considère encore et toujours comme un prétraitement dans une chaîne. Nous avons donc intégré notre méthode de débruitage avant la classification des images satellitaires, et nous montrerons l'impact de l'algorithme proposé sur cette opération de classification.

Comme la technique de débruitage que nous avons développé se base sur des informations issues d'une transformée en ondelette, il est important de choisir la meilleure représentation de ces données. Notre choix s'est porté sur la transformée en ondelette quaternionique. Mon contact avec cette transformée a débuté grâce à mes premiers échanges avec l'équipe ICONES au laboratoire XLIM-SIC à l'université de Poitiers, où j'ai découvert les multiples possibilités qu'elle peut offrir. Cette transformée repose sur le signal analytique et l'algèbre des quaternions pour les deux opérations de décomposition et de reconstruction (analyse, synthèse). En même temps, ses qualités d'invariance par translation et de sélectivité directionnelle augmentent sa capacité de séparation des coefficients et de fournir une double information d'amplitude et de phase. Grâce à ses atouts l'ondelette quaternionique est devenue un outil très puissant pour représenter les signaux bidimensionnels en préparation aux éventuels traitements comme le débruitage qui nous intéresse.

Introduction générale

La validation des algorithmes proposés se fera par des simulations sur des images réelles issues de deux modalités différentes (Landsat-TM et Ikonos2) afin d'élargir le champ d'étude et montrer le potentiel de notre approche face à des données non identiques. Plusieurs comparaisons sont faites avec les méthodes existantes. Les interprétations visuelles ainsi que des critères objectifs, notamment la mesure de similarité structurelle, sont utilisés pour faire valoir nos contributions.

Il est à préciser que cette thèse a été réalisée dans le cadre d'un projet national de recherche (code PNR: 15-u22-4542, 2011/2012) intitulé "*Qualité des récepteurs de navigation et Amélioration des systèmes d'acquisition des récepteurs embarqués sur les futurs satellites Algériens* " en association avec le centre de développement des satellites d'Oran (CDS).

Organisation du document

Pour atteindre les objectifs tracés ci dessus, notre thèse s'organise en quatre chapitres.

Le premier chapitre est introductif. Il présente les caractéristiques des images satellitaires étudiées dans le cadre de nos recherches et se focalise sur le problème du bruit, ses causes et sa modélisation.

Le second chapitre, dresse un rapide état de l'art des méthodes de débruitage tout en restant dans le domaine des ondelettes. Nous terminerons par les méthodes dédiées aux images multispectrales.

Le chapitre III présente le principe détaillé de la méthode de débruitage que nous avons développé. On y commencera par étudier la transformée en ondelette quaternionique utilisée dans notre travail. Nous mettrons l'accent sur ses importantes propriétés. Ensuite, l'intégration de l'information de la phase en complément à l'amplitude sera exposée. Ce chapitre se terminera par les résultats des simulations sur deux types d'images satellitaires tout en commentant les comparaisons.

Le chapitre IV concerne le débruitage des images multi-composantes. Nous y proposons de nouvelles formules de calcul des paramètres influents dans le processus en question. Les simulations faites sur des images réelles seront présentées en addition avec des résultats de la classification en succession au débruitage.

Enfin, nous soulions en conclusion les avantages des l'approches proposées et nous évoquons quelques perspectives que nous jugeons pertinentes pour les futurs travaux.

Chapitre I

Bruit et images satellitaires

L'observation d'un paysage pour acquérir un certain nombre de mesures est, de nos jours, une opération réalisable grâce à des dispositifs ou des capteurs spécifiques. Dans le cas satellitaire il existe deux types d'imageurs: les capteurs optiques et les capteurs radar.

Malheureusement, il n'est possible d'accéder qu'à une partie de cette information. En effet, les limitations des systèmes d'acquisition se traduisent en deux points: un nombre d'échantillons maximal et les limites physiques de l'instrumentation (tailles des optiques, signal faible, etc). Alors que les satellites actuels permettent d'avoir un grand nombre de données relatives à la même scène, l'amélioration des systèmes optiques ne connaît pas les mêmes avancées en raison du coût et /ou de l'encombrement.

La défaillance de l'optique n'est pas la seule source de dégradations dans les images qui nous intéressent. Les turbulences atmosphériques ainsi que les facteurs électroniques, contribuent à leur tour dans la limitation de la qualité des images.

Une intervention directe sur les systèmes d'acquisition n'est pas toujours possible pour les raisons citées précédemment. Comme alternative, les méthodes de traitement d'image ont vu le jour afin d'améliorer la qualité de l'information et l'a rendre plus accessible à l'utilisateur, pour l'interprétation des données ou pour y appliquer de futurs traitements.

Dans ce chapitre, nous allons définir les éléments essentiels dans la formation des images satellitaires optiques. Ensuite, on s'intéressera surtout à l'identification des sources de dégradations et leur conséquences sur les images acquises. Comme l'objectif principal de notre thèse est le débruitage, nous nous focaliserons sur la nature du bruit résultant et sa modélisation.

I.1. La télédétection

En télédétection aérospatiale on distingue deux catégories de satellites [1]: les premiers sont géostationnaires et fournissent des informations d'ordre météorologique, ou retransmettent des signaux de radio ou de télévision. Ce sont des satellites qui assurent une surveillance continue de la même partie du globe terrestre, ils ont une vitesse angulaire égale à la vitesse de rotation de la terre et ils apparaissent immobiles pour l'observateur terrestre. Les seconds sont des satellites à défilement. Ils se déplacent par rapport à la terre et assurent une couverture périodique de sa surface, leurs orbites sont circulaires ou peut excentriques. Les signaux recueillis par leurs capteurs sont transmis à des stations où s'effectue le codage des données et leur découpage en scènes successives. Les données collectées sont des images qui reflètent des mesures des rayonnements solaires réfléchis directement par la surface de la terre ou émis par des radars imageurs embarqués à synthèse d'ouverture (SAR: **S**ynthetic **A**perture **R**adar). Les principales composantes d'un système de télédétection sont les suivantes (figure I.1) :

- A. Source d'illumination (soleil).
- B. Atmosphère.
- C. Cible (surface de la terre).
- D. Capteur (satellite).
- E. Système de traitement
- F. Interprétation et analyse de l'image.
- G. Application.

Il est à noter que dans ce qui suit, nous allons décrire essentiellement les systèmes satellitaires optiques. Les images issues d'un système radar ou aéroportées n'étant pas l'objet de notre étude, leurs modes d'acquisition ne seront pas traités dans cette thèse.

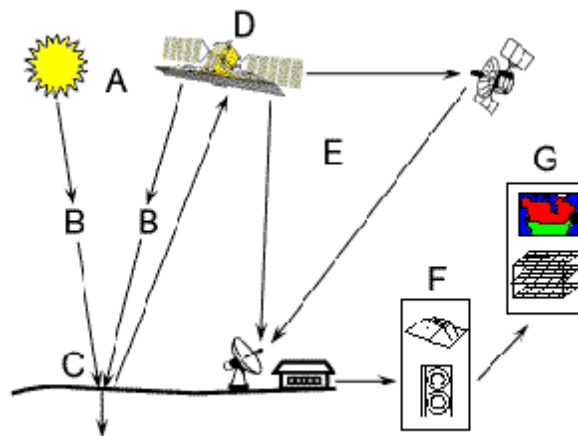


Figure I.1. *Etapes du processus de télédétection [1].*

I.2. Les capteurs

Les capteurs actuels produisent des images numérisées qui font l'objet d'un traitement informatique. Ils sont en développement permanent en particulier leur capacité à distinguer entre des points proches, c'est ce qu'on appelle la *résolution spatiale*. La classification suivante est effectuée en fonction de l'application du capteur:

- Mesures: Optique/ Radar, divers canaux (visible, thermique, ...).
- Echelles: Globale (terre entière), régionale (plusieurs pays), nationale, locale (quelques kilomètres)
- Niveau de précision: basse résolution (1 à 5 km/ pixel), haute résolution (10 à 30 m), très haute résolution (environ 1m).
- Répétitivité: temps entre deux acquisitions (de une demi heure à plus de 20 jours).

Les capteurs permettent d'acquérir des données concernant les objets étudiés dans une bande donnée de longueur d'onde. Selon l'interaction du capteur avec le rayonnement, on en distingue deux types [2]:

- Capteurs actifs: sont à la fois émetteurs et récepteurs (radar à synthèse d'ouverture, laser, ...). Le capteur émet une onde électromagnétique et mesure l'onde réfléchi après son interaction avec la surface de la terre ou l'atmosphère. Ils utilisent des longueurs d'ondes telles que les hyperfréquences.
- Capteurs passifs: sont uniquement récepteurs (radiomètres, caméras, spectro-radiomètres) du rayonnement émis par la surface de la terre (non réfléchi ou absorbé). La source d'énergie est généralement le soleil. Les énergies reçues sont dans le spectre visible ou infrarouge thermique.

La constitution d'une image est obtenue par l'acquisition séquentielle d'informations radiométriques provenant d'une fraction de la surface du paysage observé (tache élémentaire). La répétition de l'acquisition au cours du mouvement du satellite permet la constitution de l'image qui est donc des mesures radiométriques organisées en lignes et en colonnes. Les capteurs optiques fonctionnent dans les longueurs d'ondes qui se situent entre l'ultraviolet (0.4 mm) et l'infrarouge thermique (3 mm). Leur principe de fonctionnement est illustré par le diagramme de la figure I.2. Pour plus d'informations sur ce principe, on peut se référer à [2].

Quantitativement, on obtient la mesure m , ajustée par un coefficient d'étalonnage A , telle que :

$$m = A \int_{\text{angle}} \int_{\text{temps}} \int_{\text{bande}} E(\omega, t, \lambda) R(\lambda) d\omega dt d\lambda \quad (\text{I.1})$$

Avec $E(\omega, t, \lambda)$ est l'énergie, $R(\lambda)$ est la réponse spectrale, $d\omega$ est l'angle solide, dt est le temps d'intégration et $d\lambda$ est la bande spectrale.

Cette relation montre qu'on ne peut pas affiner l'une des dimensions d'intégration qu'au détriment des autres. Par exemple, pour accroître la résolution spatiale (et donc l'angle solide d'intégration), il faut soit dégrader la résolution spectrale, soit intégrer des photons pendant plus de temps (en faisant basculer le capteur pour qu'il reste "braqué" sur sa cible).

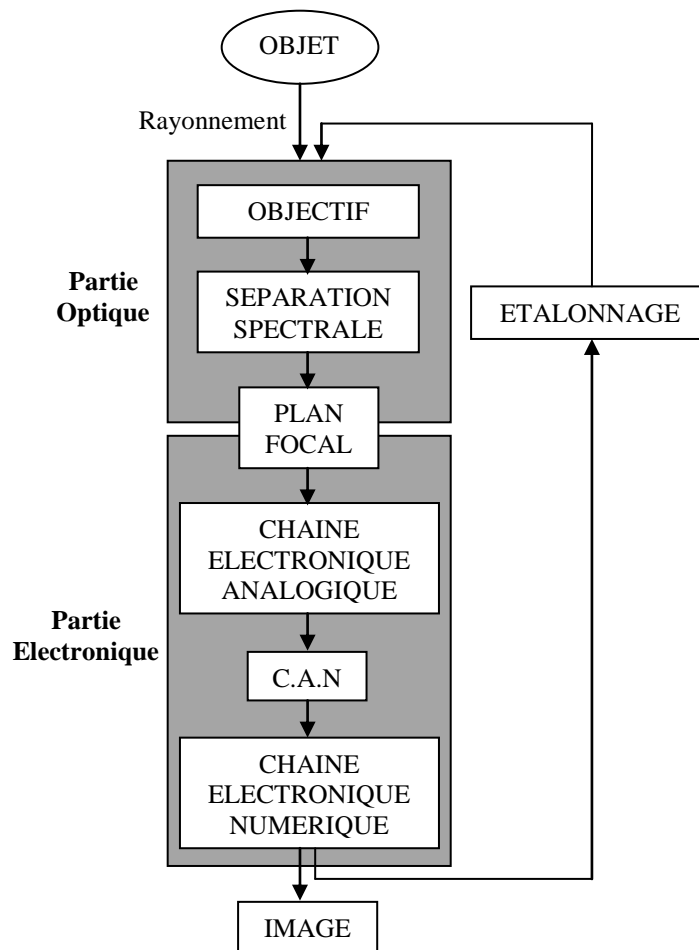


Figure I.2. Schéma fonctionnel d'un capteur optique

Les bandes spectrales définissent la résolution spectrale du système. Plus les bandes sont nombreuses et étroites, plus elles permettront la détection de phénomènes spécifiques. Les données sont acquises suivant les deux modes multi-spectraux suivants [3]:

I.2.1. Mode à balayage perpendiculaire

La figure I.3 représente un balayeur perpendiculaire à la trajectoire qui ratisse la terre en une série de lignes. Le balayage s'effectue d'un côté du capteur à un autre en utilisant un miroir rotatif (A). La radiation atteignant le capteur est divisée en plusieurs composantes spectrales qui sont détectées séparément. L'ultraviolet, le visible, le proche infrarouge et l'infrarouge sont séparés selon leurs longueurs d'onde. Un ensemble de détecteurs internes (B) sensibles à chacune des bandes spectrales, mesurent et enregistrent l'énergie en convertissant le signal électrique produit par les détecteurs en données numériques.

Le CVI (Champ de Vision Instantané (C)) du capteur et l'altitude de la plate forme déterminent la dimension de la cellule de résolution au sol (D) et la résolution spatiale. Le champ de vision angulaire (E) est déterminé par le balayage effectué par le miroir. Ce champ de vision est mesuré en degrés et détermine la largeur du couloir-couvert (F). Comme la distance entre le capteur et la cible augmente en allant vers les bords du couloir-couvert, la cellule de résolution augmente aussi, ce qui cause la distorsion géométrique dans l'image. Le temps de résidence (laps de temps court où le CVI est orienté vers une cellule de résolution au sol) est un facteur qui influe sur la résolution spatiale, spectrale et radiométrique. Pour être plus explicite, on va prendre comme exemple le satellite *LANDSAT-TM* "Thematic Mapper". Ce satellite est un radiomètre multispectral (BMS: Balayage Multispectral) qui sépare sept bandes spectrales différentes, du visible à l'infrarouge thermique.

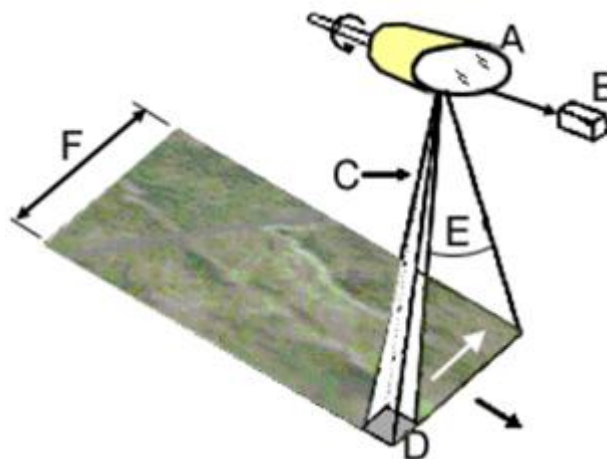


Figure I.3. Mode de balayage perpendiculaire à la trajectoire

Le balayage est réalisé en deux dimensions. On parle de capteurs "whisk-broom". Le miroir envoie sur le système optique un faisceau lumineux. Ce miroir est animé d'un mouvement oscillant de 13.62 Hz de fréquence et 73.42 ms de période. La phase utile de

balayage de l'ouest à l'est dure 33ms. Un prisme¹, compris dans le système optique, décompose le faisceau lumineux en quatre faisceaux de longueurs d'ondes différentes (canaux 4,5,6,7). Chaque faisceau parmi les quatre est reçu par 6 détecteurs qui transforment l'énergie lumineuse en énergie électrique. Chaque détecteur reçoit un faisceau lumineux qui correspond à un champ instantané de vue de 79m×79m. L'image de chaque canal est établie par un balayage 6 par 6 lignes. Elle se compose de 2256 lignes et elle est établie en 27.6 s. L'énergie émise par chaque détecteur est enregistrée sur un support magnétique. Lors de la numérisation, on fait correspondre un nombre à l'énergie moyenne reçue pendant un temps égale à celui que met le champ instantané de vue pour se déplacer 79m au sol. Cependant la numérisation se fait par échantillonnage et comme les échantillons prélevés se recouvrent, le point élémentaire de l'image (pixel) n'a qu'une largeur de 57m. Selon sa position par rapport aux limites des pixels, un objet au sol peut influencer un pixel ou deux. Pour avoir une couverture complète et sans trous, il faut que la vitesse de déplacement du satellite, son altitude et la vitesse de rotation du miroir soient parfaitement synchronisées.

I.2.2. Mode à barrettes (ou peigne)

Ce mode est appelé balayage BMS parallèle à la trajectoire. Il utilise le mouvement de la plate-forme afin d'enregistrer les données le long des lignes successives et de construire une image bidimensionnelle. Ce mode correspond à des capteurs nommés "push-broom". Tous les points de la scène sont observés simultanément, ainsi il n'y a pas de distorsion. A chaque bande spectrale correspond une barrette. Le miroir est remplacé par un ensemble de détecteurs alignés (A) et situé sur le plan focal (B) de l'image et formé par un système de lentilles (C) (figure I.4). Les détecteurs mesurent l'énergie pour une cellule au sol (D). Ces détecteurs sont poussés le long de la trajectoire de la plate-forme.

Ce système est plus récent que le précédent, il comporte de 1728 à 12000 détecteurs CCD. A chaque pixel correspond un détecteur. La durée d'exposition (temps de résidence) est plus grande que celle du mode à balayage. Ceci permet aux détecteurs de capter plus d'énergie provenant de chaque cellule de résolution, ce qui augmente la résolution radiométrique. Les résolutions spectrale et spatiale sont plus fines. Les dispositifs micro-électroniques de ce mode sont plus petits, légers et consomment moins d'énergie. En contre partie, le calibrage de

¹ Un prisme est un bloc de verre taillé, composé classiquement de trois faces sur une base triangulaire mais pouvant adopter des formes plus complexes et éloignées du prisme à base triangulaire usuel. C'est un instrument optique utilisé pour réfracter la lumière, la réfléchir ou la disperser.

milliers de détecteurs est une tâche très compliquée. Les capteurs des satellites *SPOT* correspondent à ce système.

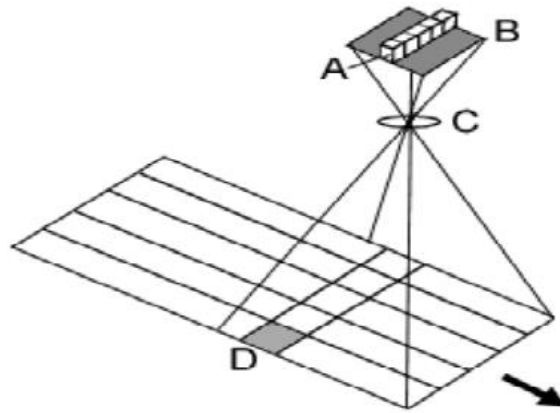


Figure I.4. Mode de balayage parallèle à la trajectoire

I.3. Caractéristiques des images satellitaires optiques

La formation des images dépend, entre autres, des éléments suivants [3]:

- La résolution radiométrique du capteur: c'est la capacité de distinguer entre de petites différences de luminances reçues.
- La résolution spectrale : elle décrit la capacité d'un capteur à utiliser de petites fenêtres de longueurs d'ondes différentes. Plus la résolution spectrale est fine, plus les largeurs des différentes bandes sont petites.
- La résolution spatiale ou géométrique des objets observés: c'est la plus petite distance permettant de discriminer deux objets voisins. Elle correspond à la longueur des cotés d'un pixel. On l'appelle aussi le pouvoir de séparation spatial (à ne pas confondre avec l'échantillonnage). Cette résolution est inversement proportionnelle à la portion de surface terrestre observée et enregistrée. Par exemple, les images *SPOT* ont une résolution spatiale de 10 m mais elles ne couvrent qu'une surface de 60 à 80 km. Les images *MODIS* ont une résolution spatiale comprise entre 250 m et 1 km mais elles font quelques milliers de kilomètres de côté. Le pouvoir séparateur spatial dépend donc de la taille des détecteurs (de l'ordre de 10 microns).
- La résolution temporelle correspond au déplacement de la cible. Le pouvoir séparateur temporel dépend du temps d'intégration (de l'ordre des millisecondes).

Les radiomètres fournissent des données numériques, généralement des entiers binaires enregistrés sur des bandes magnétiques, qui arrangées en ligne et en colonnes permettent de

reconstituer une image. Le traitement numérique permet de calibrer les données initiales en grandeurs physiques, ou de classer statistiquement les pixels afin d'aboutir à une cartographie automatique des phénomènes. La photo-interprétation se fait après la restitution photographique des images bande spectrale par bande spectrale ou en composition colorée.

Une bonne interprétation des images nécessite un matériel informatique performant tels que des écrans à haute définition et des périphériques de stockage volumineux. Par exemple, une scène *SPOT* représente 27 à 40 Méga-octets d'informations.

L'interprétation des images est liée à une connaissance au préalable de l'information relative à chaque couleur. C'est ce qu'on appelle la *signature spectrale*. En effet, l'image reçue n'est pas une version réelle de la scène observée et elle comporte de fausses couleurs. La signature peut être obtenue à partir de modèles théoriques. Elle est en fonction de l'onde incidente et des caractéristiques de l'objet observé. Dans le cas des images optiques, la nature des surfaces est caractérisée par une grandeur normalisée qui est la "réflectance"².

La signature est donc liée directement à cette grandeur. La figure I.5 représente quatre signatures spectrales obtenues à partir des variations de la réflectance en fonction de la longueur d'onde. On remarque, par exemple, que la végétation a une faible réflectance dans le visible alors qu'elle est élevée dans le proche infrarouge. Cette remarque est illustrée par les deux bandes spectrales (rouge et proche infrarouge) de la figure I.6.

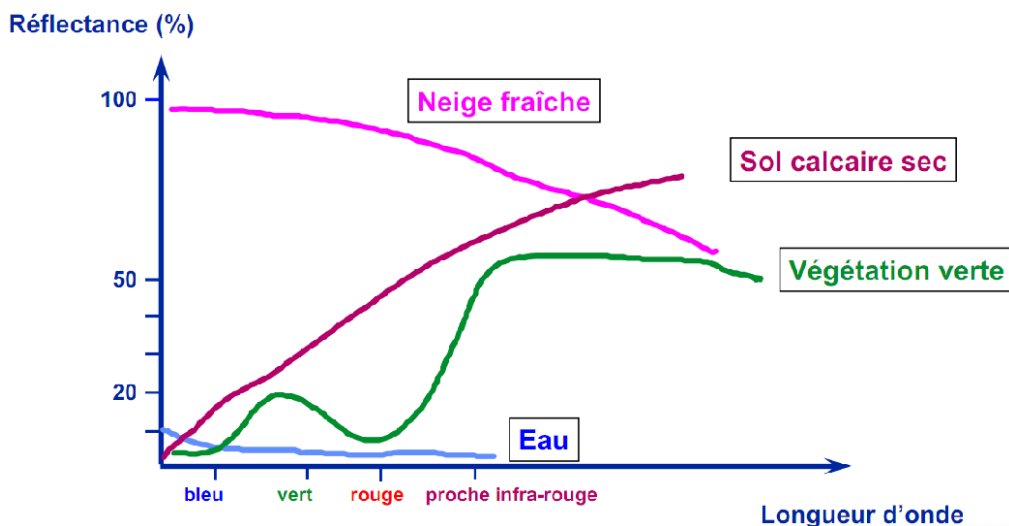


Figure I.5. Réflectances spectrales caractéristiques de quatre grands types de surfaces naturelles [3]

² la réflectance est le rapport entre l'énergie électromagnétique réfléchie sur l'énergie incidente, généralement en décibel ou pourcentage, à la surface d'un matériau d'une épaisseur telle que le facteur de réflexion ne change pas lorsqu'on augmente cette épaisseur.

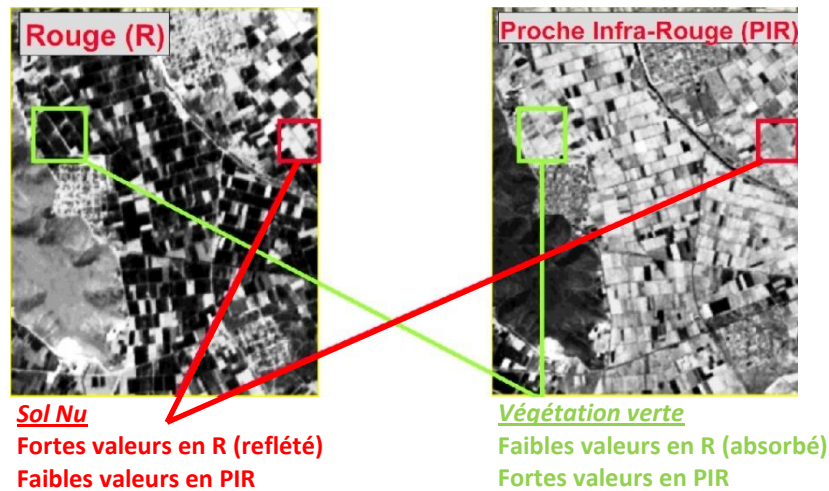


Figure I.6. *Intensité de deux bandes spectrales (canal rouge et canal proche infrarouge)[3].*

Les sols se caractérisent par des valeurs de réflectance régulièrement croissantes dans le visible et le proche infrarouge, tandis qu'elles sont généralement faibles dans le moyen infrarouge réfléchissant.

A partir des satellites LANDSAT (Annexes A) on peut avoir des images panchromatiques ou des images multispectrales. Pour le deuxième mode, on a des résultats différents selon la composition colorée choisie (LANDSAT 7-TM collecte sept images correspondantes à sept bandes spectrales différentes). Les images utilisées dans la composition de l'image finale sont en noir et blanc. Une attribution de fausses couleurs permet d'avoir une image colorée multispectrale et interprétable (voir figure I.7).

On peut réaliser toutes les compositions possibles de canaux, affectés de différentes couleurs de base. En fonction des thèmes étudiés, certains sont plus lisibles que d'autres. Pour faire le choix le plus judicieux, on se rapporte généralement à des ouvrages spécialisés dans les couleurs et la sémiologie graphique.

La figure I.8 représente trois exemples de compositions différentes en fausses couleurs de la Baie de Somme (région Picardie, France) obtenue par le satellite *LANDSAT-TM* (chaque bande est notée TM).

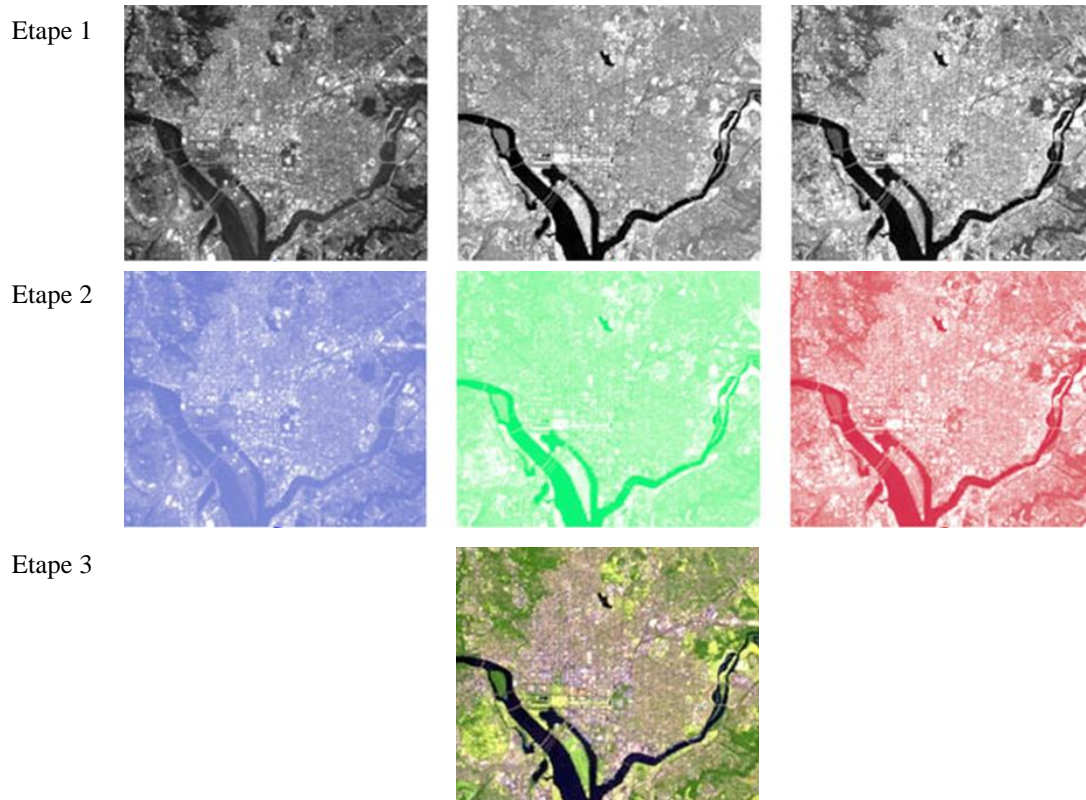


Figure I.7. Etapes de la composition colorée d'une image multispectrale à partir de trois bandes [3].

Composition des canaux TM2 (bleu), TM3(vert) et TM4(rouge)

Composition des canaux TM1 (bleu), TM2(vert) et TM3(rouge). Cette composition colorée est proches des couleurs naturelles

Composition des canaux TM2 (bleu), TM5(vert) et TM4(rouge). L'utilisation du canal infrarouge (TM5) de LANDSAT permet de différencier la végétation des Mollières (eau) de la Baie de Somme

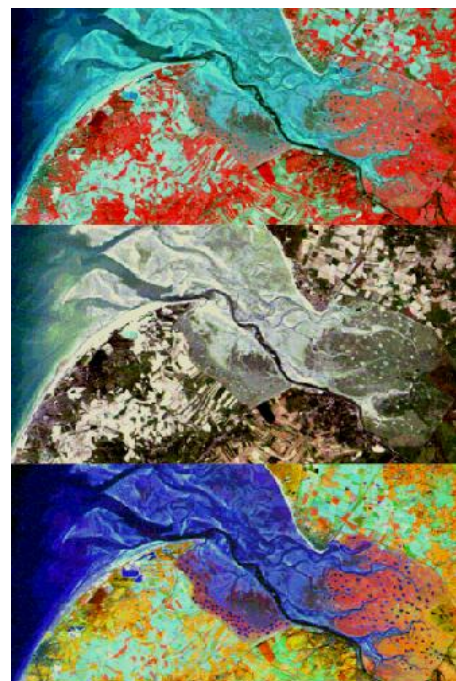


Figure I.8. Images de la Baie de Somme obtenue par LANDSAT-TM le 5 octobre 1989 après trois compositions différentes [3].

I.4. Réception, transmission et traitement des données [1]

Les satellites sont amenés à rester en orbite pendant plusieurs années, il doivent donc transmettre les données acquises à des stations sur terre, où elles seront traitées et remises à l'utilisateur. Trois méthodes de transmission sont utilisées :

- Si le satellite est dans le cercle de réception de la station sur terre, les données sont transmises directement à cette station.
- Les données peuvent être stockées à bord du satellite s'il n'est pas dans la zone de visibilité et la transmission est différée.
- Des satellites de communication géostationnaires ont le rôle d'intermédiaire entre le satellite qui accueille les données et la station de réception. Les données sont transmises de satellite à satellite jusqu'à ce qu'elles atteignent la station.

Les données brutes arrivant à la station sont traitées pour corriger les différentes distorsions (voir session I.5). Elles sont enregistrées sur des supports magnétiques et conservées en archives.

Le traitement des images multispectrales connaît un développement continu. Cet accroissement est due aux progrès technologiques des ordinateurs. A ce niveau, les images sont sous la forme numérique, c'est à dire qu'elles sont échantillonnées en éléments d'image (pixels) où la luminance de chaque pixel est représentée par une valeur numérique (généralement un entier) qui correspond au niveau de gris. L'image numérique satellitaire est caractérisée par le nombre de pixels dans les deux directions horizontale et verticale, le nombre de bandes spectrales, et le nombre de bits pour stocker le niveau de gris de chaque pixel dans chaque bande. Par exemple, une image avec 512×1024 pixels, trois bandes spectrales, et 256 niveau de gris par bande est désignée par : $512 \times 1024 \times 3 \times 8$ -bits. Comme beaucoup d'images utilisent 8 bits pour afficher leurs dynamiques, l'abréviation $512 \times 1024 \times 24$ bits est adoptée. En plus, les images multispectrales sont co-stockées, c'est à dire, l'information dans une position donnée dans la bande 1, correspond au même point dans les bandes suivantes.

A titre d'exemple, une image satellitaire Landsat-TM de taille 6000×6000 pixels, 7 bandes, nécessite 250 Megaoctets pour le stockage. Les stations de travail actuelles ont de très grandes capacités de stockage, cependant, le traitement de ces données se fait par portions d'image (fenêtre 512×512) ou une version sous-échantillonnée de l'image (exemple, chaque dixième pixel dans les deux directions) est analysée en premier afin de désigner toutes les

étapes de traitement. Des outils de traitement en parallèle sont utilisés pour des images de très grandes tailles ou pour l'implémentation d'algorithmes complexes .

I.5. Sources et modèles de dégradations

Une bonne compréhension des origines des dégradations nous permet de les modéliser et les compenser. La scène observée se trouve à une très grande distance par rapport à sa taille. Elle est donc considérée comme infinie. On supposera par conséquent, que toutes les corrections géométriques ont été faites de telle sorte que la géométrie ne fasse pas partie de la chaîne de dégradation.

La chaîne bord-sol résume la formation de l'image discrète à partir de la scène originale observée (figure I.9). Cette chaîne telle qu'elle est décrite dans [2] est composée de trois parties: l'acquisition où la scène est capturée et échantillonnée, la réduction du volume des données par compression avant le stockage dans la mémoire du satellite, ce qui permet aussi d'augmenter la rapidité de la transmission, et enfin la restauration où les dégradations collectées tout au long de la chaîne sont atténuées.

La lumière traverse en premier l'atmosphère où elle subit l'effet des turbulences et de l'absorption et deuxièmement le système optique. A ce niveau, se situe une pupille d'entrée de taille finie et un miroir secondaire qui provoquent l'occultation de la lumière. Un certain nombre d'aberrations liés aux imperfections du système s'ajoutent aux aberrations dues à une mauvaise focalisation. A cause de ces phénomènes, se forme une image d'intensité dégradée sous forme de flou. L'échantillonnage lors de l'acquisition, introduit un flou qui s'additionne au précédent. Suite à cette étape, nous n'avons accès qu'à une version discrétisée de l'image à intensité intégrée. La durée de l'intégration, pendant laquelle le capteur se déplace et subit d'éventuelles vibrations est à son tour une cause supplémentaire de flou.

L'effet photoélectrique joue un rôle important dans la formation de l'image satellitaire. En effet, au niveau des capteurs CCD (Charge Coupled Device) il existe, dans le cas idéal, une relation linéaire entre l'intensité lumineuse et les électrons en circulation. Pratiquement, la saturation des capteurs ainsi que les pertes (le rendement ne dépasse pas les 40% et la majorité des photons ne sont pas détectés) rendent cette linéarité imparfaite. Les électrons accumulés sont ensuite convertis en courant mesurable. La rémanence a comme effet de mélanger les charges lors d'un transfert d'un pixel à un autre. Le courant produit est amplifié non linéairement et en même temps contaminé par un bruit électronique.

Chapitre I. Bruit et images satellitaires

Enfin la quantification du signal électrique numérisé produit une limitation de l'information réelle et ajoute une nouvelle dégradation à la chaîne. L'opération de compression / décompression n'est pas exclue et contribue dans cette dégradation.

La classification présentée ci-dessus met en évidence les sources de dégradation. Dans ce qui suit, nous allons décrire uniquement le modèle du bruit. Le flou n'étant pas notre principal objectif, il ne sera pas traité dans ce chapitre. Le bruit se traduit dans une image par des lignes manquantes ou des rayures (figure I.10). La correction de ces irrégularités doit se faire sur l'image avant la mise en correspondance (matching) ou la classification.

Si toutes les dégradations traduites en flou sont de nature déterministe et peuvent être modélisées aisément et donc compensées par des traitements de l'image, il n'est pas autant pour le bruit qui suit un modèle stochastique. En effet, la mesure d'une énergie pendant un temps Δt n'est pas dépourvue d'incertitudes. Chaque pixel de l'image finale est modélisé par une variable aléatoire dont les fluctuations sont décrites en terme de distribution de probabilité.

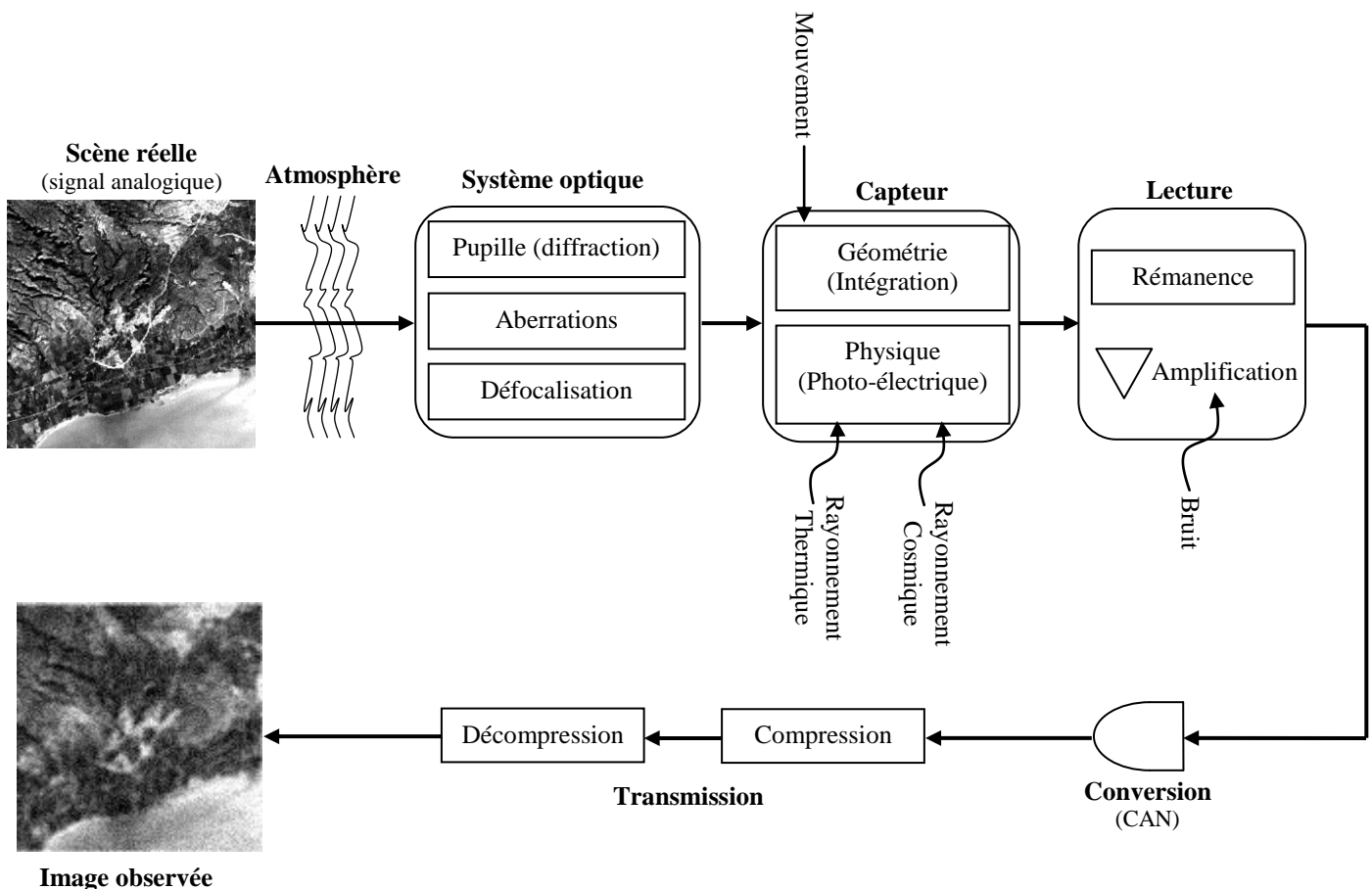


Figure I.9 . Chaîne de traitement en imagerie satellitaire[2]

Dans le cas des images satellitaires optiques , le bruit est additif , de moyenne nulle et il peut être estimé par une gaussienne [4,5] (par contre le bruit appelé "Speckle" dans les images SAR est multiplicatif).

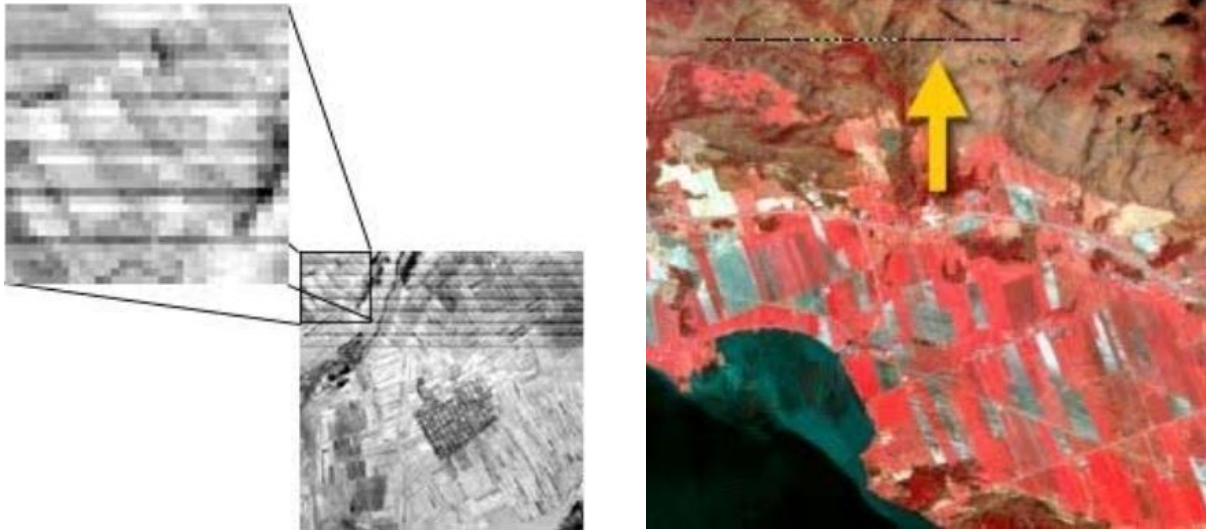


Figure I.10. *Bruit dans les images satellitaires optiques. Droite: lignes manquantes, gauche: rayures*[6].

L'image observée est l'addition d'un processus X et d'un processus stochastique $B_{i,j}$ de moyenne nulle et qui suit la loi $P(B_{i,j}, X)$ [7]:

$$Y_{i,j} = X_{i,j} + B_{i,j} \text{ avec } B_{i,j} \sim P(B_{i,j}, X) \quad (I.2)$$

(i,j) sont les coordonnées des pixels suivant les deux dimensions orthogonales.

En faisant intervenir la probabilité conditionnelle d'observer Y sachant X , il en résulte la forme suivante:

$$X_{i,j} + B_{i,j} \sim P(Y|X, \alpha) \quad (I.3)$$

où α désigne l'ensemble des paramètres du modèle d'observation.

Dans la partie suivante, nous allons présenter les différents modèles de bruit [7]. On note x la partie déterministe de la valeur d'un pixel et y le processus probabiliste désignant cette valeur contaminée par le bruit. Il est à noter que comme x est la partie déterministe de y , elle est donc sa valeur moyenne.

I.5.1. Bruit quantique

Ce bruit est le résultat de l'accumulation des électrons dans un puits de potentiel, due à un flux de photons. Ce processus est guidé par une loi de *Poisson*. La probabilité d'observer des électrons y sachant x est:

$$P_q(y|x) = \frac{x^y}{y!} e^{-x} \approx e^{-y \log\left(\frac{y}{x}\right) - y - x} \quad (\text{I.4})$$

L'approximation de *Stirling* utilisée dans cette formule permet d'écrire l'équation (I.4) pour des valeurs réelles. Pour $x \gg 1$, on peut approcher cette densité par une gaussienne de moyenne x .

I.5.2. Bruit thermique et bruit de lecture

Le bruit thermique est considéré comme gaussien de moyenne x . Le bruit de lecture généré par l'amplification et la conversion analogique-numérique-analogique est gaussien aussi mais de moyenne nulle. La densité de probabilité de ces deux processus est donc:

$$P_t(y|x) = N_y(x, \sigma_g^2) \quad (\text{I.5})$$

où σ_g^2 est la variance de tous les processus gaussiens du système.

I.5.3. Quantification, compression, transmission

Le bruit de quantification résulte des arrondis. La densité de probabilité utilisée pour modéliser ce bruit est uniforme de moyenne nulle donnée par l'équation suivante:

$$P_q(y|x) = \begin{cases} 1 & \text{si } |y - x| \leq 1/2 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{I.6})$$

Le bruit de compression est généralement coloré et corrélé spatialement. Il n'est pas stationnaire. Il peut être associé au bruit de transmission due à la pertes de paquets lors de cette opération. En supposant que la transmission est parfaite, le bruit de compression est négligé ou considéré comme gaussien.

I.5.4. Bruit externe

Les rayons cosmiques sont à l'origine de l'apparition de pixels de valeurs élevées. Ces pixels, dans le cas où on peut les détecter, se traitent séparément puisqu'ils ne suivent pas les probabilités citées précédemment.

A partir des distributions de bruits citées ci-dessus, il est maintenant possible de donner un modèle probabiliste global d'observation pour l'image Y contaminée par le bruit seulement. Cependant, certaines hypothèses qui reposent sur des constatations pratiques sont posées: les bruits de quantification, de compression, et de transmission sont très faibles par rapport aux deux premiers. Le bruit externe est généralement très difficile à détecter. Les bruits qui contaminent chaque pixel sont indépendants. Enfin, on conclue qu'une loi stationnaire gère les statistiques des pixels observés.

La probabilité du modèle d'observation se définit comme le produit de distribution de tous les pixels comme suit:

$$P(Y|X) = \prod_{(i,j) \in S} P(y_{i,j} | x_{i,j}) \quad (I.7)$$

D'après les hypothèses considérées ci-dessus, seulement les bruits quantique et thermique interviennent dans l'expression de la probabilité globale. La variance gaussienne σ_g^2 va paramétrer l'ensemble et il en résulte la formule globale suivante [7]:

$$P_{q+t}(Y|X) = \frac{1}{(2\pi\sigma_g^2)^{N_x N_y / 2}} \prod_{(i,j) \in S} \sum_{k=0}^{\infty} e^{-\frac{y_{i,j}^2}{2\sigma_g^2} - x_{i,j} \frac{x_{i,j}^k}{k!}} \quad (I.8)$$

Il est à noter que les informations sur le bruit ne sont pas toujours connues a priori. Dans ce cas, il est nécessaire d'estimer ces paramètres à partir de l'image bruitée. Lorsque des régions spécialement uniformes existent dans l'image, on peut supposer que toutes les variations de luminance autour de la moyenne sont dues au bruit d'instrumentation. Une simple covariance des régions uniformes est utilisée afin d'estimer la covariance du bruit.

I.6. Traitement numérique des images satellitaires

Dans la section suivante, nous allons citer les traitements les plus importants apportés aux images satellitaires afin d'améliorer leur qualité et faciliter leur interprétation [8]. L'intérêt n'est pas de détailler ces procédures mais de mettre l'accent sur un schéma complet de traitement.

I.6.1. Le codage

C'est la représentation d'une image satellitaire sur un certain nombre de niveaux radiométriques tout en assurant la cohérence avec la sensibilité du capteur et les capacités de

stockage à bord du satellite ou au niveau des stations sur terre. Généralement, le codage est sur 8 bits. Le volume en octets de l'image résultante est donné par:

$$volume = nlig * ncol * nca * noct \quad (I.9)$$

Où (*nlig*, *ncol*, *nca*, *noct*) sont le nombre de lignes, le nombre de colonnes, le nombre de canaux et le nombre d'octets par pixel, respectivement

L'image est un tableau bidimensionnel de mesures radiométriques contenues numériquement dans un fichier qui est une succession d'octets. Cette organisation se fait dans un format spécifique au type d'images.

I.6.2. Le prétraitement de l'image

Il consiste à améliorer la qualité de l'image avant l'exploitation. On veut, d'une part, rendre l'image conforme aux spécifications (débruitage, correction des défauts, étalonnage radiométrique) et d'autre part, la rendre plus lisible (lissage, rehaussement des contrastes).

L'amélioration radiométrique fait partie des prétraitements apportés à l'image. Elle consiste à corriger les effets des différents artefacts, notamment les défauts du capteur et du voile atmosphérique.

I.6.3. La fusion d'images

La synergie entre deux ou plusieurs images, qu'elle soit multi-dates, multispectrale ou multi-capteurs, afin d'augmenter le nombre de données exploitables par l'utilisateur.

I.6.4. La composition colorée

On a pu voir dans la section I.3 que la composition colorée est une combinaison entre plusieurs images correspondantes à des bandes spectrales différentes afin de s'approcher des couleurs naturelles et de s'adapter à un domaine d'application particulier.

I.6.5. La synthèse de néo-canaux

C'est une opération arithmétique entre canaux, destinée à mettre en évidence certaines caractéristiques du paysage de manière plus nette que les images d'origine.

I.6.6. La classification

C'est la segmentation de la scène en plusieurs catégories en fonction des mesures de radiométrie fournies par plusieurs images. La classification peut être supervisée par l'opérateur ou non supervisée où elle s'effectue d'une manière complètement automatique.

I.6.7. L'appariement

Il consiste à chercher les points homologues dans deux ou plusieurs images. C'est une phase incontournable pour la fusion d'images. La méthode la plus simple est la corrélation automatique qui permet à partir d'un couple stéréoscopique d'images optiques d'extraire un modèle numérique de terrain, par exemple.

I.6.8. Analyse multi-échelle

Les images satellitaires représentent des données fortement liées à l'échelle. En effet, on ne voit pas la même chose de près et de loin. Quand on observe des scènes où plusieurs surfaces alternent (alternance de bâtiments et d'espaces verts, par exemple), un accroissement d'échelle (zoom) permet donc de faire apparaître plus de détails et l'identification de chaque composant. L'analyse spectrale est l'opération qui permet de représenter les données dans l'espace des échelles. Statistiquement, par cette opération, on peut savoir à quelle cadence ont lieu les transitions de niveaux de gris. Le sur-échantillonnage et le sous-échantillonnage, consistent à explorer l'image à une échelle plus fine ou à comprimer l'image pour la faire tenir sur un nombre réduit de pixels. La transformée de Fourier et les transformées en ondelettes, permettent d'extraire, dans une image, un phénomène qui se caractérise par une échelle particulière. On peut ainsi sélectionner un type d'informations pertinentes dans une scène et l'isoler par rapport aux autres données (le bruit, par exemple).

I.7. Propriétés des images satellitaires [8]

Dans cette section nous annonçons les propriétés des images satellitaires. On veut explorer le contenu structurel de ces images (contours, textures) tout en tenant compte de leurs complexités. Il est à noter que les propriétés suivantes sont définies après une transformation multiéchelles de l'image. Nous n'allons pas étudier la transformation en question, mais seulement s'intéresser à son impact sur les images analysées. Ces propriétés sont d'un grand intérêt dans notre travail, en particulier dans l'étape de débruitage.

I.7.1. La non-stationnarité

Les images satellitaires sont composées de structures complètement différentes. On peut distinguer plusieurs zones comme des zones texturées (motifs plus ou moins réguliers), des zones homogènes à faibles variations d'intensité et des lignes ou contours. Les zones habitables représentent de fortes variations d'intensité alors que de faibles variations sont au niveau des végétations ou des lacs. Supposer que les images sont constituées de zones

constantes séparées par des bords francs, et que leurs caractéristiques sont globalement stationnaires, introduit des incohérences avec le modèle de l'image.

I.7.2. La persistance à travers les échelles

D'une décomposition multiéchelles de l'image résulte les modules des coefficients. En regardant ces modules à travers les échelles successives, on remarque qu'ils sont bien sur de valeurs différentes mais certaines ressemblances notamment les contours persistent d'une échelle à une autre (figure I.11). Evidemment, les contours qui sont des détails fins, sont plus présents dans les échelles de niveau élevé et s'atténuent successivement. On peut dire que l'image transformée n'est pas complètement décorrélée du fait que des singularités telles que les contours se dispersent sur plusieurs échelles. Les contours se formalisent par des interruptions d'intensité, sont plus présents aux échelles qui correspondent aux hautes fréquences.

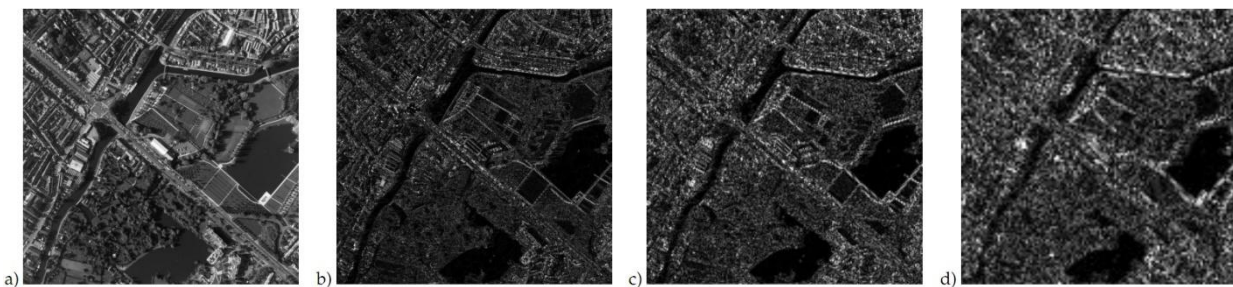


Figure I.11. *Persistance entre les échelles, a) Image satellite(1024*1024) de la région d'Amiens- France. b) c) d) Sous bandes des détails horizontaux de la transformée en ondelette réelle (Daubechies-4) aux échelles 1,2 et 3, respectivement.*

Vue que les discontinuités spatiales se retrouvent à différentes échelles, et les zones régulières se manifestent par de faibles coefficients à de nombreuses échelles, on peut finalement dire que les ondelettes sont des opérateurs de dérivation multiéchelles.

I.7.3. La dépendance intra-échelles

Cette propriété définit la ressemblance entre les sous-bandes qui appartiennent à la même échelle. En effet, en regardant la figure I.12, il existe une certaine ressemblance entre les bandes même si les pixels sont complètement différents. Les régions homogènes apparaissent comme des composantes communes des sous bandes de la même échelle. Elles sont régulières, quelle que soit l'orientation de l'ondelette.

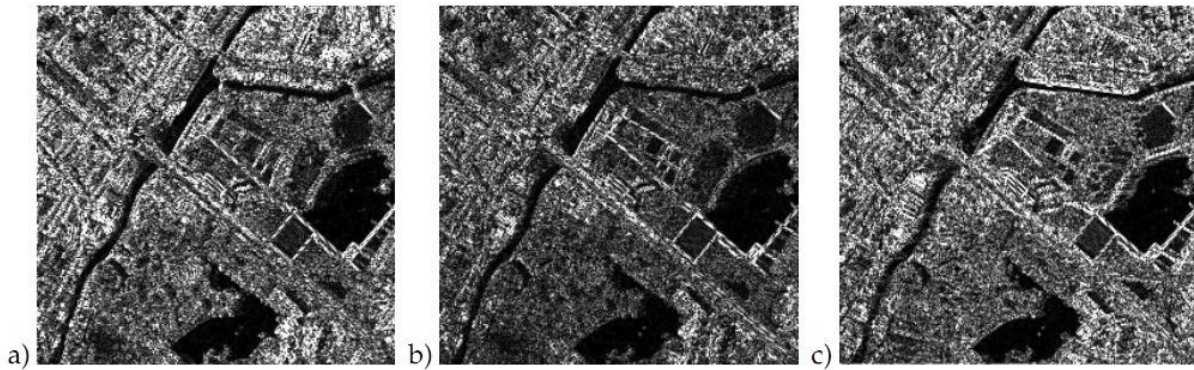


Figure I.12. *La dépendance entre les sous bandes de la même échelle. Sous bandes de la transformée en ondelette réelle de l'image de la figure I.11 à l'échelle 2: détails a) vertical, b) horizontal, c) diagonal,*

I.8. Synthèse du chapitre I

Dans ce chapitre, nous avons évoqué la nature des images qui seront traitées dans cette thèse, leur système d'acquisition, les capteurs utilisés, leurs principales propriétés et les traitements qu'elles peuvent subir. Les images capturées par de tels systèmes contiennent une multitude d'informations pertinentes, mais aussi des données non désirables comme le bruit. Ce bruit a été largement discuté ainsi que ses causes et sa modélisation. Une fois les propriétés du bruit estimées, son élimination ou plus concrètement sa diminution sera discutée dans les chapitres suivants.

Un des traitements appliqués à l'image satellitaire est sa représentation multispectrale par la transformée en ondelette. Nous avons vu dans ce chapitre que ce type d'image présente une persistance des caractéristiques à travers les échelles ou dans l'échelle elle-même entre les bandes spectrales. Ces deux propriétés, très importantes, seront exploitées lors de la phase de débruitage.

Chapitre II

Etat de l'art sur les techniques de débruitage

Dans plusieurs applications de traitement du signal ou de l'image, l'entrée du système est entachée de bruit. Ce dernier est généralement considéré comme des fluctuations non désirables et non porteuses d'informations significatives, en plus, il détériore la qualité visuelle des images; c'est donc une pathologie qui doit être supprimée ou au moins réduite. Nous avons énuméré dans le premier chapitre, les principales sources de bruit et la modélisation de ses dégradations. Les techniques de débruitage sont fortement liées à la nature des images à débruiter. Une connaissance à priori des caractéristiques de ces données permet une meilleure implémentation des méthodes de réduction du bruit. Suivant cette thèse, nous avons vu que le bruit considéré dans les images multispectrales satellitaires optiques est estimé comme gaussien et additif. Il se traduit pratiquement par des trames supplémentaires ou des lignes manquantes. Si le débruitage est utilisé comme un prétraitement qui précède des interprétations ou des traitements de haut niveau des images naturelles, il est aussi possible de développer des méthodes de débruitage très performantes, robustes et directement adaptées aux images bruitées tout en conservant les contours de l'image et ses composantes en hautes fréquences.

Les premières techniques de débruitage d'image se basaient sur un filtrage spatial (moyenleur, médian) ou fréquentiel (gaussien, Wiener). On peut aussi parler de filtres linéaires, non linéaires ou bilatéraux. La figure II.1 montre quelques résultats de simulations sur une partie de l'image 'Lena' entachée par un bruit blanc gaussien. On a constaté que la qualité du débruitage par les filtres moyenleur ou médian dépend essentiellement des tailles

des masques utilisés. Une petite taille ne permet pas la réduction du bruit alors qu'une grande taille introduit du flou. Le filtre Gaussien donne de meilleurs résultats, mais il dépend à son tour de la largeur de la gaussienne (variance) et il lisse les détails en hautes fréquences. Le filtrage de Wiener introduit des artefacts au niveau des contours.

Les algorithmes utilisant les transformées, en particulier les transformées multirésolution en ondelettes, additionnées à des procédures de seuillage des coefficients tout en intégrant les corrélations au sein de la même échelle ou entre des échelles successives ont prouvé leur efficacité dans le débruitage d'image. Les transformées en ondelette se caractérisent par une propriété très importante qui est la concentration des coefficients de grandes intensités en basses fréquences [9]. Par conséquent, on traite les coefficients des détails dans le domaine d'ondelette afin de réduire le bruit.

Il existe plusieurs façons pour catégoriser les méthodes de débruitage. Un des moyens de classification se base sur le type d'ondelette. Un autre moyen prend en considération le type de bruit. Dans un grand nombre de travaux, le bruit est supposé gaussien et additif (particulièrement pour les images satellitaires optiques utilisées dans notre thèse où ce type de bruit a été prouvé pour notre cas pratique) pour ses propriétés très importantes, telles que la symétrie, la continuité et la régularité de sa densité spectrale. La dernière classification dépend de la méthode d'estimation des coefficients d'ondelettes à débruiter (tableau II.1). Ces approches sont au cœur de notre travail et seront détaillées dans ce chapitre.



Figure II.1. Résultats de débruitage de l'image 'Lena' par plusieurs filtres classiques (variance du bruit $\sigma^2=20$)

Tableau II.1 Classification des méthodes de débruitage d'image par estimation des coefficients d'ondelette.

Catégorie	Approche	Travaux connexes
Seuillage (Thresholding)	<ul style="list-style-type: none"> · Seuillage universel · Estimation du risque non biaisé de Stein (SURE) · Seuillage de Bayes · Validation croisée 	<p>[9],[10],[11] [15],[16] [17] [18]</p>
Atténuation/ contraction/ réduction (Shrinkage)	<ul style="list-style-type: none"> · Minimisation de l'erreur quadratique moyenne (MMSE) · Atténuation Bi-variables (Bivariate) en utilisant la dépendance entre les échelles. · Atténuation adaptative Bayésienne par ondelette (ABWS) · Champ aléatoire Markovien · Modèle invisible de Markov · Atténuation par dépendances entre coefficients voisins 	<p>[19] [20] [21] [22] [23] [24],[25],[26],[27], [28]</p>
Autres	<ul style="list-style-type: none"> · Mélange de Gaussiennes (Gaussian scale mixture) · Moyenne non locale · BM3D: regroupement de blocs 3D et filtrage collaboratif · Débruitage par analyse en composantes principales 	<p>[29] [30] [31] [32]</p>

II.1. Estimation et débruitage

On considère l'expression standard d'une observation bruitée, telle que:

$$y_B = x + \sigma^2 \epsilon_i, \quad i = 1, \dots, n \quad (\text{II.1})$$

où y_B est l'observation bruitée, x l'entrée non bruitée, ϵ_i est une variable aléatoire à moyenne nulle et σ^2 est la variance du bruit connu ou inconnu. En supposant que la taille n est une puissance de 2, il est possible d'appliquer la transformée en ondelette et son inverse à y_B et à ses décompositions, respectivement.

Le débruitage est une procédure de calcul d'estimateurs. En passant au domaine des ondelettes, le seuillage permet d'avoir les estimées des coefficients en comparant les coefficients bruités à un certain seuil. Une des difficultés de cette catégorie d'approches est le choix du seuil et la stratégie de seuillage.

On suppose que w^b est le coefficient d'ondelette bruité et w est le coefficient d'ondelette sans bruit "net". L'addition du bruit à l'image "nette", de l'équation (II.1), reste vérifiée dans le domaine de l'ondelette, telle que [9]:

$$w_{k,d}^b = w_{k,d} + b_{k,d} \quad (\text{II.2})$$

Où b est le coefficient relatif au bruit et (k,d) sont les paramètres d'échelle et d'orientation, respectivement. L'objectif du débruitage est de trouver une estimée $\hat{w}_{k,d}$ de $w_{k,d}$ à chaque position et à chaque niveau. Si \mathbf{w} et $\hat{\mathbf{w}}$ sont deux ensembles de coefficients $w_{k,d}$ et $\hat{w}_{k,d}$, successivement, on est amené à minimiser la différence entre ces deux ensembles ou minimiser la fonction de coût.

La fonction de coût (ε), appelée aussi fonction de risque, est définie par la distance euclidienne ou la norme $L^2: \|\mathbf{w} - \hat{\mathbf{w}}\|^2$. Le risque de l'estimée $\hat{\mathbf{w}}$ de \mathbf{w} est la perte moyenne $R = E(\varepsilon)$. Si on suppose que $\hat{\mathbf{w}}$ est obtenue par la transformation du signal bruité \mathbf{w}^b en utilisant l'opérateur de décision T , tel que : $\hat{\mathbf{w}} = T\mathbf{w}^b$, on doit alors estimer l'opérateur optimal T^* comme suit:

$$T^* = \underset{T}{\operatorname{argmin}} R(T) = \underset{T}{\operatorname{argmin}} E[\|\mathbf{w} - \hat{\mathbf{w}}\|^2] \quad (\text{II.3})$$

A titre d'exemple, deux des approches utilisées pour estimer l'opérateur T sont: le "risque de Bayes" où on suppose une connaissance à priori de la densité de probabilité. La seconde qui est appelée "risque minimax" se base sur une connaissance à priori du signal "net" au lieu de la distribution de probabilité. Nous allons voir dans le reste du chapitre les plus importants des algorithmes de débruitage dans le domaine de la transformée en ondelette.

II.2. Débruitage par seuillage des coefficients d'ondelette terme à terme

Globalement, une transformée en ondelette, quel que soit son espace (réel, complexe ou quaternionique), décompose l'image bruitée en sous bandes qui correspondent aux basses et hautes fréquences. Le bruit réside généralement en hautes fréquences où on trouve aussi les détails de l'image. Comme nous l'avons dit précédemment, les approches de seuillage permettent d'avoir une estimée de l'image originale en comparant les coefficients d'ondelette bruitées à un certain seuil et décider des nouvelles valeurs de ces coefficients en fonction du seuil. L'image est reconstruite à partir des coefficients modifiés. Les principaux travaux qui se basent sur ce principe sont cités dans ce qui suit.

Chapitre II. Etat de l'art sur les techniques de débruitage

Donoho et Johnstone [10] sont les pionniers dans le filtrage du bruit aléatoire additif Gaussien (BAAG) en utilisant le seuillage des coefficients de la transformée en ondelette discrète (DWT: Discret Wavelet Transform). Ils ont défini deux stratégies: le seuillage dur "hard" et le seuillage doux "soft". Dans le premier type (fonction discontinue), tous les coefficients inférieurs au seuil λ sont mis à zéro alors que les coefficients restants ne changent pas de valeurs. Par contre, le second type (fonction continue) modifie les valeurs des coefficients supérieurs à λ en fonction de ce même seuil (figure II.2). Mathématiquement, ces deux règles sont exprimées de la manière suivante:

$$\text{Seuillage dur : } w_H = \begin{cases} 0 & \text{si } |w^b| < \lambda \\ w^b & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{II.4})$$

$$\text{Seuillage doux : } w_H = \begin{cases} 0 & \text{si } |w^b| < \lambda \\ \text{sign}(w^b)(|w^b| - \lambda) & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{II.5})$$

Où w_H sont les coefficients modifiés après seuillage ou inchangés, λ est le seuil et $|w^b|$ les modules des coefficients d'ondelette bruités. Comme notre objectif est d'estimer une réponse inconnue de l'observation y_B , ceci est réalisé par une transformée en ondelette inverse de $\{c_{k_0,d}, \lambda(w^b_{k,d})\}$. Les trois étapes de la procédure décomposition-seuillage-reconstruction (analyse-seuillage-synthèse) sont résumées dans le diagramme suivant:

$$y_B \xrightarrow{TO} \{c_{k_0,d}, w^b_{k,d}\} \xrightarrow{\text{Seuillage}} \{c_{k_0,d}, \lambda(w^b_{k,d})\} \xrightarrow{TOI} \hat{\mathbf{x}} \quad (\text{II.6})$$

Où TO , $c_{k_0,d}$, $w^b_{k,d}$ et TOI sont la transformée en ondelette, les coefficients d'échelle (approximation), les coefficients d'ondelette (détails), et la transformée en ondelette inverse, respectivement.

Pratiquement, Bruce et Gao [12] ont constaté que la méthode "Soft" offre une meilleure qualité visuelle et une erreur quadratique moyenne minimale en la comparant à la seconde stratégie. La méthode "Hard" est, en effet, discontinue et produit des effets de bords "artefacts" bruts dans l'image reconstruite. Elle est aussi instable et sensible à de très petits changements dans l'image.

Le seuillage "soft" présente des avantages, cependant, il translate les coefficients estimés d'une valeur λ et ceci même si $|w^b|$ est au delà du niveau du bruit, créant ainsi un biais non nécessaire.

Des variantes du seuillage "Soft" sont proposées dans [13],[14].

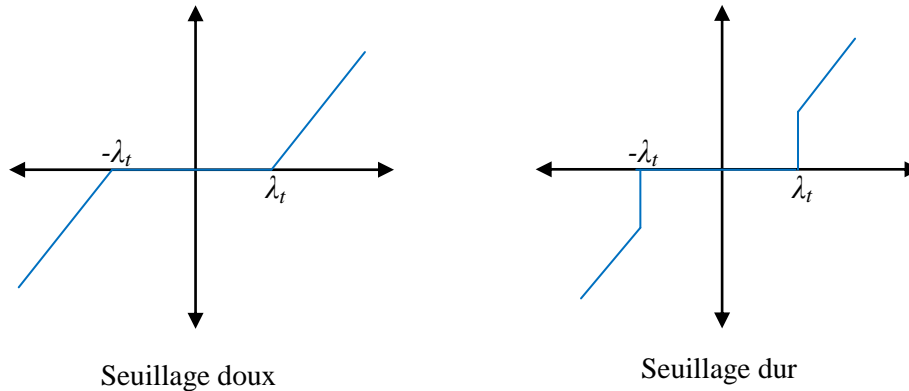


Figure II.2. Fonctions de seuillage de Donoho [10]

Nous remarquons remarque que ces deux méthodes dépendent du choix de seuil. On peut calculer une valeur optimale et l'appliquer à tous les coefficients des sous bandes relatives aux détails de l'image. On est dans le cas d'un seuillage global. Il est possible aussi de calculer un seuil à partir des caractéristiques statistiques de chaque sous bande. Dans cette configuration le seuillage est dit local et pour chaque sous bande il résulte un λ différent. Enfin, le seuil peut être calculé par des approches adaptatives. Les seuils les plus répondus sont donnés dans ce qui suit.

II.2.1. Le seuil universel (VisuShrink)

Le seuil universel a été proposé dans [9],[10]. De nos jours, on trouve son application dans plusieurs méthodes de débruitage par ondelette quand la stratégie de calcul du seuil n'est pas le premier objectif. Son expression est donnée par:

$$\lambda^U = \sigma\sqrt{2 \log N} \quad (\text{II.7})$$

Où N est la taille du signal et σ est l'écart type du bruit. Le seuil universel est calculé de telle sorte que sa valeur soit proche du niveau maximum du bruit. Ainsi, on peut imaginer qu'un grand nombre de coefficients seront mis à zéro. Egalement, λ^U augmente avec la taille N et l'écart type de la distribution gaussienne.

Le niveau du bruit est calculé par la déviation médiane absolue de Donoho [11], telle que:

$$\sigma = \frac{\text{median} (|w^b_{k-1,d}|:d=0,1,\dots,2^{k-1}-1)}{6.745} \quad (\text{II.8})$$

Formellement, il a été prouvé que le niveau maximum du bruit a une grande probabilité d'être tout juste en dessous de la valeur optimale du seuil universel, c'est à dire:

$$\lim_{N \rightarrow \infty} P \left(\lambda^U - \frac{\sigma \log(\log N)}{\log N} \leq \max_{1 \leq k \leq N} |b_k| \leq \lambda^U \right) = 1 \quad (\text{II.9})$$

L'effet du seuillage "VisuShrink" sur l'image "Lune" entachée d'un bruit aditif Gaussien est visible dans la figure II.3, où on constate des artefacts ainsi que le lissage des détails. On note que, la transformée multiéchelles utilisée dans cet exemple est la transformée en ondelette réelle discrète (DWT).

Le seuil universel ne nécessite pas la connaissance d'information à priori comme c'est le cas de l'estimation Bayésienne, par exemple. Il permet aussi un débruitage simple et rapide de l'image. En même temps, on peut le voir comme un seuil d'usage général qui permet d'avoir une reconstruction avec des erreurs correctes et des estimateurs aussi lisses que la donnée originale. Cependant, les images résultantes sont trop lisses, c'est à dire que beaucoup de détails dans l'image débruitée sont perdus du fait que beaucoup de coefficients sont modifiés.

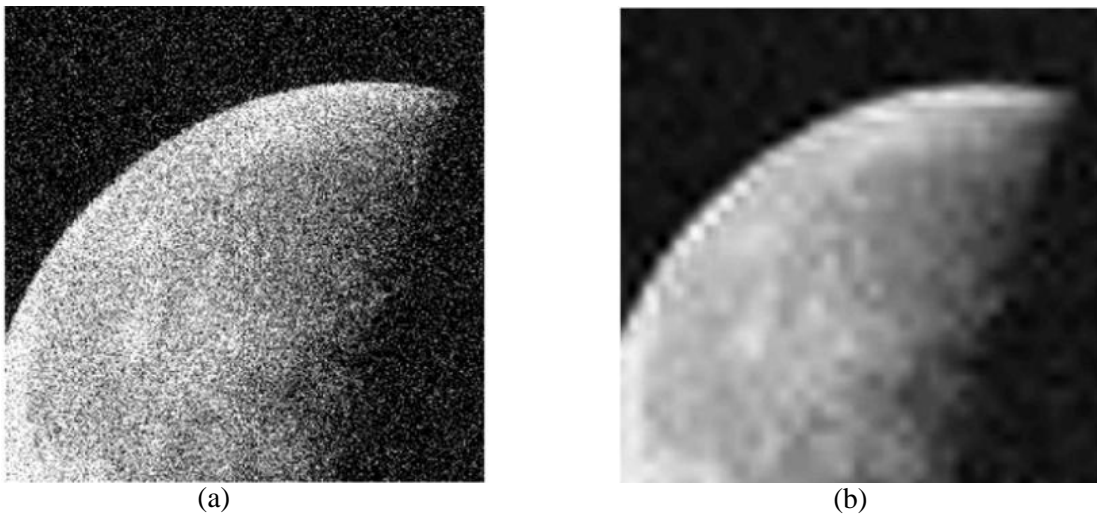


Figure II.3. (a) Image bruitée par un BAAG, (b) Image débruitée (seuil "VisuShrink")

II.2.2. Le seuil SURE (SureShrink)

Dans [11] Donoho et Johnstone introduisent un schéma qui se base sur l'utilisation des coefficients d'ondelette empiriques à chaque niveau de résolution k pour trouver un seuil λ_k . L'idée est d'employer le risque non biaisé de Stein (SURE) [15] pour avoir une estimée non biaisée du risque en L^2 . Le concept de cette approche vient du fait que les coefficients

d'ondelette présentent une grande variabilité à travers les différents niveaux de décomposition, une solution plus raisonnable et peut être plus efficace que le seuillage universel serait de trouver un seuil adaptatif à chaque niveau et aux statistiques locales de l'image (bords, contours).

En supposant que les coefficients d'ondelette non bruités w_1, w_2, \dots, w_n sont des variables aléatoires indépendantes, le problème revient à estimer le vecteur de leurs moyennes successives $\mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n)$ avec un risque minimum en L^2 . D'après Stein [15] il est possible de calculer une estimée non biaisée de μ en la mettant sous la forme:

$\mu(w) = w + g(w)$, où le vecteur $g = (g_1, g_2, \dots, g_n)$ est faiblement différentiel. En d'autres termes, nous avons:

$$E\|\mu(w) - \mu\|^2 = n + E\{\|g(w)\|^2 + 2\nabla g(w)\} \quad (\text{II.10})$$

Avec : $\nabla g = \sum_{i=1}^n \frac{\partial g_i}{\partial x_i}$

En utilisant la règle du seuillage "doux", on remarque facilement que:

$$\|g(w)\|^2 = \sum_{i=1}^n [\min(|w^b_i|, \lambda)]^2 \quad \text{et} \quad \nabla g(w) = -\sum_{i=1}^n 1_{[-\lambda, \lambda]}(w^b_i)$$

où $1_{[-\lambda, \lambda]}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in [-\lambda, \lambda] \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$

La quantité: $SURE(\lambda, w) = n - 2\#\{i: |w^b_i| \leq \lambda\} + [\min(|w^b_i|, \lambda)]^2$, est l'estimée non biaisée du risque L^2 , où $\#B$ est le cardinal du groupe B , c'est à dire:

$$E\|\mu(w) - \mu\|^2 = E(SURE(\lambda, w))$$

Le seuil λ est pris de telle sorte qu'il minimise la quantité $SURE(\lambda, w)$:

$$\lambda = \arg \min_{0 \leq \lambda \leq \lambda^*} SURE(\lambda, w) \quad (\text{II.11})$$

Avec: $\lambda^* = \sqrt{2 \log N}$. En considérant qu'un coefficient non bruité $w = \frac{w_{k,d}^b}{\sigma}$ ($w_{k,d}^b$ est le coefficient d'ondelette bruité), que $N = 2^k$ et en appliquant l'équation (II.11) à un niveau de décomposition quelconque $k = k_0, \dots, K - 1$, le seuil $SURE$ est finalement donné par:

$$\lambda_k^S = \arg \min_{0 \leq \lambda \leq \lambda^U} SURE \left(\lambda, \frac{w_{k,d}^b}{\sigma} \right) \quad (\text{II.12})$$

Avec : $d = 0, \dots, 2^k - 1$. Finalement le seuil SURE est donné par:

$$\lambda_k^S \approx \lambda^U 2^{-(K-k)/2} \quad (\text{II.13})$$

où λ^U est le seuil universel de l'équation (II.7) avec $N = 2^k$.

Le seuil "SURE" assure un lissage adaptatif, de telle sorte que si l'image présente des changements bruts ou des bords, la reconstruction suit le même dessin (figure II.4). Cependant, Donoho et Johnstone expliquent que ce seuil conduit à un seuillage inadéquat dans le cas où les coefficients d'ondelette présentent une large dispersion. Ils ont proposé une approche hybride comme alternative.

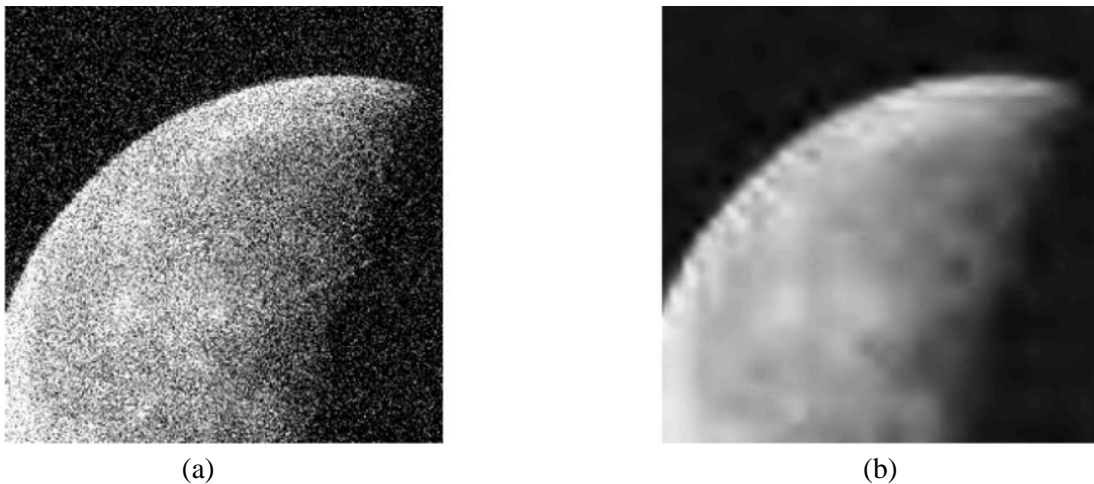


Figure II.4. (a) Image bruitée par un BAAG, (b) Image débruitée (seuil "SUREShrink")

II.2.3. Le seuil de bayes (BayesShrink)

La méthode proposée par Chang, Yu et Vetterli [17] a comme objectif de minimiser la fonction de cout (risque) de Bayes. Le seuillage doux est utilisé ainsi que sa dépendance entre les sous bandes, ce qui signifie que le seuillage est appliqué à chaque bande issue de la décomposition en ondelette. Ce seuil présente un lissage adaptatif comme son précédent. Le seuil de Bayes est défini par :

$$\lambda^B = \frac{\sigma_s^2}{\sigma^2} \quad (\text{II.14})$$

σ^2 et σ_s^2 sont la variance du bruit et la variance du signal non bruité, respectivement. En respectant la nature additive du bruit aux coefficients non bruités pour avoir des coefficients d'ondelette bruités, le concept reste vérifié pour les variances, c'est à dire: $\sigma_w^2 = \sigma_s^2 + \sigma^2$. σ_w^2 est calculée à partir de la formule suivante:

$$\sigma_w^2 = \frac{1}{n^2} \sum_{p,q=1}^n w^2(p, q) \quad (\text{II.15})$$

On en déduit la variance du signal qui est dans ce cas:

$$\sigma_s^2 = \sqrt{\max(\sigma_w^2 - \sigma^2, 0)} \quad (\text{II.16})$$

Nous pouvons constater sur la figure II.5, l'effet du choix du seuil de Bayes sur le débruitage de l'image 'Lune' bruitée. On remarque que les détails sont moins lissés en comparaison avec les deux précédents seuils même si le bruit n'est pas complètement diminué.

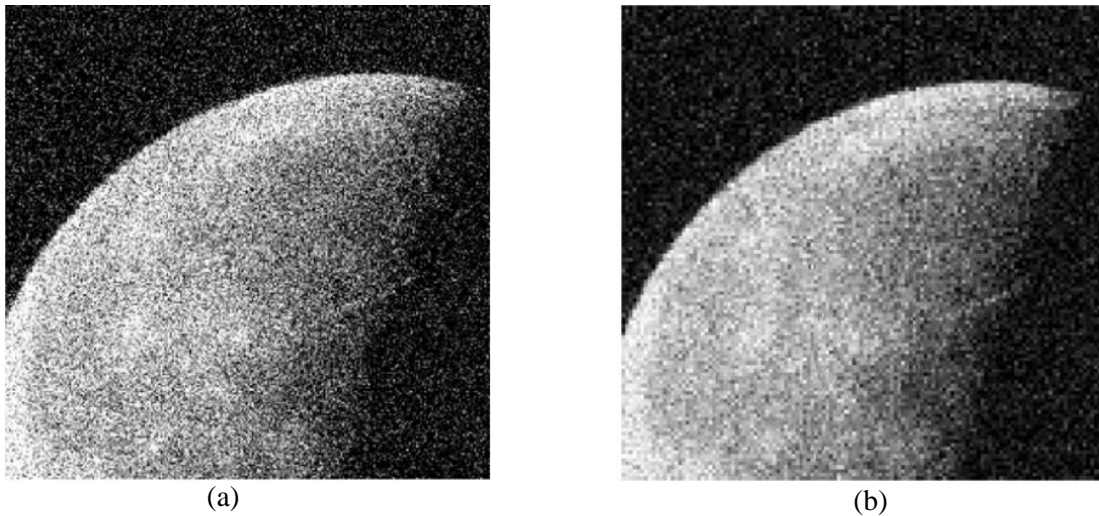


Figure II.5. (a) Image bruitée par un BAAG, (b) Image débruitée (seuil "BayesShrink")

II.2.4. Seuillage par validation croisée

La validation croisée (VC) est une méthode classique mais efficace pour estimer les paramètres de lissage tout en minimisant l'erreur quadratique moyenne (EQM). Dans le domaine des ondelettes, on trouve son application dans les procédures de seuillage notamment

dans [18]. L'idée principale est de mesurer un point et prédire sa valeur en fonction des autres points.

Pour être plus clair, on considère l'observation $w^b = (w_1^b, \dots, w_N^b)$, avec $N=2^K$, du modèle de l'équation (II.2). Pour chaque élément du vecteur w^b , on prédit \hat{w}_i , l'estimée de w_i comme une mesure optimale du choix de seuil. Afin d'exprimer le compromis entre tous les éléments de w , la fonction VC est définie comme:

$$VC = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{w}_i - w_i)^2 \quad (\text{II. 17})$$

Ensuite on peut mettre VC sous la forme:

$$VC \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \alpha_i^2(\lambda) (\hat{w}_i - w_i)^2$$

Avec $\alpha_i^2(\lambda) = \frac{1}{1-A_{ii}}$ où $A_{ii} \approx \frac{\partial \hat{w}_i}{\partial w_i}$. En définissant la matrice A dont les éléments sont les paramètres A_{ii} on peut définir la fonction de validation croisée globale VCG . Dans [18], Weyrich et Warhola expriment le critère (seuil) de la VCG par la formule simple suivante:

$$\begin{aligned} \lambda^V &= \arg \min_{\lambda} VCG(\lambda) \\ &= \arg \min_{\lambda} \frac{\frac{\|w - w_{\lambda}\|^2}{n}}{\left(\frac{\#\{i: |w_i| \leq \lambda\}}{n}\right)^2} \end{aligned} \quad (\text{II. 18})$$

où w_{λ} est la sous bande modifiée par le seuil λ .

On remarque que l'approche du seuil de la VC est une estimation du minimum de l'erreur quadratique moyenne, comme c'est le cas pour le seuil $SURE$, entre l'observation et sa version débruitée calculée dans la même sous bande.

II.3. Débruitage par dépendance entre les coefficients d'ondelette

Le débruitage d'image par seuillage doux ou dur des coefficients d'ondelette procède par comparaison de chaque pixel avec un seuil calculé à partir des approches citées dans la section précédente, on dit qu'on est dans le cas d'un seuillage 'terme à terme'. Des méthodes plus performantes, qui prennent en considération la corrélation entre les coefficients voisins dans la même échelle ou entre des échelles successives, ont vu le jour afin d'améliorer les

résultats du débruitage et de palier aux inconvénients des approches précédentes. Dans ce qui suit, nous allons citer les algorithmes les plus réponsus.

II.3.1. L'estimateur linéaire de l'erreur quadratique moyenne minimale (EQMM)

Dans [19], Mihkak et ses coauteurs proposent une procédure qui se base sur le maximum de vraisemblance (MV) et le maximum à posteriori (MAP) pour estimer les variances locales. En supposant que le bruit est aditif et Gaussien (Eq. II.2), l'estimateur optimal linéaire du coefficient d'ondelette débruité w est donné par :

$$\hat{w} = w^b \frac{\hat{\sigma}_w^2}{\hat{\sigma}_w^2 + \sigma^2} = w^b \left(1 - \frac{\sigma^2}{\hat{\sigma}_w^2 + \sigma^2} \right) \quad (\text{II.19})$$

Avec w^b le coefficient d'ondelette bruité. L'estimée de la variance locale $\hat{\sigma}_w^2$ peut être calculée sur un voisinage N_i par l'estimateur à maximum de vraisemblance suivant:

$$\hat{\sigma}_w^2 = \arg \max_{\sigma_w^2} \prod_{j \in N_i} P(w_j^b | \sigma_w^2) = \frac{1}{N_i} \sum_{j \in N_i} (w_j^b)^2 - \sigma^2 \quad (\text{II.20})$$

et par l'estimateur *MAP* :

$$\hat{\sigma}_w^2 = \arg \max_{\sigma_w^2} \left(\prod_{j \in N_i} P(w_j^b | \sigma_w^2) \right) \cdot p(\sigma_w^2) = \frac{N_i}{4\lambda} \left(-1 + \sqrt{\frac{8\lambda}{N_i^2} \sum_{j \in N_i} (w_j^b)^2} \right) - \sigma^2 \quad (\text{II.21})$$

où λ est le seuil de débruitage. La fonction de distribution $p(\sigma_w^2) = \lambda e^{-\lambda \sigma^2}$ est choisie empiriquement.

L'estimateur linéaire *EQMM* est en réalité équivalent au filtre de Wiener .

II.3.2. Seuillage Bi-variables par dépendance entre les échelles

Sendur et Selesnick [20] ont proposé une méthode de seuillage dite "bi-variables" basée sur un estimateur *MAP* et la dépendance statique entre un coefficient d'ondelette et son coefficient parent. Le principe de cette approche est le suivant:

Si le coefficient non bruité w_2 est le parent de w_1 , alors $w_2^b = w_2 + b_2$ et $w_1^b = w_1 + b_1$ où w_2^b et w_1^b sont les coefficients bruités et b_2 et b_1 sont les composantes relatives au bruit.

Chapitre II. Etat de l'art sur les techniques de débruitage

L'expression vectorielle $\mathbf{w}^b = \mathbf{w} + \mathbf{b}$, où $\mathbf{w}^b = (w_1^b, w_2^b)^t$, $\mathbf{w} = (w_1, w_2)^t$ et $\mathbf{b} = (b_1, b_2)^t$ permet d'intégrer l'estimateur *MAP*, tel que:

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{x}} &= \arg \max_{\mathbf{x}} p_{\mathbf{x}|\mathbf{y}}(\mathbf{w}|\mathbf{w}^b) \\ &= \arg \max_{\mathbf{w}} [p_z(\mathbf{w}^b - \mathbf{w})p_w(\mathbf{w})]\end{aligned}\quad (\text{II.22})$$

Les auteurs dans [20] ont supposé que $p_z(\mathbf{w}^b - \mathbf{w}) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{z_1^2 + z_2^2}{2\sigma^2}\right)$. Pour avoir la distribution $p_w(\mathbf{w})$, ils proposent quatre modèles différents. A partir de ces modèles, ceux dont la fonction de seuillage "bi-variables" est extraite, sont:

Modèle 1:
$$p_w(\mathbf{w}) = \frac{1}{2\pi\sigma_w^2} \exp\left(-\frac{\sqrt{3}}{\sigma_w} \sqrt{w_1^2 + w_2^2}\right)$$

Ce modèle présente la propriété de symétrie circulaire.

Modèle 2:
$$p_w(\mathbf{w}) = C \exp\left(-\left[a\sqrt{w_1^2 + w_2^2} + b(|w_1| + |w_2|)\right]\right)$$

Ce modèle est une version étendue du modèle précédent combiné au modèle Laplatien indépendant. C est une constante de normalisation. La résolution de ces deux modèles permet d'avoir les coefficients estimés suivants:

à partir du modèle 1:
$$\hat{w} = \hat{w}_1 = w_1^b \left(1 - \frac{\sqrt{3}\sigma^2}{\sigma_w \sqrt{w_1^{b2} + w_2^{b2}}}\right)\quad (\text{II.23})$$

à partir du modèle 2:
$$\hat{w} = \hat{w}_1 = \text{soft}(w_1^b, b\sigma^2) \left(1 - \frac{a\sigma^2}{R}\right)\quad (\text{II.24})$$

Où $\text{soft}(w_1^b, \lambda = b\sigma^2)$ est la fonction de seuillage "doux" avec le seuil universel λ et $R = \sqrt{\text{soft}(w_1^b, b\sigma^2) + \text{soft}(w_2^b, b\sigma^2)}$. On constate que la fonction de seuillage bivariées peut être obtenue par une formule qui tient compte de la dépendance entre deux échelles. Cette approche est simple et efficace.

II.3.3. Seuillage par champ aléatoire de Markov

Le champ aléatoire de Markov (CAM) est utilisé dans plusieurs applications, telles que la reconstruction de signal, et la réduction du bruit de type Speckle dans les images SAR. L'idée

de base proposée par Malfait et Roose [22] est définie à partir du modèle de seuillage simplifié donné par l'équation suivante:

$$\hat{w} = \gamma w^b \quad (\text{II.25})$$

où \hat{w} est l'estimée du coefficient débruité, w^b le coefficient d'ondelette bruité et $0 \leq \gamma \leq 1$ est le facteur de seuillage. Ceci veut dire que le coefficient débruité est seuillé par un opérateur linéaire γ . A partir de l'équation(II.25), on peut supposer que l'opération de seuillage est binaire, $\gamma = 0$ si w^b est bruité et $\gamma = 1$ si w^b est non bruité. Ensuite, deux mesures sont considérées: une simple approximation à l'exposant Hölder local et une connaissance géométrique à priori. On suppose que m_i est une mesure du niveau de bruit du coefficient w_i^b définit par l'approximation de l'exposant Hölder local et \mathbf{m} est l'ensemble (vecteur) des m_i dans la sous-bande considérée. Sous ces conditions, l'équation (II.25) devient:

$$\hat{w}_i = P(\gamma_i = 1 | \mathbf{m}) w_i^b \quad (\text{II.26})$$

On introduit la règle de Bayes suivante: $P(\boldsymbol{\gamma} | \mathbf{m}) = P(\mathbf{m} | \boldsymbol{\gamma}) P(\boldsymbol{\gamma}) / P(\mathbf{m})$, où $\boldsymbol{\gamma}$ est l'ensemble des γ_i dans la sous-bande. Si on suppose que $P(\mathbf{m})$ est uniforme, alors $P(\boldsymbol{\gamma} | \mathbf{m}) \propto P(\mathbf{m} | \boldsymbol{\gamma}) P(\boldsymbol{\gamma})$. En se basant sur la relation entre le CAM et la fonction de probabilité de Gibbs, la probabilité à priori est:

$$P(\boldsymbol{\gamma}) = \frac{1}{Z} \exp(-V(\boldsymbol{\gamma}))$$

où $Z = \sum \exp(-V(\boldsymbol{\gamma}))$, $V(\boldsymbol{\gamma}) = \sum V_{N_i}(\boldsymbol{\gamma})$, $V_{N_i}(\boldsymbol{\gamma}) = \sum V_{i,j}(\gamma_i, \gamma_j)$, N_i est le voisinage de γ_i et :

$$V_{i,j}(\gamma_i, \gamma_j) = \begin{cases} -c & \text{si } \gamma_i = \gamma_j \\ +c & \text{si } \gamma_i \neq \gamma_j \end{cases}$$

c est le paramètre de probabilité à priori. Se basant sur ces concepts, l'algorithme de débruitage par CAM est résumé dan les étapes suivantes:

1. Décomposition de l'image bruitée par la transformée en ondelette;
2. Pour chaque sous-bande à un niveau de décomposition k :
 - a. Calculer l'approximation de l'exposant Hölder local m_i .
 - b. Générer un masque initial en appliquant le seuil γ à m_i tel que $E(\gamma) = \sigma^2$
 - c. Exécuter la probabilité $P(\boldsymbol{\gamma} | \mathbf{m})$
 - d. Estimer le coefficient débruité \hat{w}_i par la règle de l'équation (II.26).

3. Reconstruire l'image débruitée par inversion de la transformée en ondelette avec les coefficients modifiés.

Les résultats présentés dans [22] montrent que la dépendance géométrique dans un voisinage aide à améliorer la qualité des images et préserver les détails.

II.3.4. Seuillage par modèles invisibles de Markov

Plusieurs travaux se sont basés sur les modèles invisibles de Markov (MIM), parmi eux on peut citer; le débruitage d'image par *MIM* dans le domaine d'ondelette [23]. A partir de la théorie des MIM, une structure est développée en se basant sur l'arbre invisible de Markov (AIM) afin de modéliser les statistiques non gaussiennes des coefficients d'ondelette et d'extraire les dépendances statistiques.

La structure en *AIM* a deux propriétés des *MIM* appelées densités mixtes et graphe de probabilité. Les densités mixtes sont obtenues par les probabilités marginales sachant la nature non gaussienne des coefficients d'ondelette. La densité de probabilité est modélisée grâce à la *variable d'état invisible* de chaque coefficient. Les dépendances markoviennes entre les variables invisibles sont extraites par les graphes de probabilité.

Nous pouvons voir sur la figure II.6(a) le modèle de mixture indépendante où uniquement les variables d'état des coefficients d'ondelette sont considérées, quelque soit les dépendances markoviennes. Le modèle en arbre invisible de Markov est une structure en graphe, tel qu'on peut le voir sur la figure II.6(b), où les variables d'état invisibles sont connectées verticalement entre les niveaux de décomposition, alors que le modèle en chaîne invisible de Markov connecte les variables d'état horizontalement. La figure II.7 illustre la structure en quad-arbre formée pour représenter une image 2D.

L'estimée du coefficient d'ondelette débruité peut être donnée en se basant sur le schéma *MIM* et l'estimation bayésienne par l'équation suivante :

$$\hat{w}_i = E(w_i | w^b, \theta) = \sum_m p(S_i = m | w^b, \theta) \frac{\sigma_{i,m}^2}{\sigma_{i,m}^2 + \sigma^2} w_i^b \quad (\text{II. 27})$$

où θ est le vecteur des paramètres du *MIM* et S_i est la variable d'état invisible du coefficient d'ondelette w_i^b .

Les résultats expérimentaux montrent que la méthode de débruitage par l'arbre invisible de Markov dépassent ceux obtenus par le modèle de mixture indépendante.

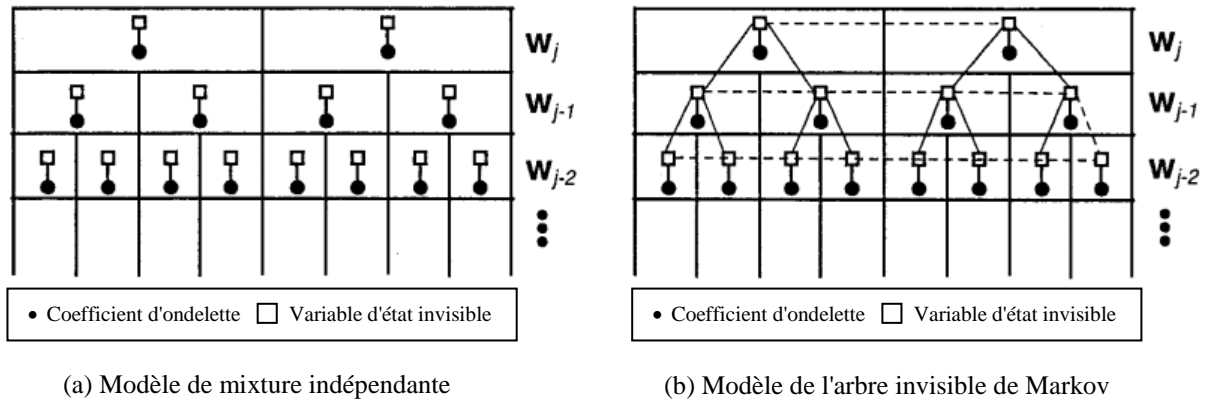


Figure II.6. Modèles de mixture de densités avec variables d'état invisibles pour un signal 1D

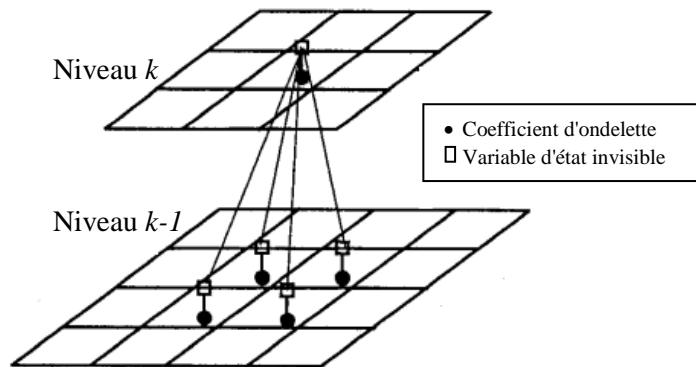


Figure II.7. Dépendances Markoviennes entre deux niveaux de décomposition dans un modèle AIM pour une image 2D (arbre quadruple).

II.3.5. Seuillage par dépendance entre coefficients voisins

Ce type de seuillage se base sur une propriété importante des coefficients d'ondelette: si un coefficient est candidat au seuillage son proche voisinage contribue à cette opération vue la corrélation qui existe entre les coefficients voisins. Même si les coefficients sont décorrélés, il reste encore des corrélations d'ordre supérieur, comme une forte covariance positive en amplitude entre les coefficients voisins. Ce point a été largement étudié dans plusieurs recherches, en particulier dans [24]-[28].

Le concept de débruitage par dépendance dans un voisinage a été initié par Cai et Silverman [24] pour un signal 1D. Cette méthode se résume dans les étapes suivantes:

1. Décomposer le signal bruité dans le domaine d'ondelette.
2. Pour chaque niveau de décomposition k , on définit un bloc de taille $L_0 = \log_2(N/2)$ autour de chaque coefficient.

3. L'estimée désirée \hat{w}_i du coefficient w_i est définie par une fonction qui introduit le seuil universel et la corrélation entre les coefficients voisins.
4. Reconstruire l'image débruitée à partir de la transformée en ondelette inverse des coefficients modifiés.

Cette méthode a démontré sa capacité à diminuer significativement le bruit pour les signaux 1D et 2D. L'algorithme de seuillage par voisinage est adopté puis développé au cours de notre thèse. Il sera détaillé dans les chapitres suivants.

II.4. D'autres approches de débruitage

II.4.1. Mélange de gaussiennes (Gaussian Scale Mixture)

Les approches de débruitage Bayésiennes présentent plusieurs choix pour la fonction de distribution à priori. Une parmi ces fonction est celle du mélange de gaussiennes. Ce modèle à été utilisé pour le débruitage dans [29].

Portilla et ses coauteurs [29] ont proposé un modèle multi-variables en utilisant les coefficients voisins. En effet, ce modèle incorpore les covariances entre coefficients voisins, à la fois celles du signal et du bruit. Dans ce cas, le vecteur aléatoire du mélange de gaussiennes est: $\mathbf{w} = \sqrt{a}\mathbf{u}$, où \mathbf{u} est un vecteur gaussien à moyenne nulle et \sqrt{a} est une variable scalaire positive aléatoire indépendante. Le modèle gaussien peut à la fois comptabiliser le nombre de coefficients indépendants (marginiaux) et la corrélation entre les amplitudes des coefficients dans un voisinage. Afin de construire un modèle global de l'image à partir de cette description locale il faut définir les coefficients dans des voisinages qui ne se chevauchent pas.

En supposant que l'image est entachée d'un bruit additif Gaussien, le vecteur \mathbf{w}^b qui correspond au coefficients bruités (observations) issues d'une représentation pyramidale dans un voisinage de taille N , est donné par:

$$\mathbf{w}^b = \mathbf{w} + \mathbf{b} = \sqrt{a}\mathbf{u} + \mathbf{b} \quad (\text{II.28})$$

\mathbf{u} et \mathbf{b} sont deux vecteurs gaussiens à moyennes nulles, dont les matrices de covariance associées sont \mathbf{C}_u et \mathbf{C}_b . La densité du vecteur observation dans un voisinage conditionné par a est Gaussien à moyenne nulle, avec une covariance donnée par :

$$\mathbf{C}_{w^b|a} = a\mathbf{C}_u + \mathbf{C}_b \quad (\text{II.29})$$

Une fois les matrices de covariance obtenue, l'estimée de l'image débruitée est obtenue par les deux formules suivantes :

➤ Estimateur des moindres carrés de Bayes :

Dans chaque voisinage on estime w_c , le coefficient de référence au centre du voisinage, à partir de \mathbf{w}^b , l'ensemble des coefficients bruités. L'estimateur des moindres carrés de Bayes est donné par:

$$E\{w|\mathbf{w}^b\} = \int_0^\infty p(a|\mathbf{w}^b) E\{w|\mathbf{w}^b, a\} da \quad (\text{II.30})$$

La solution est l'estimée de w conditionnée par a , pondérée par la densité à posteriori $p(a|\mathbf{w}^b)$.

➤ Estimateur local de Wiener :

En considérant les suppositions gaussiennes du modèle de base, l'équation (II.30) devient simplement une formule locale de Wiener. La définition de cette formule pour le vecteur global dans un voisinage est donnée par:

$$E\{\mathbf{w}|\mathbf{w}^b, a\} = a\mathbf{C}_u(a\mathbf{C}_u + \mathbf{C}_b)^{-1}\mathbf{w}^b \quad (\text{II.31})$$

Cette équation est ensuite simplifiée en introduisant la matrice symétrique des racines carrés de \mathbf{C}_u ainsi que les valeurs propres et les vecteurs propres d'un produit de matrices qui vont former la dernière expression de l'estimateur des coefficients w . L'image débruitée est reconstruite à partir des coefficients estimés et des résidus basses fréquences.

La méthode du mélange de gaussiennes permet d'avoir une image débruitée de bonne qualité avec un temps de calcul raisonnablement bas.

II.4.2. Débruitage par moyenne non locale

L'idée de base de cette méthode vient du fait que l'image contient beaucoup de données qui se répètent (figure II.8(a)). Ces redondances peuvent être exploitées afin de réduire le

Chapitre II. Etat de l'art sur les techniques de débruitage

bruit. On peut voir sur l'exemple de la figure II.8(b), que les voisinages des coefficients p et q_1 sont similaires alors que ceux des coefficients p et q_2 ne le sont pas. Il est évident que les pixels adjacents et qui appartiennent à des zones régulières, ont le même voisinage, mais aussi les pixels non adjacents peuvent avoir des voisinages similaires. La figure II.8(b) nous montre que les pixels se trouvant sur la même colonne que p , même s'ils sont éloignés, ont un voisinage similaire à celui de p . Les pixels ayant des voisinages similaires sont utilisés pour déterminer la valeur du seuil de débruitage.

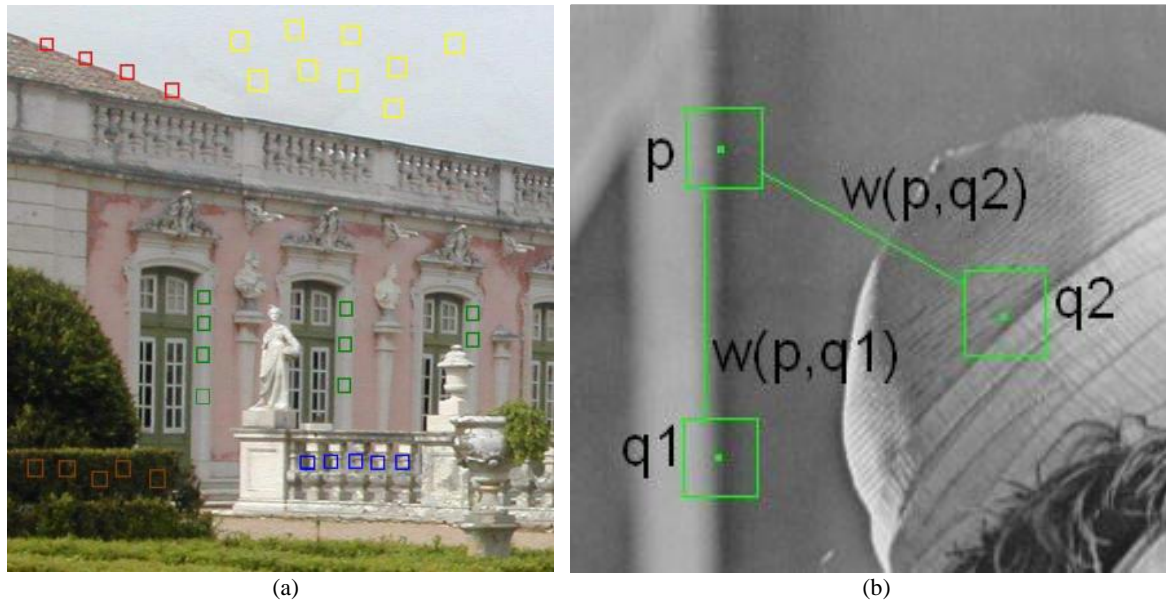


Figure II.8. Illustration de la moyenne non locale, (a) Exemples de pixels (blocs) auto-similaires, (b) le pixel q_1 est plus impliqué dans le calcul de la valeur du seuil pour p que le pixel q_2 à cause de la similarité des voisinages.

Si on considère l'image bruitée $y_B = \{y_B(i) = p | i \in I\}$ de l'équation (II.1), la valeur estimée $NL\{y_B\}(i)$, du pixel p , est calculée comme la moyenne pondérée de tous les pixels dans l'image, telle que [30]:

$$NL\{y_B\}(i) = \sum_{j \in I} \text{poid}(i, j) y_B(j) \mid (y_B(j) = q) \quad (\text{II. 32})$$

Où la famille $\{\text{poid}(i, j)\}_j$ des poids dépend des similarités entre les pixels $p=y_B(i)$ et $q=y_B(j)$ et elle satisfait les conditions habituelles $0 \leq \text{poid}(i, j) \leq 1$ et $\sum_{j \in I} \text{poid}(i, j) = 1$. Le calcul du poids entre deux pixels se fait ensuite par la mesure de la distance euclidienne entre les voisinages des deux pixels, ainsi ce poids varie en fonction de la similarité.

La moyenne non locale ne compare pas seulement les niveaux de gris entre des points singuliers, mais plus la configuration géométrique dans tout le voisinage. Ces propriétés rendent cette méthode très robuste face au bruit et la classe parmi les approches, qui se basent sur le voisinage, les plus efficaces en débruitage.

II.4.3. Débruitage par correspondance entre blocs 3D et filtrage collaboratif (BM3D: 3D block matching and collaborative filtering)

Cette méthode non locale a été développée par Dabov et ses coauteurs [31], où il est question de trouver des blocs similaires et de les regrouper dans des structures 3D en utilisant des transformées 3D. Le débruitage par la *BM3D* opère en deux étapes (figure II.9):

- La première étape appelée aussi l'estimation basique, décompose l'image en plusieurs groupes de blocs. Chaque ensemble regroupe des blocs similaires. Pour chaque groupe de blocs, un bloc est considéré comme la référence. Les blocs références sont désignés de telle sorte qu'il n'y est pas de chevauchements entre les groupes. La recherche des blocs similaires peut se faire par plusieurs façons (la distance euclidienne, par exemple). Une transformée 2D (Transformée en cosinus discrète, transformée de Fourier discrète, transformée en ondelette discrète, ...) est appliquée à chaque groupe, suivie d'un seuillage dur 'Hard', avant la recherche de similarités entre les blocs, afin de réduire le bruit et faciliter cette tâche. Une transformée 1D est appliquée aux pixels des blocs suivant une dimension spatiale avec à nouveau un seuillage Hard pour finaliser la procédure de débruitage relative à la première phase. Les deux transformées 2D et 1D forment la transformée 3D de la méthode *BM3D*. Le groupe débruité issue de cette étape est donné par l'équation suivante:

$$\hat{Y}_{X_R}^{Dur} = \Gamma_{3D}^{Dur^{-1}} \left(\gamma \left(\Gamma_{3D}^{Dur} (Z_{X_R}) \right) \right) \quad (II.33)$$

avec Γ_{3D} est la transformée 3D, γ est l'opérateur de seuillage (Dur), Z_{X_R} est le groupe de blocs similaires dont le bloc référence est X_R . Tous les groupes sont ensuite ordonnés afin de former l'image débruitée basique.

- La seconde étape est une réplique de la précédente avec quelques modifications. L'entrée cette fois-ci devient l'image débruitée issue de l'étape 1. On applique à cette dernière toutes les procédures citées ci-dessus. Cependant, le seuillage dur est remplacé par un filtrage de Wiener afin d'affiner les détails de l'image et de réduire les artefacts introduits par le seuillage 'Hard'. Finalement, le groupe débruité obtenu de la seconde phase est donné par:

$$\hat{X}_{X_R}^{Win} = \Gamma_{3D}^{Win^{-1}} \left(W_{X_R} \left(\Gamma_{3D}^{Win} (Y_{X_R}) \right) \right) \quad (II.34)$$

Les étapes citées ci-dessus, décrivent la méthode de base, qui a été ensuite optimisée en rendant la taille des blocs adaptative au seuillage et au nombre de données à analyser

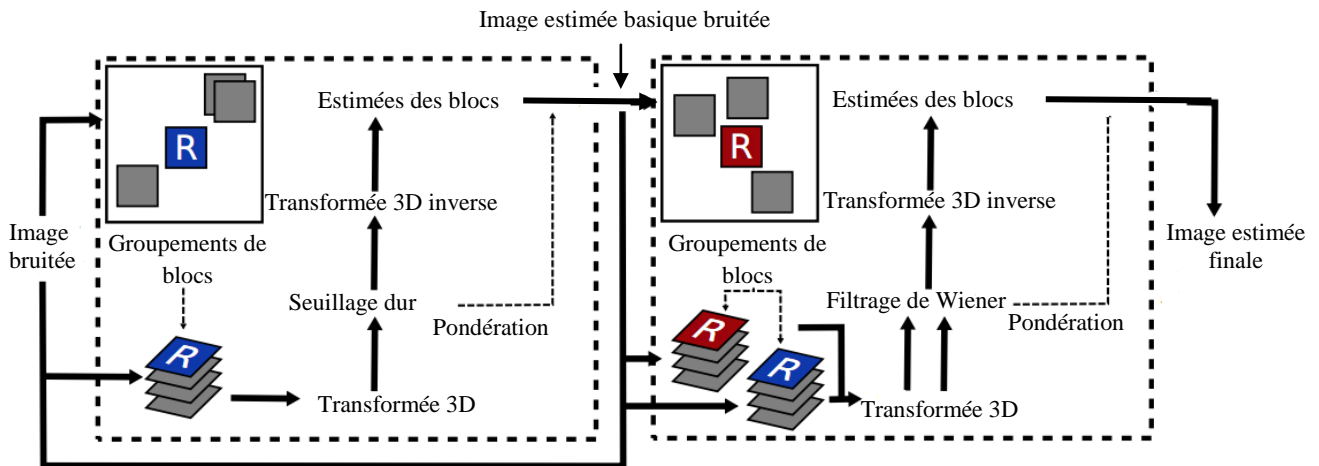


Figure II.9. Schéma de l'algorithme BM3D. La lettre R désigne le bloc référence

II.4.4 Débruitage par analyse en composantes principales

Zhang et ses coauteurs [32] ont proposé une méthode de débruitage d'image qui se base sur l'analyse en composantes principales (PCA). Dans ce schéma, on veut identifier les formes dans l'image et extraire les similarités et les différences. Statistiquement, la PCA est une méthode de décorrélation. En transformant, les données originales dans le domaine des composantes principales, seulement les composantes significatives sont préservées alors que le bruit est éliminé. Le débruitage par la PCA procède d'une manière presque identique à celui de la BM3D. En effet, les deux techniques se basent sur deux stages. Le premier permet d'avoir une estimation de base de l'image débruitée qui sera par la suite introduite comme donnée d'entrée de la seconde phase. La différence entre les deux méthodes réside dans la transformée utilisée. La BM3D adopte une transformée (cosinus, Fourier, ou ondelette) dont la fonction de base est fixe. Ceci présente l'inconvénient de non adaptation aux différentes formes de l'image. La PCA s'adapte mieux à la géométrie de l'image grâce à une fonction localement adaptative ce qui permet de préserver les contours même les plus fins.

II.5. Synthèse du chapitre II

Dans ce chapitre nous avons abordé le problème du débruitage des images naturelles affectées par le bruit additif Gaussien. Nous avons présenté à la fois les méthodes paramétriques et non paramétriques en insistant sur les approches qui opèrent par un seuillage des coefficients d'ondelette. Après une analyse sommaire nous pouvons dire que le débruitage des pixels 'terme à terme' est moins performant face aux algorithmes qui prennent en considération le voisinage spatial et/ou spectral associé aux transformées en ondelette. Dans le chapitre suivant la technique de seuillage par dépendances entre les coefficients d'ondelette dans le voisinage immédiat du coefficient candidat au seuillage ainsi que nos contributions dans cette méthode seront largement étudiés du point de vue théorique et par les simulations.

Chapitre III

Seuillage de l'amplitude dans un voisinage et régulation de la phase

Nous avons vu dans le chapitre précédent que les méthodes de débruitage d'image dans le domaine de la transformée en ondelette connaissent un réel développement vu la quantité de travaux qui s'intéressent à cet axe de recherche. Les techniques de seuillage qui prennent en compte la relation entre les coefficients voisins dans le même niveau de décomposition ou entre deux niveaux successifs (corrélation entre coefficients père-fils) ont prouvé leurs efficacités en les comparant aux algorithmes de seuillage dits terme à terme.

Dans ce chapitre, nous allons proposer une nouvelle méthode de débruitage des images mono-spectrales en étudiant la relation entre les coefficients d'ondelette dans le voisinage spatial du pixel candidat au seuillage. Notre contribution dans cette approche se fera par l'intégration de l'information de phase en complément au seuillage de l'amplitude des coefficients d'ondelette. Nous verrons que cette donnée supplémentaire n'est pas sans intérêt dans notre travail, et qu'au contraire elle a un grand apport dans l'augmentation des performances du débruitage.

Comme la méthode proposée se base essentiellement sur le traitement des coefficients issus d'une transformée multispectrale, nous allons dans un premier temps décrire la transformée en ondelette analytique utilisée dans cette thèse. Les étapes de notre algorithme de débruitage seront détaillées dans la seconde partie de ce chapitre.

III.1. La transformée en ondelette quaternionique

L'ondelette quaternionique est une extension de l'ondelette complexe à un espace à 4 dimensions. Elle se base sur le signal analytique pour sa construction. Ce type de représentations offre des propriétés de séparation des coefficients beaucoup plus intéressantes, du point de vue débruitage ou compression, que celui des ondelettes réelles et des ondelettes complexes. Nous allons donner dans ce qui suit un bref descriptif de ses propriétés.

III.1.1. De l'ondelette réelle à l'ondelette analytique

Depuis une trentaine d'années la transformée en ondelette réelle et particulièrement sa forme discrète (*DWT*) a dépassée la transformée de Fourier ou sa version rapide (*FFT*) ainsi que la transformée de Gabor [33] (transformée de Fourier à fenêtre glissante) en permettant une représentation temps-fréquence du signal. On trouve l'extension de la *DWT* à des signaux bidimensionnels ou plus dans [34],[35]. Coifman et ces coauteurs proposent une décomposition en paquet d'ondelette afin de mieux s'adapter aux caractéristiques temps-fréquence des signaux [36]. Les bancs de filtres furent aussi développés par Bemberger et Smith dans [37]. Pour palier aux problèmes de la variance par translation de la *DWT*, l'ondelette non décimée est proposée mais au coût d'une forte redondance [38]. Récemment, l'information de géométrie fut introduite dans le traitement d'image par de nouvelles transformations multiéchelles, notamment les bandelettes [39], les ridgelettes [40], les curvelettes [41], les contourlettes [42], et les phaselettes [43].

Toujours dans un soucis d'analyser la géométrie dans l'image, les ondelettes qui se basent sur le signal analytique telle que l'ondelette complexe (*CWT*: Complex Wavelet Transform) sont développées dans [44] et offrent deux propriétés majeures: l'invariance par translation et la sélectivité directionnelle. Un schéma très élégant en double arbre appliqué à la *CWT* (*DT-CWT*: Dual Tree Complex Wavelet Transform) est proposé par Kingsbury dans [45] (figure III.1). Cependant, cette transformée ne peut représenter que les caractéristiques 1D dans l'image, telle que les lignes continues qui suivent une seule direction. Les caractéristiques 2D comme les jonctions entre deux lignes ou plus, dans deux directions différentes (horizontale et verticale, par exemple) ne peuvent pas être définies par la *CWT*. La transformée en ondelette quaternionique par ses propriétés d'amplitude et particulièrement une phase décomposable en trois angles, a la capacité de suivre ce type de caractéristiques 2D dans plusieurs directions et donne une meilleure représentation que les transformées en ondelettes précédentes.

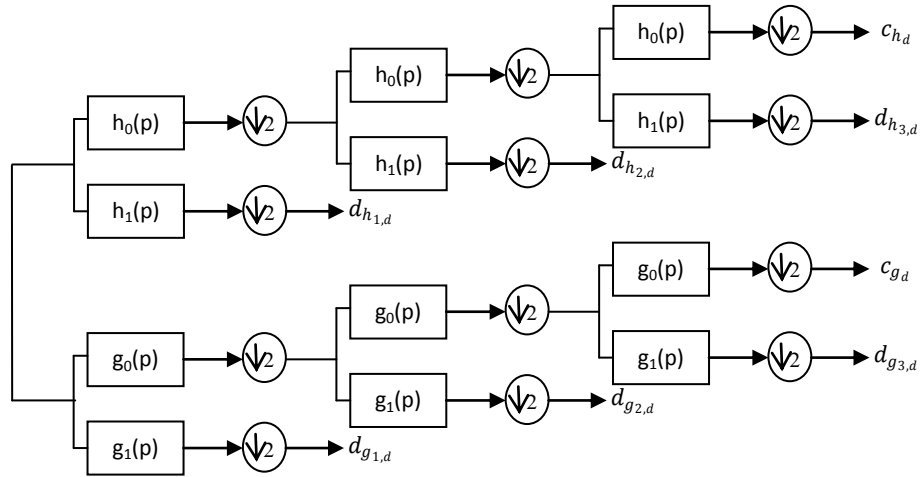


Figure III.1. Implémentation de la DT-CWT 1D. L'implémentation utilise une paire de bancs de filtres opérants sur la même donnée simultanément, en trois niveaux de décomposition. Les coefficients de la CWT obtenus sont : $d_{h_{k,d}} + j d_{g_{k,d}}$

III.1.2. L'ondelette quaternionique

Pour comprendre la construction de cette ondelette il est important de commencer par l'algèbre des quaternions. Nous donnerons ici quelques propriétés intéressantes dans l'acheminement de la thèse, mais pour une étude plus approfondie, il est possible de se référer à [46]-[48].

Les quaternions sont des nombres dans un espace à 4 dimensions noté \mathbf{H} (en référence à Sir Hamilton [46]). Chaque élément de \mathbf{H} est une combinaison linéaire d'un scalaire réel et de trois unités imaginaires liées à trois réels, tel qu'il est défini dans [49]:

$$\mathbf{H} = \{q = q_r + iq_i + jq_j + kq_k \mid q_r, q_i, q_j, q_k \in \mathbb{R}\} \quad (\text{III.1})$$

où q est le quaternion. Les trois imaginaires i, j, k répondent aux règles suivantes:

$$i^2 = j^2 = k^2 = -1, \quad ij = -ji = k, \quad jk = -kj = i, \quad ki = -ik = j$$

D'une manière identique aux nombres complexes, on peut aussi écrire le quaternion sous la forme polaire suivante:

$$q = |q|e^{u\gamma} \quad (\text{III.2})$$

Le module du quaternion est donné par:

$$|q| = \sqrt{q\bar{q}} = \sqrt{q_r^2 + q_i^2 + q_j^2 + q_k^2} \quad (\text{III.3})$$

La phase quaternionique, au contraire des nombres complexes, est décomposable en trois angles. L'équation (III.2) devient alors:

$$q = |q|e^{i\varphi} e^{j\theta} e^{k\beta} \quad (\text{III.4})$$

Les trois angles sont définis dans: $(\varphi, \theta, \beta) \in [-\pi, \pi] \times \left[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right] \times \left[-\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{4}\right]$. Ils sont donnés par [49]:

$$\varphi = \frac{1}{2} \operatorname{atan2} \left(\frac{2(q_j q_k + q_r q_i)}{q_r^2 - q_i^2 + q_j^2 - q_k^2} \right) \quad (\text{III.5})$$

$$\theta = \frac{1}{2} \operatorname{atan2} \left(\frac{2(q_i q_k + q_r q_j)}{q_r^2 + q_i^2 - q_j^2 - q_k^2} \right) \quad (\text{III.6})$$

$$\beta = -\frac{1}{2} \arcsin \left(2(q_i q_j - q_r q_k) \right) \quad (\text{III.7})$$

Comme nous l'avons annoncé en introduction la construction de l'ondelette quaternionique se base sur le signal analytique. En 1D, le signal analytique est généralement utilisé pour définir le signal complexe. Soit le signal réel $f(t)$, sa représentation analytique est donnée par [50]:

$$f_A(t) = f(t) + j \mathcal{H}f(t) \quad (\text{III.8})$$

$\mathcal{H}f(t)$ est la transformée de Hilbert de $f(t)$. Elle est interprétée comme la sortie d'un système linéaire invariant avec comme entrée $f(t)$. On l'utilise fréquemment en théorie du signal pour décrire l'enveloppe complexe d'une grandeur réelle modulée par un signal. On peut trouver sa définition dans [50].

En 2D, le signal analytique est utilisé pour définir le signal quaternionique. Dans ce cas, cette définition, telle qu'on la trouve dans [49], est donnée par:

$$f_A^q(x, y) = f(x, y) + i f_{H_1}(x, y) + j f_{H_2}(x, y) + k f_{H_T}(x, y) \quad (\text{III.9})$$

$f_{H_1}, f_{H_2}, f_{H_T}$ sont les transformées de Hilbert correspondantes à l'axe x , l'axe y et l'axe $x-y$, respectivement.

Nous pouvons maintenant, construire la transformée en ondelette quaternionique, en suivant le schéma en double arbre (DT-QWT) et la définition du signal analytique quaternionique 2D de l'équation (III.9).

En organisant les quatre composantes en quadrature de l'ondelette 2D (l'ondelette réelle et ces trois transformées de Hilbert) en quaternion, on obtient une ondelette analytique 2D et sa transformée en ondelette quaternionique correspondante (QWT). Pour une meilleure

compréhension de la QWT , on peut se référer à [51]-[57]. Dans ce qui suit, nous allons, à titre d'exemple, décrire cette transformée pour la sous bande diagonale, avec la configuration suivante:

$$(f, f_{H_1}, f_{H_2}, f_{H_T}) = (\psi_h(x)\psi_h(y), \psi_g(x)\psi_h(y), \psi_h(x)\psi_g(y), \psi_g(x)\psi_g(y)) \quad (III.10)$$

où h et g sont deux filtres passe haut et passe bas, respectivement. On obtient l'ondelette quaternionique diagonale, telle que:

$$\psi_D^q(x, y) = \psi_h(x)\psi_h(y) + i \psi_g(x)\psi_h(y) + j \psi_h(x)\psi_g(y) + k \psi_g(x)\psi_g(y) \quad (III.11)$$

Pour calculer les coefficients de la QWT , nous utilisons l'implémentation séparable 2D du banc de filtre *Dual tree* de la figure III.1, mais ayant quatre branches dans ce cas. Durant chaque étape de filtrage, nous appliquons indépendamment les deux ensembles de filtres à chaque dimension (x et y) de l'image; par exemple, appliquer l'ensemble de filtres h aux deux dimensions, produit les coefficients d'échelle $c_{hh_{kd}}$ et les coefficients des sous-bandes, diagonale, verticale et horizontale, $d_{hh_{kd}}^D$, $d_{hh_{kd}}^V$ et $d_{hh_{kd}}^H$, respectivement. Par conséquent, l'implémentation 2D résultante comprend quatre bancs de filtres indépendants (correspondants à toutes les combinaisons possibles de filtres d'ondelette à chaque dimension: hh , hg , gh , gg). On combine les coefficients d'ondelette de la même sous bande et on obtient, par exemple pour la sous bande diagonale, les coefficients quaternioniques suivants:

$$d_{kd}^D = d_{hh_{kd}}^D + i d_{gh_{kd}}^D + j d_{hg_{kd}}^D + k d_{gg_{kd}}^D.$$

Il est possible d'interpréter les quatre composantes de l'ondelette diagonale $\psi_D^q(x, y)$ dans le domaine de Fourier comme une multiplication des quadrants de la transformée de Fourier quaternionique du produit tenseur $\psi_h(x)\psi_h(y)$ par $\pm i$ ou $\pm j$ ou les deux à la fois, comme on peut le voir sur la figure III.2.

La figure III.3(a) représente les quatre composantes de l'ondelette quaternionique et son amplitude. Les transformées de Hilbert partielles et totale sont obtenues par les produit tenseurs d'ondelettes réelles. L'amplitude de chaque ondelette quaternionique est une fonction en forme de cloche lisse.

La même procédure détaillée ci-dessus est utilisée pour construire les deux autres ondelettes, verticale et horizontale (figures III.3 (b-c)).

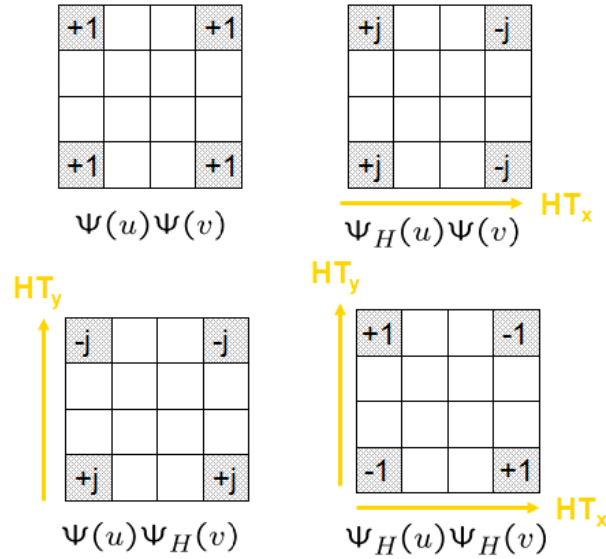


Figure III.2. Composantes de l'ondelette quaternionique diagonale dans le domaine fréquentiel. De haut en bas et de gauche à droite: produit tenseur d'ondelettes réelles, Transformée de Hilbert dans la direction x , Transformée de Hilbert dans la direction x , Transformées de Hilbert dans les directions x, y [51].

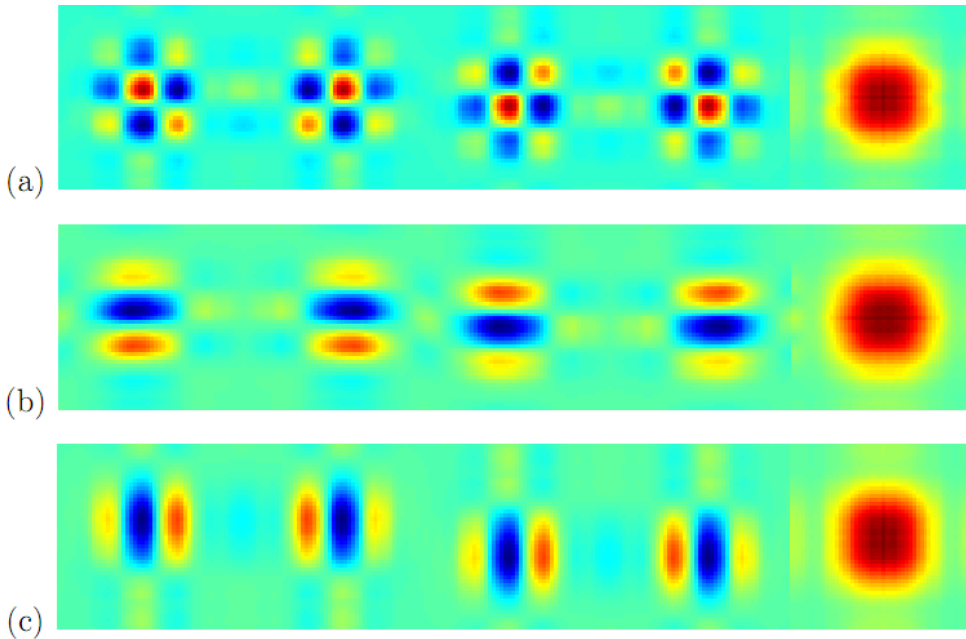


Figure III.3. Trois ondelettes quaternioniques obtenues à partir du schéma Dual Tree QWT 2-D. Chaque ondelette comprend quatre composantes déphasées de 90° l'une par rapport à l'autre dans les directions diagonale, verticale et horizontale. (a) Sous bande diagonale, de gauche à droite: $\psi_h(x)\psi_h(y)$ (produit tenseur d'ondelette réelle DWT), $\psi_h(x)\psi_h(y)$, $\psi_h(x)\psi_g(y)$, $\psi_g(x)\psi_g(y)$. La partie complètement à droite est l'amplitude de l'ondelette quaternionique $\psi^q(x, y)$ non oscillante. (b) Sous bande horizontale, de gauche à droite: $\phi_h(x)\psi_h(y)$, $\phi_h(x)\psi_h(y)$, $\phi_h(x)\psi_g(y)$, $\phi_g(x)\psi_g(y)$. (c) Sous bande verticale, de gauche à droite: $\psi_h(x)\phi_h(y)$, $\psi_h(x)\phi_h(y)$, $\psi_h(x)\phi_g(y)$, $\psi_g(x)\phi_g(y)$ [54].

En comparaison avec la *DT-CWT* qui contient six paires d'ondelettes (12 ondelettes en tout) (figure III.4), la *DT-QWT* est composée de trois ensembles de quatre ondelettes quaternioniques (12 ondelettes aussi).

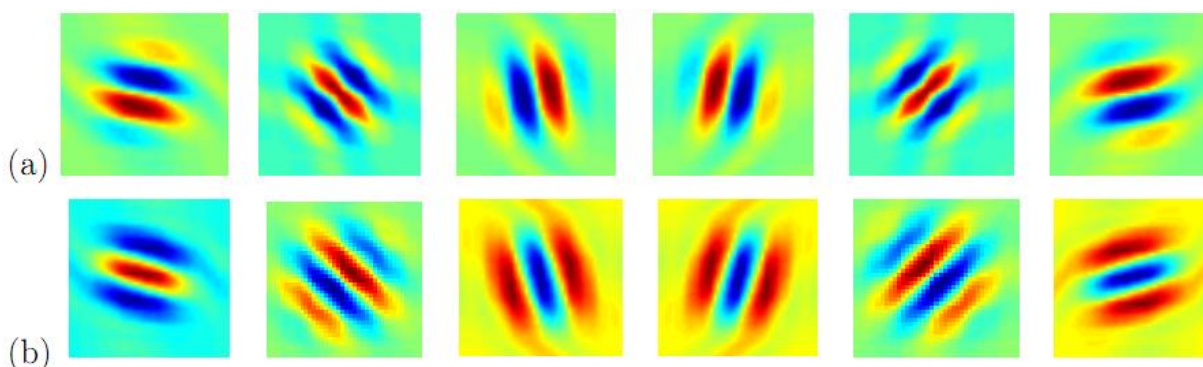


Figure III.4. Les douze sous bandes de la transformée en ondelette complexe (*DT-CWT*) bidimensionnelle en *Dual tree*. (a) partie réelles, (b) parties imaginaire. L'ondelette ($4 \times$) redondante avec six sous bandes orientées dans six directions multiples de 15° pour chaque partie[54].

A partir de la formule polaire du quaternion (Eq. III.4), il est possible de représenter la *QWT* en module et phase. La figure III.5 représente la décomposition d'une image de test en un niveau de profondeur en mettant l'accent sur l'information de module et de phase décomposable en trois angles.

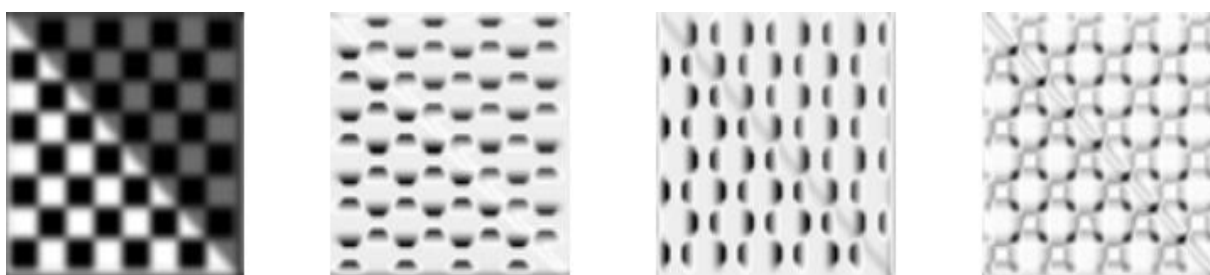


Figure III.5. Transformation par l'ondelette quaternionique d'une image test. De gauche vers la droite: module de la *QWT*, angle φ , angle θ , angle β ,[53].

Plus de propriétés de la *QWT* sont citées dans l'Annexe B. Dans le paragraphe suivant, nous nous intéressons à la propriété de phase qui est très importante dans la suite de cette thèse.

III.1.3. La phase quaternionique

Nous avons vu dans la section précédente que chaque quaternion peut s'exprimer par une amplitude et une phase (Eq. III.4). Le théorème de la translation nous montre l'importance de la phase dans la localisation des caractéristiques de l'image. L'explication suivante dans le domaine de Fourier peut s'étendre au domaine quaternionique [49].

Pour montrer l'intérêt majeur de cette phase représentée par trois angles et non pas un seul comme c'est le cas dans le domaine complexe, le théorème de translation s'énonce dans le domaine de Fourier de la manière suivante :

1. Le module est invariant par translation.
2. Les deux angles (φ, θ) sont linéaires aux translations, c'est à dire:

$$f(x, y) \rightarrow f(x - d_x, y - d_y)$$

$$(\varphi, \theta, \beta) \rightarrow (\varphi - ud_x, \theta - vd_y, \beta)$$

Nous remarquons qu'avec seulement les deux premiers angles composants la phase quaternionique, il est possible de déterminer les valeurs des translations dans les deux directions x et y sans ambiguïté. Ceci n'est pas possible dans le cas complexe comme on peut le voir ci dessous:

$$f(x, y) \rightarrow f(x - d_x, y - d_y)$$

$$\mathcal{F}^c(u, v) \rightarrow |\mathcal{F}^c| e^{-j(ud_x + vd_y)}$$

Une comparaison entre la phase complexe et la phase quaternionique dans la détermination des paramètres de translation est donnée dans la figure III.6.

Pratiquement, déterminer les coordonnées du vecteur translation $\mathbf{d}(d_x, d_y)$ se fait de la manière suivante:

Soient les deux images f_1 et f_2 qui ont des phases locales $(\varphi_1, \theta_1, \beta_1)$ et $(\varphi_2, \theta_2, \beta_2)$, respectivement. On suppose que φ varie seulement suivant l'axe x et θ varie seulement suivant l'axe y . Le déplacement $\mathbf{d}(d_x, d_y)$ est donc donné par:

$$d_x = \frac{\varphi_2 - \varphi_1}{u_{ref}} \quad (\text{III.12})$$

$$d_y = \frac{\theta_2 - \theta_1}{v_{ref}} \quad (\text{III.13})$$

Concernant le troisième angle β composant la phase quaternionique, il peut être interprété comme l'amplitude de l'énergie de l'image le long des deux directions orthogonales (voir figure III.5). Cet angle est très utilisé pour l'analyse de textures et peut être exploité dans un algorithme de débruitage, comme nous allons le voir dans les parties suivantes. Par exemple, dans la figure III.7, l'angle β est ajusté pour l'ondelette quaternionique de la sous bande diagonale. Nous constatons un changement graduel de la structure de l'ondelette quaternionique en fonction des changements de cet angle, alors que les variations des deux premiers angles ne produisent qu'un décalage des coefficients. Cette propriété prouve l'intérêt de β dans l'analyse des informations structurelles dans l'image.

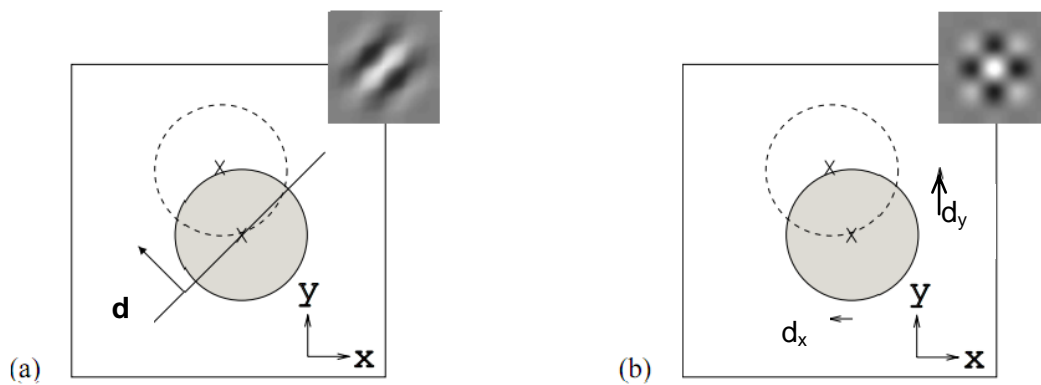


Figure III.6. Comparaison entre la phase quaternionique et la phase complexe, (a) La phase à angle unique des coefficients de la CWT est linéairement liée à la translation de la caractéristique "cercle" dans la direction "d" perpendiculaire à l'orientation de l'ondelette. (b) Deux des trois angles composant la phase des coefficients de la QWT sont linéairement liés aux translations (d_x, d_y) dans les deux directions horizontale et verticale.

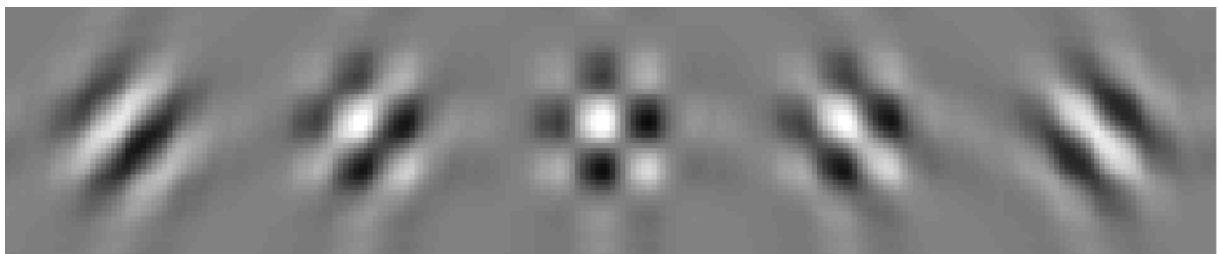


Figure III.7. Impact de la variation de l'angle β sur la structure de l'ondelette quaternionique correspondante (sous bande diagonale). De gauche à droite: $\beta = -\frac{\pi}{4}, -\frac{\pi}{8}, 0, \frac{\pi}{8}, \frac{\pi}{4}$. L'ondelette change en fonction des variations du troisième angle.

III.2. Seuillage de l'amplitude par dépendances dans le voisinage spatial

Soit le modèle monodimensionnel suivant:

$$y_i = x_i + \sigma b_i \quad (\text{III. 14})$$

Où y_i est une observation bruitée, x_i est la donnée inconnue, non bruitée, et σ est le niveau du bruit b_i . Ce modèle est considéré dans notre travail vu que les images satellitaires optiques sont corrompues par un bruit additif Gaussien [4],[5],[58],[59].

Les transformées en ondelettes quaternioniques, grâce à leur adaptation spatiale et leurs propriétés optimales de localisation, offrent une représentation attractive pour l'estimation des fonctions non paramétrées comme nous l'avons vu dans la section précédente. Les méthodes de débruitage dites terme à terme procèdent par une comparaison de chaque coefficient d'ondelette à un seuil prédéterminé. Suite à cette comparaison, il est modifié en tenant compte uniquement de la valeur de son amplitude. Les exemples des fonctions agissant suivant cette stratégie sont le seuillage doux et le seuillage dur [10].

Les stratégies de seuillage par voisinage se basent sur une autre idée. Dans [60],[61] on trouve les règles de débruitage par blocs afin d'estimer les coefficients d'ondelette non bruités. Les coefficients bruités sont seuillés dans un group. Les décisions de sauvegardes ou de modifications des valeurs de tous les coefficients dans le bloc en question sont données simultanément. Cette approche est nommée "seuillage de blocs par voisinage". Une seconde approche a comme but le seuillage du coefficient central dans un bloc en fonction de son voisinage; elle est nommée " seuillage de coefficient par voisinage" [24],[25],[28]. Sa principale motivation est la suivante: si un coefficient contient une information pertinente il est de même pour son voisinage immédiat.

Dans ce qui suit nous allons décrire en premier la méthode de seuillage de bloc par voisinage. L'estimateur de coefficient par voisinage est ensuite défini en réduisant la taille du bloc à 1. Pour une meilleure compréhension, ces deux approches seront détaillées, dans un premier temps, pour des signaux 1D.

III.2.1. Seuillage des blocs par voisinage

Cette méthode s'inspire d'une propriété très importante des ondelettes. En effet, l'information du signal de départ est contenue essentiellement dans un nombre limité de coefficients. La figure III.8 représente les coefficients d'ondelette d'une fonction test bien définie. Nous constatons que les coefficients détails (d_1, d_2, \dots, d_6) se regroupent autour des parties où la fonction change significativement.

Il résulte de cet exemple la propriété citée précédemment: quand un coefficient contient une information pertinente, il est de même pour son voisinage. Par conséquent, quand les observations sont contaminées par un bruit (dans notre cas additif et Gaussien), l'estimation des coefficients débruités peut être plus performante en incorporant l'information contenues dans les coefficients voisins.

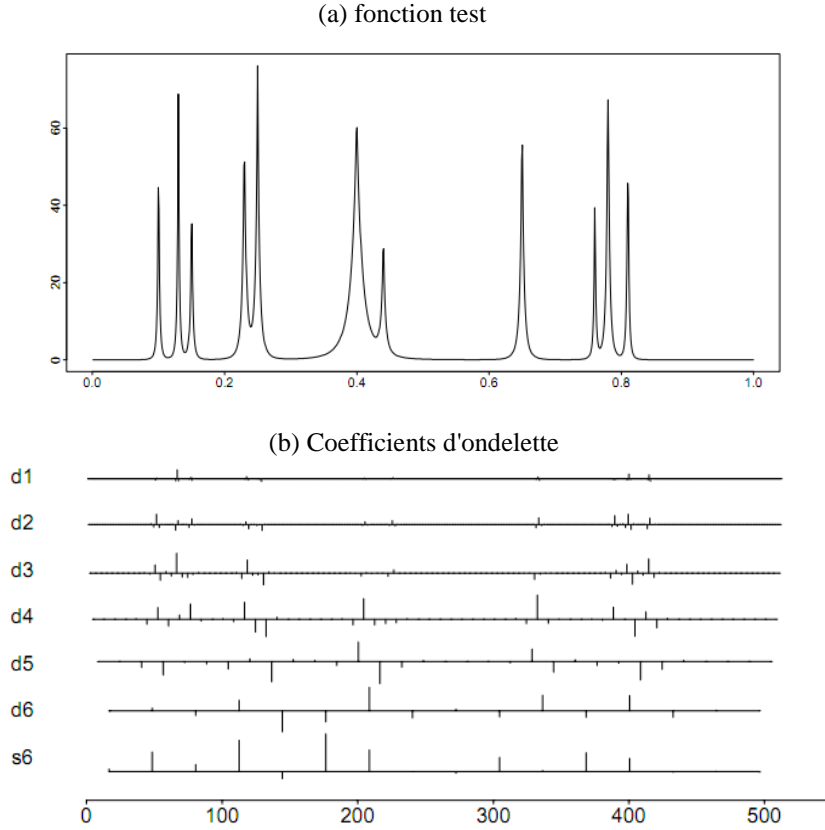


Figure III.8. Illustration des regroupements des coefficients d'ondelette

Les observations bruitées $Y = \{y_i, i = 1, \dots, n\}$ telles qu'elles sont définies dans l'équation (III.14) sont transformées par l'ondelette quaternionique QWT de tel sorte que:

$$W^b = QWT(Y) \quad (III.15)$$

W^b est un vecteur dont les éléments $\{w_{k,d}^b, k = 1, \dots, K - 1 \text{ et } d = 1, \dots, 2^k\}$ sont les coefficients d'ondelette quaternionique bruités.

Nous supposons dans un premier temps que la variance du bruit σ est connue. On note \widehat{W} l'estimée du vecteur coefficients débruités qui nous permettra d'avoir l'estimée \widehat{X} du signal sain. Finalement, la minimisation de l'erreur au niveau du signal revient à minimiser l'erreur

quadratique moyenne au niveau des coefficients en ondelette. Le débruitage par blocs voisins se base sur les étapes suivantes [60]:

1. Transformer le signal bruité dans le domaine des ondelettes par la QWT (Eq. III.15).
2. A chaque niveau de décomposition (résolution), regrouper les coefficients d'ondelette en blocs disjoints q_i^k de taille $L_0 = \log_2(n)/2$. Si L_0 n'est pas une puissance de 2, un ou deux blocs sont tronqués afin d'assurer que tous les q_i^k ne se chevauchent pas. i correspond à l'indicateur du bloc dans le signal.
3. Etendre chaque bloc par une quantité $L_1 = \max(1, L_0/2)$ dans chaque direction pour former des blocs élargies Q_i^k de taille $L = L_0 + 2L_1$.
4. Pour chaque bloc q_i^k , estimer les coefficients débruités simultanément, pour tous les $w_{k,d}^b \in q_i^k$, par la règle de seuillage suivante:

$$\hat{w}_{k,d} = T_i^k w_{k,d}^b \quad (\text{III. 16})$$

La fonction de seuillage T_i^k est définie comme une opération sur tous les coefficients dans les blocs élargies Q_i^k :

$$T_i^k = 1 - \frac{\lambda^* L \sigma^2}{S_{ki}^2} \quad (\text{III. 17})$$

S_{ki}^2 est la fonction d'énergie dans un bloc. Elle est donnée par:

$$S_{ki}^2 = \sum_{i \in Q_i^k} (w_{k,d}^b)^2 \quad (\text{III. 18})$$

L'équation (III.16) peut s'écrire de la manière suivante:

$$\hat{w}_{k,d} = w_{k,d}^b \times \max\left(1 - \frac{\lambda^* L \sigma^2}{S_{ki}^2}, 0\right) \quad (\text{III. 19})$$

$\lambda^* = 4.505$ est la solution de l'équation oracle $\lambda - \log(\lambda) = 3$. D'après l'équation (III.17), nous remarquons que la fonction de seuillage T_i^k est définie de telle sorte que la valeur de chaque coefficient est diminuée d'une quantité $\frac{\lambda^* L \sigma^2}{S_{ki}^2}$ qui correspond au rapport entre le seuil universel multiplié par le niveau de bruit et la taille du bloc élargi, d'une part, et la somme quadratique des coefficients dans une fenêtre qui entour le bloc central, d'autre part. En effet, on décide de diminuer les valeurs des coefficients du

bloc ou les mettre à zéro si l'énergie totale du bloc est supérieure à un seuil ou pas. Les blocs sont construits échelle par échelle et les coefficients d'échelle restent inchangés.

5. Obtenir l'estimée du signal débruité en appliquant la transformée en ondelette quaternionique inverse $IQWT$ aux coefficients traités.

La valeur du coefficient de seuillage λ^* est dérivée de l'inégalité introduite par Cai dans [60]. Les raisons de ce choix seront discutées dans les sections suivantes. Il est à noter que, contrairement à d'autres approches de débruitage par blocs, les paramètres utilisés dans cette méthode sont entièrement spécifiés : la taille du bloc L_0 dépend simplement de la taille n du signal et le facteur de seuillage λ^* est une constante absolue.

III.2.2. Seuillage des coefficients par voisinage

La méthode de débruitage dans ce cas se base sur les mêmes étapes décrites dans le paragraphe précédent. Seulement, $L_0=L_I=1$, $L=3$ et $\lambda^* = \frac{2}{3} \log(n)$ [24]. Nous constatons que chaque coefficient est modifié suivant son voisinage immédiat (coefficients à droite et à gauche du coefficient candidat au seuillage). Dans cette méthode le niveau de seuil est inférieur au seuil des algorithmes "terme à terme" proposés par Donoho et Johnstone dans [10]. Le seuillage par voisinage, met la valeur d'un coefficient à zéro seulement si la somme quadratique des coefficients voisins (Eq. III.19) est égale à $2\sigma^2 \log(n)$ (ici $L=1$ et λ^* est le seuil universel).

Dans ce qui suit nous allons discuter le choix du seuil utilisé dans le débruitage par voisinage. Les propriétés globales et locales de cette méthode sont données en Annexe C.

III.2.3. Choix du seuil λ^*

Pour un seuillage de bloc par voisinage le seuil optimal est égal à 4.505. Cette valeur est la solution de l'équation $\lambda - \log \lambda = 3$. Les causes qui ont mené à ce choix sont identiques à celles considérées dans le seuillage terme à terme ($(2 \log n)^{1/2}$). Donoho et Johnstone ont utilisé cette dernière valeur dans leur estimateur appelé *VisuShrink* [10]. Dans leur méthode, pour un bruit dont les propriétés sont $(z_1, \dots, z_n \sim N(0,1))$, l'estimateur est appliqué tel que:

$$P \left\{ \max_i |z_i| > (2 \log n)^{1/2} \right\} \rightarrow 0, \quad \text{quand } n \rightarrow \infty \quad (\text{III. 20})$$

Dans le seuillage bloc, le bruit est divisé en blocs de taille L telle que $L=\log(n)$, ainsi la somme quadratique des blocs $S_b^2 = \sum_{i=b(L-1+1)}^{bL} z_i^2$ satisfait la propriété suivante:

$$P \left\{ \max_b S_b^2 > \lambda^* L \right\} \rightarrow 0, \quad \text{quand } n \rightarrow \infty \quad (\text{III. 21})$$

$\lambda^* = 4.505$ est la plus petite valeur qui satisfait l'équation (III.21).

III.3. Méthode proposée pour le débruitage d'une image mono -spectrale

III.3.1. Seuillage par voisinage de l'amplitude des coefficients de la transformée en ondelette quaternionique

La procédure de débruitage détaillée dans les sections précédentes, peut être maintenant étendue au cas bidimensionnel [25]. La double information d'amplitude et de phase donnée par l'ondelette quaternionique s'est avérée très utile lors d'un processus de débruitage ou de compression. Pour définir une méthode de débruitage, il est nécessaire d'introduire une stratégie de seuillage adaptée à la transformée en question.

Dans un premier temps, nous allons nous intéresser uniquement à l'amplitude. Grâce à la linéarité de la transformée en ondelette, le modèle bruité dans l'espace image reste vérifié dans l'espace ondelette, c'est à dire, le bruit additif et Gaussien dans le domaine de l'image est aussi additif et Gaussien dans le domaine de la transformée quaternionique, tel que:

$$w_{k,d}^b(n, m) = w_{k,d}(n, m) + b_{k,d}(n, m) \quad (\text{III. 22})$$

Dans cette expression $w_{k,d}^b$, $w_{k,d}$ et $b_{k,d}$ sont le coefficient bruité, le coefficient non bruité et la composante bruit, respectivement. L'échelle et l'orientation des coefficients d'ondelette sont notées par k et d et (n, m) est la position du coefficient candidat au seuillage. A chaque niveau de décomposition, nous obtenons l'amplitude de quatre sous bandes, qui correspondent à l'approximation et les détails. Le principe de seuillage est identique à celui des ondelettes classiques. On modifie les coefficients des échelles successives et la bande basse fréquence qui correspond à l'approximation reste inchangée. L'amplitude de chaque coefficient d'ondelette est seuillée à partir de la formule suivante:

$$|\hat{w}_{k,d}(n, m)| = |w_{k,d}^b(n, m)| * T(n, m) \quad (\text{III. 23})$$

L'équation (III.23) permet d'avoir des amplitudes de coefficients débruités $|\hat{w}|$ en fonction des amplitudes bruitées et de la fonction de seuillage $T(n, m)$, qui est donnée par:

$$T(n, m) = 1 - \frac{(\lambda\sigma)^2}{S^2(n, m)}$$

$$= \begin{cases} T(n, m) & \text{si } (\lambda\sigma)^2 < S^2(n, m) \\ 0 & \text{si } (\lambda\sigma)^2 > S^2(n, m) \end{cases} \quad (\text{III. 24})$$

λ : est le coefficient de seuillage décrit dans la section III.2.2.

σ^2 : variance du bruit dans une fenêtre de voisinage.

$S^2(n, m)$ est la somme quadratique des coefficients voisins qui correspond à l'énergie dans un voisinage. Elle est donnée par:

$$S^2(n, m) = \sum_{(p,q) \in V^2} |w_{k,d}^b(p, q)|^2 \quad (\text{III. 25})$$

V^2 : est la taille de la fenêtre de voisinage et (p, q) sont les coordonnées qui permettent de balayer ce voisinage.

Les équations (III.23) et (III.24) nous informent sur les conditions de seuillage. L'amplitude de chaque coefficient est modifiée en fonction des coefficients voisins dans une fenêtre de taille V^2 . La valeur de l'amplitude du coefficient est diminuée du rapport entre le carré du seuil multiplié par la variance du bruit et la somme quadratique, si ce rapport est inférieur à 1, c'est à dire, l'énergie de tous les coefficients voisins dans une fenêtre autour du coefficients candidat au seuillage est supérieure à l'énergie du bruit paramétrée par le seuil universel. Sinon, le coefficient est mis à zéro.

Il est à noter que la taille de la fenêtre de voisinage ne peut pas être fixe. En effet, comme la corrélation entre les coefficients voisins change d'un niveau de décomposition à un autre (d'une échèle à une autre), le nombre de coefficients à prendre en considération lors du seuillage doit changer aussi. Le choix de cette taille est très important dans le processus de débruitage. Une taille très petite nous ramène à un seuillage terme à terme (doux ou dur) , alors qu'une grande valeur introduit des coefficients de faibles corrélations avec le coefficient qui nous importe. L'équation (III. 25) devient alors [25]:

$$S_k^2(n, m) = \sum_{(p,q) \in V^2} |w_{k,d}^b(p, q)|^2 \quad \text{et} \quad V = V_0 - k \quad (\text{III. 26})$$

Nous remarquons que la taille V est en fonction d'une valeur V_0 (taille initiale prédéfinie en fonction de la taille de l'image) et du niveau de décomposition k . L'illustration du changement de la taille de la fenêtre de voisinage autour du coefficient central est donnée dans la figure III.9. L'algorithme décrit dans cette section est nommé *Neigh-Shrink* (Seuillage par voisinage).

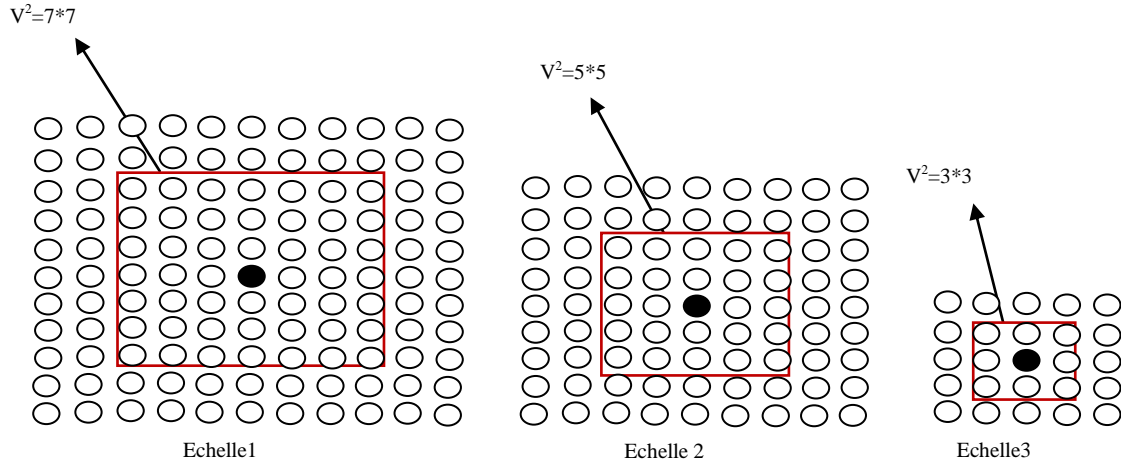


Figure III.9. Sélection de la taille de la fenêtre de voisinage

III.3.2. Estimation des propriétés du bruit

Dans la majorité des procédures de traitement d'image, les propriétés du bruit sont inconnues. L'estimation de ces paramètres, notamment la variance se fait à partir des coefficients bruités.

Une première approche se base sur le principe initié par Donoho et Johnstone dans [11], dont les grandes lignes sont les suivantes: le signal observé Y de taille N de l'équation (III.14) possède $N/2^K$ coefficients d'ondelette à l'échelle la plus fine. Le coefficient débruité $|\langle \hat{X}, \psi_{k,d} \rangle|$ est faible lorsque X est une fonction régulière et donc le coefficient bruité est très proche du bruit $|\langle Y, \psi_{k,d} \rangle| \approx |\langle B, \psi_{k,d} \rangle|$, et élevé si X varie brusquement sur le support de $\psi_{k,d}$. Un signal régulier par morceaux génère peu de coefficients relativement aux $N/2^K$. A l'échelle la plus fine, la composante du signal n'influence qu'un petit nombre de coefficients $\langle Y, \psi_{k,d} \rangle$ de grande amplitude. Les autres coefficients sont donc égaux à $\langle B, \psi_{k,d} \rangle$ de variance σ^2 . Un estimateur de σ est obtenu à partir de la valeur médiane des valeurs absolues de ces coefficients.

Si M est la valeur médiane de $\langle Y, \psi_{k,d} \rangle$, il a été démontré que $E(M) = 0,6745 \sigma^2$. L'estimée de σ^2 est donnée par [11]:

$$\tilde{\sigma}_g^2 = \frac{E(M)}{0,6745} \quad (\text{III. 27})$$

Pour les images, nous procédons par une évaluation de la médiane sur les trois carrés de l'image correspondants aux coefficients d'ondelette (détails), puis nous faisons la moyenne avant d'obtenir une estimation de la variance par la formule ci-dessus.

Il est à noter que cette méthode est adaptée au bruit Gaussien que nous considérons dans cette thèse.

Dans notre cas, afin d'estimer la variance du bruit Gaussien à partir des parties réelle et imaginaire de la transformée en ondelette quaternionique, nous calculons la médiane des coefficients d'ondelette pour les deux parties (réelle et imaginaire) ensuite les variances gaussiennes sont calculées par l'équation (III.27). Enfin, la variance du bruit en fonction de la distribution de *Rayleigh* [4] est donnée par:

$$\sigma_b^2 = \frac{\pi - 4}{3} \sigma_G^2 \quad (\text{III. 28})$$

Où σ_G^2 est la variance du bruit gaussien calculée à partir de l'équation (III.27) pour les deux parties réelle et imaginaire de la *QWT*.

Cette méthode s'avère assez robuste pour l'estimation du bruit puisque la transformée en ondelette quaternionique permet une très bonne séparation des coefficients dans le domaine spectral, ainsi l'utilisation de la médiane est très efficace dans le cas où les hautes fréquences contiennent peu de coefficients correspondants au signal utile par rapport aux coefficients relatifs au bruit.

III.3.3. Régulation de la phase

Nous avons vu dans la première partie de ce chapitre, que la phase quaternionique, qui est codée en trois angles, est très importante dans la localisation des caractéristiques dans l'image ainsi que pour la définition des textures. Dans [51], Chan et ses co-auteurs mettent en relief l'utilité de la phase de la *QWT* dans le traitement et l'analyse d'images. Les auteurs ont démontré qu'il est possible de coder la translation de la phase en coordonnées x - y du système. Ce théorème trouve son application dans la détection des contours et la modélisation statique de l'image.

Grâce à l'analyse cohérente obtenue à la fois par l'amplitude et la phase de la transformée en ondelette quaternionique, R. Souillard et P. Carré ont développé une méthode de codage de l'image [62] et un algorithme de classification des textures [63]. Dans leurs approches, ils ont pris une mesure globale de l'énergie obtenue à partir de l'amplitude qu'ils combinent avec la

déviations pondérées du troisième angle de la phase. Ils ont constaté que cette phase contient des informations structurelles qui augmentent les performances de la classification.

La phase quaternionique a été également utilisée dans la mise en correspondance des images stéréoscopiques. Dans [64], les auteurs estiment la disparité entre deux images en établissant des correspondances de structures de phase quaternionique entre les transformations quaternioniques des deux images. La disparité est calculée ensuite comme une minimisation de l'énergie locale d'une fonction de coût.

Dans la littérature, très peu de travaux impliquent la phase dans le débruitage. En effet, la grande majorité des chercheurs s'intéressent uniquement à l'amplitude des transformées en ondelette quand l'objectif est l'amélioration de la qualité des images. Estimer les variations spatiales de la phase est un vrai challenge et sa correction n'as pas un grand apport quand ces variations sont très fortes. Certaines études, considèrent les deux composantes de l'ondelette analytique, c'est à dire, les parties réelles et imaginaires de cette transformée sont régulées équitablement et séparément, mais la phase n'est pas utilisée comme entité entière. Fessler [65] a été un des rares à intégrer la phase comme partie entière dans la reconstruction des images IRM (imagerie par résonance magnétique). Il s'est œuvré à réguler fortement la phase tout en préservant la résolution spatiale de l'amplitude.

Dans l'exemple suivant, nous allons démontrer l'importance de la phase dans la reconstruction d'une image en niveau de gris (figure III.10). En prenant, l'amplitude d'une des deux images et la phase de la seconde image (ces deux données sont issues d'une transformée en ondelette analytique), pour reconstruire une nouvelle image par transformée inverse, nous pouvons constater que dans les deux cas de figure, la phase apporte plus d'informations que l'amplitude. Les caractéristiques de phase sont plus apparentes dans l'image reconstruite.

A partir de tous ces travaux et remarques, nous avons déduit que ajouter une régulation de la phase et particulièrement le troisième angle au seuillage des coefficients d'amplitude quaternionique (*NeighShrink*), a le potentiel d'apporter d'intéressants changements dans notre méthode de débruitage. Trois motivations alimentent notre approche: la réduction du bruit, la reconstruction dans l'espace des ondelettes quaternioniques et la préservation du signe lors du processus d'inversion pour retrouver l'image débruitée.

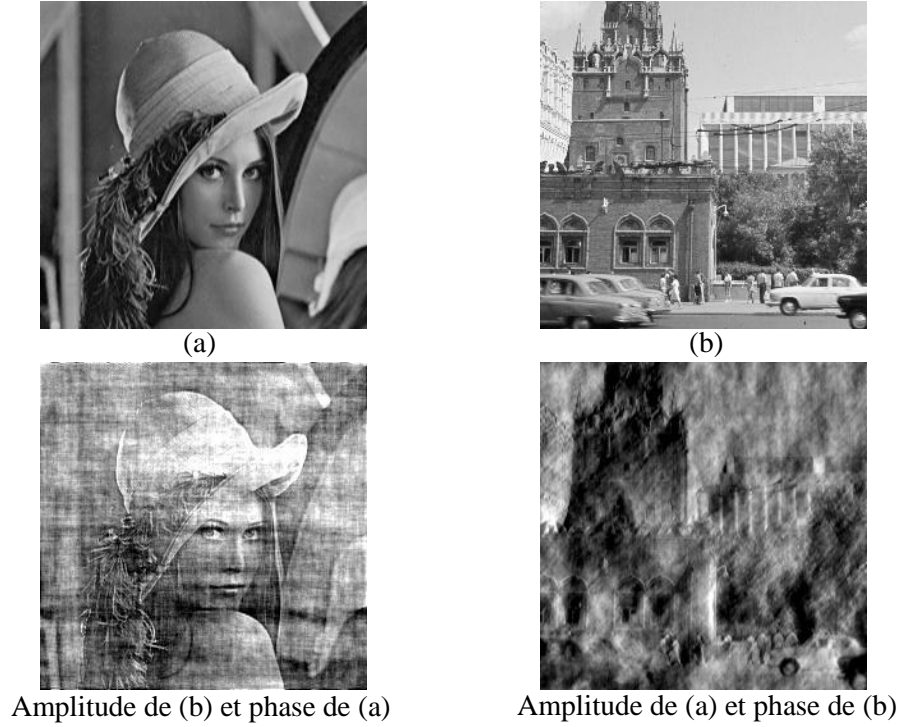


Figure III.10. *Importance de la phase dans la reconstruction des images*

Dans notre approche de correction de la phase, nous considérons la décomposition de l'image par la transformée en ondelette quaternionique sous sa forme polaire. Le coefficient d'ondelette quaternionique est donné par l'équation suivante:

$$w_{k,d}(n, m) = |w_{k,d}^b(n, m)| e^{i\varphi} e^{j\theta} e^{k\beta} \quad (\text{III. 29})$$

Les deux premiers angles de la phase permettent de suivre les translations dans l'image dans les deux directions conventionnelles. Le troisième angle nous informe sur la structure. Notre objectif est de réduire les variations de l'angle β afin de permettre une meilleure reconstruction de l'image après seuillage de l'amplitude $|w_{k,d}^b(n, m)|$. D'une manière plus précise, nous appliquons un lissage spatial de l'image correspondante à $\beta(n, m)$ pour ne pas avoir à absorber des sauts en π de cet angle.

Comme nous l'avons mentionné précédemment, une minimisation de la fonction de coût entre l'image référence et l'image reconstruite (débruitée), revient à minimiser une fonction de coût entre les coefficients d'ondelette (passage de l'espace image à l'espace ondelette). En tenant compte de cette remarque, l'objectif est de minimiser la fonction suivante:

$$\xi(|w|, \beta) = |||w| - T \cdot |w|||^2 + L \cdot \beta \quad (\text{III. 30})$$

Où T est la fonction de seuillage donnée dans l'équation (III.24) et L est la fonction de lissage de la phase. On voudrait estimer, conjointement, l'amplitude et la phase en minimisant la fonction précédente, tel que:

$$(|\hat{w}|, \hat{\beta}) = \underset{|w|, \beta}{\operatorname{argmin}} \xi(|w|, \beta) \quad (\text{III.31})$$

avec : $|\hat{w}| = T. |w|$ et $\hat{\beta} = L. \beta$

L'approche de lissage que nous proposons dans notre travail est la suivante: comme les variations de la structure et de la direction des caractéristiques sont très faibles dans le voisinage immédiat du coefficient central, l'idée est de concentrer les phases (les troisièmes angles) des coefficients voisins autour d'une valeur globale afin de donner une direction unique à tous ces coefficients dans un voisinage. Finalement, la fonction L est simplement un filtre médian. L'équation de débruitage conjoint de l'amplitude et de la phase, que nous proposons, est donc:

$$\hat{w}_{k,d}(n, m) = |\hat{w}_{k,d}^b(n, m)| e^{i\varphi} e^{j\theta} e^{k L \beta} \quad (\text{III. 32})$$

Il est à noter que la taille de la matrice de lissage finie L varie en fonction de l'échelle d'une manière identique à celle de la fenêtre de seuillage de l'amplitude (figure III.9).

L'équation III.32 nous indique que le lissage de la phase est conditionné par le seuillage du module. Par cette démarche, nous voulons effectuer une régulation de la phase, uniquement pour des coefficients dont le module a déjà été traité. En effet, une première localisation par le module des pixels bruités sera ensuite suivie par une seconde procédure de débruitage par la phase, chose qui nous permettra de réduire le nombre de données à traiter.

III.4. Evaluation de la qualité du débruitage

III.4.1. Evaluation par PSNR (Peak Signal to Noise Ratio)

Le rapport crête signal sur bruit, permet d'estimer la qualité de l'image reconstruite par rapport à l'image bruitée. Au lieu de mesurer la distorsion, ce rapport mesure la fidélité du système de traitement puisqu'elle est proportionnelle à la qualité. Typiquement, chaque pixel d'une image monochrome est codé sur 8 bits, soit 256 niveaux de gris, d'où le PSNR s'écrit sous la forme suivante:

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{(255)^2}{EQM} \text{ (dB)} \quad (\text{III. 33})$$

L'erreur quadratique moyenne EQM est donnée par :

$$EQM = \frac{1}{MN} \sum_{p=1}^M \sum_{q=1}^N \left(Y(p, q) - \hat{X}(p, q) \right)^2 \quad (\text{III. 34})$$

($M \times N$) est la taille des images bruité Y et débruitée \hat{X} .

III.4.2. Estimation de la qualité par la mesure de similarité structurelle

III.4.2.1. Présentation

Une grande partie des modèles mathématiques de l'estimation de la qualité sont suivis d'une modification de l' EQM mesurée afin de pénaliser les erreurs conformément à leur visibilité. Ces modèles sont donc basés sur la sensibilité de l'erreur et décomposent les signaux de l'image en utilisant les transformations linéaires, seulement, ils ne relèvent pas les fortes dépendances. Une nouvelle mesure de la qualité de la reconstruction, essentiellement après un processus de débruitage, se base sur la capacité du système psycho-visuel humain à s'adapter pour extraire les informations structurelles dans une image. Comme mesure de la similarité, nous avons adopté l'approche proposée dans [66] qui compare deux modèles d'intensités de pixels qui ont été normalisés pour la luminance et le contraste.

Cette notion de la similarité dans l'image s'explique par de fortes dépendances entre les pixels, particulièrement quand ils sont spatialement proches. Ces dépendances comportent des informations importantes à propos des structures des objets dans la scène visuelle. On peut donc dire, que la principale motivation de cette approche est de trouver une façon directe pour comparer les structures des signaux de référence et des signaux déformés.

III.4.2.2. L'indice de similarité structurelle (SSIM: Structural Similarity Index Measure)

La luminance de la surface d'un objet est le produit de l'illumination et de la réflexion. Sauf que les structures sont indépendantes de l'illumination. Par conséquent, pour explorer les informations structurelles dans l'image, on souhaite éliminer l'influence de l'illumination. L'utilisation de la luminance et du contraste permet de définir la mesure de la similarité. la qualité de l'image suivant cette définition est représentée dans le diagramme de la figure III.11.

D'après ce diagramme, trois comparaisons sont effectuées avant la mesure de similarité globale. Le système décompose la tâche de mesure de la similarité en trois comparaisons:

- Luminance;
- Contraste;
- Similarité.

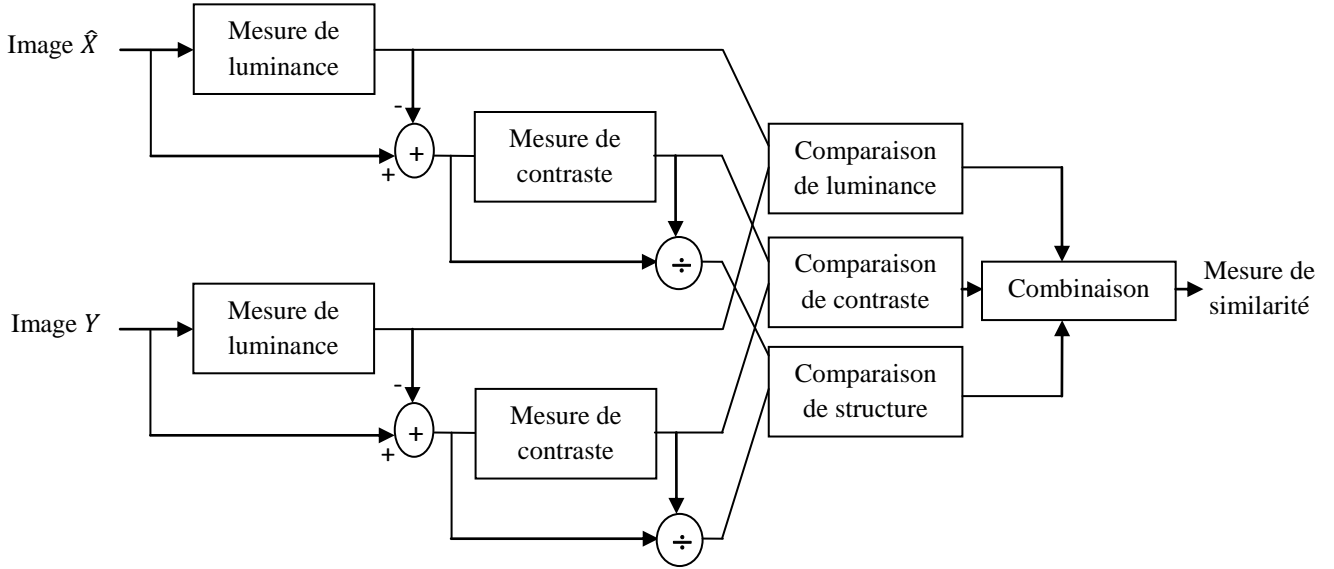


Figure III.11. Diagramme du système de mesure de la similarité structurelle

La comparaison de la luminance est déterminée par l'expression suivante:

$$l(\hat{X}, Y) = \frac{2\bar{\mu}_Y \cdot \bar{\mu}_{\hat{X}} + C_1}{(\bar{\mu}_Y)^2 + (\bar{\mu}_{\hat{X}})^2 + C_1} \quad (\text{III. 35})$$

$\bar{\mu}_Y$ et $\bar{\mu}_{\hat{X}}$ sont les intensités moyennes des deux images: observée Y et estimée \hat{X} , respectivement, telles que:

$$\bar{\mu}_Y = \frac{1}{NM} \sum_{i=1}^{NM} y_i \quad \text{et} \quad \bar{\mu}_{\hat{X}} = \frac{1}{NM} \sum_{i=1}^{NM} \hat{x}_i$$

La comparaison de contraste est définie par :

$$c(\hat{X}, Y) = \frac{2\sigma_Y \cdot \sigma_{\hat{X}} + C_2}{\sigma_Y^2 + \sigma_{\hat{X}}^2 + C_2} \quad (\text{III. 36})$$

$\sigma_Y, \sigma_{\hat{X}}$ sont les écarts types de l'observation et de l'estimation, respectivement. Leurs expressions sont les suivantes:

$$\sigma_Y = (\bar{\mu}_{Y^2} - \bar{\mu}_Y^2)^{1/2}$$

$$\sigma_{\hat{X}} = (\bar{\mu}_{\hat{X}^2} - \bar{\mu}_{\hat{X}}^2)^{1/2}$$

Enfin, la comparaison de structure est décrite par l'équation suivante:

$$s(\hat{X}, Y) = \frac{\sigma_{Y\hat{X}} + C_3}{\sigma_Y \cdot \sigma_{\hat{X}} + C_3} \quad (\text{III.37})$$

avec $\sigma_{Y\hat{X}}$ est la covariance entre Y et \hat{X} . elle est donnée par:

$$\sigma_{Y\hat{X}} = \overline{\mu_{Y\hat{X}}} - \overline{\mu_Y} \cdot \overline{\mu_{\hat{X}}}$$

$\overline{\mu_{Y\hat{X}}}$ est l'intensité moyenne du produit $Y \times \hat{X}$ dont l'expression est:

$$\overline{\mu_{Y\hat{X}}} = \frac{1}{NM} \sum_{i=1}^{NM} y_i \hat{x}_i$$

Où $C_1 = (LK_1)^2$, $C_2 = (LK_2)^2$ et $C_3 = C_2/2$.

L est le rang dynamique des valeurs des pixels dans les images (255 pour des images à 8 bits). K_1 , K_2 sont deux constantes pour ajuster les variations métriques (pour l'implémentation en matlab, les auteurs dans [66] utilisent les valeurs 0.01 et 0.03, respectivement).

A partir des trois fonctions des équations (III.35), (III.36) et (III.37), nous pouvons maintenant définir l'indice de similarité structurelle par l'équation suivante:

$$SSIM(\hat{X}, Y) = l(\hat{X}, Y) c(\hat{X}, Y) s(\hat{X}, Y) \quad (\text{III.38})$$

Comme nous allons le voir dans les sections suivantes, les valeurs du *SSIM* présentent une meilleure consistance avec l'apparence visuelle qualitative. Une image parfaitement reconstruite a un *SSIM* égal à 1.

Enfin, l'algorithme de débruitage proposé par décomposition en ondelette quaternionique, seuillage de l'amplitude des coefficients d'ondelette, lissage de la phase quaternionique et reconstruction par transformée inverse, est nommé *NeighShrink-PhaseSmooth*. Cet algorithme est illustré par la figure III.12.

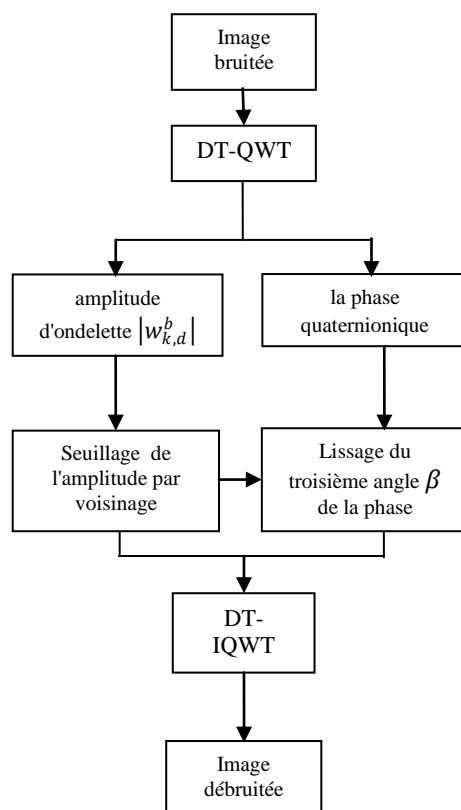


Figure III.12. Principe du débruitage par seuillage de l'amplitude et régulation de la phase

III.5. Application de la méthode proposée aux images satellitaires mono-spectrales

Dans cette section, nous allons présenter les résultats des simulations effectuées sur quatre bandes qui correspondent à quatre images satellitaires. Une partie de ces résultats est communiquée dans notre papier [67]. Afin de valider notre approche, nous avons procédé par plusieurs comparaisons.

III.5.1. Présentation des scènes d'étude

Les trois premières images utilisées dans les simulations proviennent du satellite Landsat-TM et la quatrième est capturée par le satellite Ikonos2 (Annexe A). Comme les caractéristiques des scènes observées sont différentes l'une de l'autre, nous allons les énumérer dans ce qui suit:

1. La première image représente la région appelée "Sebkha" à l'ouest de la ville d'Oran, Algérie. C'est une image couleur à trois bandes spectrales RVB. L'acquisition s'est faite le 13 mars 2007 à 05:37.

2. La seconde image est une scène de la ville de "Mohammedia", située à l'ouest Algérien. L'image multispectrale contient sept bandes (longueurs d'ondes de 0.4787 à 2.208

micromètres). La taille de l'image acquise est 1000×900. Acquisition: le 14 septembre 2004 à 11:04.

3. La troisième image est une région de la cote est aux USA (elle sera nommée 'East_US' dans nos simulations). Elle est de taille 8161×7041 avec une résolution spectrale égale à six bandes (0.485 à 2.22 Micromètres). La résolution radiométrique est de 60 mètre/pixel/bande. L'acquisition s'est faite le 02 septembre 2009 à 4:35.

Ces trois images ont des résolutions spatiales de 30m. Les surfaces réelles observées sont de l'ordre de 30km ×30km et les formats d'images sont de type Geotiff.

4. La quatrième image représente une région de 'Memphis' au USA. L'acquisition s'est faite le 10 mars 2009. La résolution spectrale est égale à trois (RVB). L'image réelle est de taille 11km×11km. La résolution spatiale est de 4m. Le format d'image est Geotiff.

III.5.2. Implémentation et résultats

Notre algorithme est appliqué avec une décomposition en quatre niveaux des images suscitées par la transformée en ondelette quaternionique pour extraire les coefficients à traiter. Lors du débruitage des images mono-spectrales, seulement une bande de chaque image est considérée. Ces bandes seront nommées: image 1 (bande 'verte' de l'image 'Sebkha'), image2 (bande 'rouge' de l'image 'Mohammedia'), image3 (bande 'bleu ' de l'image 'East_US') et l'image4 (bande 'verte' de l'image 'Memphis'). Pour les trois premières images, nous avons mené nos simulations sur des portions de tailles 400×400. La partie considérée dans la quatrième image est de taille 298×297. Les zones choisies contiennent beaucoup d'informations orientées et texturées (figure III.13).

L'évaluation du pouvoir de débruitage de la méthode proposée '*NeighShrink- Phase Smooth*' se fait par comparaison de celle-ci avec trois approches: le seuillage classique ou universel 'terme à terme' de Donoho [10] nommé *VisuShrink*, le seuillage par voisinage sans phase *NeighShrink* [25], et le seuillage inter-échelles (père-fils) [20] dit *BiShrink*¹. Comme les images originales de la figure III.12 ne sont pas bruitées, nous avons ajouté à celles-ci un bruit simulé Gaussien et additif avec plusieurs variances. Nous considérons que la variance du bruit est inconnue et nous l'avons estimée par la méthode robuste de Donoho [11] .

Nous nous intéressons ici plus particulièrement à montrer l'aptitude de l'algorithme *NeighShrink- Phase Smooth* à diminuer significativement le niveau du bruit dans des images mono-spectrales tout en préservant les structures en comparaison avec les autres méthodes. Il

¹ Code disponible sur <http://eeweb.poly.edu/iselesni/WaveletSoftware/denoise2.html>

est à noter que la transformée en ondelette (QWT) est appliquée d'une manière identique pour les quatre algorithmes de seuillage.

Il est à préciser que les filtres utilisés pour la construction de la *QWT* sont les bancs de filtres "Q-shift" tels qu'ils sont décrit dans [45], [54].

Les résultats en *PSNR* et *SSIM* du débruitage des quatre images mono-spectrales sont reportés dans les tableaux III.1 et III.2 , respectivement. A la lumière de ces comparaisons, plusieurs constatations peuvent être déduites:

1. Le seuillage classique "*VisuShrink*" n'a aucun pouvoir face à un bruit de niveau faible.
2. L'application du seuillage par voisinage sans considération de la phase "*NeighShrink*" aux quatre images donne systématiquement un meilleur gain en *PSNR* et *SSIM* que le "*VisuShrink*".
3. L'approche *NeighShrink* sans phase est moins performante que le seuillage "*BiShrink*".
4. L'addition du lissage de la phase au seuillage de l'amplitude des coefficients d'ondelette "*NeighSrink-Phase Smooth*" surpasse les autres algorithmes pour la même transformée quaternionique. Dans le tableau III.3 des différences, en prenant l'image 1 comme exemple, les gains moyens obtenus en comparaison avec *NeighShrink* sont 2.45 dB en *PSNR* et 13.78% en *SSIM* .

Quand la méthode proposée est comparée au seuillage *BiShrink* nous gagnons cette fois-ci 1.07dB en *PSNR* et 3.73% en *SSIM* , pour la même image.

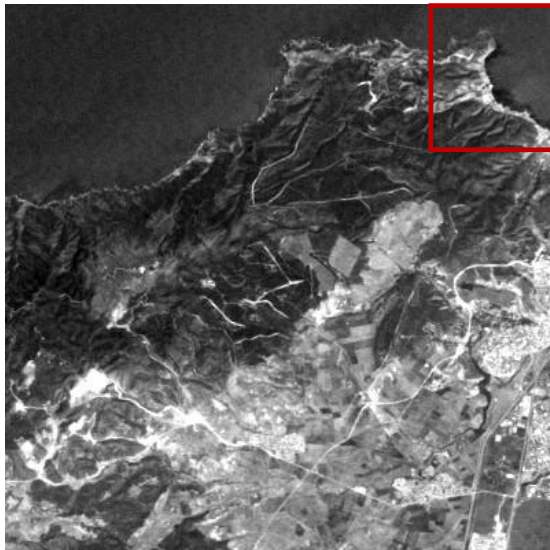
5. Pour des niveaux élevés de bruit (variances de 40 à 50), les comparaisons en *PSNR* ne sont pas concluantes en faveur de notre méthode pour les images 2 et 3. Cette nuance est élevée si nous comparons par le *SSIM*. En effet, l'image 1 et particulièrement l'image 4 (figure III.13) sont composées de beaucoup de structures homogènes et des contours bien définis, donc le *PSNR* est suffisant pour montrer la capacité de la méthode proposée pour décroître l'effet du bruit (dans ce cas de figure, le *PSNR* et le *SSIM* coïncident avec les résultats visuels et ils permettent de faire de bonnes comparaisons). Malheureusement, les images 2 et 3 ont des contours moins contrastés et seulement la mesure *SSIM* peut être tranchante dans ce cas. Nous remarquons, justement, qu'à partir de cette métrique il est possible de dire que notre approche permet une meilleure amélioration de la qualité des deux images (2 et 3) en comparaison avec les trois méthodes qui la précèdent.



(a) Image 1



(b) Image 2



(c) Image 3



(d) Image 4

Figure III.13. Images originales mono-spectrales pour le débruitage monocanal. (a) bande 'verte' de l'image 'Sebkha', (b) bande 'rouge' de l'image 'Mohammedia', (c) bande 'bleu' de l'image 'East_US', (d) bande 'verte' de l'image 'Memphis'. Les Carrés rouges représentent les parties utilisées lors des comparaisons visuelles dans les figures III.13 et III.14.

Tableau III.1. Comparaison des méthodes de débruitage par PSNR (dB).

La décomposition est effectuée par la DT-QWT en quatre niveaux.

Méthodes	Variance du bruit					
	15	20	25	30	40	50
Image 1						
Image bruitée	24.87	22.40	20.78	18.19	16.69	14.91
VisuShrink	22.93	21.51	21.49	19.71	19.90	17.90
NeighShrink	25.23	23.43	22.89	21.93	20.63	19.58
Bishrink	25.32	24.48	23.19	23.58	22.43	21.93
NeighShrink/Phase Smooth	26.24	25.65	25.02	24.36	23.12	22.99
Image 2						
Image bruitée	24.90	22.42	20.76	18.18	16.64	14.82
VisuShrink	24.28	21.72	21.68	20.82	20.21	19.65
NeighShrink	27.37	24.95	24.02	22.31	19.80	23.12
Bishrink	26.74	25.47	25.01	20.48	23.40	23.53
NeighShrink/Phase Smooth	27.74	25.34	24.90	23.95	23.36	22.63
Image 3						
Image bruitée	25.07	22.58	20.90	18.23	16.63	14.81
VisuShrink	24.25	22.29	25.04	22.92	22.65	19.87
NeighShrink	27.32	26.26	25.45	22.59	22.46	20.13
Bishrink	28.22	27.37	25.15	23.29	23.26	23.21
NeighShrink/Phase Smooth	28.02	28.42	26.55	25.02	25.03	24.92
Image 4						
Image bruitée	24.94	22.46	20.81	18.20	16.65	14.84
VisuShrink	23.15	21.84	22.73	21.15	20.92	19.80
NeighShrink	26.64	24.88	24.12	22.27	21.96	20.61
Bishrink	26.76	25.77	24.45	22.45	23.03	22.89
NeighShrink/Phase Smooth	27.33	26.47	25.49	24.44	23.83	23.51

Tableau III.2. Comparaison des méthodes de débruitage par SSIM (%).

La décomposition est effectuée par la DT-QWT en quatre niveaux

Méthodes	Variance du bruit					
	15	20	25	30	40	50
Image 1						
Image bruitée	83.96	76.70	71.03	60.24	53.26	44.57
VisuShrink	84.63	65.96	66.45	53.19	55.87	36.55
NeighShrink	73.40	76.50	74.66	71.38	62.47	58.13
Bishrink	83.09	81.57	76.71	88.85	72.04	74.51
NeighShrink/Phase Smooth	86.53	85.57	83.61	92.80	74.93	75.78
Image 2						
Image bruitée	70.12	59.94	52.42	39.91	32.68	24.97
VisuShrink	61.30	53.84	68.96	52.23	51.75	48.07
NeighShrink	80.80	75.50	71.96	56.63	54.79	52.36
Bishrink	83.92	80.93	73.37	64.72	64.55	59.46
NeighShrink/Phase Smooth	84.62	84.36	77.41	69.67	74.01	68.02
Image 3						
Image bruitée	81.12	73.16	66.90	55.41	48.06	39.25
VisuShrink	76.60	63.37	68.62	56.79	55.47	47.39
NeighShrink	82.24	79.68	77.09	69.24	62.94	64.45
Bishrink	86.18	83.57	79.45	76.38	73.49	72.04
NeighShrink/Phase Smooth	88.23	86.73	83.43	83.14	78.51	76.68
Image 4						
Image bruitée	89.28	82.84	77.25	66.08	58.24	48.22
VisuShrink	83.87	70.32	70.47	64.97	58.80	57.56
NeighShrink	92.52	87.06	84.67	79.73	71.56	82.86
Bishrink	91.53	88.23	88.27	75.59	83.88	82.15
NeighShrink/Phase Smooth	93.81	90.02	88.41	87.83	86.60	86.26

Tableau III.3. Différences en *PSNR* et *SSIM* moyens entre les algorithmes de débruitage

		PSNR (dB)	SSIM (%)
NeighShrink / VisuShrink	Image 1	1.33	8.98
	Image 2	0.69	9.31
	Image 3	2.23	11.11
	Image 4	1.81	15.40
BiShrink / NeighShrink	Image 1	1.20	10.03
	Image 2	1.22	5.81
	Image 3	0.51	5.91
	Image 4	0.81	1.87
Algorithme proposé / NeighShrink	Image 1	2.45	13.78
	Image 2	2.45	11.00
	Image 3	1.05	10.18
	Image 4	1.76	5.75
Algorithme proposé / BiShrink	Image 1	1.07	3.73
	Image 2	0.39	5.19
	Image 3	1.24	4.26
	Image 4	0.95	3.88

Lors de l'évaluation visuelle, il y a deux critères principaux à considérer: la visibilité des objets dans l'image et la préservation des contours. Certaines indications importantes sont apportées par l'examen visuel. Les figures III.14, III.15 et III.16 présentent les résultats de débruitage pour les trois images 1,3 et 4, respectivement. Dans les deux premières, nous avons fait un zoom sur des parties de ces images pour une meilleure visualisation des différences (représentées par les carrés rouges dans la figure III.13). Comme l'image 4 a une meilleure résolution spatiale, les résultats visuels sont présentés pour la totalité de l'image. Une comparaison entre les figures III.14(d), III.15(d) d'une part et les figures III.14(c), III.15(c) d'autre part, confirment les résultats numériques. Effectivement, le seuillage par voisinage dépasse le seuillage classique même si le bruit est toujours présent. Les figures III.14(e), III.15(e) qui correspondent au débruitage bi-variables, montrent que ce seuillage réduit le bruit plus efficacement que le *NeighShrink*. Cependant, certains détails sont flous (voir les parties entourées par des cercles rouges). En effet, cette approche introduit un lissage des contours. Ces détails sont plus visibles sur les figures III.14(f), III.15(f) où notre algorithme est appliqué. Nous pouvons dans ce dernier cas mieux distinguer les zones d'intérêt, telles que les carrés de végétations dans la figure III.14(f).

Il est à noter qu'on obtient une meilleure restauration des parties homogènes que les zones à fortes structures. Dans l'exemple représenté par la figure III.15, le bruit ajouté à l'image 3 est plus élevé que celui de l'image 1 (figure III.14), cependant, la 'mer' dans l'image 3 (cercle rouge) est mieux débruitée que les textures de l'image 1. La figure III.16 nous permet de mieux voir ses résultats de comparaisons visuelles sur l'image 'Memphis' qui est de meilleure résolution spatiale.

Nous pouvons donc dire que le seuillage de l'amplitude par voisinage combiné au lissage de la phase conduit à des résultats de meilleure qualité avec moins d'artefacts. La limitation des variations de la phase dans une fenêtre autour du coefficient candidat au débruitage a renforcé le seuillage de l'amplitude ce qui a permis d'avoir une meilleure reconstruction de l'image débruitée. En même temps, la méthode proposée préserve mieux les lignes minces qui sont souvent flous ou diffuses avec les autres approches de seuillage. Néanmoins, on peut constater qu'il reste encore un peu de bruit ainsi que quelques artefacts bien qu'ils soient atténués.

III.6. Synthèse du chapitre III

Ce chapitre dédié au débruitage monocanal, nous a permis de présenter un nouvel estimateur fondé sur la prise en compte des dépendances intra-échelle et la régulation de la phase. En même temps, nous avons évoqué les caractéristiques de la transformée en ondelette quaternionique qui a montré sa supériorité théorique dans la représentation des signaux bidimensionnels. Effectivement, la phase quaternionique est codée sur trois angles qui offrent une large gamme de possibilités tant au niveau de la détermination des paramètres de translations qu'au niveau d'ajouter une information supplémentaire sur les structures dans l'image. A travers les résultats des simulations, nous avons mis en évidence que le schéma en arbre dual de la décomposition en ondelette suivi par un seuillage de l'amplitude combiné au lissage de la phase par un simple filtre médian est plus performant que les algorithmes classiques ou ceux qui n'impliquent pas la phase dans le processus de débruitage. La méthode proposée se qualifie par sa simplicité et un intéressant pouvoir de débruitage. La potentialité de notre algorithme à être étendu au cas multi-canal sera étudiée dans le chapitre suivant.

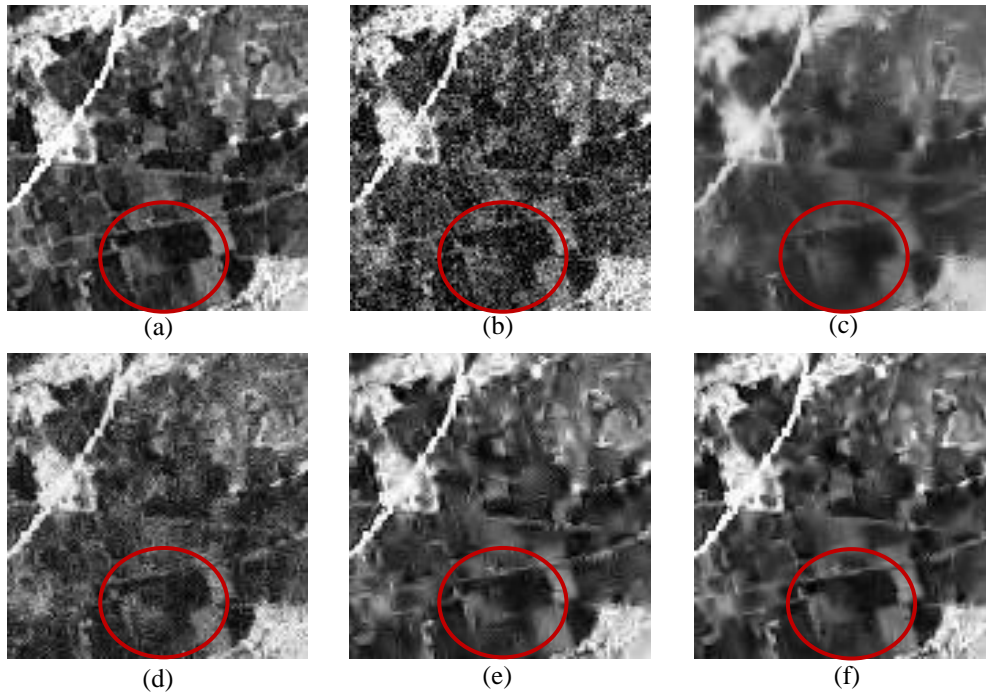


Figure III.14. Résultats du débruitage de l'image 1 en PSNR /SSIM ($\sigma_b^2=30$). (a)Zoom sur une partie de l'image non-bruitée, (b)Portion de l'image bruitée 18.19dB/60.24%, (c)VisuShrink 19.71dB/53.19%, (d)NeighShrink 21.93dB/71.38%,(e)BiShrink 23.58dB/88.85%, et (f)Méthode proposée 24.36dB/92.80%.

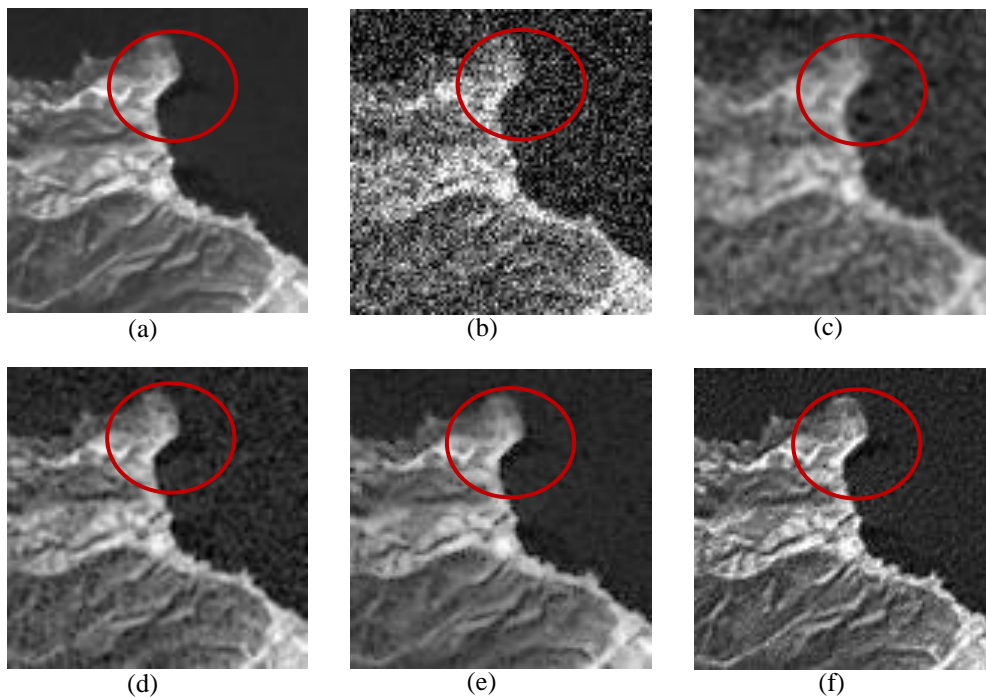


Figure III.15. Résultats du débruitage de l'image 3 en PSNR /SSIM ($\sigma_b^2=50$). (a)Zoom sur une partie de l'image non bruitée, (b)portion de l'image bruitée 14.81dB/39.25%, (c)VisuShrink 19.87dB/47.39%, (d)NeighShrink 20.13dB/64.45%, (e)BiShrink 23.21dB/72.04%, et (f)Méthode proposée 24.92dB/76.68%.

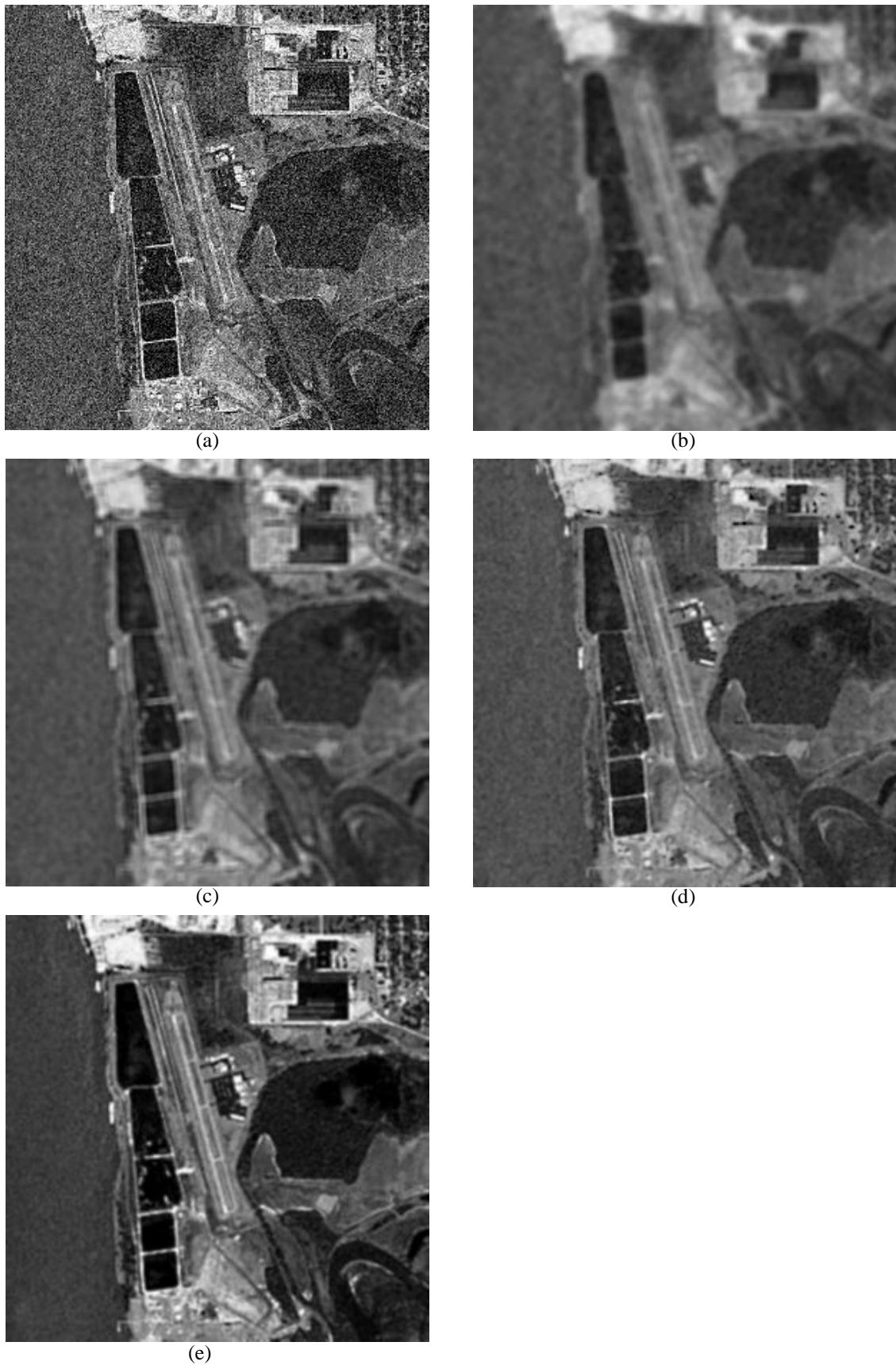


Figure III.16. Résultats du débruitage de l'image 4 en PSNR /SSIM ($\sigma_b^2=40$). (a)Image bruitée 16.65dB/58.24%, (b)VisuShrink 20.92dB/58.80%, (c)NeighShrink 21.96dB/71.56%, (d)BiShrink 23.03dB/83.88%, et (e)Méthode proposée 23.83dB/86.60%.

Chapitre IV

Débruitage multi-canal des images multispectrales

Ce chapitre a deux vocations principales liées au cheminement de la thèse. La première est la capacité de la méthode de seuillage des coefficients par voisinage et régulation de la phase à s'adapter aux images ayant plusieurs variables (plusieurs bandes spectrales). Dans ce volet, nous avons développé un schéma global qui intègre toutes les composantes de l'image multispectrale simultanément. Il est à préciser que la méthode proposée dans ce chapitre n'est pas une simple extension de l'approche mono-spectrale, mais un processus non linéaire qui prend en considération les dépendances intra-bande et inter-canaux. La seconde motivation est de montrer les changements apportés par la transformée en ondelette quaternionique par rapport à la CWT et la DWT dans la décomposition, le débruitage et la reconstruction des images. Cet apport sera démontré par les résultats de simulations. Les performances de notre algorithme seront évaluées lors des tests effectués sur des images satellitaires réelles. Il est à noter qu'afin d'éviter la confusion entre les bandes spectrales de la décomposition en ondelette et les bandes spectrales de l'image originale, ces dernières seront appelées canaux. La méthode proposée est donc développée pour le cas multi-canal. Ces canaux sont combinés pour donner une seule image satellitaire, dans notre cas, à plusieurs composantes spectrales.

IV.1. Formulation générale du débruitage multi-canal

Dans la littérature, Sapiro et Ringach [68] ont été les premiers à adapter la diffusion anisotropique à l'image multi-variables. Plus tard, Blongren et Chan ont étendus la méthode de variation totale à la fonction vectorielle et ils l'ont appliqué à la restauration des images couleurs[69]. Dans le domaine de l'ondelette, l'utilisation d'un estimateur conjoint du seuillage a été investie dans deux situations: sur des représentations complètes de l'image bruitée ou sur des observations multiples de la même image [70]. Scheunders [71] a exploité la dépendance entre canaux en additionnant des produits de coefficients d'ondelette à partir de différents canaux pour avoir une bonne isolation du bruit d'où il dérive une densité de probabilité analytique de laquelle la valeur du seuil est déterminée. Plus tard, le même auteur dans [72], propose une adaptation de l'algorithme *BLS-GSM* de Portilla [29] en appliquant le modèle mélange de Gaussiennes à chaque vecteur de coefficients multi-composantes. Toutefois, son adaptation ne tiens pas en compte la corrélation entre les coefficients dans le voisinage spatial et inter- échelles. Pizurika et Phillips ont également adapté leur algorithme original *ProbShrink* en introduisant les dépendances inter-canaux dans la définition de leur indicateur d'activité spatiale locale [73]. Dans le contexte du débruitage de l'image satellitaire, Benazza Benyahia et Pesquet ont proposé un estimateur en ondelette basé sur la supposition que les coefficients non bruités suivent une distribution de Bernoulli-Gaussienne [74]; l'estimateur résultant est ensuite dérivé dans le cadre bayésien tel qu'une moyenne conditionnelle *a posteriori*. Les paramètres de l'estimateur sont optimisés par l'estimateur à risque non biaisé de Stein (SURE) [15]. Enfin, dans [75] Luisier et Blu développent une nouvelle version de leur méthode monocanal [16] en l'appliquant au débruitage des images multispectrales. Ils prennent en considération les dépendances entre les coefficients ayants la même position dans différents canaux ainsi que la corrélation inter- échelles tout en intégrant l'estimateur de Stein.

Dans notre thèse, nous voulons construire un nouvel estimateur en tenant compte des corrélations qui existent dans le cas multi-canal. Cet estimateur vise à unifier entre plusieurs méthodes de débruitage. Plus précisément, nous espérons contribuer dans cet axe de recherches par les points suivants:

1. La potentialité de notre méthode à s'appliquer à tout vecteur de données structurées en images intégrant un bruit Gaussien additif multi-variables. Comme nous allons le voir un peu plus loin, plusieurs dépendances sont à envisager dans ce contexte.

2. Comme notre estimateur est défini pour la transformée en ondelettes quaternionique, qui généralise le signal analytique, il peut être appliqué avec d'autres représentations multispectrales telles que les ondelettes complexes.

3. La procédure de seuillage des coefficients d'ondelette utilisée dans le cas monocal est adaptée pour des données multi-variables. Nous proposons deux nouvelles formules de calcul du seuil et d'estimation du bruit intégrant toutes les données d'une manière non-linéaire.

4. L'information contenue dans la phase est également incorporée dans le processus de débruitage multi-canal en addition au seuillage de l'amplitude.

En imagerie multispectrale chaque canal correspond à un capteur différent (rouge, vert bleu, proche infrarouge, ultraviolet, ...). Il en résulte un vecteur d'observations Y de dimension C tel que : $Y = [Y^{(c)}, c = 1, \dots, C]$, C est le nombre de capteurs et $(n \times m)$ est la taille de l'observations $Y^{(c)}$. Pour réduire le bruit contenu dans le vecteur Y deux stratégies sont envisageables. La première se base sur un débruitage linéaire, où chaque observation $Y^{(c)}$ est traitée séparément (marginale). L'image multi-composantes est ensuite reconstruite à partir des résultats marginaux. Cette approche est loin d'être optimale, par conséquent, elle a été très vite écartée dans notre étude. La seconde stratégie, vise à estimer la donnée multi-canal non bruitée en tenant compte de toutes les observations simultanément (non marginale). Cette voie s'est imposée dans notre travail suite à une remarque très importante. Si on prend le cas des images RVB (rouge, vert, bleu), chaque pixel est un vecteur à trois composantes. L'information contenue dans une composante est fortement dépendante des deux autres pour former l'image colorée. En en déduit que dans le cas multispectral (C canaux), chaque canal est lié aux $(C-1)$ restants et le traitement de l'un ne peut pas se faire sans considération des autres, autrement il en résulte une rupture de l'information globale. Les canaux sont fortement corrélés et une discontinuité dans l'image correspondante à un canal a une grande probabilité de se reproduire dans les autres canaux .

Généralement, il existe quatre types de dépendances entre les coefficients d'ondelette qu'on peut considérer lors d'un débruitage multi-canal. Pour un canal donné, la figure IV.1 illustre ces dépendances pour trois pixels de coordonnées (p,q) , $(2p,2q)$, $(4p,4q)$. Ces pixels correspondent à trois niveaux de décomposition ($k=1, 2, 3$).

La dépendance entre des coefficients dans la même échelle et la même sous bande est représentée dans la figure IV.1 par la couleur jaune. On parle alors de corrélations intra-échelle et intra-bande. Si on s'intéresse à des coefficients de la même échelle mais appartenant

à deux sous bandes différentes (couleur bleu), la dépendance est intra-échelle et inter-bandes. Des coefficients de la même sous bande à des échelles différentes (en vert) présentent une dépendance intra-bande et inter-échelles. Finalement, en ayant des coefficients à des bandes et des échelles différentes (rouge), la dépendance en question est inter-bandes et inter-échelles. On retrouve ces mêmes dépendances dans les canaux suivants, auxquels s'ajoute la dépendance entre les pixels d'un canal à un autre. Cette dernière sera appelée inter-canaux.

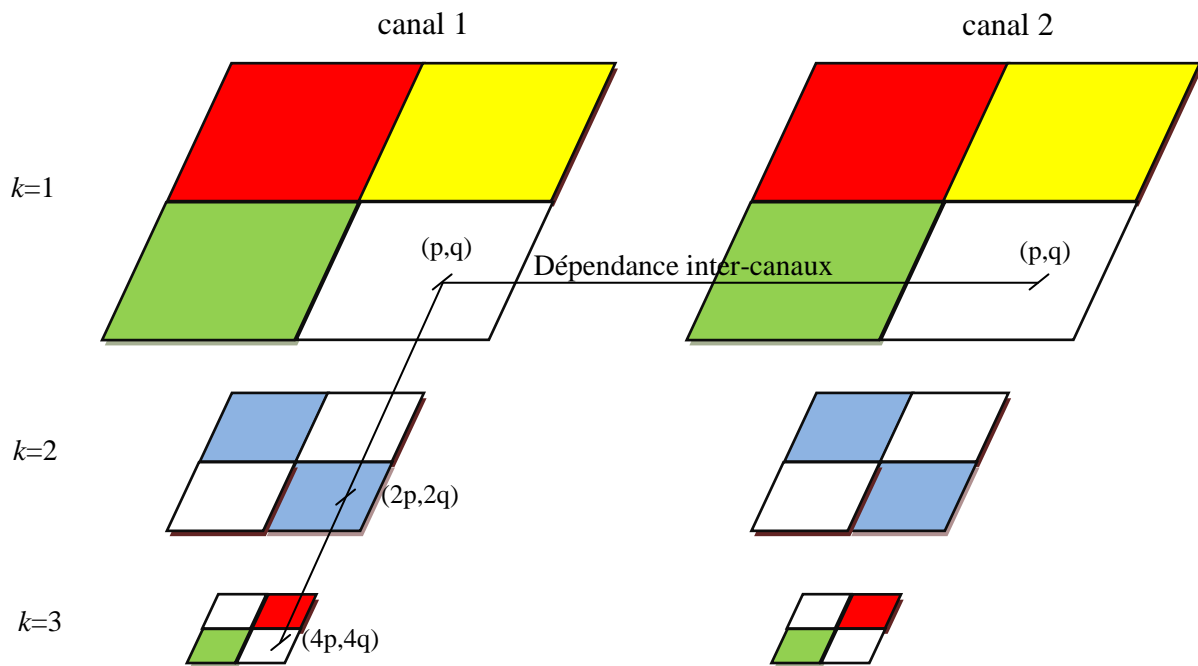


Figure IV.1. Types de dépendances entre les coefficients d'ondelette

IV.2. Estimateur multi-canal par dépendance non marginale de l'amplitude et lissage de la phase

Pour formuler ce problème, nous allons considérer le modèle bruité par le bruit Gaussien et additif, suivant :

$$Y = X + B \quad (IV.1)$$

Y est le vecteur multi-canal à C canaux des observations bruitées, X est le vecteur des images non bruitées et B est le vecteur bruit multi-canal, tels que:

$X = [X^{(c)}, c = 1, \dots, C]$ et $B = [B^{(c)}, c = 1, \dots, C]$. $X^{(c)}$ et $B^{(c)}$ sont l'image non bruitée et l'image composante bruit, respectivement, correspondantes au canal c . Leur taille est égale à $(n \times m)$.

La linéarité de la transformée en ondelette préserve la propriété d'addition du bruit Gaussien du domaine spatial (domaine image) au domaine de l'ondelette, ainsi le processus bruité devient:

$$W^b = W + B \quad (IV.2)$$

W^b , W et B sont le vecteur multi-canal des coefficients bruités, le vecteur multi-canal des coefficients non bruités et le vecteur bruit multi-canal qui affecte les coefficients d'ondelette. Ces trois vecteurs sont donnés par:

$W^b = [W_{k,d}^{b(c)}, c = 1, \dots, C]$, $W = [W_{k,d}^{(c)}, c = 1, \dots, C]$, $B = [B_{k,d}^{(c)}, c = 1, \dots, C]$. Où k et d sont les facteurs d'échelle et de l'orientation. $W_{k,d}^{b(c)}$, $W_{k,d}^{(c)}$, $B_{k,d}^{(c)}$ sont: l'image des coefficients bruités, l'image des coefficients non bruités et l'image bruit, respectivement, pour le canal c . $(n \times m)$ est la taille de ces images.

La figure IV.2 représente les dépendances prises en compte dans notre méthode pour l'exemple de l'image 'lena' qui contient trois composantes spectrales RVB (le nombre de canaux $C=3$). Chaque canal est décomposé par une transformée en ondelette quaternionique en trois niveaux (nombre d'échelles $K=3$). Dans cet exemple, nous n'affichons que l'amplitude des coefficients d'ondelette vue que c'est la première information que nous traitons dans notre approche. Nous avons constaté que les coefficients qui interviennent dans le seuillage du coefficient courant sont ceux de son voisinage spatial dans la même sous bande ainsi que tous les coefficients des canaux restants mais situés à la même position que celle du coefficient en question.

La première étape (seuillage de l'amplitude) de la méthode de débruitage proposée revient à trouver les coefficients de dépendance et définir la fonction de seuillage appropriée.

Soit le coefficient d'ondelette $w_{k,d}^{b(c)}(p,q)$ qui appartient à l'image $W_{k,d}^{b(c)}$ des coefficients bruités dans le canal c , la sous-bande d et l'échelle k . (p,q) sont ses coordonnées relatifs à sa position spatiale. Le seuillage de ce coefficient va se faire après avoir défini un vecteur des coefficients d'intérêt (VCI) pour le canal c , tel que :

VCI

$$= \begin{bmatrix} \dots, w_{kd}^{b(c)}(p-1, q-1), w_{kd}^{b(c)}(p-1, q), w_{kd}^{b(c)}(p-1, q+1), w_{kd}^{b(c)}(p, q+1), \\ w_{kd}^{b(c)}(p+1, q+1), w_{kd}^{b(c)}(p+1, q), w_{kd}^{b(c)}(p+1, q-1), w_{kd}^{b(c)}(p, q-1), \dots, \\ w_{kd}^{b(c)}(p, q), \dots, w_{kd}^{b(c)}(p, q), w_{kd}^{b(c+1)}(p, q), \dots, w_{kd}^{b(c)}(p, q) \end{bmatrix} \quad (\text{IV.3})$$

Le premier groupe d'éléments du VCI correspond aux coefficients voisins dans une fenêtre de taille 3×3 (cette taille change en fonction de l'échelle k) dans la même échelle k et la même sous-bande d . Le second regroupe les coefficients des canaux restants mais à la même position (p, q) .

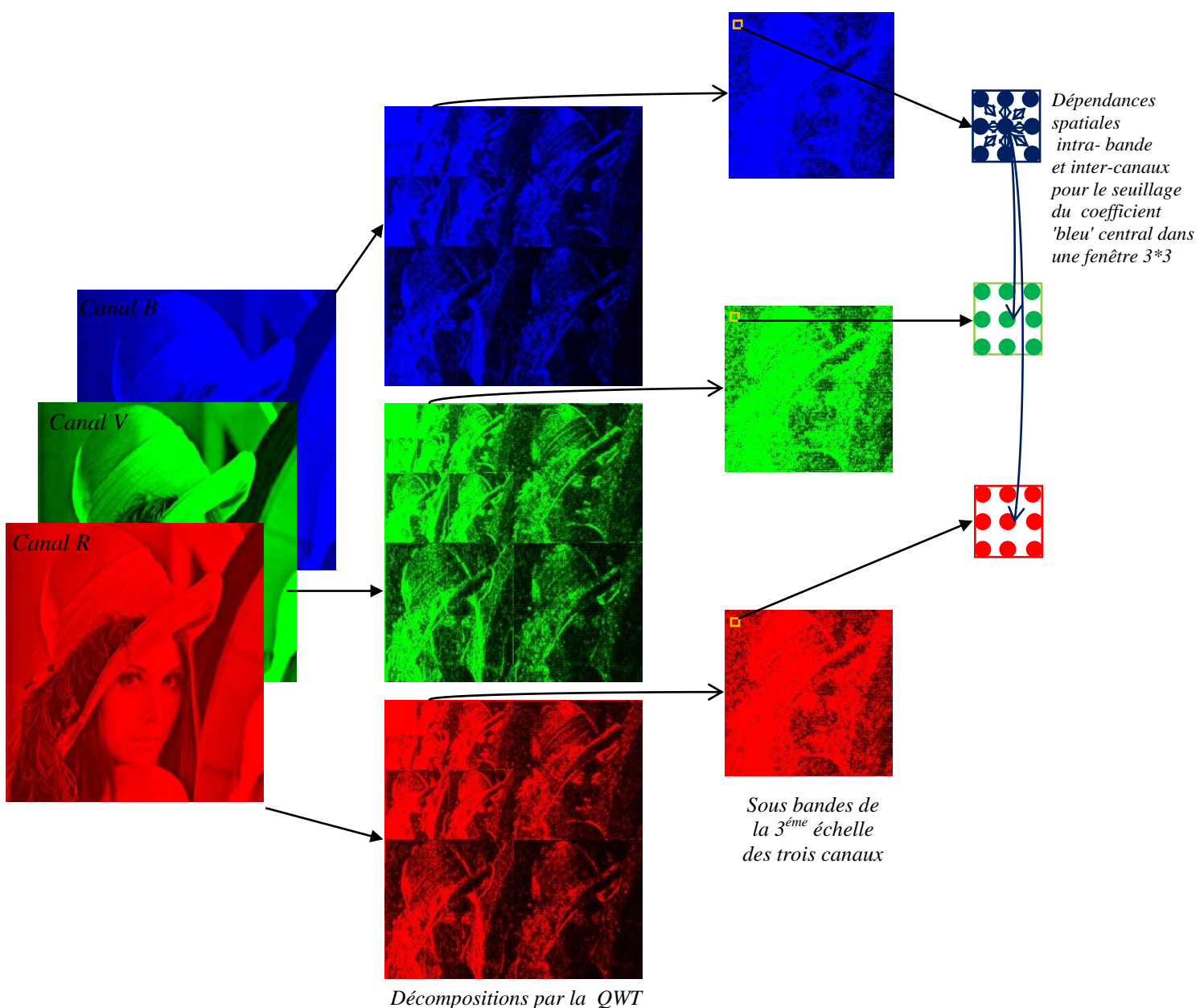


Figure IV.2. Modules correspondants à trois niveaux de décomposition de l'image 'lena' couleur par l'ondelette QWT et les dépendances considérées dans le débruitage multi-canal.

Dans ce qui suit, nous allons donner une nouvelle définition de la fonction non linéaire de seuillage multi-canal en fonction des éléments du vecteur VCI . Les équations (III.23)-(III.26) du chapitre précédent, définissent le seuillage monocanal. Dans le cas multi-canal ces équations deviennent:

$$|\widehat{W}| = |W^b| \times T \quad (IV.4)$$

L'estimée multicanal $|\widehat{W}|$ du vecteur de coefficients débruités est obtenue en multipliant le vecteur $|W^b|$ de coefficients bruités par un vecteur multi-canal T des matrices de seuillage. Ce vecteur est donné par:

$$T = [T^{(1)}, \dots, T^{(c)}, \dots, T^{(C)}] \quad (IV.5)$$

Où $T^{(c)}$ est la matrice des fonctions de seuillage pour le canal c . Sa taille est également égale à $(n \times m)$. Un coefficient $w_{k,d}^{b(c)}(p, q)$ appartenant au canal c est donc seuillé en multipliant son module par un élément de la matrice $T^{(c)}$. Cet élément est nommé fonction de seuillage élémentaire; elle est donnée par la formule suivante:

$$T^{(c)}(p, q) = 1 - \frac{(\lambda\sigma)^2}{S_k^2(p, q)} \quad (IV.6)$$

λ : est le coefficient de seuillage décrit dans le chapitre III.

σ^2 : variance du bruit multicanal.

$S_k^2(p, q)$ est la somme quadratique des coefficients voisins qui correspond non seulement à l'énergie dans le voisinage du coefficient $w_{k,d}^{b(c)}$ mais également à la somme des énergies autours des coefficients des canaux restants ayant les mêmes coordonnées (p, q) que le coefficient en question. Cette somme intègre tous les éléments du vecteur VCI plus le coefficient candidat au seuillage. Nous proposons une nouvelle formule pour cette mesure d'énergie multi-canal, qui est la suivante:

$$S_k^2(p, q) = \sum_{(i,j) \in V_{pq}^2} |w_{k,d}^{b(c)}(i, j)|^2 + \sum_{\substack{z=1 \\ z \neq c}}^C \sum_{(i,j) \in V_{pq}^2} |w_{k,d}^{b(z)}(i, j)|^2 \quad (IV.7)$$

avec: $V_{pq} = V_0 - k$, est la taille de la fenêtre des coefficients voisins autour du coefficient de coordonnées (p, q) . V_0 est la taille initiale qui correspond à la sous bande de la première échelle.

D'une manière identique à celle de la somme $S_k^2(p, q)$, la variance du bruit sera estimée par une nouvelle fonction. Dans le chapitre précédent, section III.3.2, nous avons donné une estimation des propriétés du bruit à partir de l'approche de Donoho [11]. Pour le bruit multicanal, nous proposons une nouvelle formule généralisée pour chacune des parties réelle et imaginaire du bruit Gaussien. L'équation proposée pour cette estimée est:

$$\tilde{\sigma}_G^2 = \frac{E[M_c]}{0,6745} + \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq c}}^c \frac{E[M_i]}{0,6745} \quad (\text{IV. 8})$$

M_c est la médiane dans le voisinage spatial du coefficient candidat au seuillage et la somme des M_i correspond aux médianes des coefficients des canaux restants dans leurs voisinage spatial et ayants les mêmes coordonnées que le coefficient du canal c . La variance du bruit en fonction de la distribution de *Rayleigh* [4] est donnée par:

$$\sigma^2 = \frac{\pi - 4}{3} \tilde{\sigma}_G^2 \quad (\text{IV. 9})$$

Cette première étape, non marginale, nous permet d'avoir le vecteur $|\widehat{W}|$ des amplitudes des coefficients débruités. Maintenant, nous allons introduire l'information de phase dans le processus de débruitage. Dans le cas monocanal, nous avons proposé une approche simple de régulation de la phase par un lissage du troisième angle en multipliant l'image correspondante à ce dernier par une matrice relative à un filtre médian (Eq. III.30 - III.32). Pour des images à multi-composantes, nous allons réaliser cette opération d'une manière linéaire, où chaque canal sera traité séparément des autres. Nous avons fait le choix de suivre cette approche marginale vu que la théorie de la modélisation des dépendances entre les phases des différents canaux n'est pas complètement définit. La persistance de la phase à travers les échelles et/ou les canaux n'est pas aussi évidente que celle de l'amplitude à cause des fortes variations de la phase. Par conséquent, nous ne pouvons pas, actuellement, concevoir un schéma global non marginal qui tient compte des dépendances de phases intra-bande ou inter-canaux, comme nous l'avons fait pour l'amplitude.

La figure IV.3 schématise le processus général du débruitage multi-canal par seuillage de l'amplitude et régulation de la phase pour une image composée de trois canaux (à titre d'exemple une image *RVB*).

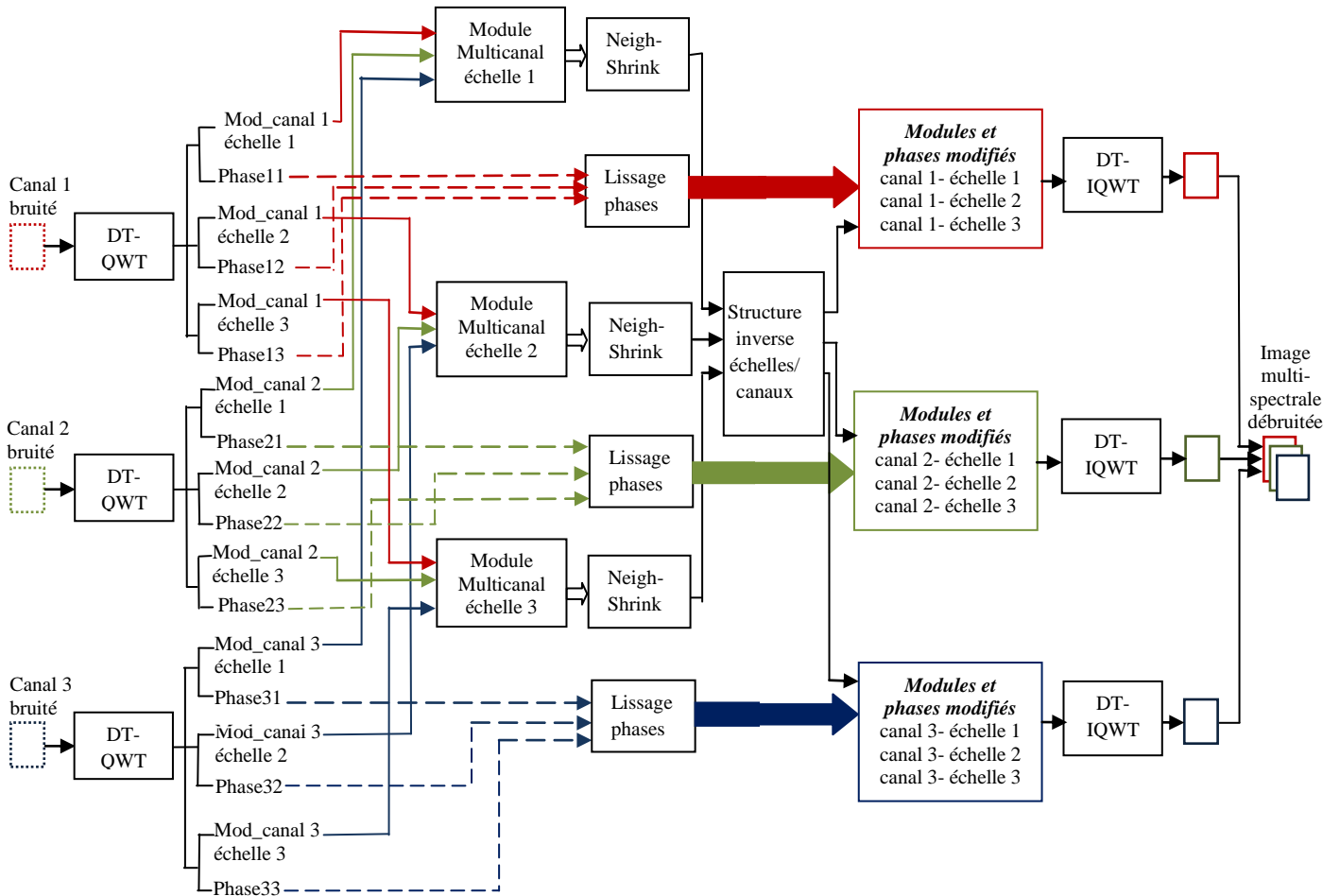


Figure IV.3. Schéma général du débruitage multicanal. *Mod_canal c_échelle k*, correspond au module des coefficients d'ondelette du canal *c* à l'échelle *k*. *Phase ck* est la phase du canal *c* à l'échelle *k*. *NeighShrink* est la procédure de seuillage des modules. Le lissage de la phase n'est appliqué qu'au troisième angle[76].

L'image est décomposée par la transformée en ondelette quaternionique en arbre double (*DT-QWT*) en trois niveaux (nombre d'échelles $K=3$). Après décomposition linéaire de chaque canal, nous regroupons dans un vecteur de dépendances les coefficients voisins du coefficient central dans une fenêtre de voisinage spatial à la même sous bande qui correspond au détail de la *QWT*. Le vecteur sera complété par les coefficients des autres canaux ayant la même position que le coefficient candidat au seuillage. L'opération se poursuit pour tous les coefficients détails des canaux restants à la même échelle. On obtient, une structure globale (échelle-canaux) de laquelle nous allons calculer les fonctions de seuil ainsi que l'estimée de

la variance du bruit. On refait ces étapes pour les échelles suivantes, jusqu'à atteindre le niveau le plus fin. Le seuillage des coefficients qui appartiennent aux canaux successifs mais situés à la même position spatiale se fait d'une manière non marginale par une fonction de seuillage globale. La reconstruction des canaux débruités est réalisée par la transformée inverse *DT-IQWT* après avoir inverser la structure (échelles-canaux) pour repositionner les coefficients débruités dans leur canaux respectifs.

Enfin, une combinaison colorée des trois canaux permet d'avoir l'image multispectrale débruitée. Notre méthode de débruitage, dont les détails sont décrit dans notre article [76], est nommée "NeighShrink-phase smooth multicanal"

IV.3. Implémentation

La méthode proposée a été implémentée en Matlab et Scilab. Comme entrées de l'algorithme nous avons introduit des données à plusieurs canaux (figure IV.4) de telle sorte qu'on se mette dans le cas multispectral. Les images hyperspectrales ne sont pas traitées dans cette thèse. Les images utilisées sont celles dont les caractéristiques sont décrites dans le paragraphe III.5.1, du chapitre précédent. Les grandes lignes de notre algorithme de débruitage multi-canal sont les suivantes:

Algorithme: débruitage multicanal

Données: Image X , taille initiale V_0 , nombre d'échelles K , bruit B , seuil universel λ

Résultat: Image débruitée \hat{X}

Début

 Lire nombre de canaux C

 Pour $c = 1$ jusqu'à C

 Pour $k=1$ jusqu' à K

$Y_c = X_c + B$

$W_c = DT_QWT(Y_c)$

 Pour chaque $w_{kd}^{b(c)}$ de W_c

$w_{kd}^{b(c)} = |w_{kd}^{b(c)}| e^{i\varphi} e^{j\theta} e^{k\beta}$: mettre le coefficient en forme polaire

$V = V_0 - k$: taille fenêtre voisinage

 Vect($|w_{kd}^c|$) : vecteur des dépendances spatiales et inter-canaux

$$M_1 = \text{mediane}(w_{kd}^{b(c)}(i, j), (i, j) \in V^2)$$

$$M_2 = \text{mediane}(w_{kd}^{b(z)}(p, q), z = 1, \dots, C)$$

Calcul de l'estimée généralisée de la variance du bruit: $\sigma^2 = \frac{\pi-4}{3} \tilde{\sigma}_G^2$

Calcul de la somme généralisée: $S_k^2(p, q)$

Calcul de la fonction de seuillage: $T^{(c)} = 1 - \frac{(\lambda\sigma)^2}{S_k^2}$

$|\hat{w}_{kd}^c| = |w_{kd}^{b(c)}| * T^{(c)}$: coefficient débruité

Si $S_k^2 > (\lambda\sigma)^2$ alors $|\hat{w}_{kd}^c| = |w_{kd}^{b(c)}| - |w_{kd}^{b(c)}| * \frac{(\lambda\sigma)^2}{S_k^2}$

Sinon $|\hat{w}_{kd}^c| = 0$

$L = \text{médian}(\beta_c)$: filtre de lissage de la phase

$$\hat{\beta}_c = L * \beta_c$$

Fin

$$\hat{X}_c = \text{DT_IQWT}(\hat{W}_c)$$

Fin

$$\hat{X} = \text{composition}(\hat{X}_c)$$

Fin

Il est à noter que les coefficients centraux dans des fenêtres de voisinage non rectangulaires (les fenêtres correspondantes aux bords des images) sont modifiés d'une manière identique à celle des autres coefficients. Certains auteurs réalisent une symétrie de l'image pour traiter les coefficients centraux dans des blocs non symétriques aux extrémités des images. Dans notre cas cette démarche n'est pas nécessaire. Uniquement la taille des vecteurs des dépendances va diminuer. La méthode proposée s'applique à tout coefficient indépendamment de sa position dans l'image.

Sachant que le calcul de la fonction de seuillage T se base sur la somme S^2 et la variance du bruit σ^2 qui à leurs tours sont calculés à partir des éléments du vecteur des dépendances $\text{Vect}(|w_{kd}^{b(c)}|)$, nous avons constaté que pour des coefficients proches dans un voisinage de petite taille, les vecteurs de dépendance correspondants sont presque identiques. Afin d'optimiser notre algorithme, nous comparons les moyennes de ces vecteurs. Pour des différences de moyennes inférieures à un certain seuil, nous ne calculons T qu'une seule fois

Chapitre IV. Débruitage multicanal des images multispectrales

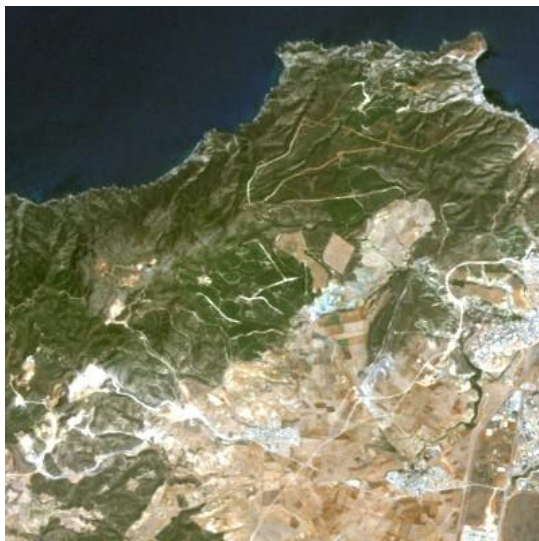
et nous l'appliquons à tous les coefficients centraux relatifs aux vecteurs positifs au test précédent. Cette opération a permis de réduire la complexité et le temps de calcul considérablement.



(a) Image 'Sebkha'



(b) Image 'Mohammedia'



(c) Image 'US'



(d) Image 'Memphis'

Figure IV.4. *Image multispectrales tests utilisées pour le débruitage multi-canal*

Pour valider notre méthode, nous avons effectués plusieurs tests:

1. Nous comparons notre estimateur généralisé du bruit (Eq. IV.8 et IV.9) avec l'estimateur de Donoho (canal par canal, la dépendance inter-canaux n'est pas prise en compte). Pour cela, les deux approches sont appliquées aux quatre images de la figure IV.4 et elles sont comparées pour plusieurs niveaux de bruit.

2. Nous voulons montrer l'apport de la *DT-QWT* en la comparant à la transformée en l'ondelette complexe *DT-CWT* et à la transformée en ondelette réelle discrète *DWT*. Dans ce premier volet, on fixe la méthode de seuillage *NeighShrink* pour les trois transformées. Les bancs de filtres utilisés pour la *DT-QWT* et la *DT-CWT* sont les "Q-shift". L'ondelette de Daubechies à 8 coefficients est appliquée pour la *DWT*.

3. La dernière comparaison est entre les procédures de seuillage multi-canal. Nous fixons la transformée en ondelette (*DT-QWT*) et nous varions les algorithmes de seuillage (*NeighShrink*, *BiShrink*, et *NeighShrink-Phase Smooth*). On précise que le débruitage non marginal est utilisé uniquement dans notre approche.

Pour évaluer objectivement les différentes méthodes, nous avons utilisé le *PSNR*. Dans le cas multi-canal, cette mesure d'énergie est donnée par:

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255 * n * m * C}{\sum_{i=1}^C \left(\sum_{p=1}^N \sum_{q=1}^M (Y_i(p, q) - \hat{X}_i(p, q))^2 \right)} \quad (IV.10)$$

Y_i, \hat{X}_i sont l'image bruitée et l'image reconstruite du canal i , respectivement. $n \times m$ est la taille des images et C est le nombre de canaux

IV.4. Résultats

Le tableau IV.1 regroupe les résultats des comparaisons entre l'estimateur proposé généralisé du bruit et l'estimateur de Donoho. Il est clair que notre estimateur s'approche des valeurs réelles des variances avec plus de précision sauf pour les faibles niveaux de bruit. Nous constatons aussi que dans le cas de l'image '*Memphis*', où la résolution spatiale est largement supérieure à celles des trois autres images de test (1m au lieu de 30 m), notre estimateur généralisé est plus précis dans tous les cas (figure IV.5). On en déduit que la prise en compte des dépendances inter-canaux a une grande importance dans l'estimation des différents niveaux de bruit pour des images bien structurées avec des contours nets.

Les résultats des comparaisons en *PSNR* entre la *DT-QWT*, la *DT-CWT* et la *DWT* associées à la même méthode de seuillage multi-canal (*NeighShrink*) sont indiqués dans le tableau IV.2. Les trois transformées multispectrales opèrent par une décomposition en 4 niveaux. Ces comparaisons nous conduisent à deux remarques principales:

1. La *QWT* et la *CWT* sont plus performantes que la *DWT* dans leur capacité à isoler les coefficients ce qui facilite la tâche du seuillage. Par exemple, on obtient un gain moyen de 1.14dB pour l'image '*Sebkha*' et 1.06 dB pour l'image '*East-US*'.

Chapitre IV. Débruitage multicanal des images multispectrales

2. Les deux transformées analytiques donnent des résultats proches avec une très légère supériorité de la QWT .

Tableau IV.1 Comparaison entre l'estimateur proposé et l'estimateur de Donoho pour évaluer la variance du bruit.

Variance réelle	1	5	10	15	20	25	30	35	40	50
<i>'Sebkha'</i>										
Estimateur de Donoho	0.91	5.13	09.79	15.55	20.48	25.45	30.58	35.74	40.71	50.61
Estimateur généralisé Proposé	1.66	4.81	10.18	15.25	20.12	25.05	30.14	34.95	40.26	50.39
<i>'Mohammedia'</i>										
Estimateur de Donoho	0.87	5.11	09.98	15.15	19.58	24.74	28.92	36.15	40.96	51.06
Estimateur généralisé Proposé	1.57	4.83	10.12	14.97	20.26	25.17	30.73	35.41	40.65	50.68
<i>'East_US'</i>										
Estimateur de Donoho	0.92	4.96	10.20	15.45	20.96	26.33	31.12	36.29	41.83	52.06
Estimateur généralisé Proposé	1.14	5.11	10.13	15.32	20.52	25.70	30.85	35.45	40.87	51.13
<i>'Memphis'</i>										
Estimateur de Donoho	1.51	5.28	9.74	15.38	20.65	25.61	30.73	35.76	41.56	51.75
Estimateur généralisé Proposé	0.98	5.05	10.18	15.13	20.12	25.18	30.08	35.21	40.82	50.86

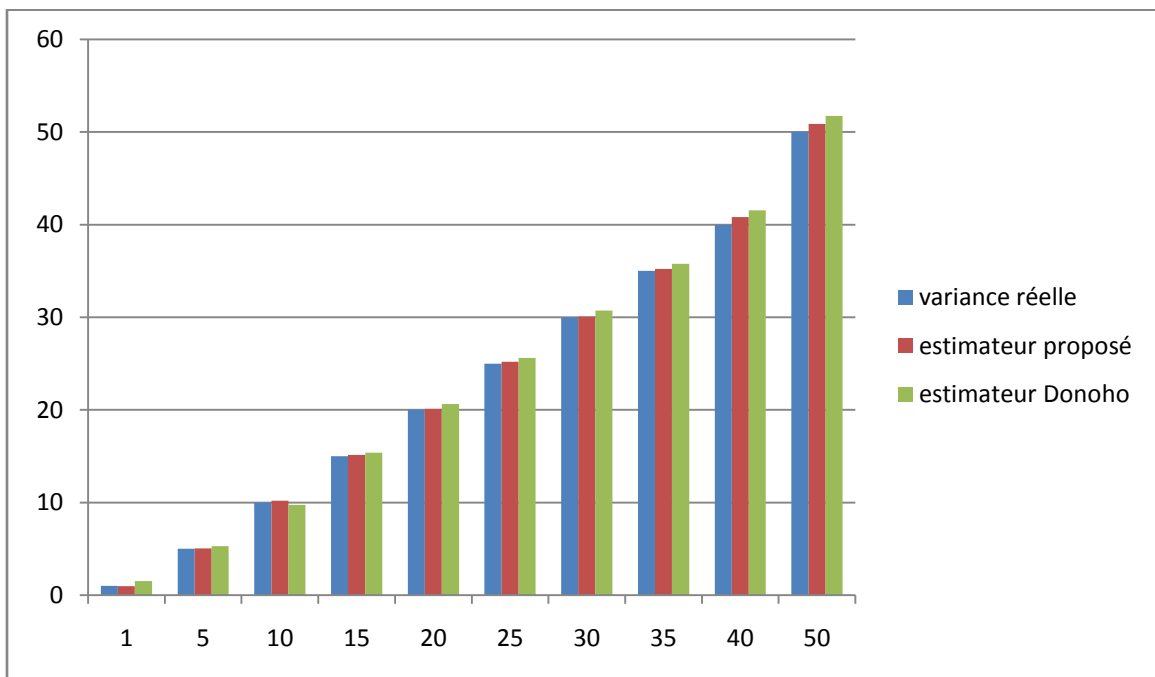


Figure IV.5. Comparaison entre l'estimateur de Donoho et l'estimateur proposé pour l'image 'Memphis'.

Une explication possible des résultats obtenus par la *QWT* est sa quasi invariance aux translations et sa meilleure sélectivité directionnelle.

Tableau IV.2 Comparaison en *PSNR* (dB) entre les trois transformées en ondelette pour un débruitage multicanal. La méthode de seuillage est "*NeighShrink*".

Méthodes	Variance du bruit					
	15	20	25	30	40	50
<i>'Sebkha'</i>						
Image bruitée	25.14	22.89	21.26	18.73	17.06	15.56
DWT	26.09	23.79	22.18	19.63	17.94	16.45
DT-CWT	27.25	24.95	23.32	20.77	19.06	17.57
DT-QWT	27.29	24.98	23.36	20.79	19.06	17.57
<i>'Mohammedia'</i>						
Image bruitée	24.59	22.56	20.89	18.59	15.06	14.64
DWT	25.94	24.78	22.06	20.22	16.54	15.63
DT-CWT	26.79	25.85	24.19	21.11	18.78	16.95
DT-QWT	26.81	25.52	24.28	21.18	18.92	17.08
<i>'East-US'</i>						
Image bruitée	25.87	23.16	21.18	18.91	17.14	15.28
DWT	26.74	24.03	22.04	19.76	17.97	16.12
DT-CWT	27.81	25.10	23.11	20.82	19.02	17.17
DT-QWT	27.86	25.15	23.17	20.83	19.02	17.17
<i>'Memphis'</i>						
Image bruitée	25.20	22.87	21.11	18.74	16.86	15.16
DWT	26.87	23.85	22.51	19.88	17.81	16.23
DT-CWT	28.25	25.63	23.88	21.54	19.70	17.86
DT-QWT	28.59	25.63	23.86	21.58	19.76	17.94

Le tableau IV.3 récapitule les résultats en *PSNR* des comparaisons entre les procédures de seuillage multi-canal suscitées associées à la même transformée *DT-QWT* en 4 niveaux. Le débruitage non marginal est exclusif pour notre méthode. Nous constatons à la lumière de ce tableau que:

Chapitre IV. Débruitage multicanal des images multispectrales

1. D'une manière identique au débruitage monocanal, le seuillage *Bishrink* reste plus performant que le *NeighShrink*. Il est à noter que les deux procédures sont appliquées linéairement canal par canal.
2. La méthode proposée non marginale comparée au seuillage *NeighShrink*, marginal et sans phase, donne un gain moyen pour l'image '*Sebkha*' de 2.76 dB. Nous remarquons que ce gain est supérieur à celui obtenu lors du débruitage monocanal du chapitre précédent dans les mêmes conditions (2.45 dB).
3. Une comparaison de la méthode proposée avec le seuillage *BiShrink* marginal, nous montre la supériorité de notre algorithme. En effet, un gain moyen de 1.56 dB est obtenu. Aussi, la méthode multi-canal offre un gain supérieur au cas monocanal sous les mêmes conditions (1.07 dB).
4. En analysant les résultats de l'image '*Memphis*', les mêmes comparaisons des points 2 et 3, nous donnent des gains égaux à 4.07 dB et 1.77dB, respectivement.

Tableau IV.3 Comparaison en *PSNR* (dB) entre les méthodes de seuillage multi-canal.

Méthodes	Variance du bruit					
	15	20	25	30	40	50
<i>'Sebkha'</i>						
Image bruitée	25.14	22.89	21.26	18.73	17.06	15.56
NeighShrink	27.29	24.98	23.36	20.79	19.06	17.57
BiShrink	28.50	26.19	24.57	21.99	20.25	18.75
NeighShrink-Phase Smooth	30.09	27.77	26.14	23.55	21.80	20.29
<i>'Mohammedia'</i>						
Image bruitée	24.59	22.56	20.89	18.59	15.06	14.64
NeighShrink	26.81	25.52	24.28	21.18	18.92	17.08
BiShrink	28.15	26.45	25.78	21.85	19.69	18.23
NeighShrink-Phase Smooth	29.85	27.62	27.09	22.91	20.56	19.73
<i>'East-US'</i>						
Image bruitée	25.87	23.16	21.18	18.91	17.14	15.28
NeighShrink	27.86	25.15	23.17	20.83	19.02	17.17
BiShrink	29.09	26.38	24.39	22.07	20.26	19.21
NeighShrink-Phase Smooth	30.77	28.06	26.04	23.74	21.92	20.87

'Memphis'

Image bruitée	25.20	22.87	21.11	18.74	16.86	15.16
NeighShrink	28.59	25.63	23.86	21.58	19.76	17.94
BiShrink	29.45	27.90	26.48	24.57	21.88	20.91
NeighShrink-Phase Smooth	30.85	29.13	27.63	26.68	23.91	23.63

Pour l'interprétation visuelle, nous avons choisi de présenter les résultats correspondants aux deux images *Sebkha* (figure IV.6) et *Memphis* (figure IV.7). Nous voulons montrer les différences pour deux images acquises par deux systèmes distincts (Landsat-TM et Ikonos2). Ces différences résident particulièrement dans la perception des détails après un processus de débruitage et la possibilité de les interpréter. Les figures (b), (c), (d) correspondent aux changements de transformées pour le même algorithme de seuillage "*NeighShrink*" , alors que les figures (d), (e), (f) correspondent aux changements des méthodes de seuillage pour la même représentation des images par *DT-QWT*.

D'après la figure IV.6(b) nous constatons que la *DWT* a un faible pouvoir de séparation des coefficients face à un bruit de variance égale à 25. Cette remarque s'accroît quand on augmente le niveau de bruit à 50, où la figure IV.7(b) nous révèle l'incapacité de la *DWT*. Les figures IV.6(c-d) et IV.7(c-d) montrent le rapprochement entre les performances de la *DT-CWT* et la *DT-QWT*. Enfin, les figures IV.6(f) et IV.7(f) affichent la supériorité de la méthode proposée en comparaison avec les autres approches.

Afin de bien cerner l'effet de chaque transformée ainsi que ceux des techniques de seuillage y compris notre approche, nous avons fait un zoom sur la partie habitations de l'image '*Memphis*'. Les images correspondantes sont représentées dans la figure IV.8. On peut clairement voir que les détails sont complètement perdus en appliquant la *DWT* avec un seuillage de l'amplitude par voisinage. On commence à retrouver certains objets comme les contours des bâtiments et les limites des ruelles avec la *CWT* et plus efficacement quand l'analyse/synthèse est faite avec la *QWT*. Le seuillage *BiShrink* agit efficacement sur la réduction du bruit, cependant, il intègre un peu de flou dans l'image. Finalement, l'association de la *DT-QWT* au seuillage multicanal par voisinage et le lissage de la phase nous a permis d'avoir une image de meilleure qualité visuelle avec des contours mieux contrastés. Il faut tout de même noter que l'image résultante du débruitage perd en luminosité en la comparant avec l'image originale. On constate aussi que le bruit n'est pas complètement supprimé par notre algorithme mais considérablement réduit.

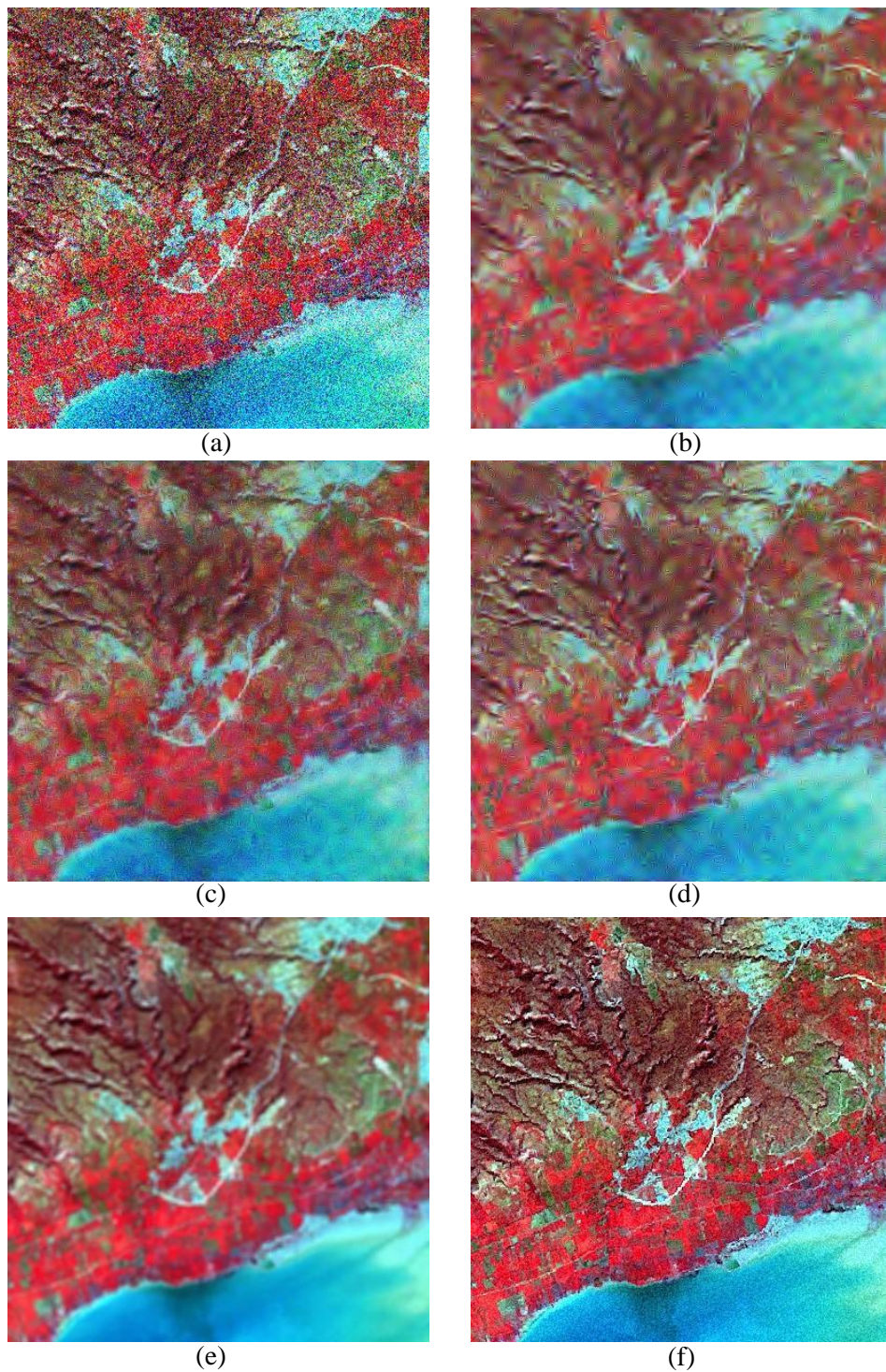


Figure IV.6. Débruitage multi-canal de l'image 'Sebkha' ($\sigma_b^2=25$). (a) image bruitée 21.26 dB, (b) DWT (NeighShrink) 22.18dB, (c) DT-CWT (NeighShrink) 23.32dB, (d) DT-QWT (NeighShrink) 23.36dB, (e) DT-QWT (BiShrink) 24.57dB, (f) DT-QWT (NeighShrink-phase Smooth) 26.14 dB.

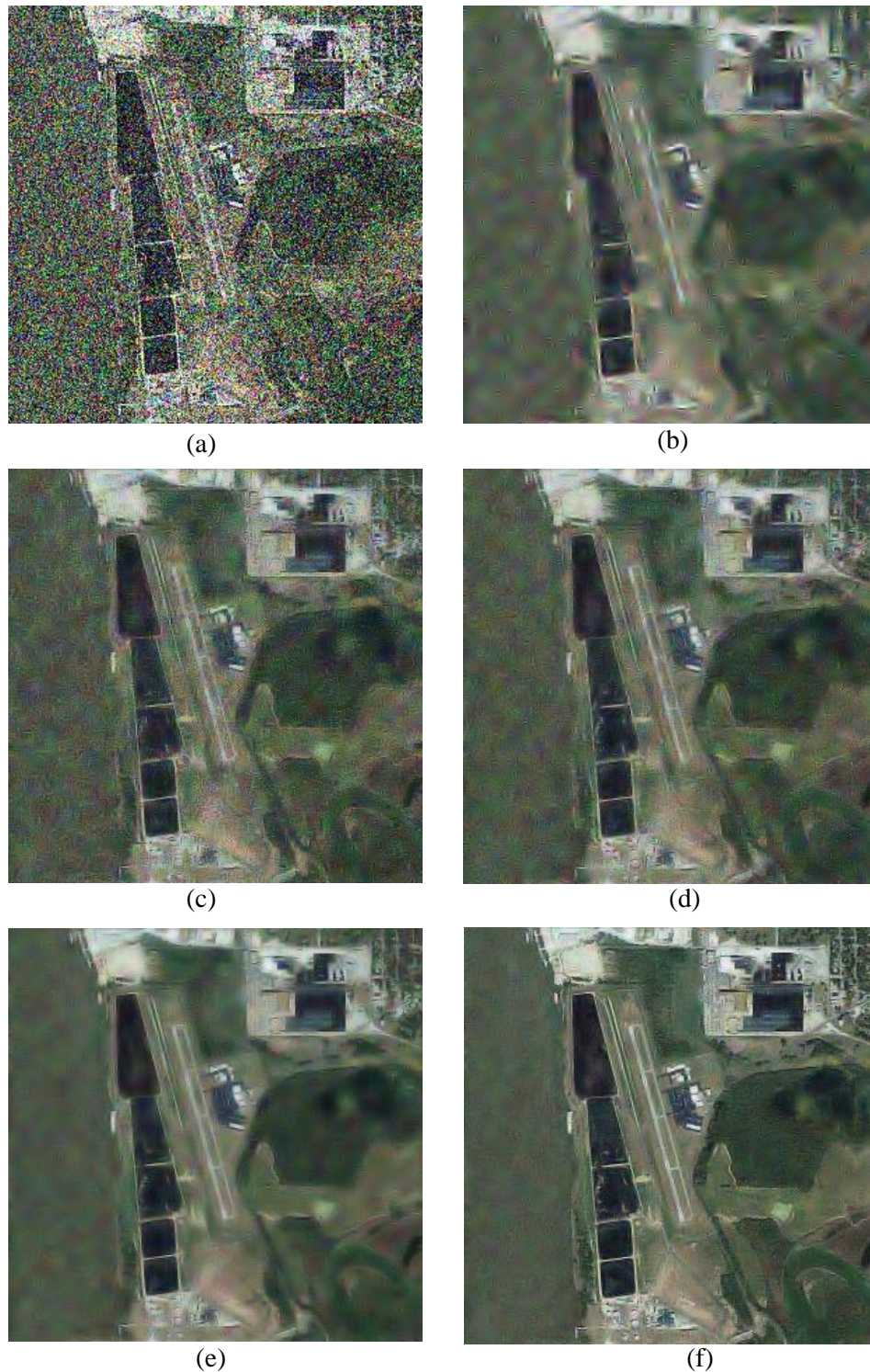


Figure IV.7. Débruitage multicanal de l'image 'Memphis' ($\sigma_b^2=50$). (a) image bruitée 15.16 dB, (b) DWT (NeighShrink) 16.23dB, (c) DT-CWT (NeighShrink) 17.86dB, (d) DT-QWT (NeighShrink) 17.94dB, (e) DT-QWT (BiShrink) 20.91dB, (f) DT-QWT (NeighShrink-phase Smooth) 23.63 dB.

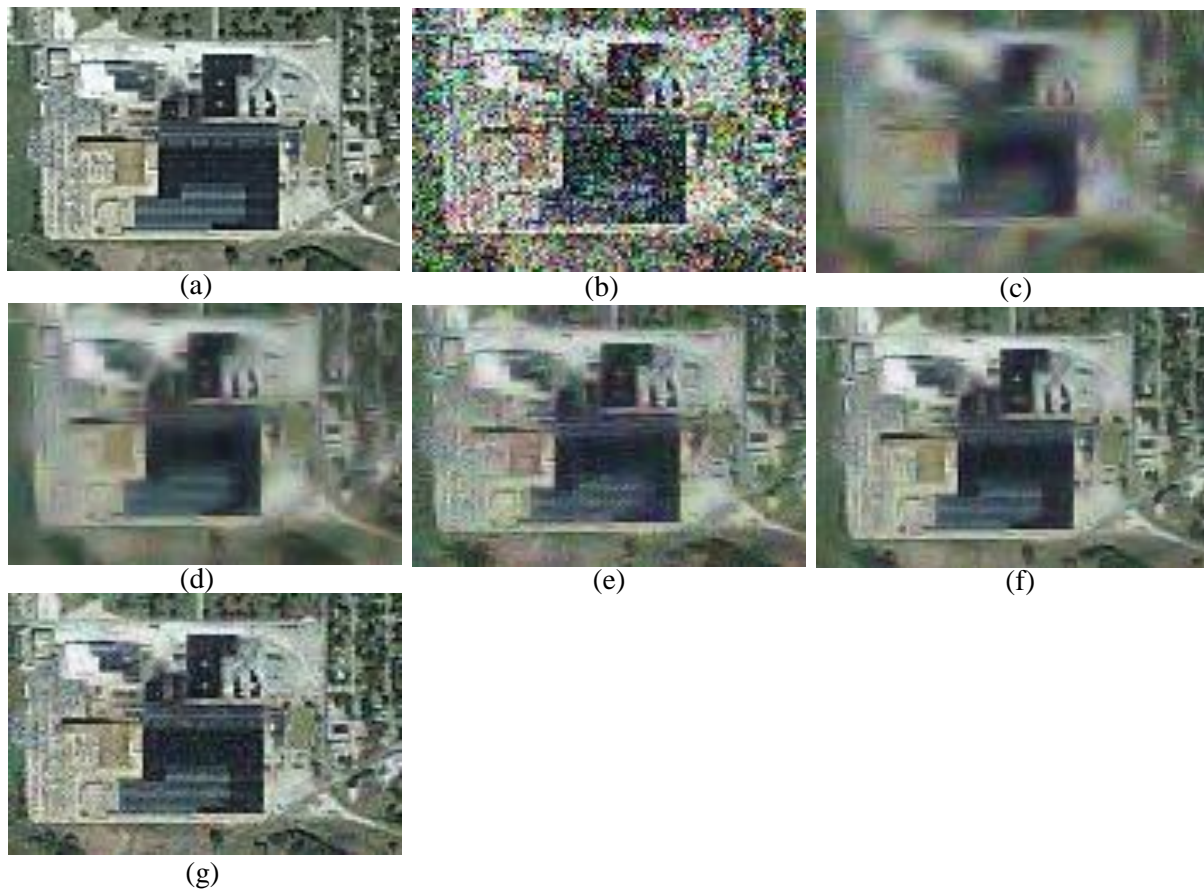


Figure IV.8. Zoom sur le débruitage multicanal de l'image (Memphis) ($\sigma_b^2=50$). (a) une partielle de l'image originale, (b) partielle bruitée, (c) DWT (NeighShrink) (d) DT-CWT (NeighShrink), (e) DT-QWT (NeighShrink), (f) DT-QWT (BiShrink), (g) DT-QWT (NeighShrink-phase Smooth).

IV.5. Intérêt du débruitage dans la classification des images satellitaires

Dans cette session nous allons montrer le rôle du débruitage dans un des traitements que peut subir une image satellitaire. Comme nous l'avons mentionné dans les chapitres précédents, plusieurs procédés sont appliqués à ce type d'images tels que la classification, la mise en correspondance (appariement), la compression et la segmentation. Nous allons étudier dans ce qui suit un traitement de niveau supérieur qui est la classification. Il est important de préciser que l'intérêt ici n'est pas de perfectionner une méthode de classification, mais de voir l'impact de notre algorithme de débruitage dans une chaîne de traitement de l'image satellitaire.

IV.5.1. Les méthodes de classification des images satellitaires

Le problème de la classification revient à discriminer les caractéristiques des images étudiées et les attribuer à des catégories différentes. Ceci revient à identifier des classes auxquelles appartiennent des objets à partir de certains traits descriptifs (comme la signature spectrale). Les classes en question sont des ensembles de pixels regroupés en fonction de leurs niveaux de gris ou relativement aux corrélations qui peuvent exister dans leur voisinage. En télédétection ceci se traduit par une partition de l'image en des ensembles de pixels représentant une même occupation de sol.

Les techniques de classification se divisent en deux catégories: la classification supervisée, où la nature des objets à classer est connue à l'avance. Dans ce cas l'intervention d'un utilisateur qui apporte des échantillons d'apprentissage est nécessaire. La classification non supervisée ne fait intervenir aucun utilisateur. Soit il existe une collection universelle de classes déjà définies indépendamment de l'image, soit le nombre de classes et leurs caractéristiques sont définies automatiquement lors de la classification.

Les méthodes utilisées dans ce domaine sont très nombreuses. On peut citer brièvement les approches les plus répandues:

➤ Classification par minimisation de la distance

Cette méthode repose sur la recherche de la classe la plus proche pour chaque pixel ou un groupe de pixels en calculant une certaine distance. Les algorithmes les plus connus sont: l'algorithme barycentrique ou k plus proches voisins où une distance euclidienne simple est utilisée pour quantifier la proximité, le k -means itératif [77] et ISODATA [78] qui est une version améliorée de l'algorithme k -means .

➤ Classification par maximum de vraisemblance

Cette méthode statistique consiste à partitionner l'espace des pixels en plusieurs zones étiquetées grâce aux échantillons d'apprentissage. Les frontières entre les zones sont déterminées par modélisation probabilistes. Ensuite chaque sous ensemble est séquentiellement testé avec les sous ensembles restants pour l'apprentissage du classifieur. Chaque échantillon est ensuite prédit et l'évaluation de la classification se fait par calcul du rapport entre les échantillons correctement classifiés [79]. En supposant que les sous ensembles représentent la donnée globale de l'image, on peut approximativement prédire toutes les classes représentant cette image. Cette approche nécessite la recherche des paramètres internes optimaux des classifieurs.

➤ Classification par réseaux de neurones

Ce type de classifieurs s'alimente par lui même, c'est à dire, que ses paramètres s'adaptent à la signature spectrale des données à fur et à mesure qu'on lui donne des pixels d'entrainement. Après la phase d'apprentissage, un pixel en entrée lui correspond plusieurs possibilités en sortie. En télédétection le réseau de neurones le plus utilisé pour la classification est le perceptron multicouches par rétro-propagation [80].

➤ Machines à support vecteurs (SVM: Support Vector Machines)

Le principe de base comme il a été exposé dans [81] consiste à résoudre un problème de classification en séparant linéairement les données d'entrée appartenant à deux classes différentes en les plaçant des deux cotés d'un hyperplan. Ces deux classes tentent de séparer les exemples positifs des exemples négatifs. Le plan est défini par une combinaison des échantillons qui lui sont les plus proches appelés vecteurs supports. Ce principe peut être étendu au cas multi-classes. Des résultats satisfaisants en télédétection ont été obtenus dans [82].

IV.5.2. Implémentation et Résultats

Nous avons choisi la méthode *SVM* pour la classification de l'image "Memphis". Cette méthode se base sur une théorie puissante et elle a prouvé son efficacité dans le problème qui nous intéresse. En même temps, elle ne substitue pas au problème de la classification qui est déjà compliqué un autre problème plus complexe comme l'estimation d'une densité de probabilité, par exemple. Nous rappelons que l'image de test est acquise par le satellite Ikonos2, elle contient trois bandes spectrales et elle a une grande résolution spatiale. Nous considérons dans nos simulations trois classes principales qui correspondent aux trois objets les plus représentatifs de l'image, à savoir: la végétation (vert), les bâtiments (noir) et les espaces nus et les routes (blanc cassé).

La classification sera appliquée aux résultats du débruitage obtenus dans la section IV.4 et représentées dans la figure IV.7. Premièrement, nous allons classier les objets cités précédemment dans l'image 'Memphis' non bruitée, et dans l'image fortement bruitée (la variance du bruit est égale à 50). Ensuite, la *SVM* sera appliquée aux images résultantes des deux algorithmes de débruitage 'NeighShrink' et 'Bishrink' et enfin sur l'image débruitée par notre méthode 'NeighShrink-phase smooth' multi-canal. Nous nous appuierons sur l'interprétation visuelle pour faire les comparaisons et par conséquent évaluer les performances.

Les résultats de la classification sont représentés dans la figure IV.9. On note que les classes suscités sont codées en fausses couleurs: bleu pour les bâtiments, vert pour la végétation et rouge pour les espaces nus et les routes (figure IV.9 (b), cette figure est la référence pour les éventuelles comparaisons). L'image bruitée donne une très mauvaise classification (figure IV.9 (c)). La comparaison visuelle entre les figures IV.9(d-f) nous permet de voir une nette amélioration de la reconnaissance des différentes classes après le débruitage par la méthode proposée. Nous remarquons aussi que même pour l'image non bruitée (originale), la classification n'est pas optimale. Ceci ne diminue pas l'intérêt de notre travail puisque notre objectif est de monter l'efficacité du débruitage et non pas celle de la classification.

IV.6. Synthèse du chapitre IV

Les résultats présentés dans ce chapitre ont confirmé l'efficacité de la méthode de débruitage multi-canal que nous avons formulé en comparaison avec le seuillage universel, le seuillage bi-variables et le seuillage par voisinage sans phase. La stratégie non marginale développée dans notre travail se base sur deux formules globales de calcul de la fonction de seuil ainsi que l'estimation du bruit multi-composantes. Elle conduit à une amélioration de la qualité visuelle de l'image reconstruite et à des gains en PSNR significatifs, lors des tests sur plusieurs types d'images satellitaires acquises par deux imageurs différents. Vient s'ajouter à ces résultats, l'apports des propriétés de la transformée en ondelette quaternionique. En effet, la *QWT* dépasse l'ondelette réelle et légèrement l'ondelette complexe dans le pouvoir de séparation des coefficients en addition avec l'information véhiculée par le troisième angle de la phase. Enfin, une classification par *SVM* fut appliquée aux images débruitées afin de montrer l'impact de l'algorithme proposé sur les futurs traitements. Ici aussi, il a été démontré que la classification d'une image débruitée par la méthode NeighShrink -phase smooth multi-canal permet une bonne distinction des classes qui composent l'image.

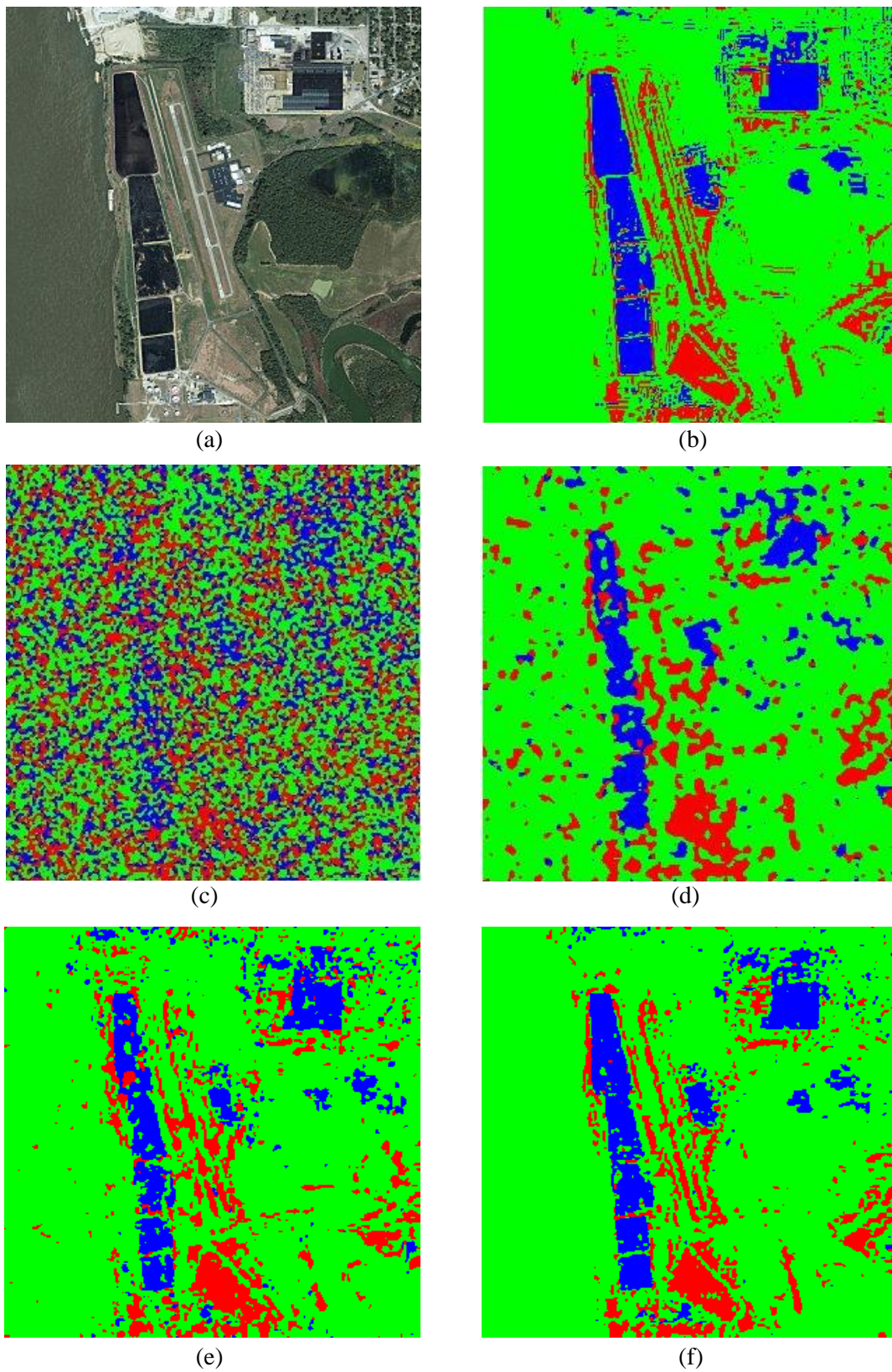


Figure IV.9. Classification de l'image 'Memphis' par la SVM (a) Image originale, (b) Image originale +SVM, (c) Image bruitée+ SVM, (d) NeighShrink +SVM, (e) BiShrink +SVM, (f) NeighShrink-phase Smooth multi-canal +SVM.

Conclusion générale

Les travaux décrits dans cette thèse portent sur le développement d'une stratégie de débruitage d'images mono et multi-composantes spectrales adaptée à la transformée en ondelette quaternionique. C'est à dire, une méthode qui exploite la totalité des données issues de la *QWT* pour accroître la qualité des images traitées.

Nous avons vu que les transformées en ondelette réelles ou celles qui ne tiennent pas compte de la phase souffrent de deux inconvénients majeurs: la variance par translation et la mauvaise sélectivité directionnelle. La transformée en ondelette quaternionique, grâce à ses caractéristiques particulières, a permis un traitement cohérent des données contenues dans l'image, notamment, celles relatives à la localisation et la géométrie. Egalement, cette représentation multispectrale basée sur le signal analytique bidimensionnel permet une reconstruction parfaite de l'image. Les résultats des simulations sur les images monocanal et également sur les images multi-composantes ont été à chaque fois favorables à l'utilisation de la *QWT* pour d'éventuels traitements.

Le processus de débruitage proposé a mis à l'épreuve les informations issues de la *QWT*, à savoir l'amplitude et la phase, où nous combinons entre ces données normalement complémentaires. Il est à préciser que les deux opérations sont à égalité, c'est à dire, que le débruitage n'est pas réalisé uniquement pour prouver l'efficacité de la transformée en ondelette, mais un objectif à part entière.

Une compréhension des sources du bruit qui contamine les images satellitaires optiques et par conséquent sa modélisation en fonction de ses causes facilite la recherche de la méthode la plus efficace pour remédier à ce parasite. Alors que la majorité des méthodes de débruitage considèrent uniquement l'information d'amplitude et mettent à l'écart la phase, l'approche que nous avons développée dans cette étape de notre travail, est basée conjointement sur les deux points. Dans le premier nous avons adopté une méthode de seuillage de l'amplitude des coefficients d'ondelette qui se base sur les dépendances dans le voisinage spatial. Nous avons remarqué que de fortes corrélations entre les coefficients voisins, même après une décomposition par transformée en ondelette, persistent dans la même sous bande, chose qui accroît les performances du débruitage si on prend en compte ces dépendances dans le calcul des paramètres de seuillage.

A cette information, nous avons proposé un lissage de la phase par un filtre médian afin de concentrer l'orientation de tous les coefficients avoisinants le coefficient central dans une

fenêtre spécifique, dans un seul sens. Par cette approche nous avons pu limiter les variations de la phase dont la compréhension est moins évidente que celle de l'amplitude. Cette méthode est simple mais efficace et n'ajoute pas d'avantages de complexités au seuillage de l'amplitude.

Nous avons étendu cet algorithme, proposé en premier temps pour les images à une seule composante spectrale, au cas multi-canal. Comme nous l'avons précisé, nous n'avons pas procédé par une simple extension linéaire d'une variable à plusieurs variables, mais plus par une adaptation de notre méthode au débruitage multi-canal. Nous avons proposé un estimateur généralisé du bruit que nous avons comparé à celui de Donoho. Ensuite nous avons reformulé la fonction de seuillage par de nouvelles équations qui intègrent l'information non marginale issue des différents canaux. En effet, les corrélations entre des coefficients dans le voisinage spatial sont additionnées aux dépendances dans les canaux successifs. Les résultats des simulations sur des images réelles acquises par deux satellites différents (Landsat et Ikonos2) permettent d'élargir le champ des comparaisons, et donc ont montré la supériorité de la méthode NeighShrink-phase smooth multi-canal non marginale par rapport au seuillage universel de Donoho, le seuillage Bi-variables de Sendur et Selesnick et le seuillage de l'amplitude sans phase de Cai et Silverman. Nous avons prouvé aussi que l'algorithme multi-canal donne des gains en PSNR supérieurs au monocanal si on se met dans les mêmes conditions. L'estimateur du bruit proposé a également approché les variance réelles du bruit plus efficacement que l'estimateur de base de Donoho. Comme notre algorithme prend en considération plusieurs informations en simultanément, la nécessité de diminuer ces données s'est donc imposée. Nous avons comparé les moyennes des vecteurs des dépendances ce qui nous a permis d'appliquer une seule fonction de seuillage à plusieurs vecteurs qui contiennent des éléments presque identiques.

Comme le débruitage n'est pas la finalité d'une chaîne de traitement de l'image satellitaire, nous avons voulu mettre en relief son implication dans un processus comme la classification. Nous nous ne sommes pas attardé sur cette opération vue que ce n'est pas notre principal objectif, mais nous avons démontré, ici aussi, que le débruitage de l'image 'Memphis' par la méthode proposée donne de meilleurs résultats de classification en comparaison avec les autres approches.

Enfin, pour synthétiser, nos contributions dans cette thèse sont les suivantes:

- Montrer les qualités de séparation des coefficients de la transformée en ondelette quaternionique et donc son pouvoir de décomposition et de reconstruction.
- Proposer un algorithme de débruitage qui exploite l'information complémentaire (amplitude, phase).

Conclusion générale

- Une meilleure compréhension des variations de la phase et son intégration dans le débruitage.
- Proposer un schéma global non marginal adapté au débruitage des images satellitaires multispectrales.
- Diminuer la complexité par comparaison des moyennes locales des vecteurs de dépendances et regrouper plusieurs vecteurs autour d'une seule fonction de seuillage.
- Prouver l'intérêt de la méthode proposée pour la classification des images.

Comme perspectives à notre travail nous pouvons citer:

L'extension de notre algorithme au débruitage des images hyper-spectrales. Dans ce cas, la coutume est de procéder par une limitation des canaux par analyse en composantes principales ou tout simplement par élimination des canaux les moins significatifs. Cependant, un nombre considérable de composantes reste porteur d'informations pertinentes. Nous pouvons appliquer le seuillage par blocs voisins au lieu de celui des coefficients voisins. Le débruitage par moyenne non locale ou par blocs 3D et filtrage collaboratif de Dabov [31] est également, un outil très puissant dans ce cas de figure.

La modélisation de la dépendance entre les phases dans les échelles successives, nommée dépendance inter-échelles de phases, ou entre canaux, est aussi un champ de recherche très important. Les travaux de Miller et Kingsbury dans le domaine complexe [83],[84] peuvent être une première voie d'extension vers les ondelettes quaternioniques. La relation entre les phases des coefficients père et fils dans deux niveaux de décomposition successifs est définie après redressement des phases pour augmenter les dépendances. Cette approche a permis la description des caractéristiques de l'image à différents angles incluant les courbes.

Enfin, la transformée en ondelette quaternionique a un pouvoir très important de séparation des coefficients d'une image en niveaux de gris. Cependant, certains travaux ont montré que ce pouvoir diminue pour les images couleur et donc pour des images satellitaires multispectrales. La représentation de la couleur est limitée par l'algèbre des quaternions. Une nouvelle représentation analytique en pleine extension dont le schéma numérique a été récemment développé par R. Souillard et P. Carré dans [85],[86],[87] est plus représentative des images couleur. Elle se base sur le formalisme monogène de M. Felsberg et dépasse les limitations des quaternions. L'interprétation de la phase monogène est plus simple que la quaternionique. En plus de cette information, l'ondelette monogène donne deux autres caractéristiques des images multi-composantes, à savoir, l'orientation et l'axe couleur. Une exploitation de toutes ces données dans un processus de débruitage a le potentiel de donner des résultats très intéressants et ouvre la voie à de futurs travaux dans cet axe de recherche.

Annexes

A. Caractéristiques des satellites LANDSAT et IKONOS

A.1. LANDSAT [88]

C'est le premier satellite américain chargé d'un capteur imageur pour recueillir des données scientifiques sur les ressources terrestres. Ce programme a permis, et continu encore , d'envoyer des millions de données formant une librairie exceptionnelle.

➤ *La première série Landsat 1, 2 et 3*

Le premier satellite est mis sous orbite sous le sigle ERTS (Earth Resource Technology Satellite). Les deux suivants lui sont identiques hormis quelques changements. Les principales caractéristiques de ces trois satellites sont présentées dans le tableau suivant:

Tableau A.1. Caractéristiques de Landsat 1, 2, 3

Dates de lancement	Juillet 1972/ janvier 1975/ mars 1978	
Orbite	907 - 915 km	
Heure de passage	9h42 am	
Fréquence de passage	18 jours	
Taille d'une scène (couverture)	185km *185 km	
Codage et taille du pixel	6 à 63 bits 57m*79m	
Taille des images	2340 * 3240	
Capteurs	MSS (MultiSpectral Scanner) Type: radiomètre à balayage	
Bandes spectrales (µm) et résolution spatiales	Vert [0.5-0.6]	68 m *83 m
	Rouge [0.6-0.7]	68 m *83 m
	Bleu [0.7-0.8]	68 m *83 m
	Proche infrarouge [0.8-1.11]	68 m *83 m
	Infrarouge thermique [10.41-12.6]	237m* 237 m (Landsat 3 uniquement)

➤ *La seconde série Landsat 4 et 5***Tableau A.2** Caractéristiques de Landsat 4,5

Dates de lancement	Juillet 1982/ janvier 1984	
Altitude	705 km	
Heure de passage par l'équateur	10h00 am	
Fréquence de passage	16 jours	
Taille d'une scène (couverture)	185km *172 km	
Codage	16 bits	
Capteurs	TM (Thematic Mapper) et MMS Type: radiomètre à balayage	
Bandes spectrales (µm) et résolution spatiales pour le capteur TM	bleu [0.45-0.53]	30 m *30 m
	vert [0.52-0.6]	30 m *30 m
	rouge [0.63-0.69]	30 m *30 m
	Proche infrarouge [0.76-0.90]	30 m *30 m
	Infrarouge moyen [1.55-1.75]	30 m *30 m
	Infrarouge thermique [10.40-12.50]	120 m *120 m
	Infrarouge lointain [2.08-2.35]	30 m *30 m

➤ *La troisième série Landsat 7*

Ce satellite fut lancé suite à Landsat 6 qui a été perdu après lancement le 3 octobre 1999. Il lui faut 233 traces pour couvrir le globe terrestre et chaque trace contient 248 scènes. La NASA prévoit la dé-commercialisation de Landsat 7 en 2016.

Tableau A.3 Caractéristiques de Landsat 7- ETM

Dates de lancement	Avril 1999
Altitude	705 km
Heure de passage par l'équateur	9h37 am
Fréquence de passage	16 jours
Taille d'une scène (couverture)	183km *170 km

Codage	16 bits	
Capteurs	ETM+ (Enhanced Thematic Mapper Plus) Type: radiomètre à balayage	
Bandes spectrales (µm) et résolution spatiales	bleu [0.45-0.51]	30 m *30 m
	vert [0.52-0.60]	30 m *30 m
	rouge [0.63-0.69]	30 m *30 m
	Proche infrarouge [0.76-0.90]	30 m *30 m
	Infrarouge moyen [1.55-1.75]	30 m *30 m
	Infrarouge thermique [10.40-12.50]	120 m *120 m
	Infrarouge lointain [2.08-2.35]	30 m *30 m
	Panchromatique [0.52-0.90]	15m * 15m

➤ **Landsat 8/ LDCM (Landsat Data Continuity Mission)**

Sa mission est l'observation de la terre. Seuls les états unis seront observés systématiquement.

Tableau A.4 Caractéristiques de Landsat 8 [89]

Date de lancement	11 février 2013
Site de lancement	Base de Vandenberg air force, Californie
Lanceur	Fusée ATLAS 401
Durée de vie prévue	5 ans
Masse	2787 kg
Altitude	705 km (vitesse 7.5 km/s)
Durée du cycle	16 jours
Capteurs	OLI, TIR 1 bande panachromique à 15m de résolution 8 bandes multispectrales à 30m et 2 bandes infrarouge moyen à 100 m de résolution

A.2. IKONOS [90]

Ce satellite d'observation américain d'une masse de l'ordre de 700 kg fut fabriqué par Lockheed Martin. Après un premier lancement raté le 29 avril 1999 du satellite Ikonos1, Ikonos2 est mis en orbite le 24 septembre 1999. Ce satellite a pour mission d'effectuer des prises de vue à très hautes résolutions, par exemple dans les zones urbaines.

Le radiomètre fait l'acquisition d'images couvrant un champ d'observation de 11.3km ×13.8km , avec une résolution spatiale de 1m pour les images panchromiques et de 4 m pour les images multispectrales. Cependant, à cause de la faible valeur de sa fauchée, un point terrestre ne peut être survolé qu'un fois tous les 35 jours. Les images de ce satellite son exploitée par GeoEye (fusion des sociétés Space Imaging et OrbImage).

En plus de la haute résolution spatiale qui caractérise ce satellite, il se qualifie par une propriété stéréoscopique très importante. En effet, il peut acquérir deux images représentant la même scène en même temps grâce à son mode avant-arrière, par conséquent, il doit avoir une grande capacité de stockage.

Plus de caractéristique du satellite Ikonos2 sont regroupées dans le tableau suivant:

Tableau A.5 Caractéristiques d'Ikonos2

Informations Lancement	Date: 24 septembre 1999 Vehicule: Athena 2 Site: Vanderberg air force base, California
Durée de vie de la mission	+12 ans
Largeur de la fauchée	Image simple : 11.3 km*13.8 km Largeur nominale : 11km*100km
Résolution spatiale	Panchromique 0.82m Multispectrale 3.2 m
Codage	11 bits par pixel
Largeur de l'image panachromique	13.816 pixels
Largeur de l'image multispectrale	3454 pixels
Temps de revisite	35 jours ou 3 jours si nécessaire
Altitude	Altitude orbitale de 681m
Inclinaison	98.1 degré
Heure de capture	10:30 am
Période de révolution	98 minutes
Capacité de la collecte	24m km ² /jour (Pan et MSI)

Caractéristiques spectrales (µm)	Panchromatique	Multispectrale
	0.45-0.90	0.45-0.52 (rouge) 0.52-0.60 (vert) 0.63-0.69 (bleu) 0.76-0.9 (proche infrarouge)

B. Propriétés de la QWT [51]

Comme la transformée en ondelette quaternionique est construite à partir d'une combinaison de fonctions $CWT-1D$, elle garde plusieurs propriétés de la CWT . Cependant, la QWT fournit de nouvelles propriétés qu'on ne trouve pas dans la $DWT-2D$ et dans la CWT . Dans cette section, nous allons citer quelques unes. On note que la propriété de phase a été largement discutée dans les chapitres précédents.

B.1. Trame ajustée

La QWT comprend quatre ensembles de bases orthonormées qui forment ainsi des trames ajustées $4\times$ redondantes. Les composantes de la QWT peuvent être organisées sous la forme d'une matrice, telle que:

$$G = \begin{bmatrix} \psi_h(x)\psi_h(y) & \psi_h(x)\Phi_h(y) & \Phi_h(x)\psi_h(y) \\ \psi_g(x)\psi_h(y) & \psi_g(x)\Phi_h(y) & \Phi_g(x)\psi_h(y) \\ \psi_h(x)\psi_g(y) & \psi_h(x)\Phi_g(y) & \Phi_h(x)\psi_g(y) \\ \psi_g(x)\psi_g(y) & \psi_g(x)\Phi_g(y) & \Phi_g(x)\psi_g(y) \end{bmatrix} \quad (B.1)$$

La trame contient des versions translattées et orientées des fonctions de G en plus des fonctions d'échelle. Chaque colonne de la matrice G contient quatre composantes de l'ondelette quaternionique qui correspondent à une sous-bande de la QWT . Par exemple, la première colonne contient la composante de l'ondelette quaternionique qui est le produit tenseur $\psi_h(x)\psi_h(y)$ et ses deux transformées de Hilbert partielles et sa transformée de Hilbert totale. Chaque ligne de G contient les ondelette nécessaires pour former un ensemble de base orthonormé. Comme G a quatre lignes, le système globale est $4\times$ redondant. Une conséquence importante est que la QWT est inversible. Les coefficients d'ondelette qui correspondent aux projections sur les fonctions de G , peuvent être calculés par des banc de filtres en arbre dual (dual-tree) avec une complexité de calcul linéaire.

B.2. Relation avec la CWT -2D

Une transformation unitaire relie entre les coefficients et les éléments de la QWT avec ceux de la CWT . A chaque échelle les composantes des ondelettes de la CWT peuvent être organisées en forme de matrice :

$$C = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} \psi_h(x)\psi_h(y) + \psi_g(x)\psi_g(y) & \psi_h(x)\Phi_h(y) + \psi_g(x)\Phi_g(y) & \Phi_h(x)\psi_h(y) + \Phi_g(x)\psi_g(y) \\ \psi_g(x)\psi_h(y) + \psi_h(x)\psi_g(y) & \psi_g(x)\Phi_h(y) + \psi_h(x)\Phi_g(y) & \Phi_g(x)\psi_h(y) + \Phi_h(x)\psi_g(y) \\ \psi_g(x)\psi_h(y) - \psi_h(x)\psi_g(y) & \psi_g(x)\Phi_h(y) - \psi_h(x)\Phi_g(y) & \Phi_g(x)\psi_h(y) - \Phi_h(x)\psi_g(y) \\ \psi_h(x)\psi_h(y) - \psi_g(x)\psi_g(y) & \psi_h(x)\Phi_h(y) - \psi_g(x)\Phi_g(y) & \Phi_h(x)\psi_h(y) - \Phi_g(x)\psi_g(y) \end{bmatrix} \quad (B.2)$$

Les colonnes de C contiennent les ondelettes complexes orientées vers $\pm 45^\circ$, $\pm 15^\circ$ et $\pm 75^\circ$, respectivement. On obtient les ondelettes de la CWT en multipliant G par la matrice unitaire suivante:

$$U = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (B.3)$$

Ainsi $C = UG$, la CWT satisfait la propriété précédente avec le même facteur $4 \times$ redondant. Comme on a pu le voir, les phases de la CWT et la QWT permettent de coder la translation des caractéristiques 2D dans l'image, cependant, il n'existe pas de relation simple entre les angles des deux transformées.

B.3. La QWT et la QFT (Quaternionic Fourier Transform)

Pour donner une interprétation correcte de la QWT comme une QFT locale, on dérive le théorème de la QFT et la formule du produit scalaire dans le domaine de Fourier.

Théorème de la QFT. Soit $f(\mathbf{x})$ un signal réel 2D, $w(\mathbf{x})$ un signal quaternionique 2D et $F^q(\mathbf{u})$, $W^q(\mathbf{u})$ leurs QFT respectives. $\mathbf{x}=(x,y)$ et $\mathbf{u}=(u,v)$. Le produit scalaire des deux fonctions dans le domaine spatial est égal au produit scalaire dans le domaine des transformées suivant:

$$\int_{\mathbb{R}^2} f(\mathbf{x})w(\mathbf{x})d\mathbf{x} = \int_{\mathbb{R}^2} \alpha_3 \left(F_e^q(\mathbf{u}) \right) W^q(\mathbf{u}) + \alpha_3 \left(F_o^q(\mathbf{u}) \right) \alpha_2(W^q(\mathbf{u})) du \quad (B.4)$$

Avec:
$$\alpha_2 = a - ib + jc - kd$$

$$\alpha_3 = a - ib - jc + kd$$

a, b, c, d sont les composantes du quaternion q et F_e^q, F_o^q sont les composantes paires et impaires de F^q . Ces deux fonctions sont données par :

$$F_e^q(\mathbf{u}) = \int_{\mathbb{R}^2} e^{-i_1 2\pi u x} f(\mathbf{x}) \cos(2\pi v y) d\mathbf{x} \quad (\text{B. 5})$$

$$F_o^q(\mathbf{u}) = \int_{\mathbb{R}^2} e^{-i_1 2\pi u x} f(\mathbf{x}) i_2 \sin(-2\pi v y) d\mathbf{x} \quad (\text{B. 6})$$

On appelle la partie à droite de l'Eq (B.4) le produit scalaire QFT entre $F^q(\mathbf{u})$ et $W^q(\mathbf{u})$. Ce théorème nous permet d'interpréter la QWT comme une QFT locale ou à fenêtre. Pour $f(\mathbf{x})$ et $w(\mathbf{x})$ particuliers leur produit scalaire donne les coefficients de la QWT .

C. Optimalité du débruitage par voisinage

Dans ce qui va suivre, nous allons exposer les propriétés théoriques de la méthode de débruitage adoptée dans notre thèse [60],[61].

C.1. Propriétés globales

Comme il est de coutume dans la littérature des ondelettes, nous allons voir l'adaptation de la procédure de seuillage bloc par voisinage pour les classes de Besov. Les espaces de Besov sont des classes de fonctions très riches. Ils contiennent plusieurs espaces lisses tels que ceux de Hölder et de Sobolev. Plus de détails sur les espaces de Besov sont dans [91].

Pour une fonction donnée f intégrable dans $[0,1]$, on définit le vecteur des coefficients de la fonction d'échelle $c_{k_0 d}$ et pour chaque niveau de décomposition k le vecteur des coefficients d'ondelette $w_{k d}$, tels que:

$$c_{j_0 k} = \langle f, \Phi_{j_0 k} \rangle, \quad w_{j k} = \langle f, \psi_{j k} \rangle$$

ou:

$$c_{j_0 k} = \int \Phi_{j_0 k}(t) f(t) dt \quad \text{et} \quad w_{j k} = \int \psi_{j k}(t) f(t) dt \quad (\text{C. 1})$$

Ainsi l'expression de la fonction f devient:

$$f(t) = \sum_k c_{j_0 k} \phi_{j_0 k}(t) + \sum_{j=j_0}^{\infty} \sum_k w_{jk} \psi_{jk}(t) \quad (\text{C. 2})$$

Soient $0 < \alpha, 0 < p \leq \infty$ et $0 < q \leq \infty$. α est le coefficient de lissage de la fonction à estimer. Pour une fonction d'ondelette mère r -régulière avec $r > \alpha$, la norme de Besov de la séquence des coefficient d'ondelette de la fonction f est définie par (pour plus de détails sur cette norme voir [91]) :

$$\|c\|_p + |w|_{b_{p,q}^s}$$

$$\text{avec : } s = \alpha + \frac{1}{2} - \frac{1}{p} \quad \text{et } |w|_{b_{p,q}^s} = \sum_{j=j_0}^{\infty} 2^{jsq} \|w_j\|_p^q$$

D'après Mayer la norme de la fonction de Besov $\|f\|_{B_{p,q}^\alpha}$ est équivalente à la norme de la séquence de coefficients d'ondelette de la fonction f . La classe de Besov $B_{p,q}^\alpha(M)$ est l'ensemble des fonctions dont la norme est inférieure à M .

On note le risque minimax sur la classe de fonction \mathcal{F} par:

$$R(\mathcal{F}, n) = \inf_{\hat{f}_n} \sup_{f \in \mathcal{F}} E \|\hat{f}_n - f\|_2^2 \quad (\text{C. 3})$$

Où \hat{f}_n est l'estimation de f en se basant sur n points de l'observation. Donoho et Johnstone ont prouvé dans [92] que le risque minimax sur la classe de Besov $B_{p,q}^\alpha(M)$ est approximé par:

$$R(B_{p,q}^\alpha(M), n) \approx n^{-\frac{2\alpha}{1+2\alpha}}, \quad n \rightarrow \infty \quad (\text{C. 4})$$

Si on se limite aux estimateurs linéaires, le taux de convergence minimax correspondant est $n^{-\rho'}$, avec:

$$\rho' = \frac{\alpha + \left(\frac{1}{p_-} - \frac{1}{p}\right)}{\alpha + \frac{1}{2} + \left(\frac{1}{p_-} - \frac{1}{p}\right)}, \quad \text{où } p_- = \max(p, 2) \text{ et } p < 2$$

Dans les théorèmes suivants, nous allons voir que la méthode de seuillage bloc par voisinage atteint un taux de convergence optimal pour une large gamme d'échelles de Besov. On notera par C une constante générique qui peut varier d'une position à une autre.

Théorème C.1 Supposons que l'ondelette ψ est r -régulière. L'estimateur bloc par voisinage satisfait la propriété suivante:

$$\sup_{f \in B_{p,q}^\alpha(M)} E \|\hat{f}_n^* - f\|^2 \leq C n^{-\frac{2\alpha}{1+2\alpha}} \quad (\text{C.5})$$

Pour toutes les valeurs de $M \in [0, \infty]$, $\alpha \in [0, r]$, $q \in [1, \infty]$, et $p \in [2, \infty]$.

Ainsi l'estimateur en question, sans connaissance du degré de lissage de la fonction à estimer, atteint un taux de convergence réel optimal qu'on pouvait avoir en connaissant la régularité de la fonction. Le théorème suivant aborde le cas de $p < 2$, et montre que le seuillage par voisinage offre un taux de convergence plus intéressant que les méthodes linéaires.

Théorème C.2 Supposons que l'ondelette ψ est r -régulière. L'estimateur bloc par voisinage est donné avec un facteur logarithmique pour $p < 2$, tel que :

$$\sup_{f \in B_{p,q}^\alpha(M)} E \|\hat{f}_n^* - f\|^2 \leq C n^{-\frac{2\alpha}{1+2\alpha}} (\log n)^{\frac{2-p}{p(1+2\alpha)}} \quad (\text{C.6})$$

Pour toutes les valeurs de $M \in [0, \infty]$, $\alpha \in [1/p, r]$, $q \in [1, \infty]$, et $p \in [1, 2]$.

C.2. Adaptation locale

Nous allons voir dans ce qui suit, l'optimalité de la procédure de seuillage bloc pour estimer des fonctions en un point. Pour une estimation globale, il a été constaté qu'on peut atteindre des résultats théoriques optimaux en connaissant le degré de régularité de la fonction à estimer ou pas. Cependant lors d'une estimation en un point, il est indispensable de connaître le degré de lissage de la fonction.

On note le risque minimax pour estimer des fonctions en un point t_0 pour une classe de fonctions \mathcal{F} par :

$$R(\mathcal{F}, n, t_0) = \inf_{\hat{f}_n} \sup_{f \in \mathcal{F}} E \|\hat{f}_n(t_0) - f(t_0)\|_2^2 \quad (\text{C.7})$$

On considère la classe de Hölder $\Lambda^\alpha(M)$. Le taux de convergence pour estimer $f(t_0)$ avec un coefficient de lissage α connu est $n^{-\rho}$ avec $\rho = \frac{2\alpha}{1+2\alpha}$. Bown et Low dans [93] ont montré que même si α est une des deux valeurs, il faut intégrer un facteur logarithmique dans l'expression du risque. Ils ont trouvé que le meilleur facteur est $(\log n/n)^\rho$ quand le paramètre de lissage α est inconnu. $(\log n/n)^\rho$ est appelé le taux minimax localement adaptatif pour la classe de Hölder $\Lambda^\alpha(M)$. Ce résultat est annoncé dans le théorème suivant:

Théorème C.3 Supposons que les ondelettes $\{\phi, \psi\}$ sont r -régulières avec $r > \alpha$. Soit $t_0 \in [0,1]$ fixe. L'estimateur bloc $\hat{f}_n^*(t_0)$ de $f(t_0)$ satisfait la propriété suivante:

$$\sup_{f \in \Lambda^\alpha(M)} E\{\hat{f}_n^*(t_0) - f(t_0)\}^2 \leq C (\log n/n)^{\frac{2\alpha}{1+2\alpha}} \quad (\text{C. 8})$$

C.3. Propriété de débruitage

En plus des propriétés globales et locales, l'estimateur bloc par voisinage se qualifie par des qualités de lissage très importantes qui permettent d'avoir une bonne reconstruction du signal du point de vue visuel. Les probabilités de réduction du bruit sont ainsi très grandes comme nous pouvons le voir dans le théorème suivant.

Théorème C.4 Si la fonction à estimer est une fonction zéro $f \equiv 0$, avec une probabilité qui tend vers 1 quand n tend vers l'infinie, alors l'estimateur bloc par voisinage est aussi une fonction zéro, c'est à dire, il existe une constante universelle P_n , telle que:

$$P(\hat{f}_n^* \equiv 0) \geq P_n \rightarrow 1, \quad \text{quand } n \rightarrow \infty \quad (\text{C. 9})$$

C.4. Propriétés de l'estimateur du coefficient par voisinage

Cet estimateur est intuitivement facile à implémenter. Il est aussi localement adaptatif et avec un facteur logarithmique, il peut être minimax pour une large gamme des classes de Besov. Cet estimateur dépasse les méthodes classiques de débruitage. Dans ce cas les théorèmes C.1 et C.3 deviennent:

Théorème C.5 Supposons que l'ondelette ψ est r -régulière. L'estimateur coefficient par voisinage satisfait la propriété suivante:

$$\sup_{f \in B_{p,q}^\alpha(M)} E\|\hat{f}_n^* - f\|^2 \leq C (n^{-1} \log n)^{-\frac{2\alpha}{1+2\alpha}} \quad (\text{C. 10})$$

Pour toutes les valeurs de $M \in [0, \infty]$, $\alpha \in [0, r]$, $q \in [1, \infty]$, et $p \in [1, \infty]$.

Théorème C.6 Supposons que l'ondelette ψ est r -régulière avec $r > \alpha$. Soit $t_0 \in [0,1]$ fixe. L'estimateur coefficient par voisinage satisfait la propriété suivante:

$$\sup_{f \in \Lambda^\alpha(M)} E\{\hat{f}_n^*(t_0) - f(t_0)\}^2 \leq C (\log n/n)^{\frac{2\alpha}{1+2\alpha}} \quad (\text{C. 11})$$

Donoho et Johnstone montrent dans [92] qu'il y a une forte équivalence entre la régression (débruitage) non paramétrique et les modèles de bruit blanc sur les classes de fonction de Besov d'indices (α, p, q) . Quand l'ondelette ψ est r -régulière avec $r > \alpha$ et $p, q > 1$, alors un estimateur presque optimal peut être simultanément appliqué aux coefficients d'ondelettes dans le modèle bruité de l'Eq. (III.2). Pour plus de détails sur l'équivalence, les arguments d'estimation, et les preuves de ces théorèmes on peut se référer à [60].

Références bibliographiques

- [1] M. Claude GIRARD, Colette M. GIRARD, *Traitement des données en télédétection*, Edition Dunod, Paris, 1999.
- [2] J.R. Schott, *Remote Sensing, The image chain approach*, 2ND Edition, Oxford university Press, 2007.
- [3] Thomas Lillesand , Ralph W. Kiefer , Jonathan Chipman , *Remote sensing and image interpretation*, Wiley and Sons, 6th edition, 2008.
- [4] B. R. Corner, r. M. Narayanan and S. E. Reichenbach, "*Noise estimation in remote sensing imagery using data masking*", Int. J. Remote Sensing, Vol.24,No.4, pp.689-702, 2003
- [5] A. Jalobeanu, L. B. Féraud, J. Zerubia, "*Estimation of blur and noise parameters in remote sensing*", In . Proc. of the *IEEE ICASSP*, Vol.4, pp-3580-3583, Orlando, USA, 2002.
- [6] <http://www.itc.nl/ilwis/documentation/version3.asp>. *Image processing, Chapter 6, ILWIS USER'S GUID*.
- [7] A. Jalobeanu, *Modèles, estimation et algorithmes pour la déconvolution d'images satellitaires et aériennes*, Thèse de doctorat, Université de Nice Sophia-Antipolis, France, 2001.
- [8] G. Joly, *Traitement informatique de l'image satellitaire*, Le bulletin de l'EPL,N° 47, 1986.
- [9] D.L. Donoho and I.M. Johnstone, "*Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage*", *Biometrika*, Vol. 81, No.3, pp. 425-455, 1994
- [10] D.L. Donoho, "*Denoising by soft thresholding*", *IEEE Tran. on Information Theory*, Vol. 41, pp.613-627, 1995
- [11] D.L. Donoho and I.M. Johnstone, "*Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage*", *J. Roy. Statist. Soc*, Vol.92, No. 44, pp.1413-1421, 1997
- [12] A.G. Bruce and H.Y. Gao, "*Understanding waveshrink: variance and bias estimation*", *Biometrika*, Vol.83, pp.727-745, 1996.
- [13] H.Y. Gao, "*Wavelet shrinkage denoising using the non-negative garrote*", *J. Compt. Graph. Statist.*, Vol.7, pp.469-488, 1998.
- [14] A. Antoniadis and J. Fan, "*Regularization of wavelets approximations*", *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 96, No. 455, pp. 939-967, September 2001
- [15] C. Stein, "*Estimation of the Mean of a Multivariate Normal Distribution*", *Annals of Statistics*, Vol.9, No.6, pp.1135-1151, 1981
- [16] F. Luisier, T. Blu, "*A new SURE Approach to Image Denoising: Interscale Orthonormal Wavelet Thresholding*", *IEEE Tran.on Image Processing*, Vol.16, No.3, pp.593-606, 2007
- [17] S.G. Chang, B.Yu, and M. Vetterli, "*Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression*", *IEEE Tran. on Image Processing*, Vol. 9, No.9, pp.1532-1546, 2000
- [18] N. Weyrich and G.T. Warhola, "*Wavelet shrinkage and generalized cross validation for image denoising*", *IEEE Tran. on Image Processing*, Vol.7, No.1, pp.82-90, January 1998.

- [19] M. Mihkak et al., "Low complexity image denoising based on statistical modeling of wavelet coefficients", IEEE Signal Processing Letters, Vol.6, No.12, pp.300-303, 1999
- [20] L. Sendur, I. W. Selesnick, "Bivariate Shrinkage functions for wavelet based denoising exploiting interscale dependency", IEEE Tran. on Signal Processing, Vol. 50, No.11, pp.2744-2756, 2002.
- [21] A. Pizurika, W. Philips, I. Lemahiu, and M. Acheroy, "A joint inter- and intrascale statistical model for bayesian wavelet based image denoising", IEEE Tran. Image processing, Vol.11, No.5, pp.545-557, 2002
- [22] M. Malfait and D. Roose, "Wavelet based image denoising using a Markov random field a priori model", IEEE Tran. on Image Processing, Vol.6, pp.549-565, 1997
- [23] G. L. Fan and X. G. Xia, "Image denoising using local contextual hidden Markov model in wavelet domain", IEEE Signal Processing Letters, Vol.8, No.5, pp.125-128, 2001
- [24] T.T. Cai and B.W. Silverman, "Incorporating information on neighboring coefficients into wavelet estimation", Sankhya Series, Vol. 63, No. 2, pp.127-148, 2001
- [25] G.Y. Chen, T.D. Bui, A. Krzyak, "Image denoising with neighbor dependency and customized wavelet and threshold", Pattern Recognition, Vol. 38, pp.115 –124, 2005
- [26] G.Y. Chen and T.D. Bui, "Multiwavelets denoising using neighboring coefficients", IEEE Signal Proc. Letters, Vol.10, No.7, pp.211 - 214, 2003
- [27] S. Hailiang, Z.I.Yanyang, H.E. Zhengjia, W. Xiaodong, and Y.Jing, "Translation-invariant multiwavelet denoising using improved neighbouring coefficients and its application on rolling bearing fault diagnosis", In 9th Int. Conference on Damage Assessment of Structures, DAMAS(2011), J. Physics: Conf. Series 305, 2011
- [28] B. Chinna Rao, M. Madhavi Latha, "Selective neighbouring wavelet coefficients approach for image denoising", Int. J .Computer Science and Com., Vol.2, No. 1, pp.73-77, 2011
- [29] J. Portilla, V. Stela, M. J. Wainwright, and E. P. Simoncelli, "Image denoising using scale mixture of Gaussians in the wavelet domain", IEEE Trans. Image Processing, Vol. 12, No. 11, pp.1338-1351, 2003
- [30] A. Buades, B. Call, J. M. Morel, "A non local algorithm for image denoising", In Proc. IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol.2, pp. 60-65, San Diego, CA, USA, 2005
- [31] K. Dabov, A. Foi, V. Katkovnik, and K. Egiazarian, "BM3D image denoising with shape-adaptive principal component analysis", Proc. of the Workshop on Signal Proc. with Adaptive Sparse Structured Representations, Saint-Malo, France, April 2009
- [32] L. Zhang, W. Dong, D. Zhang, G. Shi, "Two-stage image denoising by principal component analysis with local pixel grouping", Pattern Recognition, Vol.43, No.4, pp.151-1549, 2010
- [33] D. Gabor, *Theory of communication*, J. Inst. Electr. Eng. Vol. 93, pp.429-457, 1946
- [34] S. Mallat, "Multiresolution approximations and wavelet orthonormal bases for $L^2(\mathbb{R})$ ", Trans. Amer. Math. Soc., Vol. 315, pp.69–87, 1989.
- [35] R. Murenzi, "Wavelet transforms associated to the N-dimensional Euclidean group with dilatations: signal in more than one dimension", Proc. of the 1st Int. Conf. on Wavelets, Marseille, Ed. Combes et al., Springer, pp.239-246, 14-18 December 1987.

Références bibliographiques

- [36] R. R. Coifman, Y. Meyer, and V. Wickerhauser, "Size properties of wavelet-packets. In *Wavelets and their applications*", pp.453–470. Jones and Bartlett, Boston, MA, 1992
- [37] R. Bamberger, M. Smith, "A filter bank for the directional decomposition of image; theory and design", *IEEE Trans. Signal Proc.* Vol. 40, No.4, pp.882-893, 1992
- [38] A. Bijaoui, J. Starck, and F. Murtagh, "Restauration des images multiéchelles par l'algorithme à trous", *Traitement du signal*, Vol.11, pp.232-243, 1994.
- [39] E. Le Pennec and S. Mallat, "Sparse geometric image representations with bandlets", *IEEE Tran. on Image Proc.* Vol.14, No.4, pp.423-438, 2005
- [40] P. Carré and D. Hilbert, "Ridgelet decomposition: Discrete implementation and color denoising", *Proc. SPIE 6001*, 2005
- [41] D.L. Donoho and M. R. Duncan, "Digital curvelet transform for image denoising", *Proc. SPIE 4056*, pp.12-29, 2000.
- [42] M. N. Do and M. Vetterli, "The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation", *IEEE Tran. on Image Processing*, Vol. 14, No. 12, pp.2091–2106, Dec. 2005.
- [43] R. Gopinath, "The phaselet transform- an integral redundancy nearly shift-invariant wavelet transform", *IEEE Trans. on Signal Proc.*, Vol.51, No.7, pp.1792-1805, 2003
- [44] F. Fernandes, R. van Speendonck, and C. Burrus, "A new framework for complex wavelet transforms", *IEEE. Tran. on signal Proc.*, Vol.51, No.5, pp.1825-1837, July 2003.
- [45] N.G. Kingsbury, "A dual tree complex wavelet transform with improved orthogonality and symmetry properties", In *Proc. IEEE Int. Conf. on Image Processing (ICIP)*, 2000.
- [46] W.R. Hamilton, *On quaternion*. Proceeding of the royal Irish academy, 1843.
- [47] I.L. Kantor and A.S. Solodovnikov, *Hypercomplex numbers, an elementary introduction to algebras*. Springer-Verlag, New York, 1989.
- [48] J.H Conway and D.A. Smith, *On quaternions and octonions*, Ed. A K Peters, LTD, 2003.
- [49] T. Bülow, *Hypercomplex spectral signal representations for the processing and analysis of images*, PhD thesis, Christian Albrechts University, Kiel , Germany, 1999.
- [50] R. Bracewell, *The Hilbert Transform. The Fourier Transform and Its Applications*, 3rd ed. New York: McGraw-Hill, pp. 267-272, 1999.
- [51] W.L. Chan, H. Choi and R.G. Baraniuk, "Quaternion wavelets for image analysis and processing", In *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Image Processing*, Vol.5, (Singapore), pp. 3057-3060, October, 2004.
- [52] P. Carré and P. Denis, "Quaternionic wavelet transform for color images", In *Proc. SPIE, Wavelet Applications in Industrial Processing IV*, Vol. 6383, Boston, Massachussets, USA, Oct. 2006.
- [53] E. Bayro - Corrochano, "The theory and the use of quaternion wavelet transform", *J. Mathematical Imaging and Vision*, Vol.24, No.1, pp.19-35, 2006.
- [54] W.L. Chan, H. Choi and R.G. Baraniuk, "Coherent multiscale image processing using dual tree quaternion wavelets", *IEEE Tran. on Image Processing*, Vol.17, No.7, pp.1069-1082, July 2008.
- [55] E. B. Corrochano, *Geometric computing, for wavelet transforms, robot vision, learning, control and action*, Springer- Verlag London, 2010, DOI:10.1007/978-1-84882-929-9.
- [56] M. Bahri, "Construction of quaternion valued - wavelet", *Matematika*, Vol.26, No.1, pp.107-114, 2010.

- [57] M. Bahri, R. Ashino, and R. Vaillancourt, "Two dimensional quaternion wavelet transform", Applied Mathematics and Computation, Vol.218, No.1, pp.10-21, 2011.
- [58] L.R. Gao et al., "A comparative study on linear regression based noise estimation for hyperspectral imagery", IEEE J. of Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, Vol. 6, No. 2, pp. 488-498, 2013.
- [59] B. Qin et al., "A generally applicable noise -estimating method for remote sensing image", Remote Sensing Letters, Vol. 5, No.5, pp. 481-490, 2014
- [60] T. Cai, "Minimax wavelet estimation via bloc thresholding", Technical Report, Vol.41, Department of Statistics, Perdue University, 1996.
- [61] P. Hall, G. Kerkycharian and D. Picard, "On the minimax optimality of bloc thresholded wavelet estimators", Statistica Sinica, Vol.9, pp.33-50, 1999
- [62] R. Souillard, P. Carré, "Quaternionic wavelets for image coding", Proc. Europ. Sig. Proc. Conf. (EUSIPCO'10), pp. 125-129, Denmark, Aout 2010.
- [63] R. Souillard, P. Carré, "Quaternionic wavelets for texture classification", Elsevier, Pat. Recognition Letters, 32 (13), pp.1669-1678, 2011
- [64] J. Zhou, Y. Xu and X. Yang, "Quaternion wavelet phase based stereo matching for uncalibrated images", Elsevier, Pattern Recognition Letters, Vol.28, pp.1509-1522, 2007
- [65] J.A. Fessler, D.C. Noll, "Iterative image reconstruction in MRI with separate magnitude and phase regularization", IEEE Int. Sym. on Biomedical Imaging: Nano to Macro Vol.1, pp.209-212, 2004
- [66] Z.Wang, A.Bovik, H.Sheikh, E.Simoncelli, "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity", IEEE Tran. Image Proc., Vol.13, No.4, pp.600-612, 2004.
- [67] M. Kadiri, M. Djebbouri and P. Carré, "Image denoising using selective neighboring quaternionic wavelet coefficients", In the Proc. IEEE 24th Int. Conf. on Microelectronics (ICM), pp. 1-4, Algiers, Algeria, December 2012, DOI:10.1109/ICM.2012.6471420
- [68] G. Sapiro and D.L. Ringach, "Anisotropic diffusion of multivalued images with applications to color filtering", IEEE Tran. Signal Proc. Vol.5, No. 11, pp. 1582-1586, 1996.
- [69] P. Blomgren and T. F. Chan, "Color TV: Total variation methods for restoration of vector valued image", IEEE Tran. Image Proc., Vol. 7, No. 3, pp. 304-309, 1998.
- [70] A. K. Fletcher, V. Goyal, K. Ramchadran, "On multivariate estimation by thresholding", In Proc. Int. Conf. on Image Process., Barcelona, Spain, 2003
- [71] P. Scheunders, "Wavelet thresholding of multivalued images", IEEE Trans. Image Proc., Vol.13, No. 4, pp. 475-483, 2004.
- [72] P. Scheunders and S. D. Backer, "Wavelet denoising of multicomponents images, using a Gaussian scale mixture model", in Proc. 18th Int. Conf. Pattern Recognition, Vol.3, pp. 754-757, 2006.
- [73] A. Pizurika and W. Phillips, "Estimating the probability of a signal of interest in multiresolution single and multiband image denoising", IEEE Trans. Image Proc., Vol.15, No.3, pp.654-665, 2006.
- [74] A. Benazza Benyahia and J-C. Pesquet, "Building robust wavelet estimators for multicomponent images using Stein's Principle", IEEE. Trans. Image Process., Vol.14, No. 11, pp. 1814-1830, 2005.

Références bibliographiques

- [75] F. Luisier, T. Blu, "*SURE-LET Multichannel Image Denoising: Interscale Orthonormal Wavelet Thresholding*", IEEE Tran. on Image Processing, Vol.17, No.4, pp.482-492, 2008
- [76] M. Kadiri, M. Djebbouri and P. Carré, "*Magnitude phase of the dual tree quaternionic wavelet transform for multispectral satellite image denoising*", EURASIP Journal on Image and Video Processing, Springer Open Journal, August 2014, 2014:41, DOI:10.1186/1687-5281-2014-41
- [77] J. MacQueen, "*Some methods of classification and analysis of multivariate observations*", In Proc. 5th Berkley Symposium on Math. Sthat. and Prob., University of California Press, Berkley, USA, 1967.
- [78] G. Ball and D. Hall, *ISODATA: "A novel of data analysis and pattern classification"*, In technical Report , Stanford Reseach Institute, Menlo Park, USA, 1965.
- [79] V. Vapnik, *Statistical Learning Theory*, Wiely, New York, 1998.
- [80] J. Lee et al., "*Ac neuronal network approach to cloud classification*", IEEE Tran. on Geoscience and Remote Sensing, Vol.28, pp. 846-855, 1990
- [81] J. Callut, *Implémentation efficace des support vecteur machines pour la classification*, Mémoire en vue de l'obtention du grade de maitre en informatique, université Libre de Bruxelles, Département d'informatique, 2003.
- [82] F. Melgani and L. Bruzonne, "*Classification of hyperspectral remote sensing images with support vector machine*", IEEE Tran. on Geoscience and remote Sensing, Vol.42, no.8, pp.1778-1790, 2004
- [83] M. Miller and K. Kingsbury, "*Image modeling using interscale phase proprieties of complex wavelet coefficients*", In IEEE Tran. on Image Processing, Vol.17, No.9, pp. 1491-1499, 2008
- [84] M. Miller and K. Kingsbury, "*Image denoising using derotated complex wavelet coefficients*", In IEEE Tran. on Image Processing, Vol.17, No.9, pp.1500, 1511, 2008
- [85] R. Soulard and P. Carré, "*Color extension of monogenic wavelets with geometric algebra: application to color image denoising*", In Proc. Int'l Conf. Clifford Algebra and Appli. in Math. Physics (ICCA 9), pp.15-20, Weimar, Germany, Jul. 2011.
- [86] R. Soulard and P. Carré, "*Color monogenic wavelets image analysis*", In Proc. IEEE Int'l Conf. on Image Processing, pp. 277-208, Brussels, Belgium, Sep. 2011
- [87] R. Soulard , P. Carré and C. Fernandez Maloine, "*Vector extension of monogenic wavelets for geometric representation of color images*", IEEE. Trans. on Image processing, Vol. 22, No.3, pp. 1070 - 1083, 2012
- [88] <http://www.lethist.lautre.net/landsat.htm>
- [89] <http://landsat.usgs.gov/landsat8.php>
- [90] <http://eoedu.belspo.be/fr/satellites>
- [91] G. Bourdeau, "*Ondelettes et espaces de Besov*", Revista Matematica Iberoamericana, Vol.11, No.3, pp.477-511, 1995
- [92] D. L. Donoho and M. Johnstone, "*Minimax estimation via wavelet shrinkage*", The Annals of Statistics, Vol. 26, No. 3, pp-879-921, 1998
- [93] L.D. Brown and M.G. Low, "*Asymptotic equivalence of nonparametric regression and white noise*", Annals of Statistics, Vol.24, pp-2384-2398, 1996

Publications associées

Articles de revues

M. Kadiri, M. Djebbouri and P. Carré, "*Magnitude phase of the dual tree quaternionic wavelet transform for multispectral satellite image denoising*", EURASIP Journal on Image and Video Processing, Springer Open Journal, August 2014, 2014:41, DOI:10.1186/1687-5281-2014-41

Communications dans des conférences internationales avec acte

M. Kadiri, M. Djebbouri and P. Carré, "*Image denoising using selective neighboring quaternionic wavelet coefficients*", Proc. IEEE 24th International Conference on Microelectronics (ICM), pp. 1-4, Algiers, Algeria, December 2012, DOI:10.1109/ICM.2012.6471420

M. Kadiri, M. Djebbouri and E. Zigh, "*Multispectral image denoising based on neighboring threshold and phase smoothing in quaternionic domain*", Proc. of the Second International Conf. on Electrical Engineering and Control Applications (ICEEA'2014), Constantine, Algeria, November 2014.