

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



École Nationale Polytechnique d'Alger
Département d'Électronique
Lab. Signal & Communications



Thèse de Doctorat 3^{ème} cycle (D-LMD) en Électronique

Option : Signal & Communications

Présentée par :

Abdelhak BOUHALI

Utilisation de la méthode des ondelettes pour le traitement des signaux satellitaires

Soutenue publiquement, le 28 Juin 2020, devant le Jury composé de :

Président :	Mr. Mourad HADDADI	Professeur	ENP (Alger)
Directeur de thèse :	Mr. Daoud BERKANI	Professeur	ENP (Alger)
Examineurs :	Mme. Latifa HAMAMI	Professeur	ENP (Alger)
	Mr. Abderrezak GUESSOUM	Professeur	U. Blida 1
	Mr. Mohamed Djendi	Professeur	U. Blida 1

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



École Nationale Polytechnique d'Alger
Département d'Électronique
Lab. Signal & Communications



Thèse de Doctorat 3^{ème} cycle (D-LMD) en Électronique

Option : Signal & Communications

Présentée par :

Abdelhak BOUHALI

Utilisation de la méthode des ondelettes pour le traitement des signaux satellitaires

Soutenue publiquement, le 28 Juin 2020, devant le Jury composé de :

Président :	Mr. Mourad HADDADI	Professeur	ENP (Alger)
Directeur de thèse :	Mr. Daoud BERKANI	Professeur	ENP (Alger)
Examineurs :	Mme. Latifa HAMAMI	Professeur	ENP (Alger)
	Mr. Abderrezak GUESSOUM	Professeur	U. Blida 1
	Mr. Mohamed Djendi	Professeur	U. Blida 1

مُلخَص:

تعتبر عملية إزالة التشويش في مجال المحيطيات (contourlet) كما هو الحال في نطاق الموجات (Wavelet) لوقت طويل واحدة من البحوث و الأسئلة الأكثر شعبية وإثارة للاهتمام في مجالات كل من معالجة الصور والتحليل متعدد القرار (multi-resolution). من جهة أخرى، تعتبر المعرفة المناسبة لمستوى الضوضاء في مثل هذه المسائل ذات أهمية جد كبيرة. و لكون هذه المعلومات غير متاحة حقيقة في عموم واقع الممارسة العملية، فإننا نقترح في سياق هذه الأطروحة مقارنة جديدة في مجال المحيطيات (DNSPFB) تسمح بتقدير مستوى الضوضاء بأكثر فعالية و مرونة مقارنة بأحدث و أحسن البحوث و الأعمال المنجزة في هذا الميدان. و منه، فإنّ مقاربتنا الجديدة لتقدير مستوى الضوضاء تعتمد أساسا على حساب الوسيط الحسابي لمكونات أدق الطبقات الناتجة من التقسيم متعدد القرار (DNSPFB)، مع إدخال بعض التعديلات بواسطة ثلاث معاملات تصحيح. المعامل الأول يسمح بتكليف التقدير مع التوزيع الطبيعي للضوضاء (normal distribution)، في حين يعمل الآخرين على عزل تأثير التفاصيل الدقيقة التي تنتمي إلى نفس هذه المجموعة الفرعية. و علاوة على ذلك، فإنّ مقاربتنا المقترحة هي ذات درجة جد عالية من المرونة لقدرتها على التكيف مع مختلف أنواع الصور الطبيعية. لإظهار فعالية افتراضنا في التطبيقات العملية، نقوم بدراسة تطبيقه في تقليل الضوضاء من صور الأقمار الصناعية. النتائج التجريبية تظهر بوضوح تفوق نهجنا مقارنة بأفضل وأحدث نظرائه كمّا (PSNR, correlation) ونوعًا (الإدراك البصري).

الكلمات الدالة: المحيطيات، الموجات، الوسيط الحسابي، تقدير مستوى الضوضاء، معالجة الصور.

ABSTRACT:

Noise-level estimation remains one of the most critical issues related to the contourlet thresholding approaches. In this thesis, an investigation of an effective solution is directed. This is going to be addressed for the first time in that domain. The solution proposed is derived from any redundant contourlet expansion. It provides the noise level estimation as the median value of the finest multi-scale coefficients, calibrated by three correction parameters. This is mainly done according to some visual classification of the natural images. The present estimator provides a better compromise between the image and the contourlet expansion nature. It makes the estimation results more accurate for a wide range of natural images, when compared to the best state-of-the-art methods. Furthermore, it is extensively recommended for most of the contourlet-based image thresholding approaches, thanks to its accuracy, simplicity and rapidity. Examination of this estimator in satellite image thresholding applications shows also, an important improvement over the several alternatives adopted in the contourlet denoising literature, in terms of both objective as well as subjective measures.

Keywords: Contourlet, Image Processing, MAD, Noise Level Estimation, Wavelet.

RÉSUMÉ:

Estimer le niveau du bruit additif à partir d'une image bruitée reste l'un des problèmes les plus critiques liés aux approches de seuillage dans le domaine des contourlets. Dans le cadre de la réalisation de la présente thèse, et pour la première fois dans ce domaine, une recherche d'une solution appropriée est sérieusement investie. La solution proposée est dérivée empiriquement à partir de toute construction redondante des contourlets. Elle permet d'estimer le niveau du bruit additif en étant la valeur médiane des coefficients détails de la plus fine échelle, ajustée par trois paramètres correcteurs. Ceci est principalement effectué à base d'une classification visuelle des images naturelles. Le présent estimateur permet ainsi, d'assurer un meilleur appariement entre la nature de l'image d'intérêt et celle de la transformée utilisée. Par conséquent, il fournit de meilleures estimations pour une large gamme d'images naturelles, en comparant aux meilleures approches de l'état de l'art. En effet, il est fortement recommandé pour les approches de seuillage d'images à base des contourlets, en raison de sa précision, sa simplicité ainsi que sa rapidité. L'application de cet estimateur dans les applications de seuillage d'images satellitaires montre également une amélioration très importante par rapport aux nombreuses alternatives adoptées dans la littérature des contourlets ; qualitativement et quantitativement.

Mots clés : Contourlets, Estimation du niveau du bruit, MAD, Ondelettes, Traitement d'images.

REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier tout d'abord, DIEU, le tout puissant, de m'avoir donné l'esprit et le courage de mener à terme ce travail de recherche.

Je tiens à remercier également mon directeur de recherches, Monsieur Daoud BERKANI, professeur à l'Ecole Nationale Polytechnique d'Alger, de m'avoir guidé et soutenu tout au long de la réalisation de ce travail. Je lui exprime, aussi, mes profondes reconnaissances pour son côté humain, sa compréhension et son soutien moral durant tous mes moments difficiles, la confiance totale qu'il m'a prodigué, ainsi que l'excellent climat relationnel qu'il a su établir entre nous.

Mes remerciements sont ainsi vivement adressés à Monsieur Mourad HADDADI, professeur à l'Ecole Nationale Polytechnique d'Alger, de me faire l'honneur d'avoir cordialement accepté de présider le Jury de cette thèse.

Trouvent aussi mes chaleureuses reconnaissances : Madame Latifa HAMAMI, professeur à l'Ecole Nationale Polytechnique d'Alger, le professeur Abderrezak GUESSOUM et le professeur Mohamed DJENDI de l'université de Blida1, de m'avoir honoré par leur acceptation de participer au Jury de cette présente thèse.

Mes profondes reconnaissances sont, également, adressées à Mr. Md-Salah AIT CHIKH, professeur à l'ENP, pour son accompagnement, ses encouragements et son soutien ininterrompus, qui m'ont permis de bien mener à terme ce projet de recherches.

À toute ma famille (mon père, mes frères, mes sœurs et leurs petites familles, etc.) que j'adresse mes sincères remerciements de m'avoir accompagné tout au long de cette formation.

Particulièrement et exceptionnellement, je tiens à remercier chaleureusement ma chère mère, qui, sans elle après la faveur de Dieu, je ne serai probablement jamais arrivé à ce stade, grâce à son accompagnement, ses conseils et orientations prodigieuses, ainsi que ses sincères et permanentes prières qui me donnent toujours un nouveau souffle vers d'autres succès.

Finalement, je tiens à exprimer également ma gratitude et mes reconnaissances à tous ceux qui ont participé de près ou de loin à l'élaboration de ce travail, sans exception.

TABLE DES MATIÈRES

LISTE DES TABLEAUX

LISTE DES FIGURES

LISTE DES ABRÉVIATIONS

INTRODUCTION	13
CHAPITRE 1 : ÉTAT DE L'ART	17
1.1. Stratégies de seuillage	18
1.2. Variantes de seuils	21
1.3. Estimation du niveau du bruit additif	24
1.4. Évolution de l'analyse multi-résolution : des ondelettes aux contourlets	27
1.5. Dé-bruitage et estimation du niveau de bruit dans le domaine des contourlets	31
1.6. Conclusion	33
CHAPITRE 2 : LA THÉORIE DES CONTOURLETS	35
2.1. Théorie des ondelettes : limitations et perspectives	36
2.2. Transformées en contourlets	37
2.2.1. Transformée originale en contourlets (CT)	38
2.2.2. Transformée en contourlets non décimée (NSCT)	39
2.3. La construction proposée : Directional Non Sub-sampled Pyramidal Filter Bank (DNSPFB).....	40
2.3.1. Rappels mathématiques	41
2.3.2. Bancs de filtres non séparables et la reconstruction parfaite (PR)	43
2.3.3. Décomposition pyramidale non décimée (NSP)	46
2.3.4. Banc de filtres directionnels (DFB).....	50
2.4. Conclusion	56
CHAPITRE 3 : SEUILLAGE DES CONTOURLETS	58
3.1. Seuillage des contourlets : un choix approprié pour la restauration d'images	59
3.1.1. Formulation du problème	59

3.1.2. Algorithme de dé-bruitage	59
3.1.2.1. Décomposition	60
3.1.2.2. Seuillage	61
3.1.2.3. Reconstruction	61
3.1.3. Estimation du niveau du bruit additif : nécessité ou futilité ?	62
3.2. Estimation du niveau du bruit additif dans le domaine des contourlets : limites et perspectives.....	62
3.2.1. Solutions adoptées dans la littérature des contourlets	63
3.2.2. Limites de l'estimateur MAD dans le domaine des contourlets	63
3.2.3. Perspectives	65
3.3. Nouvelle estimation du niveau de bruit dans les applications utilisant les constructions redondantes des contourlets (DNSPFB, NSCT, etc.)	66
3.3.1. Classification morphologique des images naturelles	66
3.3.2. Motivations d'introduire un nouvel estimateur	68
3.3.3. L'estimateur proposé : principe et formulation	70
3.4. Évaluation de l'estimateur proposé	73
3.4.1. Données et outils de simulation	73
3.4.2. Résultats et commentaires	74
3.5. Conclusion	84
CHAPITRE 4 : DÉ-BRUITAGE D'IMAGES SATELLITES	86
4.1. Imagerie Satellitaire : Principes et Traitements	87
4.1.1. Satellite d'imagerie : Aperçu global.....	87
4.1.1.1. Satellite optique	88
4.1.1.2. Satellite IR thermique	88
4.1.1.3. Satellite radar	89
4.1.2. Acquisition de l'imagerie satellitaire	89
4.1.2.1. Matrice	90
4.1.2.2. Scanner	90
4.1.2.3. Push-broom	90
4.1.2.4. Radar	90
4.1.3. Analyse et traitement des images satellitaires	90
4.1.3.1. Prétraitement	91
4.1.3.2. Perfectionnement	91
4.1.3.3. Transformation	91
4.1.3.4. Classification	92
4.1.4. Applications de l'imagerie satellitaire	92

SOMMAIRE

4.2. Sources d'erreurs et de bruits dans l'imagerie satellitaire	93
4.2.1. Dégradations de nature radiométrique	93
4.2.2. Dégradations de nature géométrique	94
4.2.3. Dégradations imprévisibles : bruit aléatoire	95
4.3. Restauration d'images satellitaires contaminées par un bruit additif Gaussien	96
4.3.1. Modélisation du problème	96
4.3.2. Dé-bruitage à base de seuillage des contourlets	97
4.4. Simulations et commentaires	98
4.4.1. Données de simulation	99
4.4.2. Critères d'évaluation	99
4.4.3. Résultats et commentaires	100
4.5. Conclusion	109
CONCLUSION	110
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES	113
ANNEXES	121

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 3.1. Paramètres appropriés pour le nouvel estimateur selon le type de l'image ...	71
Tableau 3.2. Comparaison des estimations du niveau de bruit additif contaminant l'image de Lena	75
Tableau 3.3. Comparaison des estimations du niveau de bruit contaminant l'image satellitaire de West-Concord	76
Tableau 3.4. Comparaison des estimations du niveau de bruit additif contaminant l'image de Mandrill	77
Tableau 3.5. Comparaison des estimations du niveau de bruit additif contaminant l'image de Barbara	78
Tableau 3.6. Temps d'exécution pour les différents estimateurs du niveau du bruit	84
Tableau 4.1. Résultats de PSNR pour les différentes méthodes de dé-bruitage par les contourlets	101
Tableau 4.2. Résultats de corrélation des différentes méthodes de dé-bruitage par les contourlets	102

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1. Stratégies de seuillage mou (soft) et dur (hard)	18
Figure 1.2. Fonction de rétrécissement non négative de garrote	19
Figure 1.3. Fonction de rétrécissement ferme	19
Figure 1.4. Fonction de seuillage ajusté	20
Figure 1.5. Fonction de seuillage personnalisé	20
Figure 1.6. Structure de la décomposition 2D-DWT (1 niveau de décomposition)	27
Figure 1.7. Découpage fréquentiel idéal de la décomposition 2D-DWT	28
Figure 1.8. Les ondelettes complexes associées à 2D DT-CWT	29
Figure 1.9. Structure d'analyse de la transformée en contourlets (CT)	30
Figure 1.10. Structure d'analyse de <i>Sharp-contourlet</i>	30
Figure 2.1. Représentation spatiale des ondelettes associées à la 2D-DWT	36
Figure 2.2. Découpage fréquentiel idéal des transformées en contourlets	37
Figure 2.3. La pyramide Laplacienne (LP)	38
Figure 2.4. Les bancs de filtres non décimés utilisés dans la construction NSCT	39
Figure 2.5. Structure d'analyse de la construction adoptée DNSPFB	40
Figure 2.6. Découpage fréquentiel idéal de la construction adoptée DNSPFB	41
Figure 2.7. Exemples de lattices d'échantillonnage 2D	42
Figure 2.8. Identités nobles (multi-cadences)	43
Figure 2.9. Structure générale d'un banc de filtres à deux canaux	44
Figure 2.10. Exemples de filtres dérivés à partir du prototype « filtre en diamant »	45
Figure 2.11. Algorithme à trous	47
Figure 2.12. Partitionnement idéal du spectre de la décomposition pyramidale (NSP)	48
Figure 2.13. Bancs de filtres non décimés à deux canaux (2-Channel NSF)	48
Figure 2.14. Structure de la décomposition directionnelle DFB	51
Figure 2.15. Le premier module de DFB	53
Figure 2.16. Effet de l'opération de ré-échantillonnage	53
Figure 2.17. Les quatre types de ré-échantillonnage de QFBs	54
Figure 2.18. La séquence équivalente, de filtrage et de décimation, correspondante à chaque branche de DFB (parties : analyse + synthèse)	55
Figure 2.19. Schéma équivalent global d'un DFB (parties : analyse + synthèse)	55

LISTE DES FIGURES

Figure 3.1. Diagramme de dé-bruitage d'images	60
Figure 3.2. Variations de la médiane des coefficients détails de la plus fine échelle de NSP en fonction du niveau du bruit additif	68
Figure 3.3. Images tests	74
Figure 3.4. Erreur d'estimation du niveau de bruit additif contaminant l'image de Lena ..	80
Figure 3.5. Erreur d'estimation du niveau de bruit additif contaminant l'image de West- Concord	81
Figure 3.6. Erreur d'estimation du niveau de bruit contaminant l'image de Mandrill	82
Figure 3.7. Erreur d'estimation du niveau de bruit contaminant l'image de Barbara	83
Figure 4.1. Principe général d'un satellite de télédétection (satellite imageur)	87
Figure 4.2. Principe d'acquisition d'une image satellitaire	89
Figure 4.3. Image satellitaire nette de la ville de West-Concord	103
Figure 4.4. Image satellitaire bruitée de la ville de West-Concord à $\sigma=40$	104
Figure 4.5. L'image satellitaire dé-bruitée, basée sur l'estimation MAD ($e^{-1.2i}$) & NSP...	105
Figure 4.6. L'image satellitaire dé-bruitée, basée sur l'estimation MAD (i, j)	106
Figure 4.7. L'image satellitaire dé-bruitée, basée sur l'estimation hybride	107
Figure 4.8. L'image satellitaire dé-bruitée, basée sur notre estimateur	108

LISTE DES ABRÉVIATIONS

1D-FB	1D-Filter Bank
1D-NSWT	1D-Non Sub-sampled Wavelet Transform
1D-SWT	1D-Static Wavelet Transform
2D-DWT	2D-Discrete Wavelet Transform
BS	BayesShrink
CAN	Convertisseur Analogique Numérique
CCD	Charged Coupled Device
CDF	Cumulative Distribution Function
CLT	Central Limit Theorem
COV	Covariance
CRISP- Contourlet	Critically Sampled Contourlet
CT	Contourlet Transform
CWT	Complex Wavelet Transform
DB	Decibel
Def	Definition
Det	Determinant
DFB	Directional Filter Bank
Diag	Diagonal
DNSPFB	Directional Non Sub-sampled Pyramidal Filter Bank
DT-CWT	Dual Tree-Complex Wavelet Transform
EM	Electro-Magnetic
EMR	Electro-Magnetic Radiation
FIR	Finite Impulse Response
FPD	Fundamental Parallelepiped
GGD	Generalized Gaussian Distribution
IR	Infra-Red
LAT	Lattice
LP	Laplacian Pyramid
LSI	Linear Shift Invariant

LISTE DES ABRÉVIATIONS

MAD	Median Absolute Deviation
MAP	Maximum a Posteriori
Max	Maximum
MBS	Modified BayesShrink
Min	Minimum
ML	Maximum Likelihood
MS	Millisecond
MSE	Mean Squared Error
<hr/>	
NLF	Noise Level Function
NS	Normal Shrink
NSCT	Non Sub-sampled Contourlet Transform
NSDFB	Non Sub-sampled Directional Filter Bank
NSFB	Non Sub-sampled Filter Bank
NSP	Non Sub-sampled Pyramid
NSPFB	Non Sub-sampled Pyramidal Filter Bank
<hr/>	
PCA	Principal Component Analysis
PDF	Probability Density Function
PR	Perfect Reconstruction
PR-FB	PR-Filter Bank
PR-QFB	PR-Quincunx Filter Bank
PSNR	Peak Signal to Noise Ratio
<hr/>	
QFB	Quincunx Filter Bank
QMF	Quadrature Mirror Filter
<hr/>	
RBS	Rigorous BayesShrink
<hr/>	
SNR	Signal to Noise Ratio
SURE	Stein's Unbiased Risk Estimate
SVD	Singular Value Decomposition
<hr/>	
VAR	Variance
<hr/>	
WT	Wavelet Transform
<hr/>	

INTRODUCTION

Les applications du traitement du signal et/ou d'images en technologies de l'information et de la communication sont en accrue permanente. Elles jouent un rôle central dans le développement des systèmes numériques de télécommunication et d'automatisation, à savoir : les communications mobiles, les signaux Radar, l'imagerie médicale, l'imagerie satellitaire, etc.

De nos jours, le progrès technologique enregistré dans le domaine des engins spatiaux a notablement contribué au perfectionnement du rendement des constellations des satellites, ce qui a permis d'exécuter la télédétection à une fraction du coût et du temps des missions traditionnelles de celles-ci. L'une de ces importantes missions adoptées dans plusieurs et sensibles applications (civiles et/ou militaires) est l'imagerie satellitaire ; dont l'employabilité est répandue dans diverses applications (gestion des risques naturels, prévisions météorologiques, systèmes d'informations géographiques, etc.). Les facteurs de qualité les plus importants dans de telles images viennent de leur netteté, résolution et compressibilité. Dans le cadre de la présente thèse, nous nous focalisons sur l'opération de dé-bruitage, pour ouvrir le champ aux autres applications dans de futurs travaux.

La révolution marquant l'analyse multi-résolution, via le développement des transformées d'ondelettes au début des années 1980s, a ouvert un champ très important d'applications dans les différentes disciplines du traitement du signal (dé-bruitage, compression, détection de singularités, etc.), grâce à un certain nombre d'avantages par rapport aux approches classiques. En effet, le dé-bruitage de signaux via le seuillage d'ondelettes a montré de très hautes performances, particulièrement pour les signaux unidimensionnels et les images relativement régulières (caractérisées par de faibles présences de singularités : bords et fins détails). Cependant, en raison des limitations en directionnalité, liées aux constructions d'ondelettes à base de bancs de filtres séparables, des représentations plus puissantes et plus sophistiquées deviennent plus que nécessaires et fortement recommandées. Par conséquent, plusieurs alternatives ont été développées, tout récemment ces deux dernières décennies, à savoir : la transformée en ondelettes complexe (CWT), les courbelettes (curvelet), les contourlets, etc.

Dans le cadre de réalisation de ce présent travail, nous optons pour une nouvelle variante de la transformée en contourlets. Elle permet d'assurer simultanément la multi-résolution, la directionnalité et la flexibilité. Elle est développée principalement afin de surmonter aux carences de la transformée originale des contourlet (CT) et la redondance élevée de sa version non-décimée (NSCT). En effet, elle consiste à remplacer l'étage directionnel redondant de la NSCT (NSDFB) par sa version décimée (DFB), ce qui conduit à la nouvelle construction DNSPFB (Directional Non-Subsampled Pyramidal Filter Bank).

En revenant à ce que nous avons déjà mentionné au début de cette introduction, nous rappelons que notre travail se focalise principalement sur l'opération de dé-bruitage. Cette dernière est généralement accomplie dans le domaine multi-résolution suivant trois étapes fondamentales : décomposition, seuillage et reconstruction. Étant donné que les phases de décomposition et de reconstruction ne dépendent que de la qualité de la transformée en elle-même, notre défi consiste donc à bien gérer et maîtriser la seconde phase ; celle du seuillage. Lors de cette phase intermédiaire, la connaissance des statistiques du bruit additif (sa densité de probabilité (PDF), sa moyenne et sa variance) s'avère très indispensable pour le reste du travail.

Lors de la préparation de la présente thèse, le cas d'une image satellitaire est pris comme échantillon d'évaluation de notre algorithme de dé-bruitage. Ce genre d'images est généralement sujet aux dégradations de différentes natures. Celles-ci sont modélisées,

en vertu du théorème de la limite centrale (CLT), par un bruit additif Gaussien de moyenne nulle et de variance (σ_n^2).

Quoique les informations de PDF et de moyenne soient de grand intérêt pour l'opération de seuillage, il en reste que le point le plus critique dans une telle phase est, sans doute, celui de la connaissance de la variance du bruit additif. Cette information nous permet de bien renseigner sur le niveau du bruit additif, et par conséquent, avoir une meilleure estimation de la valeur du seuil. Cette tâche a été bien prise en charge dans le domaine des ondelettes par Donoho et Johnstone. Ils ont proposé un robuste estimateur pour le niveau du bruit additif basé sur l'estimateur de la médiane (MAD). Lors de cette estimation, ils ont pris en considération deux facteurs principaux. Le premier étant la nature Gaussienne du bruit additif. Tandis que le deuxième est l'orthogonalité de la transformée d'ondelettes, mettant en fait, l'hypothèse de translation quasi-totale du bruit additif du domaine spatial vers le domaine de la transformée.

Dans le domaine des contourlets, où les transformées relatives sont non orthogonales, l'application de l'estimateur de la médiane dans sa version originale s'avère sans intérêt. Ceci conduit à deux conséquences essentielles. La première est que le domaine des contourlets reste sans vrai estimateur du niveau de bruit. Tandis que la seconde conséquence est la nécessité de faire appel à un nouvel estimateur, plus efficace, qui tient en compte la non-orthogonalité des transformées en contourlet. À cet effet, nous proposons dans le cadre de ce présent travail, une nouvelle approche à base de la médiane, valable pour toute construction adoptant la décomposition pyramidale non-décimée (NSP) comme étage multi-échelle (NSP, NSCT, DNSPFB). Notre nouvelle proposition se manifeste par son originalité, sa flexibilité et sa maniabilité, grâce à l'adaptabilité de ses paramètres constitutifs aux compositions intrinsèques des images naturelles, en termes d'homogénéité et de complexité visuelle.

Dans la suite de cette thèse, quatre chapitres sont au menu.

Le premier chapitre est consacré à un état de l'art sur les différents travaux liés au seuillage d'images dans les domaines multi-résolution. Le début de ce chapitre est réservé à une brève citation des différents seuils et stratégies de seuillages, largement adoptés dans le domaine des ondelettes. Puis, une récapitulation des meilleurs et récents travaux d'estimation du niveau de bruit est ainsi accomplie, suivie ultérieurement, par une élaboration de la chronologie d'évolution des représentations multi-résolution

largement répandues dans la littérature. À la fin de ce chapitre, nous récapitulons quelques travaux de dé-bruitage dans le domaine des contourlets, ainsi que les estimateurs utilisés pour le niveau du bruit additif, avant de le clôturer par un bref aperçu introductif à notre nouvelle approche, qui sera développée au troisième chapitre.

Dans le deuxième chapitre, une présentation générale de la décomposition multi-résolution (DNSPFB), adoptée lors de ce présent travail, est illustrée. Elle consiste d'une décomposition pyramidale non décimée (NSP), combinée avec un banc de filtres directionnels maximalement décimés (DFB).

Le troisième chapitre explore globalement le processus de seuillage dans le domaine des contourlets, tout en se focalisant sur le problème d'estimation du niveau de bruit additif dans un tel domaine. Ensuite, une nouvelle formule est proposée pour ce fait, permettant ainsi, de remédier à ce problème pour toute construction adoptant NSP comme étage multi-échelle.

Afin de confirmer les performances de notre nouvel estimateur, son application dans le dé-bruitage d'images satellitaires est bien examinée dans le quatrième chapitre.

Finalement, des conclusions et des perspectives sont données et discutées à la fin de cette thèse.

CHAPITRE 1

ÉTAT DE L'ART

L'estimation d'un signal acquis d'un canal de transmission a été l'intérêt de beaucoup de recherches, pour des raisons pratiques aussi bien que théoriques. Le défi principal dans de telles questions est de bien récupérer le signal original, de telle sorte que le signal restauré soit plus proche possible du signal original, voire plus clair et plus descriptif, tout en maintenant la plupart de ses propriétés importantes (bords, traits et fins détails).

Plusieurs méthodes traditionnelles avaient employé des méthodes linéaires, telles que : le filtre moyen, le filtre de Wiener, etc. Récemment, des méthodes non-linéaires, particulièrement basées sur des représentations multi-résolution, sont devenues de plus en plus populaires, en raison d'un certain nombre d'avantages par rapport à leurs contreparties linéaires. Le défi principal dans de telles approches consiste à déterminer une valeur optimale du seuil, ainsi que de définir une stratégie appropriée de seuillage.

1.1. Stratégies de seuillage

Initialement et largement adoptées dans le domaine des ondelettes, deux stratégies de seuillage les plus répandues sont le seuillage mou (soft) [1] et le seuillage dur (hard). Elles diffèrent juste par le rétrécissement ou le maintien des coefficients d'ondelettes au-dessus de la valeur du seuil [2-7]. Elles sont formulées (pour un seuil T et des coefficients $g_{i,j}(x, y)$) comme suit :

$$\begin{aligned}
 \text{hard}(g_{i,j}(x, y)) &= \text{soft}(g_{i,j}(x, y)) = 0 && \text{si } |g_{i,j}(x, y)| < T \\
 \text{hard}(g_{i,j}(x, y)) &= g_{i,j}(x, y) && \text{si } |g_{i,j}(x, y)| \geq T \\
 \text{soft}(g_{i,j}(x, y)) &= g_{i,j}(x, y) - [\text{sign}(g_{i,j}(x, y)) \cdot T] && \text{si } |g_{i,j}(x, y)| \geq T
 \end{aligned} \tag{1.1}$$

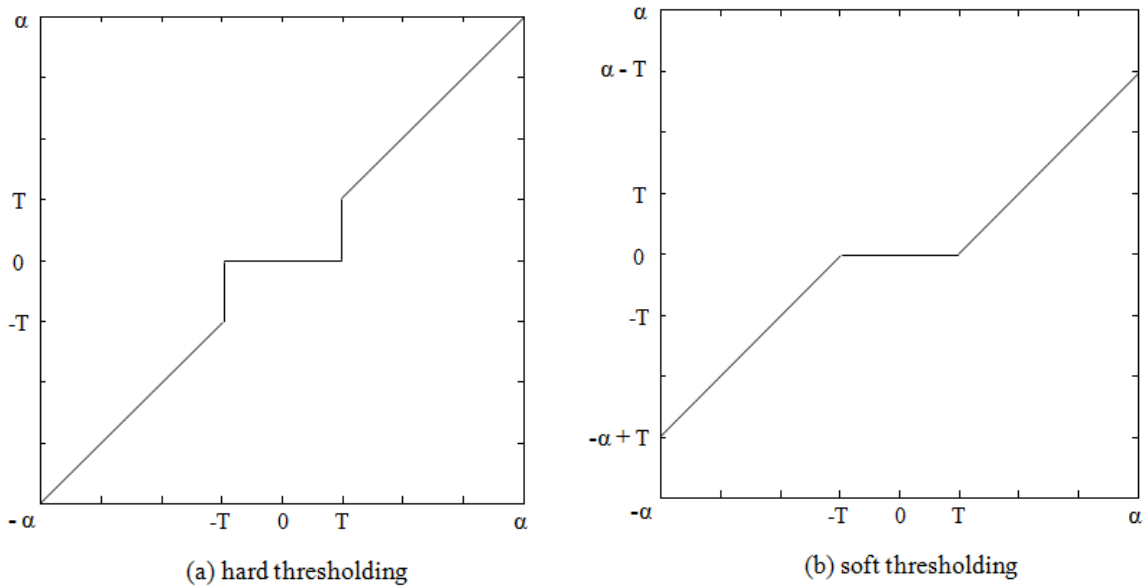


Figure 1.1. Stratégies de seuillage mou (soft) et dur (hard).

En revanche, vu que chacune de ces deux approches est favorable particulièrement dans certains cas [6, 8-10], plusieurs alternatives ont été récemment proposées afin d'étendre ces deux stratégies. À titre d'exemple, nous citons : (voir **Figures 1.2~1.5**)

- La fonction de rétrécissement non négative de garrote (non-negative garrote shrinkage function) [11] : Elle permet d'assurer un bon compromis entre les fonctions de rétrécissement soft et hard. Elle est formulée par :

$$\text{Garrote}(g_{i,j}(x, y)) = \begin{cases} 0 & \text{si } |g_{i,j}(x, y)| \leq T \\ g_{i,j}(x, y) - \frac{T^2}{g_{i,j}(x, y)} & \text{si } |g_{i,j}(x, y)| > T \end{cases} \tag{1.2}$$

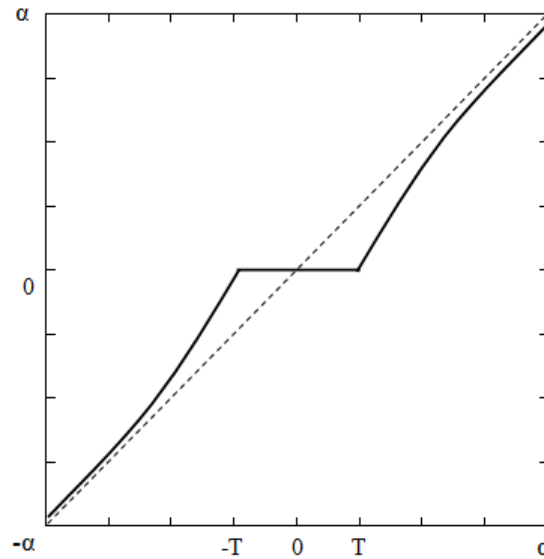


Figure 1.2. Fonction de rétrécissement non négative de garrote.

- La fonction de rétrécissement ferme (firm shrinkage) : elle est fondée sur l'adoption de deux seuils simultanément au lieu d'un seul, ce qui lui accorde tous les avantages des fonctions soft et hard, sans être munie de leurs déficiences [11]. Elle est définie par :

$$Firm(g_{i,j}(x,y)) = \begin{cases} 0 & \text{si } |g_{i,j}(x,y)| \leq T_1 \\ sign(g_{i,j}(x,y)) \frac{T_2(|g_{i,j}(x,y)| - T_1)}{T_2 - T_1} & \text{si } T_1 < |g_{i,j}(x,y)| \leq T_2 \\ g_{i,j}(x,y) & \text{si } |g_{i,j}(x,y)| > T_2 \end{cases} \quad (1.3)$$

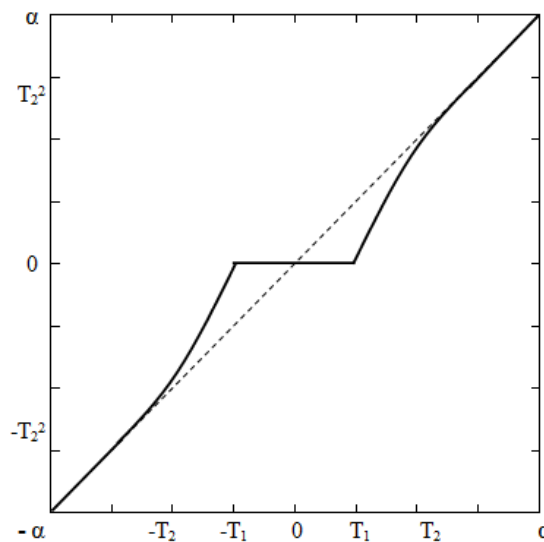


Figure 1.3. Fonction de rétrécissement ferme.

- La fonction de seuillage ajusté (Trimmed thresholding) : elle est proposée afin d'assurer un bon compromis entre les stratégies de seuillage soft et hard. Elle peut être vue comme

étant un modèle global comprenant les fonctions soft et hard comme cas particuliers (soft si : $\beta = 1$, et hard si : $\beta \rightarrow \infty$) [12]. Elle est décrite par :

$$Trimmed(g_{i,j}(x,y)) = \begin{cases} 0 & \text{si } |g_{i,j}(x,y)| < T \\ g_{i,j}(x,y) \frac{|g_{i,j}(x,y)|^{\beta} - T^{\beta}}{|g_{i,j}(x,y)|^{\beta}} & \text{si } |g_{i,j}(x,y)| \geq T \end{cases} \quad (1.4)$$

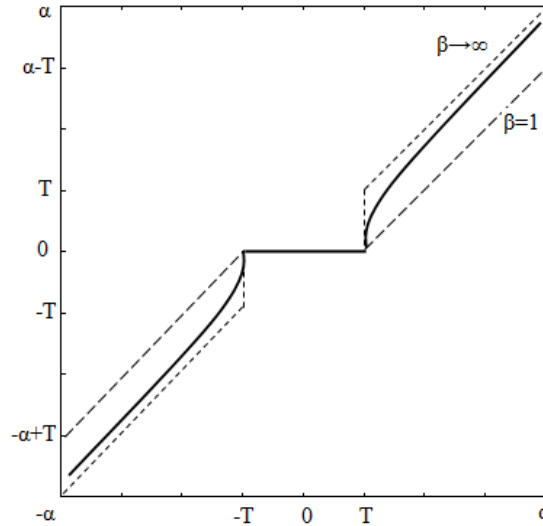


Figure 1.4. Fonction de seuillage ajusté.

- La fonction de seuillage personnalisé (Customized thresholding) : elle est caractérisée par sa continuité autour du seuil, et son adaptabilité aux caractéristiques du signal d'intérêt [2]. Elle peut être vue comme étant une combinaison linéaire des fonctions soft et hard. Elle est définie par l'expression suivante :

$$Custom(g_{i,j}(x,y)) = \delta \cdot hard(g_{i,j}(x,y)) + (1 - \delta) \cdot soft(g_{i,j}(x,y)) \quad (1.5)$$

Avec : $(0 \leq \delta \leq 1)$ est un paramètre déterminant la forme de la fonction du seuillage.

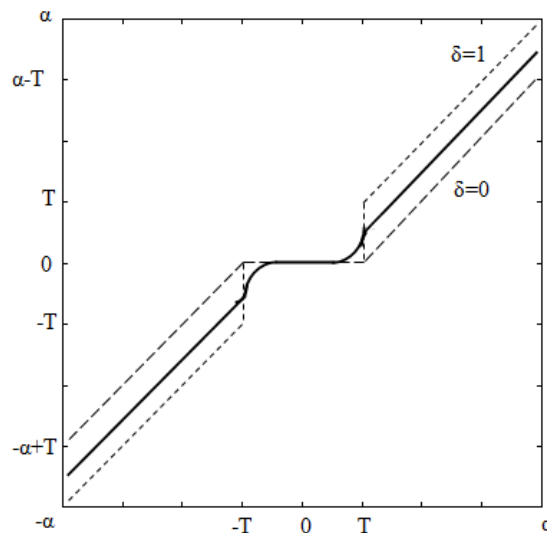


Figure 1.5. Fonction de seuillage personnalisé.

- Le rétrécissement OLI (OLI-Shrink) : il adopte une interpolation linéaire et optimale entre chaque coefficient de la décomposition en paquets d'ondelettes et la moyenne de la sous-bande correspondante, dans le but de modifier les coefficients dominants [3].

1.2. Variantes de seuils

Quoique l'idée de seuillage soit simple et efficace, l'acte de trouver un bon seuil n'est plus une tâche facile [6]. En effet, une valeur élevée du seuil induit à l'élimination de faibles détails, tandis que de faibles seuils conduisent à la persistance notable du bruit. Par conséquent, la valeur optimale du seuil doit être choisie juste au-dessus du niveau du bruit additif [13].

Dans le cadre des travaux réalisés sur le dé-bruitage d'images, généralement adoptées à distribution Gaussienne généralisée (GGD) [14-15], et contaminées par un bruit additif Gaussien (en vertu du théorème de la limite centrale), une multitude de seuils ont été développés dans plusieurs questions de recherches, et particulièrement par Donoho et Johnstone [6-7], à savoir :

- *Le seuil universel* : la stratégie adoptée dans ce cas-là consiste à appliquer une seule valeur du seuil pour tous les coefficients détails [16]. Ce choix est également adopté grâce à sa simple formulation, sa plaisance visuelle, sa simple et sa non-couteuse implémentation [7, 16]. Il est décrit par la formule suivante :

$$T_{univ} = \sigma \sqrt{2 \cdot \log(N)} \quad (1.6)$$

Cette expression est tirée principalement sous l'hypothèse d'un bruit Gaussien de variance (σ^2), et vérifiant une grande probabilité d'avoir l'amplitude maximale de ses composantes juste au-dessus de la valeur du seuil pour un nombre d'échantillons très élevé [7, 13, 17]. L'inconvénient principal lié à cette approche est le phénomène de lissage, fortement accompagnant la restauration des images et signaux de grandes tailles, à cause de sa haute dépendance du nombre d'échantillons N [6].

- *Le seuil Minimax* : il est développé comme alternative aux autres estimations traditionnelles, qui sont souvent fondées sur une forme bien précise de la fonction de perte. La forme de l'estimateur minimax ne dépend plus de la fonction de perte. Par conséquent, il est optimal pour une large gamme de fonctions, et non pas uniquement à l'estimation des moindres carrées [16-17]. Ce type de résultats tire son avantage du fait

qu'il exige seulement *une connaissance a priori limitée* de la régularité de la fonction estimée [17]. Pour un signal Y de taille n , et un bruit de moyenne μ , le seuil minimax λ_n^* est défini par [7] :

$$\Lambda_n^* = \underbrace{\inf}_{\lambda} \underbrace{\sup}_{\mu} \frac{\rho_{ST}(\lambda, \mu)}{n^{-1} + \min(\mu^2, 1)} \quad (1.7)$$

$$\rho_{ST}(\lambda, \mu) = E\{\eta(Y, \lambda) - \mu\}^2 \quad (1.8)$$

Avec : λ_n^* est la plus grande valeur de λ atteignant Λ_n^* ci-dessus.

$\eta(Y, \lambda)$ est une fonction de seuillage.

- *Le seuil SURE (Stein's Unbiased Risk Estimate)* : il est dérivé par minimisation du risque de l'estimation non biaisée de Stein, lorsque le seuillage mou est appliqué. Contrairement au seuil universel '*VisuShrink*', où la valeur du seuil ne dépend que du niveau du bruit additif et la taille du signal d'intérêt, le seuil SURE ne dépend plus de ces critères explicitement. Il est estimé de manière adaptative aux données des sous-bandes de la décomposition effectuée [6]. En outre, la complexité de la procédure totale de son calcul est de l'ordre $[N \log(N)]$ (avec N est le nombre total des coefficients à traiter) [13, 18]. *SureShrink* a prouvé de très hautes performances lors de dé-bruitage d'images [6]. La formule explicite pour le calcul de cette variante est donnée par [18] :

$$T_{SURE} = \underset{0 \leq T \leq \sqrt{2 \log N}}{\operatorname{arg\,min}} SURE(T, X) \quad (1.9)$$

$$SURE(T, X) = N - 2 \cdot \#\{i: |x_i| \leq T\} + \sum_i \min(|x_i|, T)^2 \quad (1.10)$$

Où : (#) représente la cardinalité de l'ensemble.

- *BayesShrink (BS)* : il est proposé comme une solution quasi-optimale pour le dé-bruitage d'images, modélisées par une distribution GGD, et contaminées par un bruit additif Gaussien. Il est dérivé dans un cadre bayésien, via la recherche d'un seuil quasi-optimal pour le seuillage mou (soft), ce qui permet de minimiser le risque bayésien relatif à chaque sous-bande détail de la décomposition accomplie. Le choix approprié pour ce seuil est tout simplement [6, 19] :

$$T_{BS} = \begin{cases} \frac{\sigma^2}{\sigma_x} & \text{si } \sigma_x \neq 0 \\ \max(|g_{i,j}(x, y)|) & \text{sinon} \end{cases} \quad (1.11)$$

$$\sigma_x = \sqrt{\max(\sigma_y^2 - \sigma^2, 0)} \quad (1.12)$$

Avec : σ_y^2 est la variance du signal bruité, σ^2 est la variance du bruit additif.

Toutes ces données sont tirées à partir des données à analyser, ce qui lui a attribué son caractère d'adaptabilité.

Cette présente approche est simple, directe et quantitativement très performante. Elle présente 5% de MSE au-dessous des meilleurs travaux de la littérature du seuillage mou, y compris *SureShrink* défini ci-avant [6].

- *BayesShrink modifié (MBS)* : comme son nom l'indique, *MBS* est proposé comme alternative à *BS* pour perfectionner sa qualité de dé-bruitage. Ceci est accompli via sa pondération par un coefficient d'ajustement, qui dépend juste de la taille de la sous-bande d'intérêt et de son niveau de décomposition. Pour une sous-bande de $j^{\text{ème}}$ niveau et de taille N , *MBS* est défini par [19] :

$$T_{MBS} = \beta \frac{\sigma^2}{\sigma_x} \quad (1.13)$$

$$\beta = \sqrt{\frac{\log(N)}{2j}} \quad (1.14)$$

- *BayesShrink rigoureux (RBS)* : de manière similaire à la philosophie adoptée par *BS*, *RBS* cible à trouver un seuil quasi-optimal dans un cadre bayésien. Il diffère de *BS* juste par la stratégie lui menant à cet objectif. En effet, contrairement à *BS* où le seuil est dérivé empiriquement à partir des coefficients des sous-bandes d'intérêt, *RBS* tire la valeur de son seuil analytiquement. Par conséquent, le seuil résultant marque une certaine différence par rapport à *BS* par un facteur de $\sqrt{2}$ [20].

$$T_{RBS} = \sqrt{2} T_{BS} \quad (1.15)$$

- *NormalShrink (NS)* : comme alternative à *BS*, *NS* tire son avantage par son efficacité de calcul (4% plus rapide que *BS*), et l'adaptabilité de ses paramètres aux données de chaque sous-bande d'intérêt. L'expression explicite pour le calcul de la valeur de ce seuil est donnée par [19, 21] :

$$T_{NS} = \beta \frac{\sigma^2}{\sigma_y} \quad (1.16)$$

$$\beta = \sqrt{\log\left(\frac{N_j}{J}\right)} \quad (1.17)$$

Où: N_j représente la taille de la sous-bande d'intérêt, tandis que J représente le nombre total de décompositions.

1.3. Estimation du niveau du bruit additif

Dans le cadre d'accomplir les tâches de seuillage discutées ci-avant, le travail fondamental à effectuer est, assurément, celui de calcul du niveau de bruit contaminant l'image à traiter. Cette information est généralement indisponible dans la pratique. Donc, assumer le niveau de bruit connu auparavant est pratiquement sans aucun intérêt. En effet, *D.L. Donoho et I.M. Johnstone* [18] ont stipulé qu'il est pratiquement plus important d'estimer le niveau de bruit ($\hat{\sigma}$) des données à analyser, plutôt que de supposer ce même niveau est déjà connu. Ils ont noté aussi, qu'il est très important d'utiliser un estimateur robuste, comme la médiane, quand les coefficients d'ondelettes de la plus fine échelle contiennent une petite proportion du signal utile noyé dans le bruit. Ils ont inauguré une estimation du niveau d'un bruit additif Gaussien à partir des coefficients empiriques d'ondelettes de la plus fine échelle. Leur estimateur est formulé par :

$$\hat{\sigma} = \text{median}(|y_{J-1,k}| : 0 \leq k < 2^{J-1}) / 0.6745 \quad (1.18)$$

Où : $y_{J-1,k}$ représente les coefficients d'ondelettes de la plus fine sous-bande.

Le défaut majeur dans cet arrangement est sa tendance à surestimer le niveau de bruit dans les applications où le SNR dans les composantes d'ondelettes est haut. Ceci est principalement dû à la négligence de la contribution du signal dans la bande d'intérêt [22]. Afin de remédier à ces carences, plusieurs alternatives ont été ultérieurement proposées.

- *De Stefano et al.* ont proposé dans [22] trois méthodes pour l'estimation du niveau de bruit additif, contaminant une image, à partir de ses coefficients d'ondelettes. Ces trois approches sont basées principalement sur l'hypothèse de la distribution Gaussienne du bruit additif. La première alternative consiste à bien adopter la distribution Laplacienne pour l'image à traiter. Puis, faire appel à la méthode pré-optimale des moments assortis (moment matching), au lieu de l'estimateur optimal du maximum de vraisemblance (ML). Dans cette approche, le niveau du bruit additif est estimé via le calcul des moments d'ordre 2 et 4 directement à partir des données à analyser. Par conséquent, elle n'utilise que deux opérations de sommation pour l'ensemble des pixels de l'image, contrairement à l'estimateur de ML nécessitant la répétition des calculs pour chaque pixel. Toutefois, sans avoir besoin de tenir en compte la modélisation de l'image et du bruit dont est contaminée, les deux autres alternatives sont principalement basées sur le processus d'apprentissage. Ce dernier permet d'extraire les paramètres nécessaires à travers

un ensemble d'images test. En effet, la seconde méthode fait appel directement au processus d'apprentissage, qui donne l'estimation des moments nécessaires, sans tenir compte de la modélisation a priori de l'image et du bruit. Cependant, la troisième alternative consiste à estimer le niveau du bruit additif à travers l'utilisation des fonctions de distribution cumulative (cdf). Celles-ci sont estimées via un processus d'apprentissage, tout en essayant de bien exploiter les régions lisses de l'image à traiter.

- Partant de point de vue que certains algorithmes, d'estimation de niveau de bruit, nécessitent de spécifier des régions, lisses par morceaux, de l'image d'intérêt, *C. Liu et al.* se sont motivés, dans [23-24], à adopter une approche de segmentation pour, automatiquement, estimer le niveau du bruit à partir d'une seule image. Étant donné que le niveau de bruit est dépendant de la brillance de l'image, ils ont proposé d'utiliser la borne supérieure de la *fonction du niveau de bruit* (NLF). Celle-ci est une fonction continue, tirée via l'inférence bayésienne du maximum a posteriori (MAP), et décrit la variation de la déviation standard du bruit en fonction de l'intensité de l'image. Elle est estimée par l'ajustement d'une enveloppe inférieure aux déviations standards des variances de l'image par segments, et des fonctions mesurées des réponses des caméras CCD. Par conséquent, ils ont vérifié que le niveau du bruit estimé via cette approche est une limite supérieure très proche du niveau réel de bruit, et ce de trois manières :
 - 1) Montrer, expérimentalement, une bonne concordance avec le bruit mesuré à partir des expositions répétées de la même image.
 - 2) Mesurer à plusieurs reprises le même NLF, avec la même caméra, pour les différents contenus de l'image.
 - 3) Estimer, exactement, les fonctions connues du bruit synthétique.
- Vu que les images naturelles ne contiennent pas que des zones homogènes, *S. Pyatykh et al.* ont présenté dans [25] un nouvel estimateur, du niveau de bruit, à base de l'analyse des composantes principales (PCA). Dans cet arrangement, l'image bruitée est, d'abord, décomposée en un ensemble de blocs auxquels est appliquée la PCA. Puis, une estimation du niveau de bruit est tirée via le calcul des valeurs propres de la matrice de covariance de ces blocs. L'avantage principal marquant cette variante est, sans doute, ses hautes performances enregistrées par :
 - La haute précision et la rapidité d'exécution, tout en la comparant à ses contreparties du récent et meilleur état de l'art.

- Son extraordinaire succès de s'appliquer à toute sortes d'images, y compris celles ne contenant que de textures.
- De manière similaire, *X. Liu et al.* [26-27] ont proposé un algorithme, à base de patches (blocs), pour estimer le niveau de bruit Gaussien à partir d'une image relativement texturée. Ils ont démarré de point de vue que le niveau de bruit peut être facilement estimé à partir des patches d'une image via la PCA. Ils ont supposé aussi que l'image contient uniquement des patches faiblement texturés, ce qui n'est pas toujours le cas. Alors, le défi principal persistant dans une telle question est : comment extraire les patches à faibles textures à partir de l'image bruitée ? La solution adoptée, par ces mêmes auteurs, est d'utiliser une nouvelle métrique qui trie les patches selon la force des textures présentes dedans. Cette robuste métrique est la valeur propre maximale de la matrice de covariance des gradients des patches de l'image bruitée. Finalement, le niveau de bruit est estimé à partir des données de ces patches faiblement texturés via la PCA.
- Afin de remédier au problème de sous-estimation du niveau de bruit via les deux approches précédentes, *G. Chen et al.* [28] se sont orientés à dériver un nouvel algorithme non paramétrique. Cet algorithme permet d'estimer le niveau d'un bruit additif Gaussien, à partir des valeurs propres de la matrice de covariance des patches de l'image bruitée. Dans cette approche, ils ont pris en considération que les patches d'une image nette se tiennent autour d'un sous-espace bas-dimensionnel, au lieu d'être uniformément distribués le long de l'espace ambiant. Cette variante a marqué de hautes performances, et particulièrement, en termes de sa rapidité d'exécution surpassant notablement ses contreparties de [25-27]. Ces performances sont atteintes grâce à la simplicité de son algorithme, qui est basé principalement sur de simples statistiques, à savoir la moyenne et la médiane des valeurs propres de la matrice de covariance des patches décomposés.
- Une autre alternative d'estimation du niveau d'un bruit additif Gaussien est explorée par *W. Liu et al.* dans [29]. Cette approche est basée sur l'étude des valeurs singulières de l'image bruitée. Les auteurs de ce travail ont investi la capacité de la décomposition en valeurs singulières (SVD) à séparer l'influence des composantes utiles de celles du bruit, à partir d'une seule image. La nature de cette décomposition donne lieu à de sous-espaces d'importances décroissantes. Ils ont investi cette propriété pour explorer le dernier sous-espace dans l'estimation du niveau du bruit, le fait que l'influence de l'image est faible dedans. Leur stratégie consiste, donc, à ajouter un bruit bien connu à l'image d'intérêt, puis, tirer l'estimation du niveau du bruit à partir de l'analyse

des changements enregistrés sur les nouvelles valeurs de la SVD. D'où, se manifeste son intérêt de s'appliquer à tout type d'images naturelles.

1.4. Évolution de l'analyse multi-résolution : des ondelettes aux contourlets

En dépit des hautes performances approuvées par les travaux discutés durant les trois précédentes sections, personne ne peut ignorer les limites inhérentes liées à la 2D-DWT traditionnelle. En effet, elle souffre de son échec à préserver les différentes caractéristiques des images à traiter, et particulièrement, ses bords et détails orientés. Ces déficiences sont dues, principalement, à la limitation en directionnalité de la 2D-DWT, ainsi qu'à sa variation par translation.

Le problème de l'invariance par translation peut être résolu par l'élimination des opérations de décimation et d'interpolation, et utiliser l'algorithme à trous [30] par exemple. Une deuxième solution consiste à corriger les effets de décimation/interpolation par l'utilisation de la rotation de cycle (*Cycle Spinning*) [31].

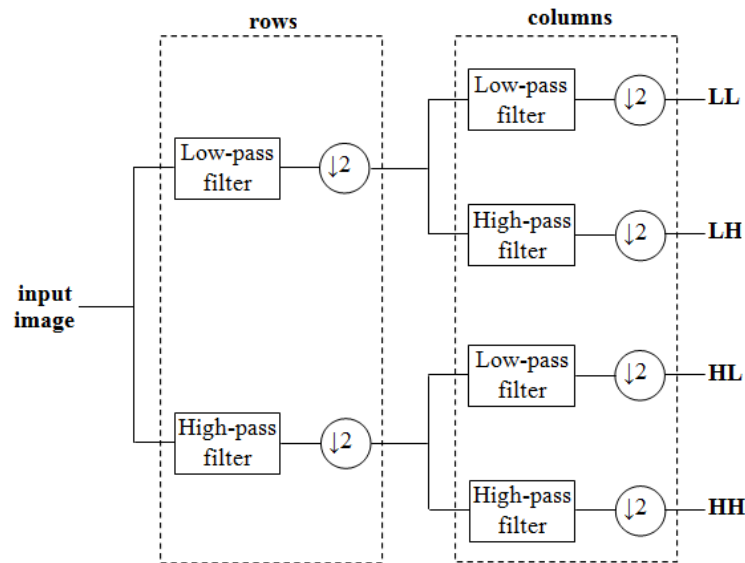


Figure 1.6. Structure de la décomposition 2D-DWT (1 niveau de décomposition).

Comme la 2D-DWT conventionnelle est basée sur l'utilisation de bancs de filtres séparables (Figure 1.6), pour la partie d'analyse autant que pour la partie de synthèse, il résulte une sélectivité directionnelle très médiocre (Figure 1.7), et particulièrement, pour la plus fine sous-bande (mixture de $\pm 45^\circ$). Pour résoudre ce problème, plusieurs solutions ont été développées durant, approximativement, ces deux dernières décennies.

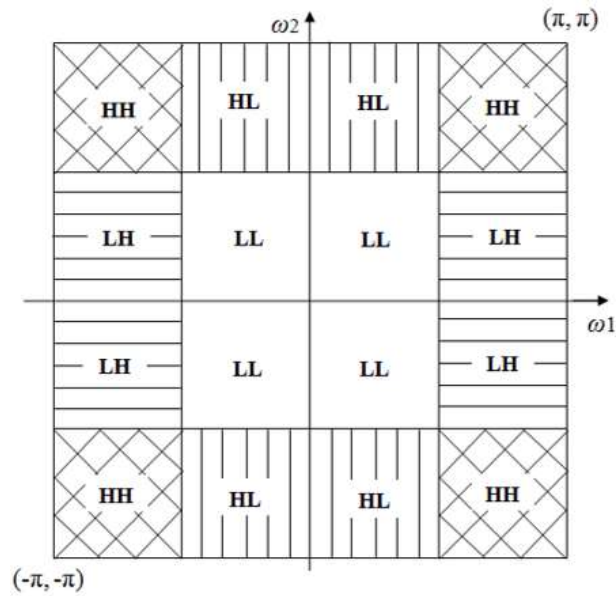


Figure 1.7. Découpage fréquentiel idéal de la décomposition 2D-DWT.

- *N.G. Kingsbury* a été le premier d'avoir le privilège d'explorer une solution simultanée pour le problème de l'invariance par translation et la limitation en directionnalité de 2D-DWT. Il a développé une nouvelle implémentation de la transformée d'ondelettes : nommée : *transformée en ondelettes complexes double arborescence (Dual-Tree Complex Wavelet Transform DT-CWT)* [32]. Il a adopté une double arborescence de bancs de filtres pour obtenir les parties réelles et imaginaires de cette nouvelle implémentation.

En inspirant de la transformée de Fourier, où le noyau de base est conçu par des fonctions sinusoïdales complexes, formant une paire de transformée de Hilbert (décalées de 90° l'une de l'autre), le noyau de la *DT-CWT* (parties réelles et imaginaires d'une ondelette complexe) forme aussi une paire de transformée de Hilbert. Cette nouvelle implémentation tire profit des principaux avantages de la transformée de Fourier, à savoir : l'invariance par translation et la sélectivité directionnelle. En effet, la *2D DT-CWT* représente six directions distinctes (**Figure 1.8**) [33]. En plus à ces deux précédents avantages, cette présente implémentation permet, aussi, de bien préserver les caractéristiques ordinaires de reconstruction parfaite et d'efficacité de calculs de 2D-DWT, tout en assurant une redondance limitée, complètement indépendante du nombre d'échelles (2^d pour des signaux d -dimensionnels).

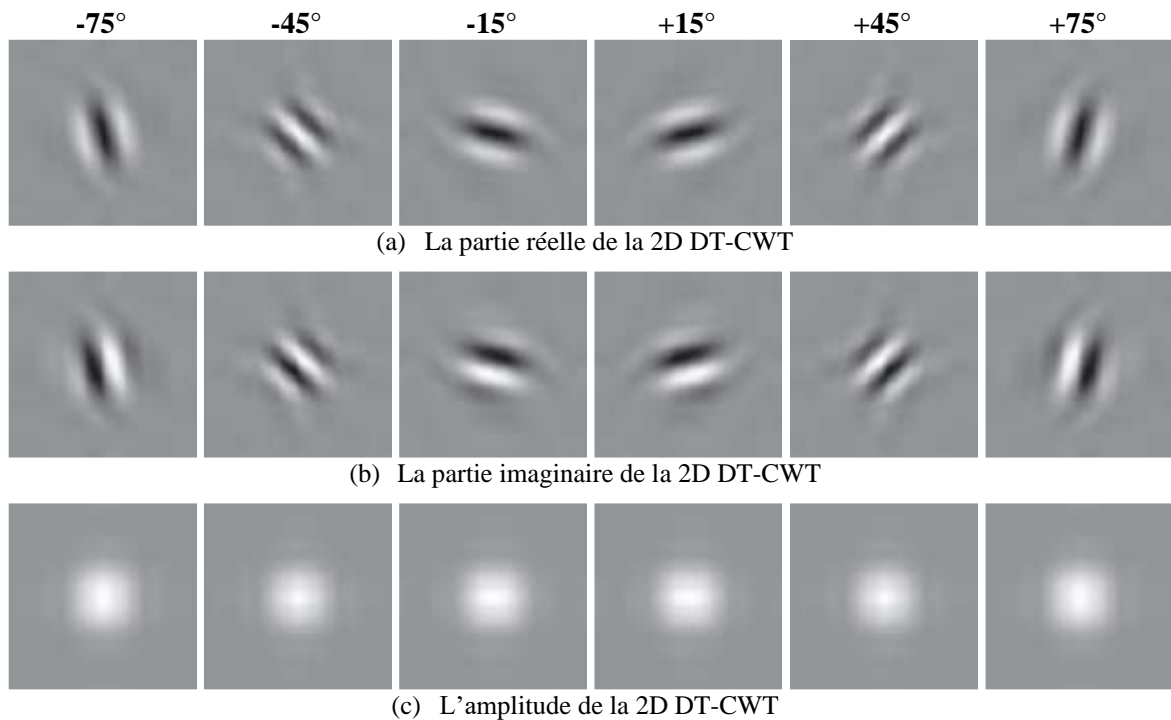


Figure 1.8. Les ondelettes complexes associées à 2D DT-CWT [33].

- Afin de pouvoir manipuler les singularités le long de courbes régulières, *E.J. Candès et D.L. Donoho* ont la faveur d'entreprendre un nouvel système de représentation multi-résolution et directionnel, nommé *courbelettes (curvelet)* [34]. Cette dernière mène à des représentations, très efficaces, des objets ayant des singularités continuellement distribuées le long des lignes courbées. Elle est basée originalement sur les *Ridgelets*, développées dans la thèse d'*Emmanuel Candès* (1998) [35], en conjonction avec la décomposition en sous-bandes et le fenêtrage. En outre, vu que la transformée en curvelet est originalement définie dans le domaine fréquentiel, elle induit à une implémentation très délicate pour les images discrètes, échantillonnées en grilles rectangulaires. En effet, se rapprocher de l'échantillonnage critique semble très difficile dans de telles situations.
- Ce fait a motivé *M. N. Do et M. Vetterli* [36-37] à développer une nouvelle transformée, multi-résolution et directionnelle, semblable aux curvelets : *les contourlet (CT)*. Cette nouvelle construction est dérivée directement dans le domaine discret. Elle est construite à base de la pyramide Laplacienne (LP) [38] et du banc de filtres directionnels (DFB) [39], représentant ses étages multi-échelle et directionnel respectivement (**Figure 1.9**). En revanche, malgré sa simplicité et son efficacité, la transformée en contourlet souffre de deux problèmes majeurs : le sur-échantillonnage implicite et le chevauchement fréquentiel.

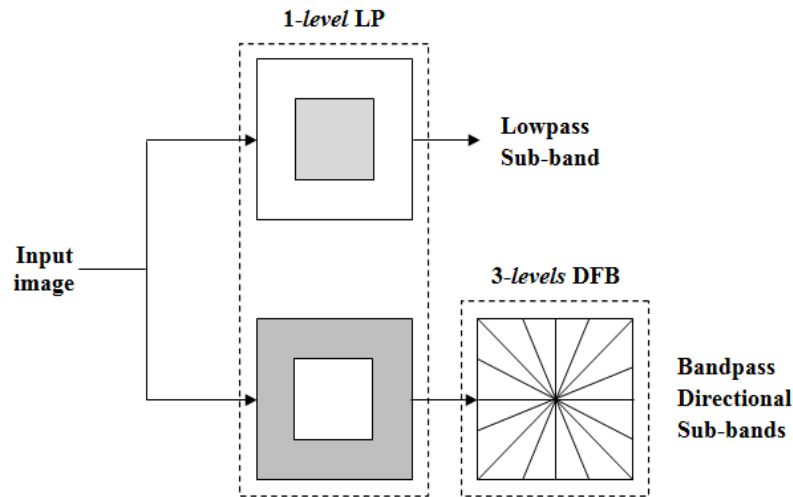


Figure 1.9. Structure d'analyse de la transformée en contourlets (CT) [36].

- Le premier problème a été bien résolu par ces mêmes auteurs (*Do et Vetterli*), qui ont proposé une nouvelle version maximale décimée, appelée *CRISP-contourlets* [40]. Ils ont, itérativement, utilisé des bancs de filtres non séparables pour les deux étages de la construction. D'autre part, *Y. Lu et M. N. Do* ont remarqué qu'à l'utilisation des filtres non-idéaux, dans la pratique, il résulte que les transformées résultantes n'aient pas la fine localisation fréquentielle désirée. Alors, au lieu d'utiliser la pyramide Laplacienne, ils ont opté pour la pyramide orientable (*steerable pyramid*) [41] comme étage multi-échelle. Cette nouvelle construction est nommée *Sharp-Contourlet*. Elle permet aux images d'être bien localisées dans le domaine fréquentiel, tout en assurant une bonne régularité le long de ces crêtes principales dans le domaine spatial [42].

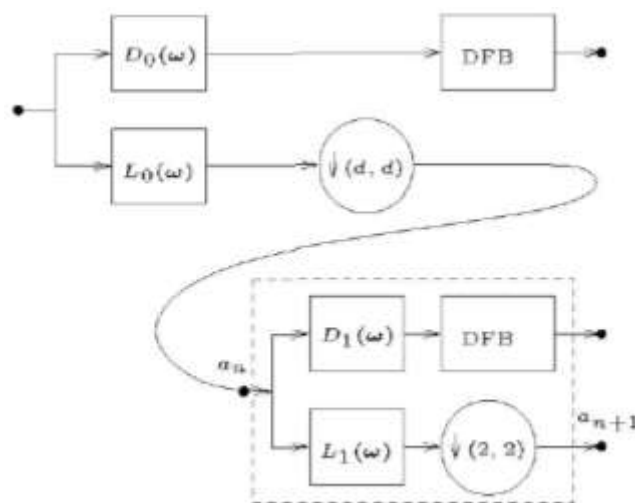


Figure 1.10. Structure d'analyse de *Sharp-Contourlet* [42].

- Finalement, pour les applications où la redondance ne présente pas un grand souci, telles que le dé-bruitage et la détection de contours, *A. L. Cunha et al.* ont proposé une nouvelle construction multi-échelle, multidirectionnelle, flexible et entièrement invariante par translation : *la transformée en contourlet non décimée (NSCT)* [43]. Elle possède une implémentation rapide via l'algorithme à trous. Cette nouvelle construction est basée sur l'utilisation de bancs de filtres non décimés pour l'étage pyramidal ainsi que pour l'étage directionnel. Par conséquent, elle est caractérisée par sa reconstruction parfaite, et donc, par une précision très élevée des traitements associés. Le plus grand problème lié à cette construction est, sans doute, sa redondance très élevée, ce qui induit à des implémentations relativement coûteuses. Cependant, cette question est bien prise en considération dans cette présente thèse, en proposant une implémentation moins coûteuse, flexible et de précision très acceptable (chapitre II).

1.5. Dé-bruitage et estimation du niveau de bruit dans le domaine des contourlets

Même si les progrès évolutionnaires enregistrés dans le domaine de la multi-résolution nous ont permis de bien représenter une image dans la meilleure manière, d'autres traitements, et particulièrement le dé-bruitage d'images, demeurent très défiants pour la préservation de l'information visuelle de l'image traitée, et notamment lorsque l'opération de seuillage est appliquée.

En général, nous considérons le seuillage comme étant un séparateur isolant les coefficients utiles de ceux du bruit. Ceci fait de son application d'être très critique. En effet, une petite valeur du seuil ou un faible facteur de rétrécissement munit à la persistance du bruit dans l'image traitée. Par contre, une grande valeur du seuil ou un fort facteur de rétrécissement conduit, éventuellement, à l'élimination de quelques coefficients utiles représentant les fins détails, ce qui conduit au lissage de l'image traitée. Alors, avoir une connaissance préalable du bruit additif s'avère du très grand intérêt pour les opérations de seuillage.

Dans les systèmes de représentation multi-résolution, le calcul de la valeur du seuil et la construction de la stratégie de seuillage sont fortement dépendants du niveau de bruit contaminant l'image d'intérêt. Alors, avoir une bonne estimation du niveau de bruit demeure plus que nécessaire dans de telles situations. À cet effet, *D. L. Donoho et I. M. Johnstone* ont la faveur de pionnier un robuste estimateur, à base de la médiane, dans le domaine

des ondelettes. Dès lors, plusieurs travaux, établis autour de seuillage de signaux et d'images à base des ondelettes, ont tirés profit de cet estimateur, grâce à sa robustesse, pré-optimalité, rapidité et simplicité de calcul.

Ces diverses qualités de l'estimation de Donoho, dans le domaine des ondelettes, ont sérieusement mis son usage largement adopté dans le domaine des contourlets. Mais, contrairement aux transformées orthogonales d'ondelettes, où le niveau du bruit est estimé d'avoir la même valeur pour toutes les sous-bandes détails, l'estimation du niveau de bruit dans le domaine des contourlets est totalement différente. En effet, le niveau du bruit est différent d'une sous-bande détail à une autre, à travers les différentes directions et échelles [44-45].

Dès lors, plusieurs auteurs ont fait appel, pour l'estimation du niveau de bruit, à l'application de l'estimateur de la médiane à chaque sous-bande détail [44-48]. Dans ces travaux, le niveau du bruit additif est calculé par :

$$\hat{\sigma}_{i,j} = \frac{\text{median}(|g_{i,j}(x,y)|)}{0.6745} \quad (1.19)$$

Avec : $g_{i,j}(x,y)$ représente les coefficients des contourlets de la $i^{\text{ème}}$ échelle et la $j^{\text{ème}}$ direction.

Dans d'autres travaux, certaines dépendances inter-échelles des coefficients des contourlets, comme la dégradation exponentielle, est considérée. En effet, au lieu d'estimer le niveau de bruit directement pour chaque sous-bande détail, une nouvelle alternative est bien adoptée dans [49]. Elle consistait d'estimer le niveau du bruit total, contaminant l'image d'intérêt, via l'application de l'estimateur de la médiane aux sous-bandes de la plus fine échelle, puis appliquer la relation inter-échelles appropriée pour estimer le niveau du bruit pour le reste des sous-bandes. Cette stratégie est adoptée sous l'hypothèse que le niveau du bruit est le même pour toutes les sous-bandes appartenant à la même échelle [49]. L'estimation du niveau de bruit est donné, donc, par :

$$\hat{\sigma}_i^2 = \hat{\sigma}_{i=1}^2 \cdot \exp(1 - i^{1.2}) \quad (1.20)$$

Avec : $(\hat{\sigma}_{i=1}^2)$ est la variance du bruit additif, calculée à partir des coefficients de contourlets de la première (la plus fine) échelle, et (i) réfère au niveau de l'échelle sous considération.

Une autre proposition posée dans la littérature a été l'estimation hybride. En effet, même-si le travail se déroule dans le domaine des contourlets, le niveau du bruit est estimé, d'abord, dans le domaine des ondelettes via l'estimateur robuste de la médiane. Puis, une certaine variante de relations est appliquée pour estimer la contribution du bruit à travers les différentes sous-bandes détails. La variante proposée dans [50] est la suivante :

$$\hat{\sigma}_{i,j}^2 = \sum_{x,y} \left(h_{i,j}^2(x,y) \right)^2 \cdot \hat{\sigma}^2 \quad (1.21)$$

Avec : $(\hat{\sigma}^2)$ est la variance du bruit additif calculée, dans le domaine des ondelettes, via l'estimateur de Donoho, $h_{i,j}(x,y)$ est le filtre équivalent de la décomposition en contourlets, conduisant à la $i^{\text{ème}}$ échelle et $j^{\text{ème}}$ direction.

Finalement, une nouvelle estimation efficace, et plus pratique dans le domaine des contourlets, est dérivée dans cette thèse. Elle est basée sur l'estimateur de la médiane, adapté aux composantes visuelles de l'image d'intérêt. Elle est caractérisée par une simple implémentation, un faible coût et temps d'exécution, et le plus important, qu'elle ne fait appel qu'à un seul domaine multi-résolution le long de tout son processus. Une discussion fructueuse sur cette nouvelle approche sera explicitement donnée dans le reste de cette thèse, et particulièrement, au troisième chapitre.

1.6. Conclusion

Dans ce premier chapitre, on s'est consacré, principalement, à une recherche bibliographique sur la théorie de la multi-résolution. On a présenté, brièvement, les principales phases intervenant dans les systèmes de dé-bruitage d'images à base de seuillage, à savoir : les stratégies de seuillage, les variantes de seuils, et les approches d'estimation du niveau de bruit.

Ainsi, vu les limites inhérentes liées aux représentations d'ondelettes discrètes, on a présenté aussi une chronologie des représentations multi-résolution qui ont été développées durant, approximativement, ces deux dernières décennies (des ondelettes complexes aux contourlets).

En clôturant notre recherche bibliographique, on a constaté que l'un des majeurs défis liés à la restauration d'images à base des contourlets est : comment estimer le niveau du bruit total, contaminant l'image originale, d'une façon appropriée ? Puis comment peut-

on calculer sa contribution dans chaque sous-bande ? Le second point est généralement résolu en utilisant de fameux algorithmes tels que la technique de Monté Carlo et autres [43, 50]. *Le défi persistant dans la pratique est, donc, le premier cité ci-avant : l'estimation du niveau de bruit total contaminant l'image d'intérêt.*

Ce défi sera l'objet principal d'études dans le reste de cette thèse, en proposant une nouvelle et flexible estimation à partir de toute construction adoptant NSP comme étage multi-échelle (DNSPFB, NSCT).

CHAPITRE 2

LA THÉORIE

DES CONTOURLETS

Dans les applications du traitement de signal et/ou d'images, l'un des plus grands défis liés aux processus associés est, notablement, la question de trouver une meilleure base, qui permet de bien représenter toutes les informations utiles et descriptives du signal et/ou d'image d'intérêt, et avec moins d'erreurs possibles. Les solutions souvent adoptées dans de telles questions sont, principalement, les bases orthogonales ou bi-orthogonales. Celles-ci permettent d'assurer une meilleure décomposition et reconstruction du signal et/ou d'image d'intérêt d'une manière quasi-optimale.

Dans les applications du traitement d'images, en plus à cette première condition, notre base orthogonale/bi-orthogonale doit être renforcée par une autre qualité très importante : la sélectivité directionnelle. Grâce à cette éminente qualité, une construction peut, avantageusement, décrire les principales caractéristiques d'une image (les courbes, les contours et les différents détails orientés).

2.1. Théorie des ondelettes : limitations et perspectives

Bien que les bases d'ondelettes soient optimales, dans un sens, pour une grande classe de signaux unidimensionnels (signal de parole, signaux radar, etc.), les transformées discrètes d'ondelettes bidimensionnelles (2D-DWT) ne préservent plus ces propriétés d'optimalité pour le traitement des images naturelles. En effet, les bancs de filtres séparables, utilisés dans les transformées discrètes d'ondelettes, permettent de représenter efficacement les points de singularités. En revanche, ils sont moins efficaces pour les cas des lignes et des courbes de singularités [33], qui représentent les descriptions principales de l'information visuelle d'une image. La raison principale de cette déficience est, capitalement, la pénurie en directionnalité de ces constructions. Elles sont limitées à, seulement, trois directions : horizontale (0°), verticale (90°), et mélange de deux directions diagonales ($\pm 45^\circ$) comme le montre la **Figure 2.1**.

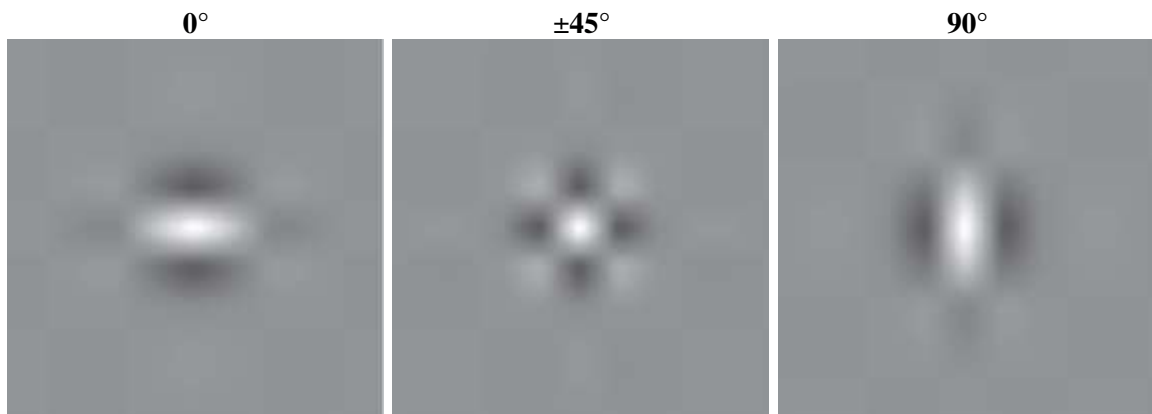


Figure 2.1. Représentation spatiale des ondelettes associées à la 2D-DWT [33].

Contrairement à la transformée d'ondelettes continue (WT), caractérisée par son invariance par translation sur l'axe du temps, une autre carence non négligeable liée à sa construction discrète (2D-DWT) est, effectivement, sa privation d'une telle importante qualité. Cette pénurie se manifeste, notablement, par une fréquente apparition des artefacts le long des images traitées [17].

L'une des perspectives intéressantes liées à la recherche relative aux ondelettes a été le développement des transformées, multi-résolution–bidimensionnelles, qui permettent de résoudre les différentes carences de la 2D-DWT. En effet, concernant le problème de l'invariance par translation, deux transformées d'ondelettes non décimées ont été, convenablement, développées pour ce fait. L'une est basée sur l'utilisation de l'algorithme à trous [30], tandis que l'autre est basée sur la technique de rotation de cycles (*Cycle Spinning*) [31].

Quant à la pénurie en sélectivité directionnelle, elle a été sérieusement considérée via le développement de constructions relativement et/ou fortement directionnelles, à savoir : les ondelettes complexes DT-CWT [32-33], les pyramides orientables (steerable pyramid) [41], les curvelets [34], ainsi que les transformées en contourlets [36-37, 40, 42-43]. Ces diverses transformées ont prouvé de hautes performances, en isolant des bords et des contours avec différentes orientations. Elles ont montrés, ainsi, des résultats notablement supérieurs à la 2D-DWT dans les applications de traitement d'images.

2.2. Transformées en contourlets

Comme il est mentionné dans la section précédente, l'une des perspectives les plus intéressantes, liées à la théorie des ondelettes, a été le développement d'un nouvel arrangement multi-échelle et directionnel : *la transformée en contourlets (CT)*. Celle-ci est développée, tout récemment ces dernières années, afin de remédier aux principales carences de 2D-DWT. En effet, elle surpasse notablement la 2D-DWT, et particulièrement, dans la représentation des différents dispositifs de l'image (bords pointus, lignes, courbes, etc.). Cette qualité est aboutie grâce à sa souple sélectivité directionnelle, fournie par la division orientable de son spectre, comme le montre la **Figure 2.2**.

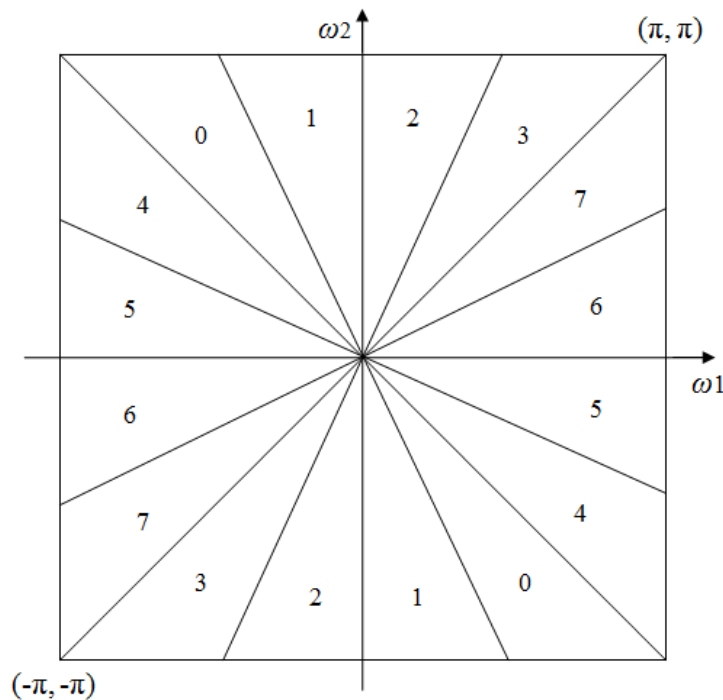


Figure 2.2. Découpage fréquentiel idéal des transformées en contourlets (dans cette figure, 8 directions distinctes sont considérées) [36-37].

2.2.1. Transformée originale en contourlets (CT)

La transformée originale des contourlets est construite, principalement, à base de deux étages de bancs de filtres. Le premier étage consiste en une décomposition multi-échelle pyramidale. Elle est assurée par l'application de la pyramide Laplacienne (LP) à l'image d'intérêt. Par contre, le second étage (l'étage directionnel) est implémenté via l'utilisation de bancs de filtres directionnels (DFB).

La Pyramide Laplacienne (**Figure 2.3**) est, premièrement, employée pour capturer les discontinuités ponctuelles. Elle décompose l'image d'entrée en une image d'approximation et un certain nombre de sous-bandes radiales. Puis, le banc de filtres directionnels (**Figure 2.14**) est suivi pour incorporer les discontinuités ponctuelles dans de structures linéaires, grâce, à la souplesse de sa sélectivité directionnelle [36].

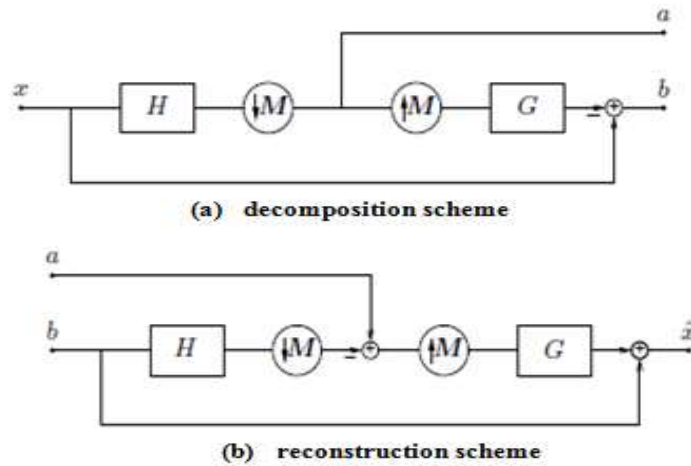


Figure 2.3. La pyramide Laplacienne (LP) [36-37].

Avec cette construction, l'arrangement final résultant est une décomposition multi-échelle, directionnelle, souple et éparse. Elle utilise des éléments de base comme des segments de contours, ce qui lui permet de bien représenter les différentes caractéristiques descriptives d'une image naturelle, et particulièrement, ses contours de discontinuités présents dedans. D'où sa nomination par '*contourlets*' [36].

Quoique le découplage des étages multi-échelle (LP) et directionnel (DFB) fasse de la décomposition originale des contourlets (CT) une simple et flexible transformée, celle-ci souffre de quelques carences et limites, à savoir : le sur-échantillonnage implicite issu de la pyramide Laplacienne (jusqu'à 33% de redondance) [36], le chevauchement fréquentiel, et la variation par translation. Les deux premières sont bien résolues par CRISP-contourlet [40] et Sharp-contourlet [42] respectivement. Tandis que la troisième carence est

correctement remédiée, au même temps que la deuxième, via la transformée en contourlets non décimée (NSCT) [43], dans le cas des applications ne souciant pas du taux élevé de redondance (restauration, fusion, etc.).

2.2.2. Transformée en contourlets non décimée (NSCT)

Dans des applications telles que le dé-bruitage, le perfectionnement et la détection de contours, une expansion redondante peut, considérablement, surpasser les non-redondantes en termes de représentation des différentes caractéristiques du signal/image d'intérêt. En outre, les représentations redondantes sont, généralement, plus souples et plus faciles à la conception [43].

Une autre caractéristique importante liée à une transformation est sa stabilité aux translations du signal/image d'entrée. L'importance de l'invariance par translation dans les applications d'imagerie est, clairement, remarquable lors du dé-bruitage d'images via le mécanisme de seuillage. En effet, le manque de l'invariance par translation conduit, notablement, à l'apparition des phénomènes de pseudo-Gibbs (les artefacts) autour des singularités (points, lignes ou contours) [43, 51].

Bien que les opérations de décimations et d'interpolations présentent une étape indispensable dans les étages multi-échelle (LP) et directionnel (DFB), de la version originale des contourlet (CT), cette expansion n'est plus invariante par translation [43]. Afin de surmonter à cette imperfection, la transformée en contourlets non décimée (NSCT) est développée comme alternative remédiant aux carences de la CT. Elle est basée, principalement, sur l'utilisation de bancs de filtres pyramidaux non décimés (NSPFB) et bancs de filtres directionnels non décimés (NSDFB) [44, 51]. La **Figure 2.4** illustre la structure des bancs de filtres non décimés utilisés dans la construction de la NSCT.

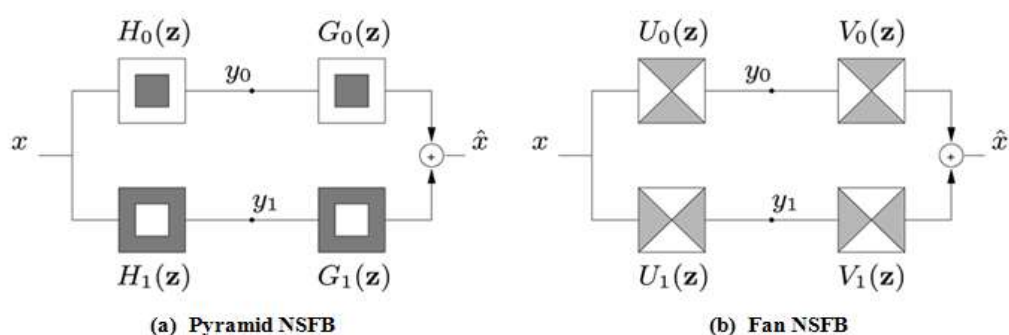


Figure 2.4. Les bancs de filtres non décimés (NSFB) utilisés dans la construction de NSCT [43].

La motivation principale derrière l'adoption étendue de cette construction vient du fait qu'elle représente une expansion : entièrement invariante par translation, multi-échelle, multidirectionnelle, avec une implémentation rapide via l'algorithme à trous [43].

2.3. La construction proposée : Directional Non-Subsampled Pyramidal Filter Bank (DNSPFB)

Dans le but de maintenir les avantages liés à la NSCT (souplesse, simplicité d'implémentation, préservation des détails orientés, etc.), et réduire parallèlement son coût élevé de redondance ($[1 + \sum_{j=1}^J 2^{lj}]$, où 2^{lj} représente le nombre de directions à la $j^{\text{ème}}$ échelle, et J le nombre d'échelles [43]), nous nous orientons, dans le cadre de la présente thèse, à la modification de son étage directionnel. En effet, nous substituons le NSDFB, fortement redondant, par le DFB maximale décimé, ce qui nous permet de bien répondre au compromis d'une bonne analyse et faible coût.

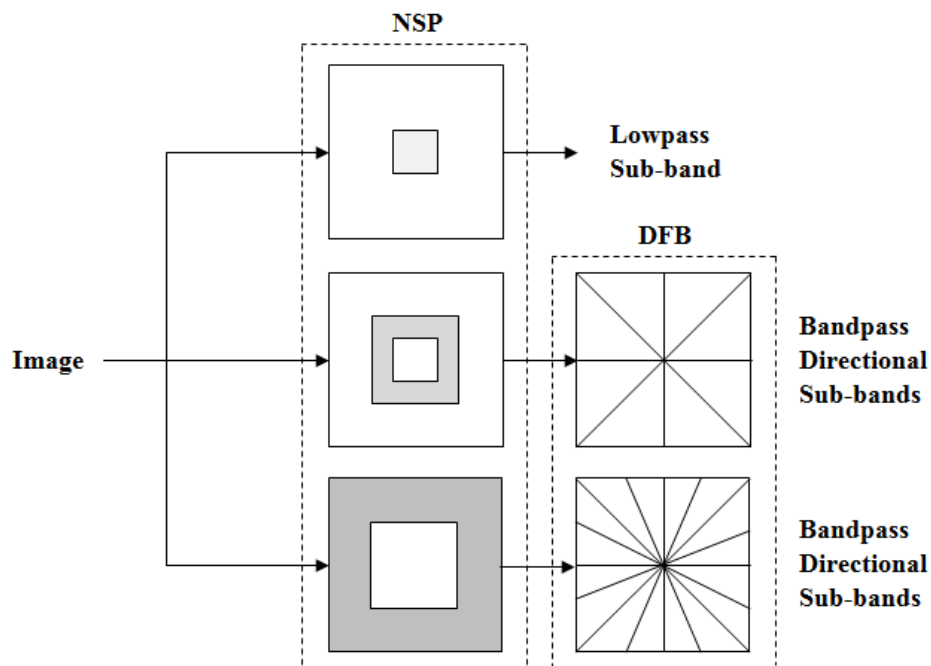


Figure 2.5. Structure d'analyse de la construction adoptée DNSPFB [52].

Dans la suite de ce chapitre, nous discuterons, de manière explicite, les deux étages constituant notre nouvelle construction (NSP et DFB). Nous commençons, d'abord, par quelques rappels mathématiques concernant les notions de base régissant les différentes phases de notre travail. Puis, nous passerons à une brève discussion sur l'étude et la conception des bancs de filtres, non séparables, à reconstruction parfaite (PR),

nécessaires pour notre construction. Finalement, une étude des deux étages NSP et DFB sera explicitement accomplie à la fin de ce chapitre. La structure de notre nouvelle construction est bien illustrée dans la **Figure 2.5** ci-avant, tandis que son découpage fréquentiel idéal est illustré par la **Figure 2.6** ci-dessous.

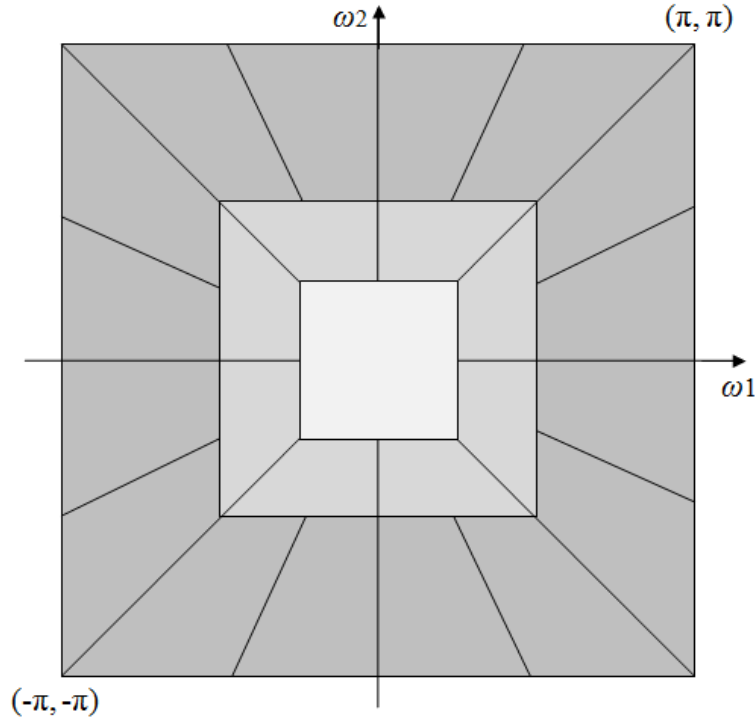


Figure 2.6. Découpage fréquentiel idéal de la construction adoptée DNSPFB [52].

2.3.1. Rappels mathématiques

Vu que le traitement d'images (signaux 2D) diffère, dans un sens, du traitement des signaux unidimensionnels (1D), nous essayons, dans cette section, à donner quelques rappels sur les fonctions de base nécessaires pour l'assimilation des processus ultérieurs.

- En mathématiques, une matrice carrée \mathbf{M} d'ordre d est dite régulière ou *non singulière*, si elle est inversible (admet une matrice inverse), *i.e.* : si son déterminant est non nul.

$$\mathbf{M} \text{ est non singulière} \Leftrightarrow \det(\mathbf{M}) \neq 0 \quad (2.1)$$

- Une matrice carrée \mathbf{R} est dite uni-modulaire si son déterminant est égal à (± 1) [53-54].

$$\mathbf{R} \text{ est uni-modulaire} \Leftrightarrow |\det(\mathbf{R})| = 1 \quad (2.2)$$

- Contrairement aux signaux 1D, où le ré-échantillonnage consiste, tout simplement, à enlever ou ajouter des échantillons selon la tâche désirée (décimation / interpolation), les opérations de ré-échantillonnage des signaux à d dimensions sont, en fait, définies

dans des *lattices* (treillis) d'échantillonnage. Une lattice d'échantillonnage, $LAT(\mathbf{M})$ générée par une matrice non-singulière \mathbf{M} de taille $(d \times d)$ éléments entiers, est définie par [37, 53, 55] :

$$LAT(\mathbf{M}) = \{m : m = \mathbf{M}n, n \in \mathbb{Z}^d\} \quad (2.3)$$

Dépendamment de la matrice choisie, une lattice peut générer plusieurs formes d'échantillonnage (rectangulaire, quinconce, etc.) comme le montre la **Figure 2.7**.

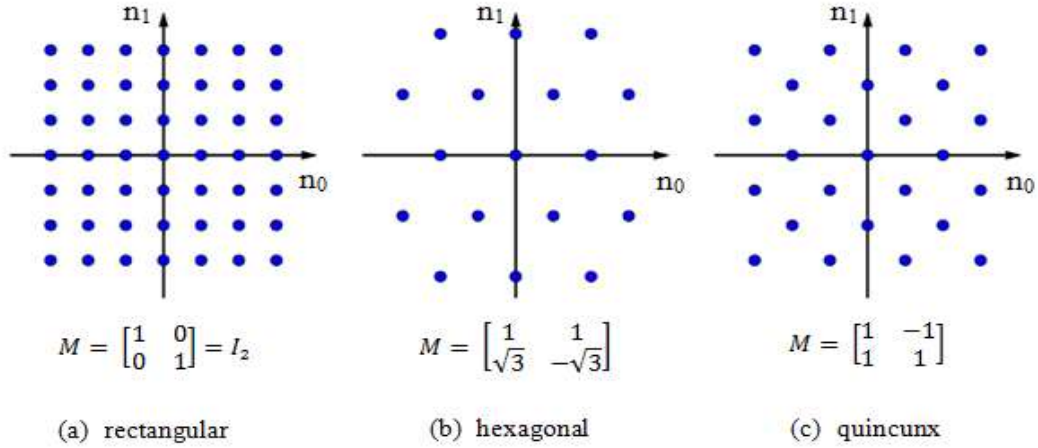


Figure 2.7. Exemples de lattices d'échantillonnage 2D [53].

N.B: La matrice génératrice d'une lattice d'échantillonnage n'est pas unique [53, 55-56] i.e. : une même lattice peut être générée par plusieurs matrices distinctes.

- Une autre variante importante, à définir dans une lattice $LAT(\mathbf{M})$, est le parallélépipède fondamental FPD , engendré par cette même matrice. Il est défini comme étant le parallélépipède délimitant les points qui vérifient l'équation suivante [55] :

$$FPD(\mathbf{M}) = \{\mathbf{M}n : n \in [0, 1]^d\} \quad (2.4)$$

- Décimer un signal multidimensionnel \mathbf{x} , via une matrice d'échantillonnage \mathbf{M} , signifie que les échantillons d'indices appartenant à la lattice d'échantillonnage $LAT(\mathbf{M})$ sont retenus, avec un certain repositionnement spatial, tandis que les autres sont suspendus [56-57]. Alors, les expressions de décimation dans les domaines : temporel, fréquentiel et de \mathcal{Z} sont données, respectivement, par [37, 53-54, 57] :

$$y_d(n) = x(\mathbf{M}n) \quad (2.5)$$

$$Y_d(\omega) = \frac{1}{|\det(\mathbf{M})|} \sum_k X((\mathbf{M}^T)^{-1} \cdot (\omega - 2\pi k)) \quad (2.6)$$

$$Y_d(z) = \frac{1}{|\det(\mathbf{M})|} \sum_k X(W_{\mathbf{M}^{-1}}(2\pi k) \circ z^{\mathbf{M}^{-1}}) \quad (2.7)$$

Dans les équations (2.6) et (2.7), k représente les coordonnées des points inclus dans le parallélépipède fondamental $FPD(\mathbf{M})$ (bords non inclus sauf le point d'origine).

- En revanche, l'interpolation ou le sur-échantillonnage d'un signal multidimensionnel x , via une matrice d'échantillonnage \mathbf{M} , consiste à lui correspondre un autre signal dont les échantillons d'indices appartenant à $LAT(\mathbf{M})$ sont retenus, tandis que les autres sont mis à zéro [56-57]. Les expressions d'interpolation du signal x via la matrice \mathbf{M} dans les domaines : temporel, fréquentiel et de \mathcal{Z} sont données par [37, 53-54, 56-57]:

$$y_u(n) = \begin{cases} x(M^{-1}n) & \text{si } n \in LAT(M) \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \quad (2.8)$$

$$Y_u(\omega) = X(M^T \omega) \quad (2.9)$$

$$Y_u(z) = X(z^M) \quad (2.10)$$

- Un autre point assez important, qui doit être défini, est les *identités nobles* (multi-cadences). Ces dernières permettent de définir les règles régissant les changements d'ordre, entre les opérations de filtrage et d'échantillonnage, dans un banc de filtres. Elles sont bien illustrées dans la **Figure 2.8** ci-dessous.

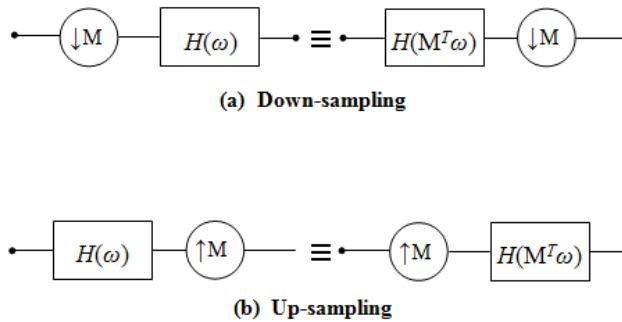


Figure 2.8. Identities nobles (multi-cadences) [37, 55].

- Un banc de filtres est dit *maximalement décimé* \Rightarrow le déterminant de sa matrice d'échantillonnage est égal au nombre de ses canaux [56].

2.3.2. Bancs de filtres non séparables et la reconstruction parfaite (PR)

À l'instar des bancs de filtres unidimensionnels (1D-FB), dont l'utilisation est notée d'être très utile dans les applications de codage en sous-bandes, l'employabilité des bancs de filtres multidimensionnels ont, de même, marqué une grande importance dans de telles applications, et particulièrement, le codage et la compression d'images et vidéos.

Selon la stratégie adoptée dans leur conception, les bancs de filtres multidimensionnels peuvent être séparables ou non séparables. En revanche, malgré la complexité de concevoir un filtre multidimensionnel, les bancs de filtres non séparables sont largement adoptés dans la littérature du traitement de signal [54]. Dans cette section, nous nous limitons à l'étude de cette catégorie, qui représente le cœur de nos prochaines constructions. Elle est caractérisée par différents avantages, et particulièrement, l'aptitude de fournir de flexibles formes pour le spectre (diamant, quadrant, éventail, etc.), contrairement aux bancs de filtres séparables limités aux formes rectangulaires.

Sans tenir compte de sa nature et/ou sa dimension, un banc de filtres est constitué par deux parties principales : partie d'analyse (décomposition) et partie de synthèse (reconstruction). Dans la première partie, le signal d'entrée est décomposé en différentes sous-bandes, correspondant chacune à une partie bien précise du spectre des fréquences. Tandis que dans la seconde partie (synthèse), les sous-bandes résultantes de la première phase sont recombinaées pour générer une reconstruction quasi-optimale du signal d'entrée (reconstruction parfaite PR) [53, 58]. Dans la suite de cette section, nous allons étudier les différents aspects liés à la reconstruction parfaite (PR) des bancs de filtres multidimensionnels non-séparables.

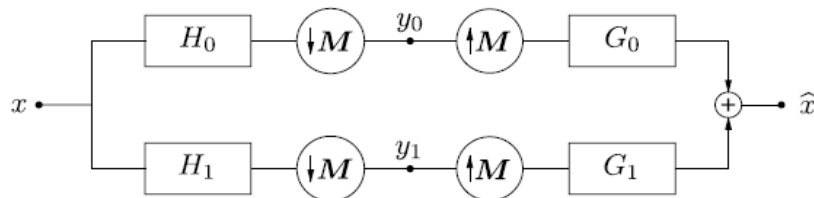


Figure 2.9. Structure générale d'un banc de filtres à deux canaux [53].

Soit le banc de filtres multidimensionnels illustré dans la **Figure 2.9** ci-dessus. Ce système est maximalelement décimé si et seulement si : $\det(M) = 2$.

À la sortie de la partie d'analyse de ce banc de filtres, et en tirant profit des règles de décimation décrites par les équations (2.5 – 2.7), les réponses issues de ses deux canaux sont données, dans le domaine fréquentiel, par :

$$Y_0(\omega) = \frac{1}{2} [H_0(M^{-T}\omega)X(M^{-T}\omega) + H_0(M^{-T}(\omega - 2\pi k_1))X(M^{-T}(\omega - 2\pi k_1))] \quad (2.11)$$

$$Y_1(\omega) = \frac{1}{2} [H_1(M^{-T}\omega)X(M^{-T}\omega) + H_1(M^{-T}(\omega - 2\pi k_1))X(M^{-T}(\omega - 2\pi k_1))] \quad (2.12)$$

Dans les expressions (2.11 et 2.12), nous avons remplacé les vecteurs k , définis dans (2.6), par les valeurs suivantes : ($k_0 \stackrel{\text{def}}{=} (0,0)^T$) et k_1 dépend de la matrice M .

À la reconstruction, en appliquant les relations (2.8 à 2.10) sur les deux canaux du banc de filtres, le signal reconstruit peut s'écrire, dans le domaine fréquentiel, comme suit :

$$\hat{X}(\omega) = [Y_0(M^T \omega)G_0(\omega) + Y_1(M^T \omega)G_1(\omega)] \quad (2.13)$$

En substituant les expressions (2.11 et 2.12) dans (2.13), la formule de reconstruction est donnée par :

$$\begin{aligned} \hat{X}(\omega) = & \frac{1}{2}[H_0(\omega)G_0(\omega) + H_1(\omega)G_1(\omega)]X(\omega) \\ & + \frac{1}{2}[H_0(\omega - 2\pi M^{-T}k_1)G_0(\omega) + H_1(\omega - 2\pi M^{-T}k_1)G_1(\omega)]X(\omega - 2\pi M^{-T}k_1) \end{aligned} \quad (2.14)$$

L'expression (2.14) représente, en fait, une combinaison de deux termes intéressants. Le premier terme, correspondant à $X(\omega)$, représente la réponse d'un système linéaire invariant par translation (Linear Shift Invariant LSI). Tandis que le second terme décrit le système de repliement (aliasing system) [58]. Ce banc de filtres est dit à reconstruction parfaite (PR-FB) s'il n'y a pas de pertes lors des phases de décomposition et reconstruction, c.à.d. $\hat{X}(\omega) \approx X(\omega)$ [53]. Par conséquent, il doit être dispensé de tout chevauchement ou repliement, et la fonction de distorsion (la réponse du système LSI) doit être un retard (Delay) [54]. Ces deux conditions peuvent être réécrites comme suit :

$$(PR_FB) \Rightarrow \begin{cases} H_0(\omega)G_0(\omega) + H_1(\omega)G_1(\omega) = 2 \\ H_0(\omega - 2\pi M^{-T}k_1)G_0(\omega) + H_1(\omega - 2\pi M^{-T}k_1)G_1(\omega) = 0 \end{cases} \quad (2.15)$$

La reconstruction parfaite définie dans (2.15) peut être établie, uniquement, à travers un choix approprié des filtres constituant de tels systèmes.

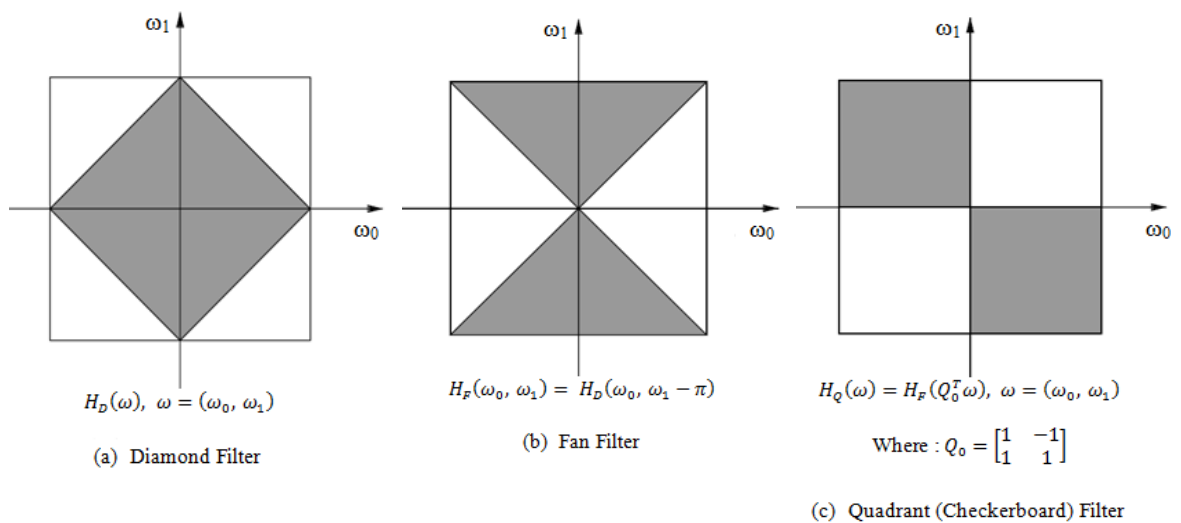


Figure 2.10. Exemples de filtres dérivés à partir du prototype « filtre en diamant » [53].

Étant donné que les bancs de filtres utilisés dans le présent travail sont basés, principalement, sur des bancs de filtres en quinconce (QFB), nous optons, dans le cadre de notre étude, au cas des filtres en diamant qui sont, correctement et largement, utilisés comme prototypes de base pour beaucoup d'autres formes (**Figure 2.10**).

Alors, pour un banc de filtres en quinconce (QFB) à deux canaux, la condition de la reconstruction parfaite peut être réécrite par [37] :

$$(PR_QFB) \Rightarrow \begin{cases} H_0(\omega)G_0(\omega) + H_1(\omega)G_1(\omega) = 2 \\ H_0(\omega + \pi)G_0(\omega) + H_1(\omega + \pi)G_1(\omega) = 0 \end{cases} \quad (2.16)$$

Une solution extrêmement adoptée, dans la littérature, était les filtres miroirs en quadrature (QMF). Cette notion de QMF se rapporte au choix approprié des filtres qui sont reliés par des décalages spatiaux et de modulations fréquentielles [58]. Les QMFs sont valables aussi bien pour les systèmes unidimensionnels qu'aux systèmes multidimensionnels [57]. Le choix approprié pour les filtres d'analyse et de synthèse est donné par [58] :

$$(QMF_QFB) \Rightarrow \begin{cases} H_0(\omega) = G_0(-\omega) = F(\omega) \\ H_1(\omega) = G_1(-\omega) = e^{j\omega}F(-\omega + \pi) \end{cases} \quad (2.17)$$

En substituant (2.17) dans (2.16), la condition de reconstruction parfaite devient :

$$(PR_QFB) \Rightarrow |F(\omega)|^2 + |F(\omega + \pi)|^2 = 2 \quad (2.18)$$

Avec : $[F(\omega)]$ est une fonction arbitraire de (ω) .

D'où, le problème de conception est, maintenant, réduit à la recherche d'un filtre approprié $[F(\omega)]$ qui satisfait la contrainte (2.18).

2.3.3. Décomposition pyramidale non décimée (NSP)

Au cœur de cette construction, nous trouvons les bancs de filtres non-décimés à deux canaux (2-Channel NSFB). Une telle expansion est, conceptuellement, semblable aux transformées d'ondelettes non-décimées unidimensionnelles (1D-NSWT). Elle est fondée, principalement, sur la suppression des opérations de décimation et d'interpolation dans les étages de décomposition et de reconstruction respectivement. Ce processus est accompli, dans une arborescence pyramidale, via l'utilisation de l'algorithme à trous [43].

Dans la **Figure 2.11**, l'implémentation d'un banc de filtres bidimensionnel non décimé, via l'algorithme à trous, est illustrée. Cette implémentation est, principalement, inspirée de celle de 1D-NSWT présentée dans [17], tout en l'étendant à deux dimensions.

Dans cette figure, nous nous sommes limités à la partie d'analyse le fait que sa contrepartie de synthèse est exactement symétrique.

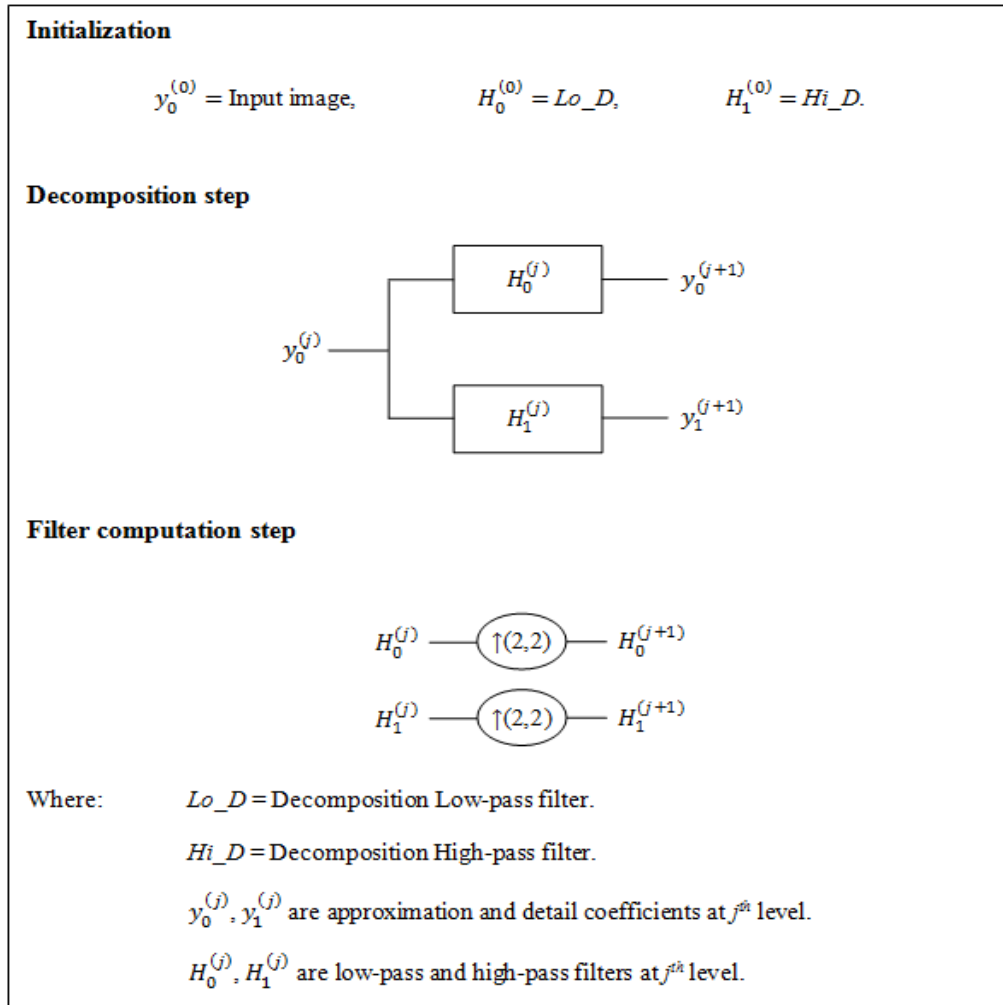


Figure 2.11. Algorithme à trous [17].

Comparée à ses contreparties d'ondelettes, la NSP est jugée d'être plus précise et moins redondante, grâce à l'utilisation de bancs de filtres non séparables. En effet, elle a une redondance de $(J+1)$ au lieu de $(3J+1)$ pour 1D-NSWT (1D-SWT), où J dénote le nombre de décompositions. Le support fréquentiel idéal du filtre passe-bas au $j^{ème}$ niveau, de la décomposition, est la région $[-(\pi/2^j), (\pi/2^j)]^2$. Par contre, le support fréquentiel idéal du filtre passe-haut équivalent est le complément du passe-bas, c.à.d. la région $[(-\pi/2^{j-1}), (\pi/2^{j-1})]^2 \setminus [(-\pi/2^j), (\pi/2^j)]^2$ [43].

En ce basant sur l'algorithme à trous, aucune complexité supplémentaire n'est enregistrée sur les opérations de filtrage de la NSP, au moment où une meilleure reconstruction (PR) est garantie. Ceci lui a attribué la propriété multi-échelle et PR sans besoin d'aucune conception additionnelle de filtres [30, 43].

La **Figure 2.12**, ci-dessous, montre le partitionnement fréquentiel idéal de NSP pour deux niveaux de décompositions ($J = 2$).

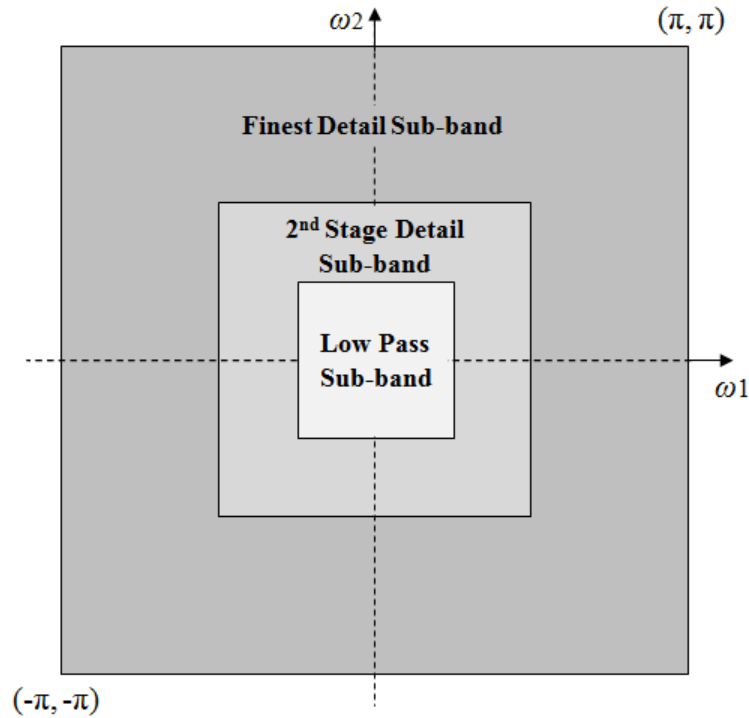


Figure 2.12. Partitionnement idéal du spectre de la décomposition pyramidale (NSP) [43].

Afin d'établir la structure arborescente de la **Figure 2.5**, et menant au découpage fréquentiel de la **Figure 2.12**, le banc de filtres non décimé, présenté dans la **Figure 2.13**, doit être appliqué, récursivement, à la branche passe-bas de son prédécesseur. D'une façon symétrique, l'arborescence de synthèse est produite. Le défi fondamental persistant, dans de tels arrangements, est la reconstruction parfaite (PR). Par conséquent, nous nous consacrons, dans la suite de cette section, à l'étude des conditions nécessaires pour la reconstruction parfaite d'un banc de filtre non décimé.

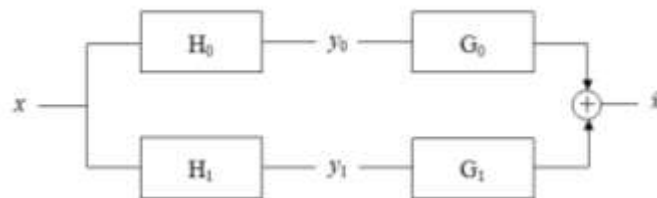


Figure 2.13. Banc de filtres non-décimés à deux canaux (2-Channel NSF).

Soit: H_0, H_1, G_0 et G_1 des filtres bidimensionnels constituant le banc de filtres illustré dans la **Figure 2.13** ci-dessus. H_0 et H_1 représentent, respectivement, les filtres d'analyse ; passe-bas et passe-haut. Par contre, G_0 et G_1 représentent les filtres de synthèse.

La relation entrée/sortie de ce banc de filtres, ainsi que la reconstruction parfaite (PR) correspondante sont données, dans le domaine de \mathcal{Z} , par :

$$Y_0(z) = X(z) \cdot H_0(z) \quad (2.19)$$

$$Y_1(z) = X(z) \cdot H_1(z) \quad (2.20)$$

$$\hat{X}(z) = Y_0(z) \cdot G_0(z) + Y_1(z) \cdot G_1(z) \quad (2.21)$$

Remplaçant (2.19) et (2.20) dans (2.21), nous aurons:

$$\hat{X}(z) = H_0(z) \cdot G_0(z) \cdot X(z) + H_1(z) \cdot G_1(z) \cdot X(z) \quad (2.22)$$

$$\hat{X}(z) = [H_0(z) \cdot G_0(z) + H_1(z) \cdot G_1(z)] \cdot X(z) \quad (2.23)$$

Afin d'avoir : $\hat{X}(z) \cong X(z)$, les filtres H_0 , H_1 , G_0 et G_1 doivent vérifier la condition suivante:

$$H_0(z) \cdot G_0(z) + H_1(z) \cdot G_1(z) = 1 \quad (2.24)$$

Comme les filtres FIR sont largement adoptés dans la littérature des bancs de filtres bidimensionnels non-séparables [43, 59], nous optons, lors dans la présente thèse, pour leur utilisation dans tous les processus nécessaires de filtrage. Ce choix est effectué grâce à la simplicité et la souplesse d'implémentation de tels filtres à hautes dimensions. La reconstruction parfaite, dans ce cas-là, revient à choisir des filtres satisfaisant l'identité de *Bezout* décrite par l'équation (2.24) ci-dessus. L'avantage majeur de cette relation est qu'elle ne met aucune contrainte sur la réponse en fréquence des filtres adoptés [43].

À la fin de cette section, nous pouvons tirer plusieurs avantages liés à cette structure pyramidale non décimée (NSP). Le point le plus critique distinguant cette construction est, sans doute, son invariance par translation. Cette qualité est renforcée par le fait qu'elle est assurée par une redondance notablement acceptable de NSP, comparée à ses contreparties de l'état de l'art. Un autre point aussi important, lié à la NSP, est sa préservation quasi-optimale du contenu de l'image traitée. Ceci permet de l'utiliser comme un bon moyen pour implémenter des transformées multi-échelles continues.

Par contre, vu que les images naturelles se distinguent par des détails de diverses formes et directions, la NSP, et faute à son isotropie, ne peut plus détecter et présenter toutes ces informations. Donc, son renforcement par un processus directionnel est plus que nécessaire dans de telles situations. Cette solution peut être bien accomplie via l'emploi d'un banc de filtres directionnels (DFB), qui sera l'objet d'études de la prochaine section.

2.3.4. Banc de filtres directionnels (DFB)

Comme nous l'avons, déjà, énoncé dans la section 2.2, le facteur principal faisant des transformées en contourlets autant importantes dans les applications du traitement d'images est, sans doute, leur propriété de sélectivité directionnelle. Cette dernière fait de ces transformées un meilleur outil de décomposition multi-résolution. Elle permet de bien détecter et représenter les différents détails descriptifs d'une image naturelle, grâce au renforcement de leurs étages multi-échelle isotropes par un autre étage fortement directionnel. Ce mécanisme est pratiquement similaire à celui présenté dans la **Figure 2.5**.

Le banc de filtres directionnels (DFB) a été, initialement, introduit par Bamberger et Smith, en 1992, pour les signaux bidimensionnels. Cette construction a été conçue pour être maximale décimée, sans inscrire aucune perte d'informations, c.-à-d. : accomplir une représentation avec moins d'échantillons possibles, tout en assurant une reconstruction parfaite du signal d'intérêt [39]. Le DFB a été, efficacement, mis en application via une structure arborescente de l -niveaux, ce qui mène à 2^l sous-bandes directionnelles avec découpage fréquentiel triangulaire (revoir **Figure 2.2**). La construction originale, présentée dans [39], implique la modulation de l'image d'entrée et l'emploi de bancs de filtres en quinconce ayant un découpage fréquentiel en diamant. Dans cette approche, une règle d'extension compliquée doit être suivie pour le reste des sous-bandes. Par conséquent, les sous-bandes résultantes n'arrivent pas à suivre un simple ordre suivant les indices des canaux de DFB [36-37, 53].

Pour simplifier la construction originale introduite dans [39], M. N. Do a proposé dans [37] une nouvelle implémentation de DFB. Cette proposition évite, complètement, la modulation de l'image d'entrée, tout en adoptant une règle plus simple et plus efficace pour développer l'arborescence de décomposition [36]. Le partitionnement triangulaire du spectre, dans cette nouvelle construction, est obtenu par une combinaison appropriée d'un découpage fréquentiel directionnel et des phénomènes de rotation. La directionnalité est assurée via l'implémentation d'un banc de filtres en quinconce de spectre en éventail (Fan QFB). Par contre, les phénomènes de rotation sont obtenus grâce aux opérations de ré-échantillonnage [37].

La **Figure 2.14** illustre la nouvelle construction de DFB proposée dans [37]. Dans cette figure, nous nous sommes limité à la partie d'analyse avec trois niveaux de décompositions (huit directions distinctes). Sa contrepartie de synthèse est pratiquement symétrique.

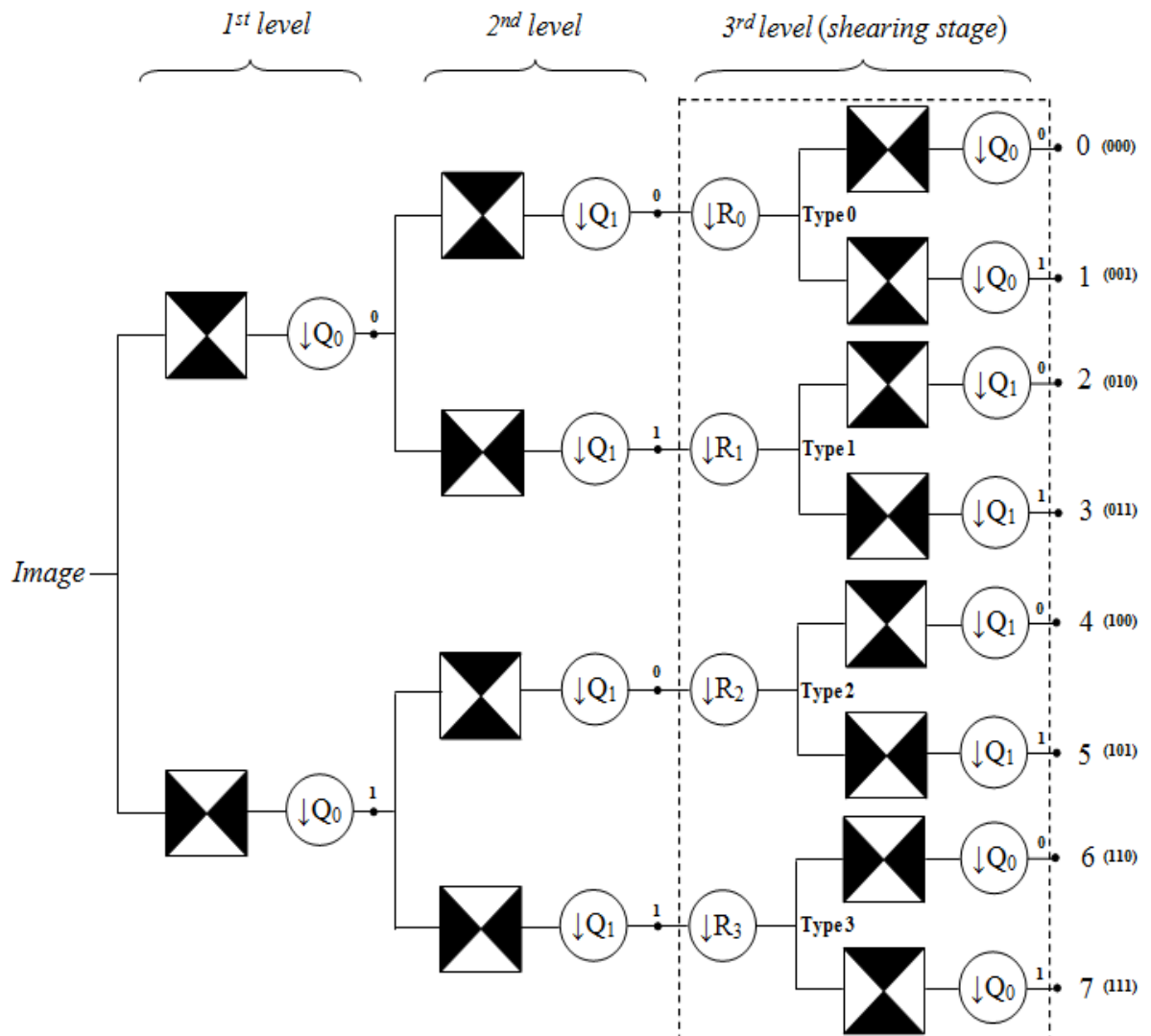


Figure 2.14. Structure de la décomposition directionnelle DFB (8 directions) [52].

La construction actuelle de DFB est basée, principalement, sur deux modules fondamentaux. Le premier est le banc de filtres en quinconce avec un découpage fréquentiel en éventail (Fan QFB). Il permet de diviser le spectre bidimensionnel en deux directions distinctes ; horizontale et verticale. En revanche, le second module n'est, en fait, qu'une sorte de rotation de l'image considérée. En effet, il assure un repositionnement des échantillons de cette image sans changer sa taille originale. Dès lors, le point de succès de DFB réside dans la combinaison appropriée de ces deux modules à chaque branche de l'arborescence. D'où, le partitionnement fréquentiel désiré est obtenu, avec une allure similaire à celle présentée dans la **Figure 2.2** [36].

Soit Q_0 et Q_1 des matrices de base, de l'échantillonnage en quinconce, adoptées dans la conception de DFB. Elles sont définies par :

$$Q_0 = \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} ; \quad Q_1 = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ -1 & 1 \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad Q_0 \cdot Q_1 = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} = 2 \cdot I_2 \quad (2.25)$$

Ces deux matrices génèrent la même lattice d'échantillonnage. Mais lors de l'opération de décimation, via ces deux matrices (Q_0 et Q_1), l'image d'entrée sera tournée de -45° et $+45^\circ$ respectivement [37].

Comme nous l'avons mentionné ci-avant, la conception de base de DFB est basée sur deux modules principaux. Le premier module est représenté par les deux premières phases de l'arborescence montrée dans la **Figure 2.14**. Par contre, le deuxième module se manifeste à partir du troisième niveau de décomposition de DFB. Dans ce qui suit, nous discuterons ces deux modules, explicitement et séparément, pour bien assimiler l'architecture globale de la structure arborescente de DFB, montrée dans la **Figure 2.14**.

En accédant au premier module, l'image d'entrée est décomposée en quatre sous-bandes directionnelles distinctes. Le découpage fréquentiel résultant est de forme triangulaire. Il est assuré via l'application, en cascade, de deux étages de bancs de filtres en quinconce, de découpage fréquentiel en éventail (voir *1st level* et *2nd level* de la **Figure 2.14**). Ce processus peut être mieux exposé en faisant appel aux identités nobles (multi-cadence), ainsi qu'à la connaissance de l'influence des opérations d'échantillonnage sur la forme des spectres des filtres constituant les QFBs.

En effet, en appliquant l'identité noble de la **Figure 2.8**, il est possible d'inter-changer les filtres du second étage, de la **Figure 2.14**, avec la matrice d'échantillonnage Q_0 . Cet inter-changement conduit, effectivement, à une transformation de ces filtres, de spectres initiaux en éventail, vers d'autres filtres équivalents de spectres en quadrants (voir la **Figure 2.10**). En combinant ces deux premiers étages, la décomposition de l'image d'entrée en quatre sous-bandes directionnelles distinctes, de spectres triangulaires, est correctement obtenue [37, 53].

La **Figure 2.15** montre bien ce processus, tout en se focalisant sur l'exemple de la sous-bande résultante du premier canal.

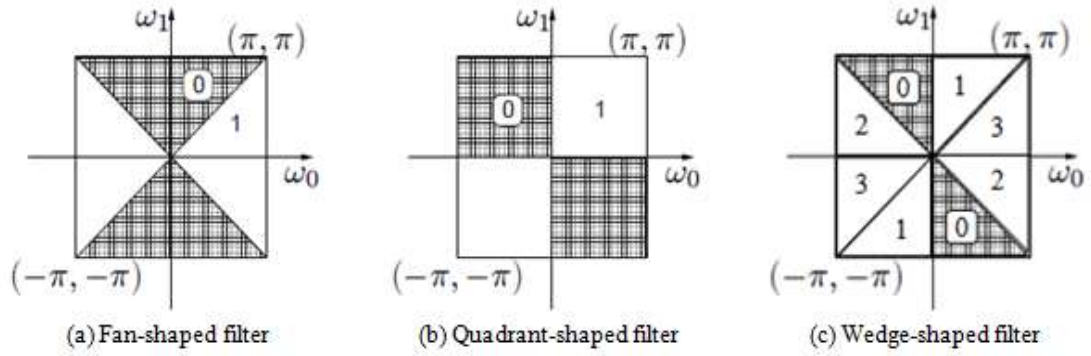


Figure 2.15. Le premier module de DFB (2 niveaux de décompositions \Rightarrow 4 directions) [37].

À partir du troisième niveau de décomposition, il se produit l'opérateur de cisaillement (*Shearing operator*), qui représente, en fait, le deuxième module de DFB. Lors de cette phase, une décomposition plus fine du spectre triangulaire, résultant du premier module, est accomplie. Elle est assurée via une utilisation appropriée de bancs de filtres en quinconce, similaires à ceux de la première partie, en conjonction avec les opérations de ré-échantillonnage. Ces dernières sont assurées par quatre types de matrices unimodulaires [37, 53]. Ces matrices ne servent, en réalité, qu'à réarranger les échantillons de l'image, en faisant la tourner d'un certain angle, sans changer sa cadence. Elles sont définies par [37] :

$$R_0 = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad R_1 = \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad R_2 = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad R_3 = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 1 \end{pmatrix} \quad (2.26)$$

$$R_0 R_1 = R_2 R_3 = I_2 \quad (2.27)$$

La Figure 2.16, ci-dessous, nous donne un bon aperçu sur l'effet de ré-échantillonnage d'une image, en la décimant par la matrice R_0 .

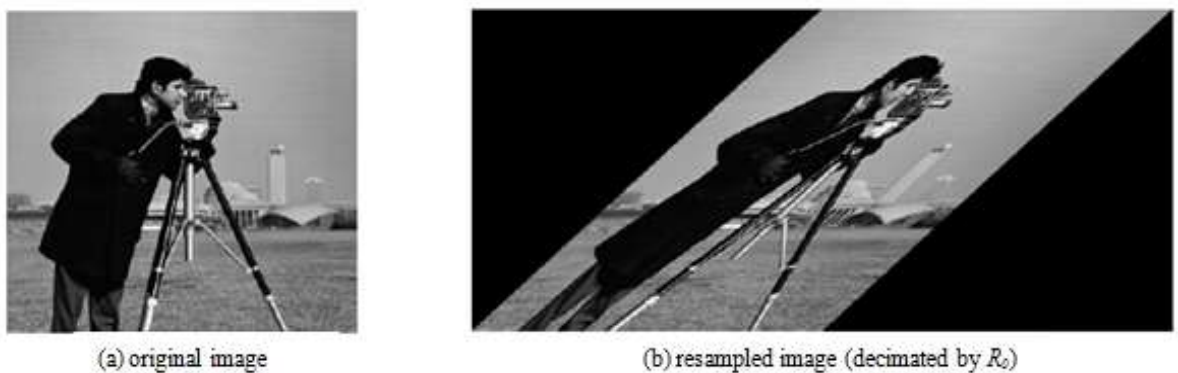


Figure 2.16. Effet de l'opération de ré-échantillonnage [37].

Selon des quatre matrices uni-modulaires (R_0, R_1, R_2 et R_3), définies auparavant, il en résulte quatre types de ré-échantillonnage des QFBs (**Figure 2.17**).

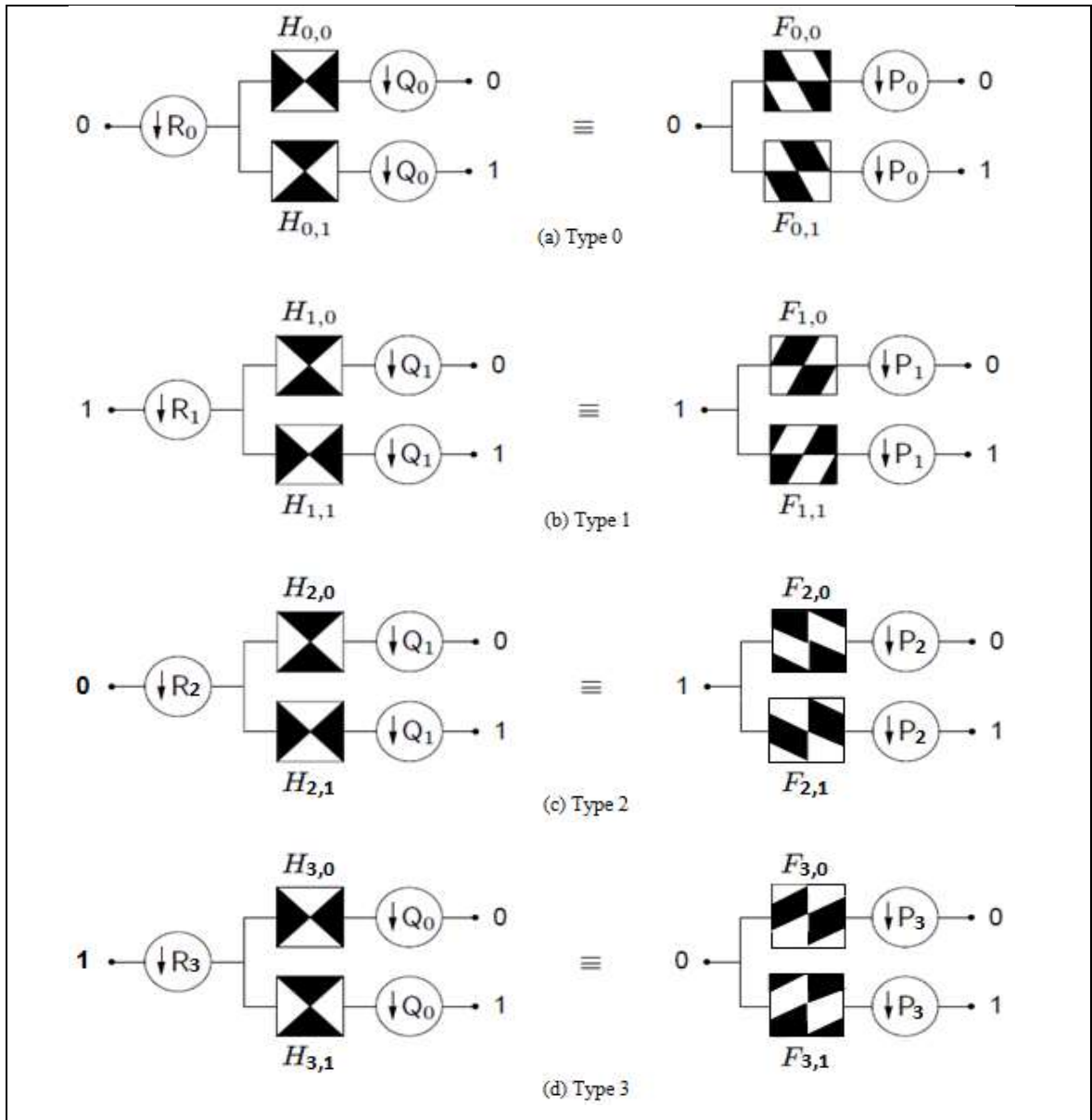


Figure 2.17. Les quatre types de ré-échantillonnage de QFBs [37, 60].

Après deux niveaux de décompositions, les QFBs ré-échantillonnés sont intégrés dans le DFB, afin de lui attribuer la sélectivité directionnelle désirée. En effet, à partir du troisième niveau de décomposition, les QFBs ré-échantillonnés de type 0 et 1 sont appliqués, respectivement, aux nœuds d'indices 0 et 1 de la première moitié des canaux de cette décomposition. Ceci mène à l'apparition des directions, fondamentalement horizontales, comprises entre 45° et -45° (les régions 0, 1, 2 et 3 du découpage fréquentiel de la **Figure 2.2**). Par contre, les directions verticales, comprises entre 45° et 135° (les régions

4, 5, 6 et 7 du découpage fréquentiel de la **Figure 2.2**), sont acquises en appliquant, respectivement, des QFBs ré-échantillonnés de type 2 et 3 aux nœuds d'indices 0 et 1 de la seconde moitié des canaux de DFB. Afin d'acquérir des découpages fréquentiels plus fins (plus de huit directions), ce processus doit être, récursivement et soigneusement, exécuté jusqu'à ce que la décomposition désirée soit atteinte [37, 60]. La **Figure 2.14** donne un bon aperçu illustratif de tout le processus de décomposition de DFB. La partie de reconstruction est symétriquement similaire.

Faisant appel aux identités nobles, il est formellement possible de voir l'architecture arborescente d'un DFB, à l -niveaux, comme étant une structure parallèle équivalente à 2^l canaux [37, 53]. Elle se compose de bancs de filtres montés en parallèle (**Figure 2.19**), avec des matrices d'échantillonnage globales et des filtres équivalents définis, respectivement, par les équations (2.28) et (2.29).

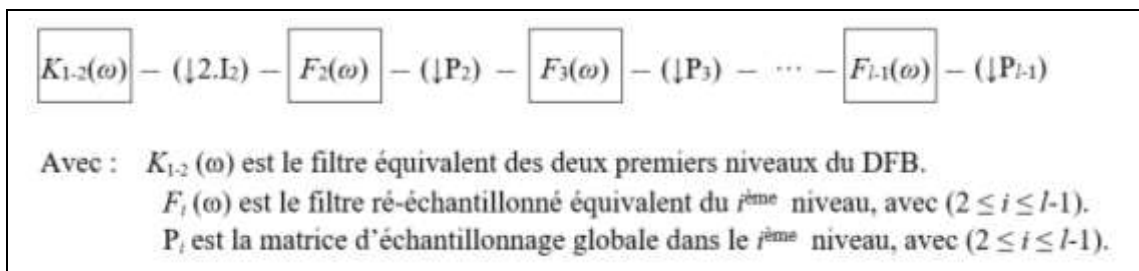


Figure 2.18. La séquence équivalente, de filtrage et de décimation, correspondante à chaque branche de DFB [37].

La séquence de filtrage et de décimation, à chaque branche de DFB, est bien présentée dans la **Figure 2.18**. Dans cette figure, nous nous sommes limités à la partie d'analyse, le fait que la partie de synthèse est symétrique.

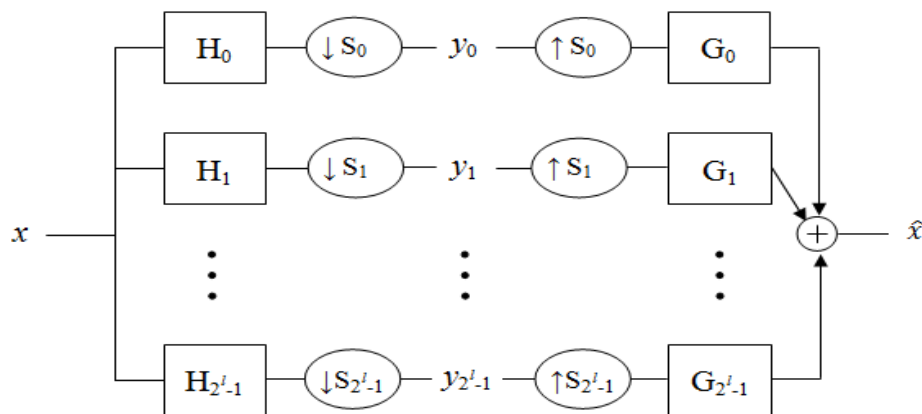


Figure 2.19. Schéma équivalent global d'un DFB (parties d'analyse et de synthèse) [36-37, 53].

Les matrices d'échantillonnage globales ainsi que les filtres équivalents du $k^{\text{ème}}$ canal, de la partie d'analyse de DFB, sont donnés par :

$$S_k^{(l)} = 2 \cdot \prod_{i=2}^{l-1} P_i \quad (2.28)$$

$$H_k^{(l)}(\omega) = K_{1-2}(\omega) \cdot \prod_{i=2}^{l-1} F_i \left(\left(S_k^{(i)} \right)^T \omega \right) \quad (2.29)$$

Quoiqu'elles soient considérées comme étant le facteur clé de la directionnalité de DFB, les opérations de ré-échantillonnage induisent, également, des dégradations non négligeables sur les images traitées. Ce problème a été correctement remédié par *Park et al*, en proposant l'utilisation des opérations de contre-échantillonnage (*backsampling operations*). Ces opérations sont introduites à la fin de chaque branche d'analyse de DFB, de telle sorte que les matrices d'échantillonnage globales soient diagonales. Pour la partie de synthèse, c'est de l'inverse. Il faut, d'abord, annuler le *backsampling* au début de chaque branche de reconstruction, avant que le reste du traitement soit continué [60]. Cette idée est, clairement et notablement, évidente dans la nouvelle construction de DFB. En effet, lors de l'évaluation des expressions des matrices d'échantillonnage globales, il apparait bien l'expression du terme défectueux [37]. Les matrices d'échantillonnage globales, après correction, deviennent [36-37, 53] : (trouver plus de détails dans [37])

$$S_k^{(l)} = \begin{cases} \text{diag}(2^{l-1}, 2) & \text{for } 0 \leq k < 2^{l-1} \\ \text{diag}(2, 2^{l-1}) & \text{for } 2^{l-1} \leq k < 2^l \end{cases} \quad (2.30)$$

Ceci donne l'aperçu que, contrairement aux opérations de filtrage effectuées d'une façon non séparable, les opérations d'échantillonnage sont séparément accomplies [36, 53].

Ces opérations de *backsampling*, basées sur des matrices d'échantillonnage uni-modulaires, ne permettent que de réarranger les coefficients des sous-bandes traitées. Par conséquent, elles permettent de bien améliorer et perfectionner la visualisation des images associées [37].

2.4. Conclusion

Dans ce présent chapitre, une discussion, relativement instructive, a été élaborée sur les constructions multi-résolution développées, tout récemment, les deux dernières décennies : les transformées en contourlet. Celles-ci sont, largement, adoptées par la communauté du traitement d'images, grâce à leurs propriétés multi-échelle et directionnelle.

Deux versions principales de ces constructions (CT et NSCT) ont été, également, pointues au début de ce chapitre. Nous nous sommes basés sur la description de leurs principes, leurs avantages et inconvénients, ainsi que les applications appropriées pour chacune d'elles.

Afin de répondre au compromis de bonne analyse et faible coût, une nouvelle alternative est, avantageusement, introduite et discutée le long, d'approximativement, tout ce deuxième chapitre. Cette nouvelle construction (DNSPFB), faiblement redondante, tire son succès de la combinaison appropriée de tous les avantages de l'étage pyramidal NSP et de l'étage directionnel, non redondant, DFB.

Cette construction est développée, principalement, afin de l'exploiter dans les applications, où la redondance élevée n'est plus souhaitable. Exemples des applications appropriées à la DNSPFB incluent, particulièrement, celles du traitement d'images dans des systèmes embarqués, telles que : la reconnaissance de formes, la sur-résolution, la classification, ainsi que le seuillage et le dé-bruitage d'images qui seront l'objet d'études dans les deux prochains chapitres.

CHAPITRE 3

SEUILLAGE DES

CONTOURLETS

L'estimation d'un signal acquis d'un canal de transmission peut être, avantageusement, optimisée en trouvant une représentation qui le distingue correctement du fond de bruit. Une bonne estimation est souvent celle qui peut garantir, simultanément, la simplicité et l'efficacité des traitements associés.

Les estimations non-linéaires de seuillage, dans les représentations éparses, ont véritablement contribué aux progrès enregistrés dans les disciplines du traitement de signal [13]. De tels processus requièrent, généralement, tirer profit des informations préalables du système, et particulièrement, le type de la dégradation et ses informations relatives. Dans cette thèse, un bruit additif Gaussien de moyenne nulle et de variance σ^2 est considéré. Le choix de cette dégradation a été largement discuté dans la littérature. Il est principalement tiré en vertu du théorème de la limite centrale (CLT), interprétant, le fait que ce genre de bruit se produit largement dans la pratique [61-62].

3.1. Seuillage des contourlets : un choix approprié pour la restauration d'images

Dans cette première partie, une introduction à la théorie de seuillage, ainsi que son application lors de dé-bruitage d'images, dans le domaine des contourlets, sont simplement et explicitement établies.

3.1.1. Formulation du problème

Soit une image $F(x, y)$ contaminée par un bruit additif Gaussien $W(x, y)$, de moyenne nulle et de variance σ^2 . La relation décrivant ce processus est définie par :

$$G(x, y) = F(x, y) + W(x, y) \quad (3.1)$$

À partir de l'image bruitée $G(x, y)$, nous essayons de trouver une estimation $\tilde{F}(x, y)$ de l'image originale, tout en éliminant autant que possible le bruit additif $W(x, y)$, de telle sorte que l'image récupérée soit plus proche possible de l'image originale. Le seuillage dans les expansions multi-résolution a montré de très hautes performances dans de telles situations. Il permet d'éliminer les faibles coefficients, assimilés au bruit, et préserver ou, relativement, rétrécir les autres coefficients, représentant le signal utile.

Dans le cadre de cette présente thèse, nous optons pour l'une des meilleures représentations multi-résolutions, discutée dans le deuxième chapitre : la DNSPFB. Ce choix est justifié par les différents avantages de cette construction en comparaison à ses contreparties traditionnelles, à savoir : sa directionnalité, sa flexibilité, sa rapidité, etc.

3.1.2. Algorithme de dé-bruitage

De manière similaire aux approches d'ondelettes, le seuillage dans les domaines multi-résolution en général, et des contourlets en particulier, consiste en trois étapes fondamentales : décomposition, seuillage et reconstruction.

La **Figure 3.1**, ci-après, donne un bon aperçu illustratif de l'algorithme général de seuillage d'images dans le domaine des contourlets. Sa validité est étendue pour l'ensemble des constructions multi-résolution existantes. Dans la suite de cette section, nous nous consacrons, pleinement, à l'exposition et la discussion de chacune de ces trois phases, mentionnées ci-avant, d'une manière notablement explicite. Cette discussion sert à bien assimiler notre stratégie adoptée lors de la progression de ce présent travail, ce qui nous permet de bien atteindre les résultats de dé-bruitage espérés.

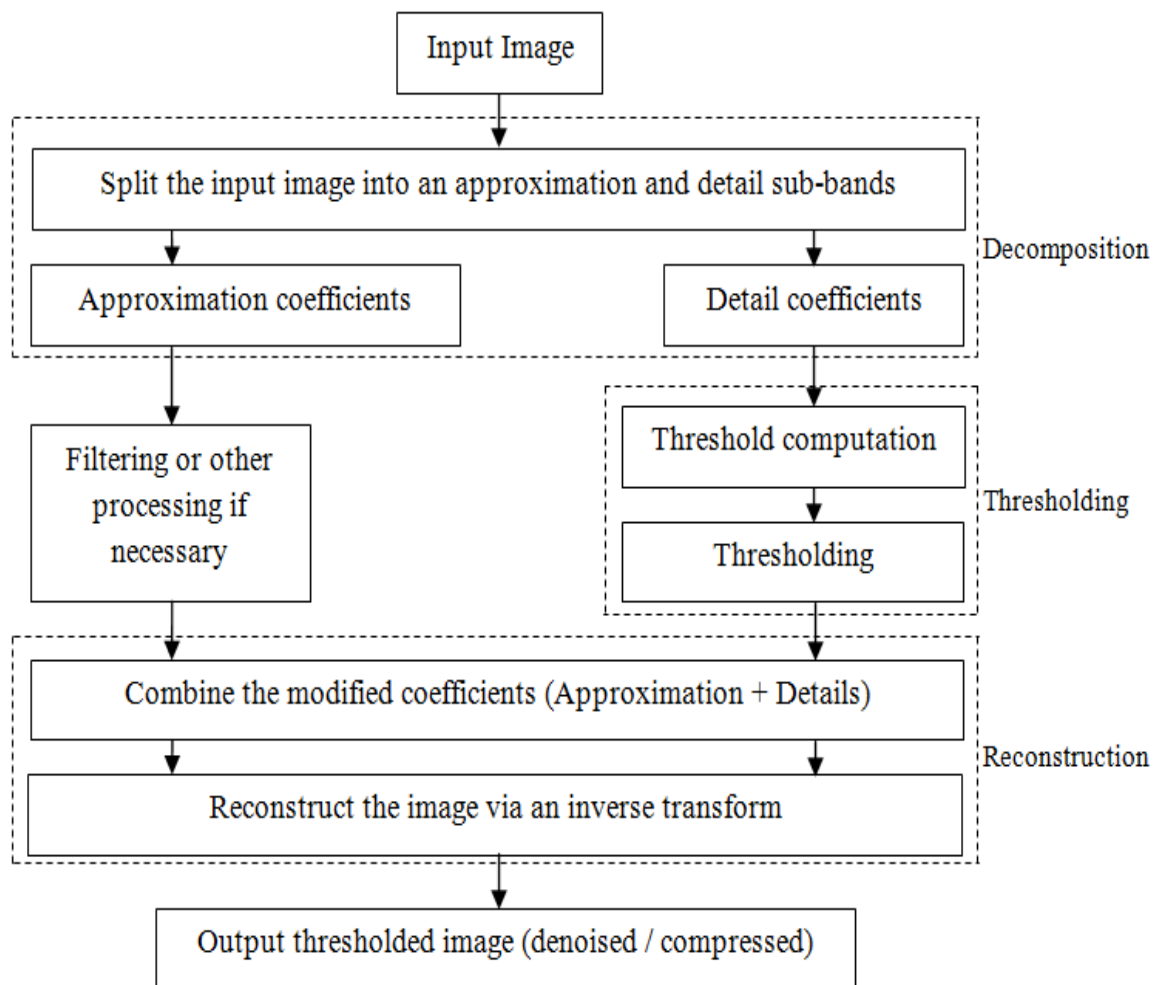


Figure 3.1. Diagramme de dé-bruitage d'images [63].

3.1.2.1. *Décomposition*

Dans cette première phase, l'image bruitée $G(x, y)$ est décomposée en une image d'approximation, représentant les basses fréquences, et des sous-bandes directionnelles, de hautes fréquences, représentant les détails de l'image décomposée. Cette décomposition, en elle-même, est accomplie en deux étapes complémentaires : décomposition multi-échelles et décomposition multidirectionnelles.

- Dans la décomposition multi-échelles, l'image bruitée $G(x, y)$ est décomposée en une image d'approximation et une série de sous-bandes détails radiales $\{g_i(x, y), i: \text{est le niveau de décomposition actuel}\}$. Elle est assurée par la structure pyramidale NSP. Dans cette construction, fondamentalement basée sur les bancs de filtres non décimés (NSFB), les qualités les plus éminentes sont : l'invariance par translation, la flexibilité, l'aisance et la rapidité d'implémentation, etc.

- En revanche, vu que les images naturelles se distinguent, généralement, par des détails descriptifs directionnels (bords, courbes, contours, etc.), l'application de la NSP toute seule n'est, approximativement, d'aucun intérêt. En effet, elle est extrêmement insuffisante pour détecter tous ces dispositifs. Par conséquent, le couplage de DFB à la NSP rapporte une bonne solution à ce problème.

À chaque échelle de la décomposition pyramidale, les sous-bandes détails résultantes, $g_i(x, y)$, sont décomposées en 2^l sous-bandes directionnelles $\{g_{i,j}(x, y), j: \text{est l'indice de la sous-bande directionnelle à la } i^{\text{ème}} \text{ échelle}\}$. Les performances liées à ce couplage peuvent être, judicieusement, focalisées sur la flexibilité de sa sélectivité directionnelle. Celle-ci est assurée grâce à la souplesse du choix du nombre de directions désirées à chaque échelle.

3.1.2.2. *Seuillage*

Après avoir accompli la décomposition de l'image d'entrée via les deux étapes, discutées ci-avant, il en résulte deux classes importantes de coefficients : petits coefficients et grands coefficients. Les petits coefficients représentent les fins détails utiles noyés dans le bruit. Par contre, les grands coefficients constituent l'approximation globale de l'image décomposée.

Vu que la sous-bande d'approximation est obtenue comme résultat de filtrage passe-bas, ses coefficients relatifs sont généralement non infectés par le bruit. Donc, ils ne sont besoin d'aucun traitement de filtrage ou de rétrécissement. Par conséquent, seuls les coefficients détails, de hautes fréquences, appartenant aux sous-bandes directionnelles, qui sont traités pour distinguer les coefficients utiles de ceux du bruit. Ce processus est souvent référé comme étant le mécanisme de seuillage. Deux paramètres principaux constituent cette phase : valeur de seuil et stratégie de seuillage (revenir au chapitre 1 pour plus de détails).

- La valeur du seuil doit être choisie juste au-dessus du niveau maximum du bruit [13]
- La stratégie de seuillage sert à annuler les petits coefficients au-dessous d'un certain seuil, et maintenir ou rétrécir légèrement les autres (grands) coefficients [19].

3.1.2.3. *Reconstruction*

Après avoir accomplis tous les traitements nécessaires, les nouveaux coefficients, résultants des sous-bandes traitées et ceux de l'approximation globale, doivent être recombinaés ensemble. Puis, ils seront inversement transformés, via la DNSPFB inverse, pour récupérer l'image désirée. Ce processus est exactement symétrique à celui de l'étape de décomposition.

3.1.3. Estimation du niveau du bruit additif : nécessité ou futilité ?

En se focalisant sur la deuxième phase de l'algorithme de seuillage, représenté dans la **Figure 3.1**, nous notons que les deux éléments de base constituant cette étape (*Thresholding*), à savoir la valeur du seuil et la stratégie de seuillage, dépendent fortement du niveau de bruit contaminant l'image d'intérêt. *Par conséquent, une connaissance a priori du niveau de ce bruit s'avère une phase très indispensable dans de tels processus.*

Dans certaines situations des études théoriques ou de simulation, le niveau de bruit est assumé connu auparavant. Mais dans la pratique, ce n'est plus le cas. En effet, *Donoho et Johnstone ont stipulé qu'il est, pratiquement, plus important d'estimer le niveau de bruit à partir des données à analyser, plutôt que de supposer ce même niveau est connu [18].* Dès lors, ils ont inauguré un estimateur robuste, à base de la médiane, dans le domaine des ondelettes. Dans cette approche, ils ont proposé d'estimer le niveau de bruit comme étant la déviation absolue, autour de la médiane (MAD), des coefficients d'ondelettes de la plus fine sous-bande. La valeur obtenue est, en suite, divisée par un coefficient correcteur ($c = 0,6745$) choisi pour le calibrage avec la distribution Gaussienne [7-8]. Leur fameuse formule est donnée par :

$$\hat{\sigma} = \text{median}(|y_{J-1,k}| : 0 \leq k < 2^{J-1}) / 0.6745 \quad (3.2)$$

Avec : $y_{J-1,k}$ sont les coefficients d'ondelettes de la plus fine sous-bande, et J le nombre total de décompositions.

Dans cet estimateur, plusieurs facteurs ont été considérés. Parmi eux, nous citons : l'orthogonalité de la décomposition (2D-DWT), la distribution Gaussienne du bruit, ainsi que l'hypothèse stipulant que les coefficients détails appartenant à la plus fine sous-bande sont fortement dominés par le bruit [7-8, 13].

3.2. Estimation du niveau du bruit additif dans le domaine des contourlets : limites et perspectives

Dans le domaine des contourlets, les stratégies adoptées lors du développement des différentes constructions sont, relativement, différentes de leurs contreparties traditionnelles (2D-DWT, 2D DT-CWT, etc.). Cependant, l'investigation de nouvelles solutions pour l'estimation du niveau de bruit, ou l'adaptation de celles déjà existantes, sont devenues plus que nécessaires dans un tel domaine.

3.2.1. Solutions adoptées dans la littérature des contourlets

Contrairement aux transformées orthogonales d'ondelettes, où le bruit additif subit une translation quasi optimale du domaine spatial vers le domaine de la transformée [18, 50], les transformées en contourlet, étant non-orthogonales, ne préservent plus cette propriété. Par conséquent, le niveau du bruit est différent d'une sous-bande détail à une autre, à travers les différentes échelles et directions [44, 45]. Dès lors, le niveau du bruit doit être estimé à chaque sous-bande détail, indépendamment des autres.

Deux alternatives sont largement adoptées dans la littérature des contourlets. La première consiste à estimer le niveau du bruit à chaque sous-bande détail, indépendamment, l'une de l'autre, en se basant sur le fameux estimateur de la médiane MAD [44-48]. Par contre, la seconde alternative repose sur deux étapes complémentaires. D'abord, le niveau du bruit total, contaminant l'image originale, est estimé via l'une des meilleures approches de la littérature de l'estimation du niveau de bruit, comme celles de [18, 22-29]. Puis, des estimations partielles, à travers les différentes sous-bandes détails, sont acquises via l'application de certains procédés et algorithmes : la technique de Monte Carlo, pondération avec le filtre équivalent du processus de la décomposition, etc. [50].

Ces deux alternatives, discutées ci-dessus, ne sont plus les seules solutions adoptées dans le domaine des contourlets. Mais, nous nous sommes limités à celles-ci, dans cette présente thèse, pour deux raisons principales. La première raison est, tout simplement, leurs usages, fréquemment adoptés, dans la quasi-totalité des travaux de la littérature de seuillage des contourlets. Tandis que la deuxième raison est la contribution, quasi négligeable, des autres alternatives apportées dans quelques autres travaux.

Dans ce qui suit, tirant profit des hautes performances de l'estimateur robuste de la médiane MAD, initié par Donoho et Johnstone dans le domaine des ondelettes, nous nous consacrons à une brève discussion sur la possibilité d'étendre cette approche dans le domaine des contourlets.

3.2.2. Limites de l'estimateur MAD dans le domaine des contourlets

Selon notre propre connaissance et la recherche bibliographique effectuée, nous avons constaté que l'application de l'estimateur MAD, comme il est originalement proposé, dans le domaine des contourlets est sans aucun intérêt. En effet, cette prétention est basée sur trois arguments principaux :

- 1) Dans le domaine des ondelettes, les coefficients les plus fins, assimilés au bruit, sont évidemment ceux de la sous-bande diagonale de la plus fine échelle. Par conséquent, l'estimateur MAD est appliqué avec succès dans de telles conditions. Par contre, la plus fine sous-bande dans le domaine des contourlets ne peut pas être définie (localisée) précisément. Cette incertitude peut être, principalement, justifiée par la variabilité du contenu des sous-bandes directionnelles des transformées en contourlets. Ces contenus dépendent, notablement, du nombre de directions de l'étage directionnel de la décomposition adoptée. D'où, l'application appropriée de cet estimateur, dans sa version originale, s'avère très difficile, voire impossible, dans de telles circonstances.
- 2) Comme alternative à cette première variante, nous avons essayé d'y aller un peu plus loin lors de l'investigation de ce problème. En effet, afin de remédier au problème signalé ci-avant, concernant la non convenance de l'estimateur MAD en présence de plusieurs sous-bandes détails, nous avons pensé à projeter l'application de cet estimateur (MAD) dans la partie multi-échelle des transformées en contourlets, et particulièrement, les non-décimées (NSP). La plus fine sous-bande détail, dans de telles décompositions, est facilement localisable. Mais une autre fois, les résultats expérimentaux ont montré que cet estimateur ne présente, du tout, un choix motivant dans ce cas-là. La raison de cette imperfection peut être, correctement, argumentée par la présence non négligeable des coefficients utiles dans cette sous-bande. D'où, la violation de la condition principale de cet estimateur, stipulant que la variance du bruit est efficacement estimée via l'estimateur MAD si la population correspondante ne contient que le bruit.
- 3) Finalement, vu que les variances des sous-bandes détails d'une même échelle, des transformées d'ondelettes, sont toutes égales [49], l'usage de l'estimateur MAD demeure un choix approprié et facile dans un tel domaine. Il suffit juste de l'appliquer aux coefficients d'ondelettes de la plus fine sous-bande, puis utiliser la valeur estimée pour les autres sous-bandes. Dans le domaine des contourlets, nous avons constaté, cependant, qu'il n'est plus le cas. En effet, à chaque sous-bande directionnelle, nous notons une variance considérablement différente de celle de l'autre sous-bande, à travers les différentes échelles et directions. D'où, les différentes approches faisant appel à l'estimateur MAD (estimation à chaque sous-bande, moyenne d'estimations à travers une même échelle, etc.) ne s'avèrent, pratiquement, d'aucun intérêt.

3.2.3. Perspectives

D'après notre simple étude, effectuée dans le chapitre 2, sur les constructions en contourlets, ainsi que notre brève discussion introduite dans les sections précédentes, sur l'estimation du niveau de bruit, nous avons constaté qu'il est extrêmement intéressant de tirer profit des avantages de l'estimateur MAD, et particulièrement, sa robustesse dans les questions d'estimations de localisation, dans le but de proposer un nouvel arrangement, plus efficace, pour l'estimation de niveau de bruit dans le domaine des contourlets.

Un tel arrangement doit tenir en compte une multitude de variantes, à savoir :

- La recherche et la sélection de la sous-bande, la plus appropriée, pour une application correcte de l'estimateur MAD.
- La prise en considération la nature du bruit contaminant l'image d'intérêt (additive, multiplicative, etc.), ainsi que sa distribution (uniforme, Gaussienne, Rayleigh, etc.).
- La prise en considération la non-orthogonalité des constructions en contourlets, et particulièrement la partie multi-échelle.
- La présence non négligeable des coefficients utiles à côté de ceux du bruit, dans les sous-bandes détails, à travers les différentes échelles et directions.
- La sensibilité des transformées en contourlets, et particulièrement les non-redondantes, à la diversification de classes des images naturelles en fonction de leur composition visuelle, c.-à-d. : en fonction de leur homogénéité et hétérogénéité.
- La complexité et le coût d'implémentation.
- La rapidité d'exécution qui peut être améliorée via l'adoption d'arrangements non-récurrents (simples et directs), et notamment, dans le cas des constructions redondantes.

Ces différents critères, cités ci-dessus, ne sont en fait qu'une collection de conditions nécessaires pour une bonne estimation du niveau de bruit contaminant une image. Ces conditions ne sont pas forcément suffisantes pour avoir une robuste estimation. Mais, elles représentent le minimum acceptable de conditions, qui permettent de mettre en place un estimateur de qualités désirées.

Par conséquent, chaque renforcement de cette collection, par d'autres conditions plus rigoureuses, va également améliorer la qualité et les performances des estimations résultantes.

3.3. Nouvelle estimation du niveau de bruit dans les applications utilisant les constructions redondantes des contourlets (DNSPFB, NSCT, etc.)

Dans le cadre de la préparation de la présente thèse, nous nous sommes consacrés, entièrement, au problème d'estimation du niveau de bruit dans le domaine des contourlets, dépourvu d'une telle opportunité. *D'après notre simple connaissance et recherche bibliographique, cette initiative sera la première, dans son genre, dans un tel domaine.*

En répondant à l'ensemble des critères de fiabilité mentionnés dans la section 3.2.3, un nouvel estimateur, du niveau de bruit additif, sera bien introduit au cœur de notre thèse. Cette nouvelle approche peut être bien adaptée à toutes les constructions redondantes des contourlets, qui adoptent la NSP comme étant le noyau de leurs étages multi-échelles. Grâce à sa prise en considération la composition intrinsèque des images naturelles, cet estimateur peut être, agréablement, adopté comme un choix approprié pour l'estimation du niveau de bruit dans de telles constructions.

3.3.1. Classification morphologique des images naturelles

Nous désignons par classification ou catégorisation, des images naturelles, tout processus d'affectation et de répartition de celles-ci dans des ensembles distinctes. Dans la classification morphologique, chaque classe contient des images qui partagent quelques caractéristiques visuelles en commun. Ce processus est habituellement réalisable selon un certain nombre de critères bien définis. Ceux-ci dépendent généralement de la nature des tâches à effectuer.

Dans le cadre de la réalisation de ce présent travail, nous avons adopté une classification extrêmement simple et efficace. Elle est basée tout simplement sur le critère visuel. En effet, l'image à traiter est assortie selon sa complexité visuelle. Celle-ci est déterminée par la proportion de sa composition en zones homogènes, où l'intensité de l'image est quasiment constante, et des zones hétérogènes contenant des dispositifs aigus tels que : les bords, les textures, les contours, etc.

Par conséquent, quatre types principaux de classes ont été dérivés, dans cette thèse, pour les images naturelles (voir l'**Annexe A**).

- **Type1** : dans cette première classe, nous avons recueilli l'ensemble des images caractérisées par une composition principale, fortement, dominée par les régions homogènes, en combinaison avec quelques faibles bords.

- Type2 : les images collectées dans cette deuxième classe sont, en principe, des images constituées par un mélange de régions homogènes, de faibles bords et d'une proportion non négligeable de courbes et de contours. Selon la taille des régions homogènes et la quantité de bords présents dans ces images, deux subdivisions peuvent être encore tirées.
 - Type2a : cette première subdivision est, principalement, composée des images constituées de larges régions homogènes mélangées avec relativement quelques bords et contours.
 - Type2b : les images appartenant à cette deuxième subdivision sont, principalement, construites par une grande quantité de petites régions homogènes et d'une quantité aussi importante de bords et de contours. *Ce type d'images représente le meilleur modèle qui convient pour les images aéroportées (satellites) d'une zone urbaine.*
- Type3 : en opposition aux deux premières classes vues ci-avant, les images appartenant à cette troisième classe peuvent être vues comme étant des images relativement hétérogènes. Elles sont constituées d'une faible proportion de régions homogènes avec une quantité assez importante de bords et de textures. Également, selon la composition de ces images en termes de régions hétérogènes (bords, traits, textures, etc.), cette classe est ainsi répartie en deux autres subdivisions.
 - Type3a : cette subdivision inclut, également, l'ensemble des images présentant dans leur composition une grande quantité de dispositifs hétérogènes avec des intensités relativement moyennes et faibles.
 - Type3b : en revanche, les images appartenant à cette deuxième subdivision sont, en principe, celles composées de quelques faibles portions de régions homogènes et une quantité assez importante de composantes hétérogènes (bords, textures, etc.) de fortes intensités.
- Type4 : pour la dernière catégorie de notre présente classification, nous l'avons consacré à la collection des images qui semblent fortement hétérogènes. Ces images ne sont, approximativement, composées que de fortes intensités de bords, de textures, etc. Elles ne contiennent, presque, aucune région homogène. Ce dernier type est généralement exclu dans une grande gamme d'applications du traitement d'images (débruitage, compression, reconnaissance de formes, classification, etc.) à cause de leurs dégradations induites par leurs traitements.

3.3.2. Motivations d'introduire un nouvel estimateur

Bien que l'estimateur de la médiane ait prouvé de très hautes performances dans le domaine des ondelettes, grâce à l'orthogonalité de ses transformées relatives, les circonstances dans le domaine des contourlets ne sont, pratiquement, plus les mêmes.

En effet, faute de la non-orthogonalité des transformées en contourlets, en général, et notre construction, en particulier, le bruit additif contaminant l'image d'intérêt ne peut pas être translaté, correctement, du domaine spatial vers le domaine de la transformée [50]. Par conséquent, la sous-bande détail de la plus fine échelle ne contient pas que les coefficients de bruit, mais également, une quantité non négligeable de coefficients utiles est aussi présente. Ceci est, effectivement, affirmé par graphes de la **Figure 3.2**.

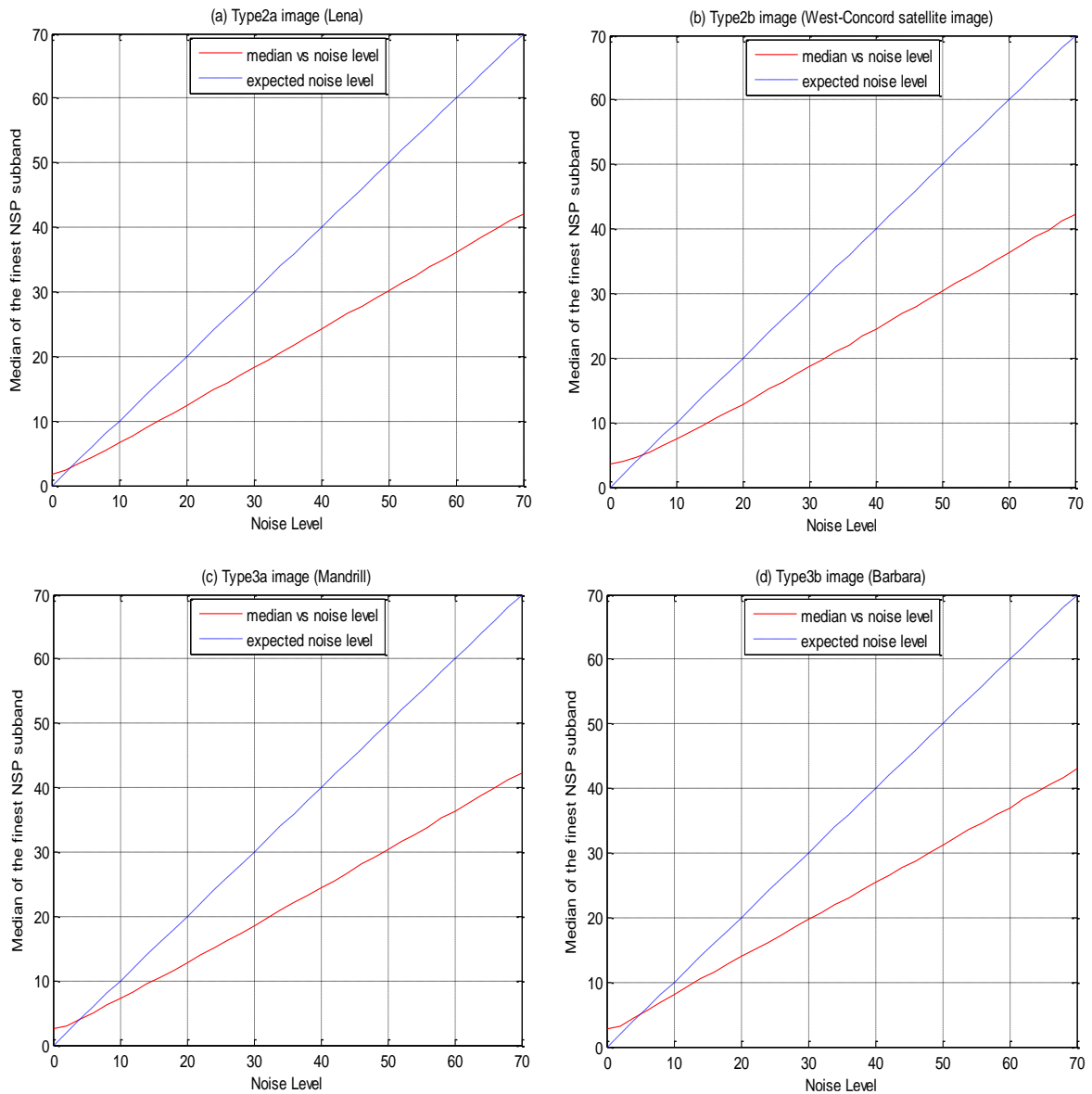


Figure 3.2. Variations de la médiane des coefficients détails de la plus fine échelle de la NSP en fonction du niveau du bruit additif.

Dans cette figure, une étude simulatrice, des variations de la médiane des valeurs absolues des coefficients détails de la plus fine échelle, de la NSP, en fonction des niveaux du bruit additif, a été établie. Cette étude est accomplie sur des prototypes tests, parfaitement nets (non bruités), sujets à de bruits additifs Gaussien de variances bien connues.

Les différentes réponses, rapportées dans cette figure, montre bien que les valeurs de la médiane, d'une sous-bande détail, est une fonction non linéaire du niveau de bruit additif, et particulièrement, aux très bas niveaux. Ceci peut être, correctement, justifié par la dominance apparente des coefficients utiles sur ceux du bruit.

Ainsi, nous avons constaté, d'après les courbes de cette présente figure, que l'estimation du niveau de bruit additif, par l'intermédiaire d'une approche linéaire, va notablement conduire à une surestimation du niveau de bruit dans le cas des images faiblement bruités. D'où, une motivation pour une recherche des solutions non-linéaires, dans ce cas-là, est extrêmement raisonnable.

Un autre point, aussi important, pouvant être tiré de la **Figure 3.2** est, clairement, l'importance capitale de la composition intrinsèque des images naturelles dans leurs études statistiques. En effet, vu que la composition intrinsèque d'une image naturelle varie, automatiquement, d'un type d'image à un autre, la valeur de la médiane d'une sous-bande détail est, notablement, dépendante de la nature (type) de l'image décomposée. Ceci est bien évident dans les graphes de la **Figure 3.2**. Ce constat implique que l'adoption d'un estimateur standard, qui ne dépend pas de ces variations, est effectivement sans aucun intérêt dans de telles situations.

En outre, faisant parcourir les travaux du récent état de l'art relatif aux approches de seuillage d'images, dans le domaine des contourlets, nous avons constaté que, presque, aucun travail n'arrive à donner des discussions, claires et satisfaisantes, sur la question d'estimation du niveau de bruit contaminant une image. En effet, cette question est généralement abordée de manière superficielle, en faisant appel, dans la majorité des cas, à l'estimateur de la médiane, sans explications ni justifications convaincantes.

Pour ces différentes raisons et autres, nous nous sommes extrêmement motivés à introduire un nouvel estimateur, flexible et efficace, qui tient sérieusement les différents problèmes et contraintes discutés auparavant.

3.3.3. L'estimateur proposé : principe et formulation

Dans le domaine des contourlets, nous supposons que la meilleure solution pour l'estimation du niveau de bruit additif, à partir d'une image bruitée, est basée sur deux étapes complémentaires. D'abord, le niveau du bruit total, contaminant cette image, est estimé à partir de l'étage multi-échelle de ces constructions. Puis, la contribution partielle de cet estimé, à chaque sous-bande détail, est donnée via des techniques efficaces bien connues. Ces deux étapes permettent de bien évaluer la qualité des estimations adoptées à partir de simples simulations.

Dans la suite de cette thèse, vu l'impact décisif de l'estimation du niveau total du bruit additif sur les estimations partielles, associées à chaque sous-bande détail, nous proposons, dans le cadre de ce présent travail, un nouvel estimateur très efficace, robuste et flexible. Il est basé sur l'estimateur de la médiane, appliqué à la plus fine sous-bande détail de la décomposition pyramidale NSP.

En préservant quelques hypothèses de base de l'estimateur de Donoho, à savoir la distribution Gaussienne du bruit additif et sa dominance à travers les coefficients détails de la plus fine échelle, notre nouvel arrangement considère, également, la non-orthogonalité de la construction pyramidale NSP, la présence d'une quantité non négligeable de coefficients utiles dans la plus fine sous-bande détail, ainsi que leur sensibilité à la composition intrinsèque des images naturelles.

En revanche, le choix de la statistique de la médiane est, largement, adopté dans plusieurs estimateurs robustes de localisation. L'importance cruciale de ce choix est traduite par sa formule explicite simple, sa rapidité de calcul, ainsi que sa robustesse traduite par une fonction d'influence bornée et un point de rupture à 50% [64].

En effet, tirant profit de ces notables avantages, nous avons introduit, dans le cadre de ce présent travail, une nouvelle formule, non linéaire, basée sur l'estimateur de la médiane. Elle permet de bien estimer le niveau du bruit additif contaminant une image, tout en surmontant l'ensemble des limitations citées ci-avant. Ceci est abouti grâce à l'ajustement de ses paramètres aux différentes classes des images naturelles.

La formulation du nouvel estimateur est donnée par :

$$\hat{\sigma} = \frac{\left[\left(\text{median}(|g_{J-1}(x,y)|) \right)^\theta - \alpha^\theta \right]_+}{\beta \cdot \left(\text{median}(|g_{J-1}(x,y)|) \right)^{\theta-1}} \quad (3.3)$$

Avec: $g_{J-1}(x, y)$: représente les coefficients bruités de la sous-bande détail de la plus fine échelle, et J : le nombre total de décompositions NSP.

α : est un coefficient choisi pour tenir en considération la présence des coefficients utiles dans la plus fine sous-bande $g_{J-1}(x, y)$.

θ : est un coefficient d'ajustement choisi pour corriger la surestimation du niveau du bruit dans les images faiblement bruitées.

β : est un coefficient permettant le calibrage de la valeur de la médiane à la valeur effective du niveau du bruit.

$$[x]_+ = \begin{cases} x & \text{si } x > 0 \\ 0 & \text{si } x \leq 0 \end{cases} \quad (3.4)$$

Les coefficients α , β et θ sont définis pour être, approximativement, adaptatifs à toutes les classes d'images définies auparavant. Donc, la première étape à accomplir est, effectivement, celle de trouver une meilleure classification de ces images en classes appropriées. Cette tâche a été bien discutée dans la section (3.3.1)

Tableau 3.1

Paramètres appropriés pour le nouvel estimateur selon le type de l'image.

Type de l'image	Type1	Type2		Type3		Type4
Paramètres		Type2a	Type2b	Type3a	Type3b	
α	0.3963	1.7228	3.5412	2.4367	2.7285	-
β	0.5995	0.6014	0.6038	0.5978	0.5909	-
θ	1.5	2	2.3	1.6	1.2	-

Rappelons qu'avec les transformées orthogonales d'ondelettes, les coefficients détails de la plus fine échelle sont dominés par le bruit additif, indépendamment du type de l'image et les filtres utilisés. Par contre, les transformées en contourlets, étant non-orthogonales, mènent à une décomposition où les coefficients utiles sont notablement présents dans la sous-bande détail de la plus fine échelle. Ces présences sont marquées avec des proportions relativement dépendantes de la synthèse visuelle de l'image traitée.

Dès lors, une meilleure estimation du niveau de bruit dans un tel domaine dépendra, forcément, de la synthèse visuelle de l'image à traiter. Donc, les valeurs appropriées pour les paramètres α , β et θ , constituant notre nouvel estimateur, doivent être convenablement choisies selon chaque type d'images (**Tableau 3.1**).

En outre, vu que l'un des filtres les plus adoptés, dans la littérature des contourlets, est le prototype biorthogonal de Daubechies (9/7), nous nous sommes orientés, dans le cadre de ce présent travail, à suggérer des valeurs appropriées pour les trois paramètres de notre estimateur (α , β et θ), *permettant d'assurer une meilleure estimation lorsque le filtre de Daubechies (9/7) est adopté pour la décomposition pyramidale NSP*. Ceci ne décline pas la qualité supérieure de notre estimateur lors de l'utilisation des autres filtres.

Le processus d'acquisition de ces paramètres peut être récapitulé comme suit :

- D'abord, une collection des images naturelles tests, jugées d'être parfaitement nettes, est établie. Ces images sont, ensuite, réparties dans de différentes classes selon la classification adoptée dans la section 3.3.1.
- Au sein de chaque classe, des images bruitées sont simulées à partir des prototypes tests y associés. Ces simulations sont accomplies en ajoutant un bruit Gaussien, de moyenne nulle et de différentes variances, à ces images tests.
- Chaque image bruitée est, ainsi, décomposée en une image d'approximation et une sous-bande détail, via la décomposition pyramidale NSP. La sous-bande détail résultante est, effectivement, celle qui représente la plus fine sous-bande détail, que ce soit le nombre de décompositions effectuées.
- Pour chaque niveau de bruit ajouté (σ), la valeur de la médiane de la plus fine sous-bande détail est calculée. Une fois ce processus est achevé, un tracé de la réponse de la médiane, de cette présente sous-bande, en fonction des niveaux du bruit ajouté, est ainsi établi.
- Dans chaque classe d'images, nous avons constaté une grande similitude des courbes de la médiane, correspondant aux différentes images y appartenant. Ceci nous a permis de conclure que, pratiquement, une seule solution d'estimation, du niveau de bruit additif, est suffisante pour toutes les images appartenant à la même classe.
- En outre, une telle solution est tirée, expérimentalement, via une étude statistique de ces différents tracés, indépendamment, d'une classe d'images à une autre. En effet, cette étude consistait à faire varier les paramètres (α , β et θ), un par un, jusqu'à ce que la précision désirée soit atteinte (le MSE atteint un minimum donné). Ce processus est répété, plusieurs fois, afin de pouvoir acquérir des valeurs plus stables pour ces trois paramètres (α , β et θ).

➤ Finalement, les valeurs définitives de ces trois paramètres, correspondant à chaque classe d'images, sont obtenues via le calcul de la moyenne arithmétique de leurs différentes estimations, résultantes des différentes itérations d'une même image, et de diverses images de la même classe. Ceci implique que l'adoption de ces valeurs va, effectivement, garantir une bonne estimation du niveau de bruit pour toutes les images d'une même classe. Les valeurs finales de ces paramètres (α , β et θ) sont bien récapitulées dans le **Tableau 3.1**.

Dans ce tableau, nous nous sommes limités aux trois premières classes définies dans la section 3.3.1. Cette restriction est, principalement, justifiée par deux facteurs capitaux. Le premier est le fait que les images fortement hétérogènes, appartenant à la quatrième classe, ne sont pas de grand intérêt pour la communauté du traitement d'images. Elles sont, effectivement, moins pratiques comparées aux trois premières classes. Par contre, le second facteur réside dans la difficulté, voire l'impossibilité, de trouver des valeurs appropriées pour ces paramètres α , β et θ , à cause de l'hétérogénéité et la complexité fortement élevées des images appartenant à cette classe.

3.4. Évaluation de l'estimateur proposé

Dans le but d'évaluer les qualités et les performances de notre estimateur, une série de simulations et de comparaisons avec les travaux du meilleur et récent état de l'art seront, effectivement, accomplies le long de toute cette section.

3.4.1. Données et outils de simulation

Afin d'évaluer les performances de notre estimateur, quatre images tests (Lena, image satellitaire de West-Concord, Barbara et Mandrill) sont adoptées dans la suite de ce travail. Ces prototypes, largement adoptés dans la littérature du traitement d'images, sont choisis de façon à représenter quatre classes distinctes (**Figure 3.3**). Ce choix permet de bien évaluer et concrétiser les performances de notre nouvel estimateur.

En outre, afin d'élaborer les données nécessaires pour nos simulations, des images bruitées sont simulées à partir de ces prototypes tests, parfaitement nets, tout en leur ajoutant des quantités bien définies d'un bruit Gaussien ($0 \leq \sigma \leq 70$). Les résultats expérimentaux ainsi que les comparaisons relatives sont bien récapitulés dans les **Tableaux 3.2 à 3.6** et les **Figures 3.4 à 3.7**.

En revanche, les différentes méthodes examinées lors de nos simulations sont implémentés, sous forme de programmes Matlab, dans un ordinateur personnel avec un processeur 2.0 GHz Intel(R) Core(TM)2 Duo et 2 G-octet de RAM.



Figure 3.3. Images tests appartenant à : (a) Type2a, (b) Type2b, (c) Type3a et (d) Type3b.

3.4.2. Résultats et commentaires

Avant d'entamer les discussions des résultats obtenus et les comparaisons associées, nous rappelons que les résultats rapportés dans ce chapitre sont obtenus après une moyenne de 50 itérations (entre 10 itérations et plus de 100 itérations selon la rapidité de l'approche simulée). Cette procédure est adoptée dans le but de bien vérifier la stabilité des résultats des différentes estimations, vis-à-vis le comportement aléatoire du bruit additif.

En outre, une série de comparaisons avec les travaux du meilleur et récent état de l'art, relatif à l'estimation du niveau de bruit, est établie. Ces comparaisons incluent :

- MAD & 2D-DWT : cet estimateur est, tout simplement, celui proposé par Donoho (application de MAD à la sous-bande HH1 de la 2D-DWT).
- [25] : estimer le niveau du bruit à base de l'analyse des composantes principales (PCA).
- [26-27] : le niveau du bruit est estimé à partir des patches faiblement texturés de l'image bruitée, tout en se basant sur l'analyse PCA.
- [29] : estimer le niveau du bruit additif à partir de l'image bruitée, tout en tirant profit des avantages de la décomposition en valeurs singulières (SVD).
- MAD & NSP : appliquer le MAD à la plus fine sous-bande de la décomposition NSP.

Tableau 3.2

Comparaison des estimations du niveau de bruit additif contaminant l'image de Lena.

Noise level σ	MAD & 2D-DWT	[26-27]	[25]	[29]	MAD & NSP	Proposed
00	2.2918	1.7309	1.6157	1.1459	2.6438	0.1976
03	3.9515	3.5667	3.6440	2.8842	4.0924	2.8018
06	6.5911	6.3114	6.4687	5.8525	6.4279	6.0709
10	10.3784	10.1519	10.2794	9.7197	9.7430	10.1763
15	15.2354	15.0221	15.1433	14.7644	13.9997	15.1788
20	20.1608	19.9385	19.9637	19.7916	18.3272	20.1557
30	30.0497	29.7834	29.6474	30.0177	27.0733	30.0937
40	39.9802	39.6708	39.2762	39.9283	35.8999	40.0597
50	49.9242	49.5082	48.7299	50.2060	44.7495	50.0253
60	59.8799	59.5386	58.2560	60.3441	53.6152	59.9957
70	69.8449	69.3112	67.7469	70.2146	62.4878	69.9660

D'après les résultats d'estimation rapportés dans les **Tableaux 3.2–3.6**, nous pouvons clairement noter l'efficacité et la supériorité notables de notre nouvelle approche, par rapport à ses contreparties du meilleur et récent état de l'art, dans la majorité des cas, en termes de précision d'estimation et/ou rapidité d'exécution.

Dans le domaine des ondelettes, l'estimateur de Donoho (MAD & 2D-DWT) s'est avéré très puissant et quasi-optimal pour estimer le niveau d'un bruit additif Gaussien. Par contre, l'application directe d'un tel estimateur dans le domaine des contourlets, et plus

précisément, à la sous-bande détail de la plus fine échelle de NSP (MAD & NSP), n'arrive pas à atteindre les performances désirées. Ces déviations, par rapport aux résultats espérés, peuvent être clairement aperçues dans les **Tableaux 3.2–3.5**. En effet, à l'exception de quelques bas niveaux du bruit additif, les quantités estimées sont effectivement trop loin des valeurs désirées, pour l'ensemble des images simulées. Ceci est bien évident par des déviations atteignant, ou même excédant, les 3~7 niveaux pour, approximativement toutes les simulations effectuées, et particulièrement pour les images relativement et fortement bruitées. Ces déviations peuvent être justifiées par une présence non négligeable de coefficients utiles, en conjonction à ceux du bruit, dans la présente sous-bande.

Tableau 3.3

Comparaison des estimations du niveau de bruit contaminant l'image satellitaire de West-Concord.

Noise level σ	MAD & 2D-DWT	[26-27]	[25]	[29]	MAD & NSP	Proposed
00	2.2455	0.2415	1.0093	-2.2601	5.4284	0.4482
03	3.9942	1.7615	3.0739	0.9260	6.2541	2.3148
06	6.6293	5.7730	5.9019	4.4121	8.0400	5.6113
10	10.3965	9.8180	10.0124	8.7927	10.9477	9.9735
15	15.2417	14.7987	15.0609	14.0494	14.8999	15.1332
20	20.1458	19.7566	19.9850	19.3316	19.0451	20.1767
30	30.0033	29.6353	29.9233	29.4979	27.5835	30.1347
40	39.9188	39.6368	39.8711	39.8178	36.2711	40.0428
50	49.8459	49.5563	49.7574	49.8151	45.0346	49.9490
60	59.7776	59.4210	59.2858	60.3414	53.8480	59.8687
70	69.7095	69.2476	69.1851	70.4180	62.6802	69.7861

En outre, en effectuant quelques simulations des estimateurs du meilleur et récent état de l'art, nous avons constaté que chacun d'eux est favorable dans certaines circonstances et limité dans d'autres. En effet, à partir des résultats rapportés dans les **Tableaux 3.2–3.4**, nous avons remarqué que l'approche proposée dans [26-27] est notablement limitée lors du traitement des images faiblement texturées (Lena, West-Concord et Mandrill). Cette limitation devient plus éminente lors du traitement des images fortement bruitées, en générant des sous-estimations considérables du niveau de bruit. Dès lors, nous avons constaté qu'une telle approche peut être bénéfique, uniquement, pour les images texturées et faiblement bruitées, comme le confirme le **Tableau 3.5**.

Comme une deuxième alternative, l'estimateur introduit dans [25] montre un comportement assez intéressant pour les images faiblement homogènes (Mandrill, West-Concord), et notamment aux faibles niveaux du bruit additif. Mais à l'encontre, il entraîne de sous-estimations aussi importantes aux images fortement bruitées, et particulièrement celles appartenant à Type2a de notre classification (image de Lena). D'où, il parvient que cette alternative réagit bien avec des images relativement texturées.

Tableau 3.4

Comparaison des estimations du niveau de bruit additif contaminant l'image de Mandrill.

Noise level σ	MAD & 2D-DWT	[26-27]	[25]	[29]	MAD & NSP	Proposed
00	0.5539	0.3234	0.8813	-2.7115	3.7165	0.1860
03	3.1110	2.6688	3.0086	0.5262	5.2415	2.6537
06	6.0484	5.7936	6.0052	3.9829	7.5660	5.9209
10	10.0100	9.7415	10.0100	8.4172	10.7570	10.0191
15	14.9740	14.6762	14.9542	13.8877	14.8536	15.0142
20	19.9415	19.6462	19.9791	19.3121	19.0403	19.9797
30	29.8880	29.5425	29.8789	29.7239	27.6129	29.9527
40	39.8477	39.5782	39.7960	40.3509	36.3168	39.9557
50	49.8074	49.4761	49.5976	50.6882	45.0933	49.9826
60	59.7800	59.3665	59.3883	60.2363	53.8992	60.0093
70	69.7369	69.2652	69.3116	70.3033	62.7266	70.0394

Contrairement à ces précédents estimateurs, présentant en général de bonnes performances aux bas niveaux du bruit additif, la variante présentée dans [29] montre clairement une notable instabilité de l'estimation du niveau du bruit pour l'ensemble des images texturées (West-Concord, Mandrill et Barbara). En effet, elle présente, d'abord, de notables sous-estimations aux bas niveaux du bruit, avant qu'une transition aux surestimations non négligeables soit marquée aux hauts niveaux. Une telle variante s'avère exploitable convenablement lors du traitement des images relativement homogènes (Lena).

D'un autre côté, quoique l'efficacité et la robustesse soient largement adoptées comme deux aspects principaux liés à l'estimateur de Donoho (MAD & 2D-DWT), les résultats d'estimation rapportés dans les **Tableaux 3.2–3.5** montrent que ce postulat n'est pas entièrement correcte. En effet, le défaut majeur constaté de cette approche est, effectivement, le phénomène de surestimations survenant lors du traitement des images

faiblement bruitées. Ce phénomène peut être interprété par la négligence de considérer la présence des coefficients utiles dans la plus fine sous-bande détail de la 2D-DWT. Cette hypothèse est bien renforcée par le **Tableau 3.5**, où les estimations du niveau de bruit pour l'image de Barbara, représentant la classe des images notablement texturées, sont notamment loin de celles attendues. Dans cette classe, en raison de l'hétérogénéité des images y associées, la plus fine sous-bande détail est construite par un mélange des coefficients utiles avec ceux du bruit additif. Ceci mène à violer l'hypothèse fondamentale de l'estimateur de Donoho, tenant en compte la dominance du bruit Gaussien à travers les quelques coefficients utiles dans la plus fine sous-bande détail.

Tableau 3.5

Comparaison des estimations du niveau de bruit additif contaminant l'image de Barbara.

Noise level σ	MAD & 2D-DWT	[26-27]	[25]	[29]	MAD & NSP	Proposed
00	2.7411	1.0924	1.8212	-0.4278	3.9504	0
03	4.5065	3.2426	3.3126	1.7225	5.6419	2.1198
06	7.2520	6.1075	6.2194	4.9586	8.3105	5.4880
10	11.0830	10.0187	10.1298	9.2389	11.8959	9.8574
15	15.9169	14.9203	15.1115	14.5117	16.2903	15.1003
20	20.7894	19.8449	20.1495	19.7622	20.6046	20.1541
30	30.5793	29.7608	30.0815	30.0334	29.1266	30.1361
40	40.4407	39.6584	39.7331	40.4034	37.6742	40.0491
50	50.3223	49.5423	49.4989	50.5589	46.2749	49.9856
60	60.2169	59.4820	59.0869	60.9467	54.9556	59.9904
70	70.1103	69.3359	68.2815	70.4147	63.6879	70.0377

En revanche, une solution notablement satisfaisante est proposée dans la présente thèse. Elle permet de remédier aux diverses imperfections des approches précédentes, et notamment celles basées sur l'estimateur de la médiane MAD. En effet, elle a marqué de sérieuses améliorations au-dessus de ses différentes contreparties du meilleur et récent état de l'art, quantitativement et/ou en termes du coût et de complexité d'implémentation, pour approximativement tous les niveaux du bruit additif simulés durant notre travail. Ces qualités sont abouties grâce à la souplesse et la flexibilité de notre nouvelle variante, assurées principalement par une véritable prise en considération de la composition intrinsèque des images naturelles.

Ces différentes performances sont bien renforcées par les données du **Tableau 3.6** et les graphes des **Figures 3.4–3.7**. Dans le **Tableau 3.6**, nous avons récapitulé le temps d'exécution des différents estimateurs simulés lors de la réalisation de notre travail. À cet effet, nous avons mentionné les temps d'exécution minimum et maximum, ainsi que la moyenne des temps d'exécution des différentes itérations. En revenant aux **Figures 3.4–3.7**, elles rapportent les graphes de l'erreur relative de l'estimation. Ces erreurs sont calculées pour les différents niveaux du bruit additif, à l'exception du niveau zéro. Cette exception s'est imposée dans le but d'éviter des valeurs infinies pour l'erreur relative selon l'équation **3.5**. Alors, cette erreur relative de l'estimation est formulée par :

$$\text{erreur d'estimation (\%)} = \frac{|(\text{niveau estimé du bruit}) - (\text{niveau réel du bruit})|}{(\text{niveau réel du bruit})} \cdot 100\% \quad (3.5)$$

À partir des graphes des **Figures 3.4–3.7**, il est clairement notable que notre nouvelle approche surpasse, approximativement, toutes ses contreparties du meilleur et récent état de l'art. En effet, elle présente des plus faibles erreurs comparées à ses contreparties MAD dans NSP et 2D-DWT, aussi bien que celles de [25-27, 29] dans la majorité des cas. Elle permet aussi d'assurer l'estimation du niveau de bruit efficacement pour les images homogènes aussi bien que les relativement hétérogènes. Ces qualités sont atteintes grâce à la stratégie adoptée dans notre approche, qui tient en compte la présence des coefficients utiles dans la plus fine sous-bande détail, dépendamment du type de l'image à traiter. Cependant, quoique les performances de notre variante soient, parfois, surpassées alternativement par d'autres approches, notre estimateur demeure toujours compétitif à la meilleure d'elles. Il marque, effectivement, des estimations très intéressantes, qui sont les meilleures ou juste au-dessous des meilleures enregistrées dans de circonstances données (type de l'image, le niveau du bruit ajouté, etc.).

Cependant, bien que la méthode proposée semble qu'elle montre certaines limitations, en termes de précision d'estimation, pour l'image satellitaire de West-Concord et celle de Barbara, aux bas niveaux du bruit additif, elle demeure toujours plus performante que ses contreparties de la littérature des contourlets. En outre, nous nous sommes permis pour de telles erreurs, à de tels niveaux, afin de bien atteindre les meilleures performances pour les autres niveaux du bruit additif. Mais, ceci n'écarte pas la nécessité extrême de remédier à de telles limites, ce qui sera l'objet d'études dans de futurs travaux.

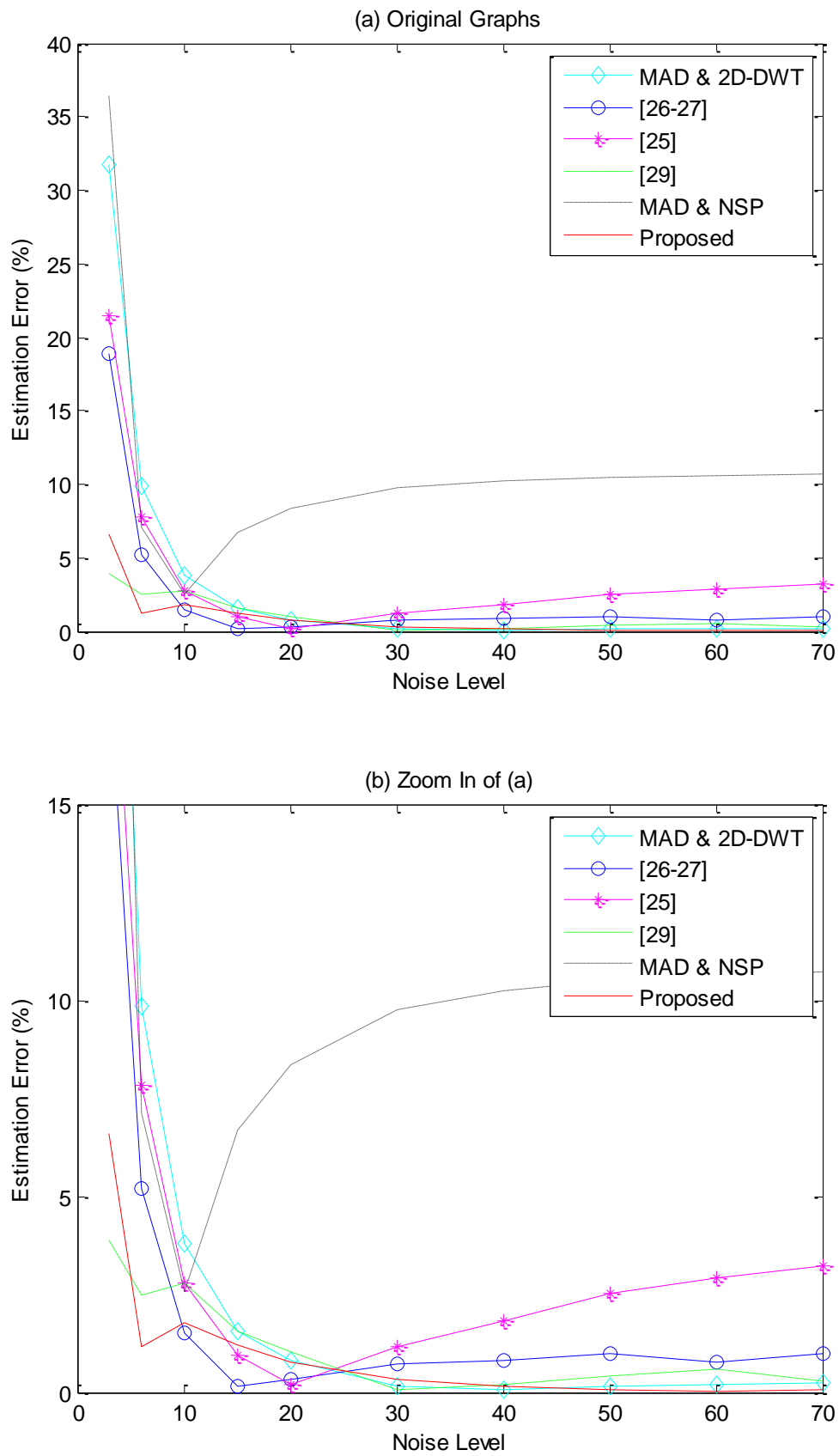


Figure 3.4. Erreur d'estimation du niveau de bruit additif contaminant l'image de Lena.

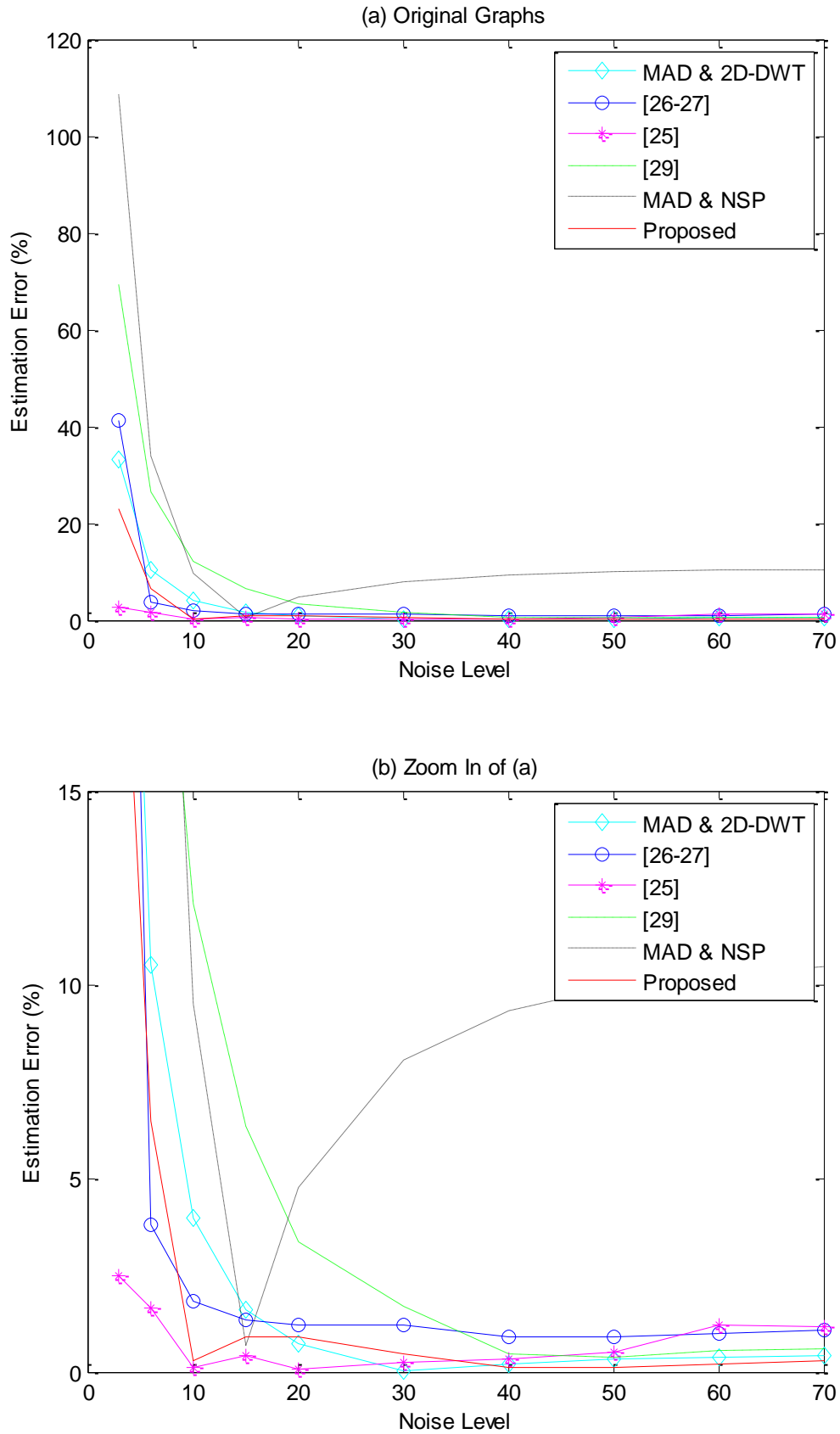


Figure 3.5. Erreur d'estimation du niveau de bruit additif contaminant l'image de West-Concord.

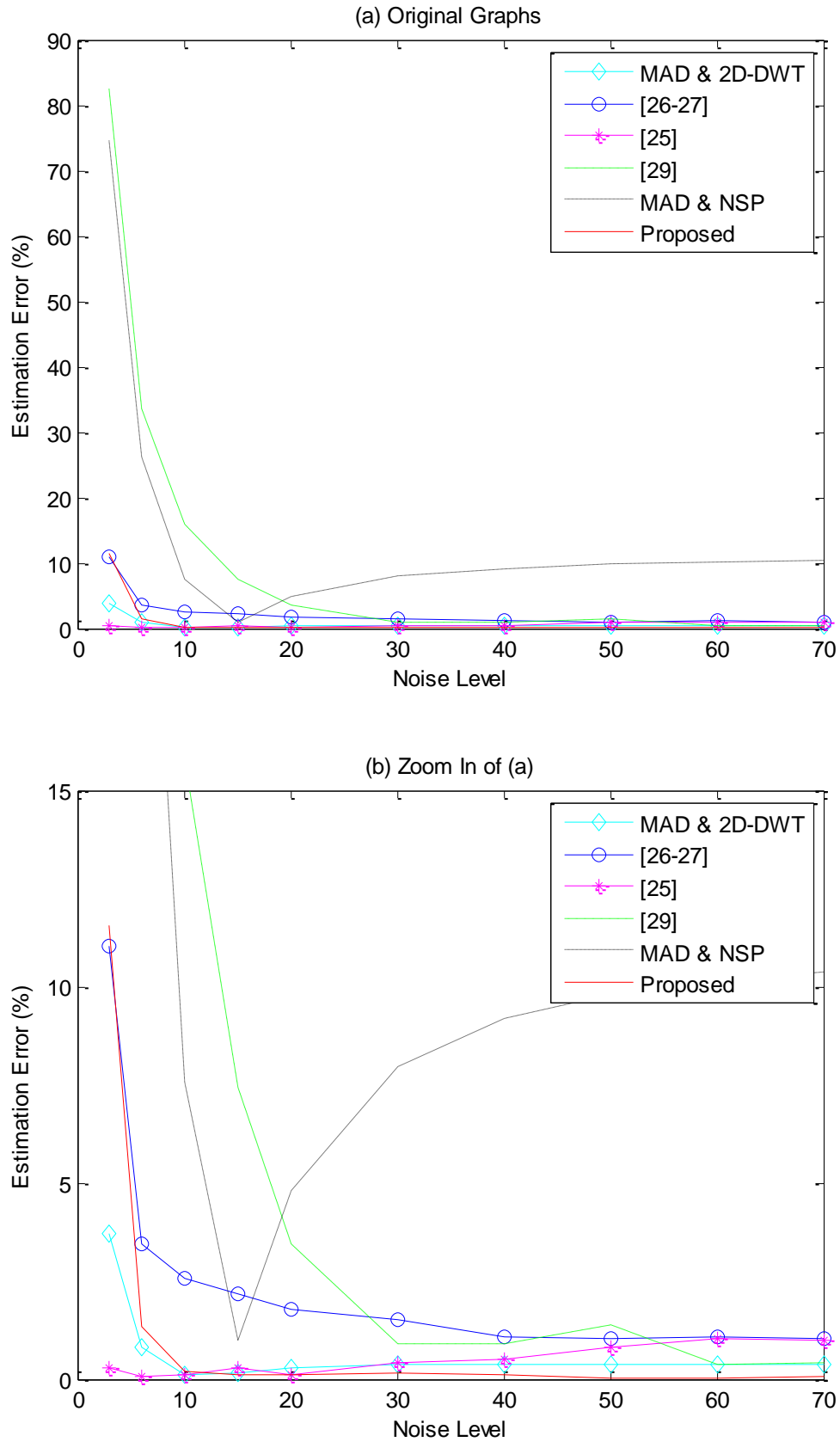


Figure 3.6. Erreur d'estimation du niveau de bruit additif contaminant l'image de Mandrill.

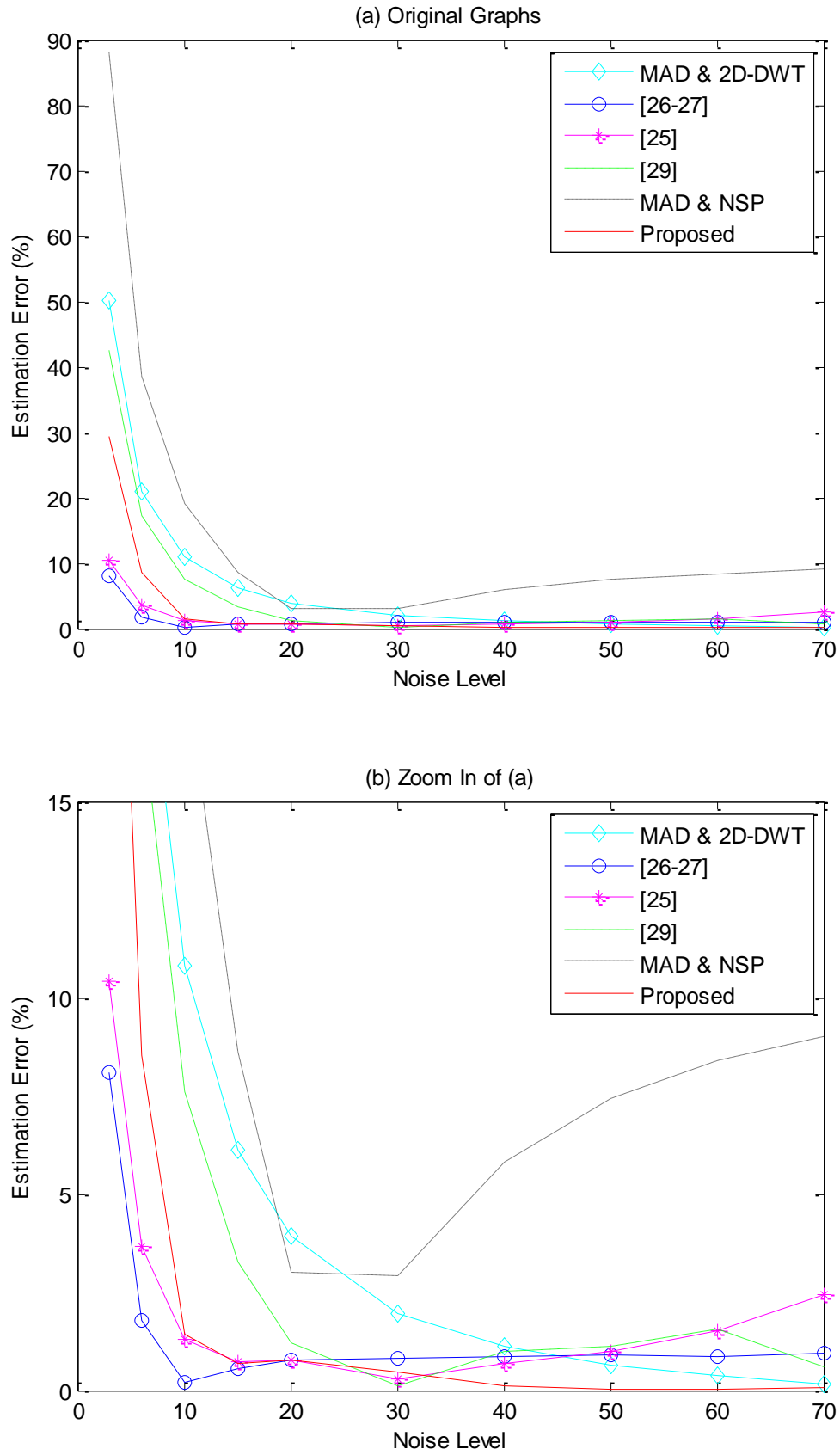


Figure 3.7. Erreur d'estimation du niveau de bruit additif contaminant l'image de Barbara.

Aux bas niveaux du bruit additif, notre méthode proposée est, légèrement et alternativement, surpassée par celles de [25-27, 29], en terme de précision d'estimation. Par contre, le temps d'exécution de notre approche est notablement inférieur à celui de ces méthodes. En effet, notre nouvel estimateur est, approximativement, 35 fois plus rapide que celui de [26-27], il est environ 1900-2400 fois plus rapide que celui de [25], et plus que 10 fois plus rapide que celui de [29]. Les temps d'exécution pour chaque algorithme sont récapitulés dans le **Tableau 3.6** ci-dessous.

Tableau 3.6

Temps d'exécution pour différents estimateurs du niveau de bruit.

Méthode	Min (t)	Mean (t)	Max (t)
MAD & 2D-DWT	64 ms	74 ms	265 ms
MAD & NSP	61 ms	64 ms	86 ms
[26-27]	1.95 s	2.24 s	2.92 s
[25]	146.83 s	155.70 s	170.85 s
[29]	688 ms	848 ms	1756 ms
Proposée	62 ms	64 ms	89 ms

Finalemnt, nous pouvons effectivement affirmer la supériorité de notre nouvelle approche par rapport à ses contreparties de l'état de l'art. En effet, elle est plus pratique dans le domaine des contourlets, en n'adoptant qu'une seule construction pour tout le traitement, contrairement aux autres approches accomplissent le traitement principal dans le domaine des contourlets et l'estimation du niveau de bruit dans un autre. D'où, se manifeste l'importance capitale de notre nouvelle approche, grâce à son esprit pratique, sa flexibilité, sa rapidité et simplicité, ainsi qu'à ses précisions d'estimations.

3.5. Conclusion

Vue comme étant le cœur des systèmes de seuillage dans les domaines multi-résolution, nous nous sommes quasiment focalisés, le long de ce troisième chapitre, sur la question d'estimer le niveau du bruit additif à partir d'une image bruitée.

En analysant les différentes étapes du processus de seuillage en contourlets, au début de ce chapitre, nous avons constaté la nécessité extrême d'avoir connaissances sur le niveau du bruit additif contaminant l'image d'intérêt. Également, ce constat a été,

essentiellement, tiré à base de deux raisons primordiales. La première est l'influence critique de cette variante sur la qualité des traitements postérieurs. Tandis que la seconde raison est la négligence absolue de cette question dans la littérature des contourlets, où les solutions adoptées sont en général sans aucun intérêt pratique (par exemple : estimation du niveau de bruit dans un domaine et le reste du traitement dans un autre).

Afin de remédier à tous ces défis, nous nous sommes orientés à proposer un nouvel estimateur plus efficace, convenable pour toute construction multi-résolution adoptant la NSP comme étage multi-échelle. Le point de succès de notre estimateur se résume, principalement, dans sa flexibilité et souplesse. En effet, il montre une forte adaptabilité à la composition visuelle de l'image à traiter. Par conséquent, notre nouvelle variante se manifeste par une superbe rentabilité, en surpassant, approximativement, toutes ses contreparties du meilleur et récent état de l'art, en termes de précision d'estimation et/ou de temps d'exécution.

Finalement, dans le but de vérifier et confirmer ces différentes performances, notre estimateur sera examiné, dans le prochain chapitre, via son application dans le dé-bruitage d'images satellitaires à base de seuillage, dans le domaine des contourlets (DNSPFB).

CHAPITRE 4

DÉ-BRUITAGE

D'IMAGES SATELLITES

Les progrès scientifiques et technologiques, enregistrés dans le domaine de la télédétection spatiale, ont sérieusement marqué de nombreux atouts dans la pratique de l'imagerie satellitaire. Quoique ces progrès soient en permanente évolution, les dispositifs de formation d'images satellitaires ne cessent de provoquer des artefacts et d'autres dégradations le long de celles-ci. Alors, l'une des intéressantes solutions remédiant à ces carences est l'opération de dé-bruitage. Cette dernière est, généralement, assurée via le mécanisme de seuillage, qui a prouvé de très hautes performances dès le développement de l'analyse multi-résolution.

Vu que le travail réalisé dans la présente thèse consiste, principalement, sur l'estimation du niveau de bruit additif, nous nous consacrons le long de ce dernier chapitre à l'évaluation des performances de notre nouvel estimateur dans l'une de ses concrètes applications : *le dé-bruitage d'images satellitaires*.

4.1. Imagerie Satellitaire : Principes et Traitements

L'imagerie satellitaire, aéroportée ou l'imagerie de télédétection en général, réfère habituellement à la technique d'observer et d'extraire des informations sur des objets et/ou des zones de la surface terrestre, à partir des satellites (imagerie satellitaire) ou des aéronefs (imagerie aéroportée), sans aucun contact avec ces objets et zones détectés [65]. Dès lors, l'employabilité de l'imagerie satellitaire est répandue dans diverses applications et disciplines telles que : les études géo-scientifiques, les prévisions météorologiques, les systèmes d'informations géographiques, ... etc.

4.1.1. Satellite d'imagerie : Aperçu global

Un satellite imageur est défini comme étant une technologie de détection et d'acquisition d'informations, à propos d'objets et/ou de phénomènes survenant sur la surface terrestre. Il accomplit ses missions grâce à de capteurs, bien spécifiques, qui permettent de repérer et de capter l'énergie rayonnante, réfléchiée ou émise, à partir de la zone recouverte du globe terrestre (Figure 4.1) [66].

Selon la nature et l'allure de cette énergie rayonnante, des images de différentes caractéristiques peuvent être acquises [65-66]. Ceci dépend, en fait, d'une multitude de facteurs, tels que : les propriétés des éléments détectés (structurelles, chimiques, physiques), la rugosité de la surface détectée, l'angle d'incidence, l'intensité et la fréquence (longueur d'onde) de l'énergie rayonnante [65].

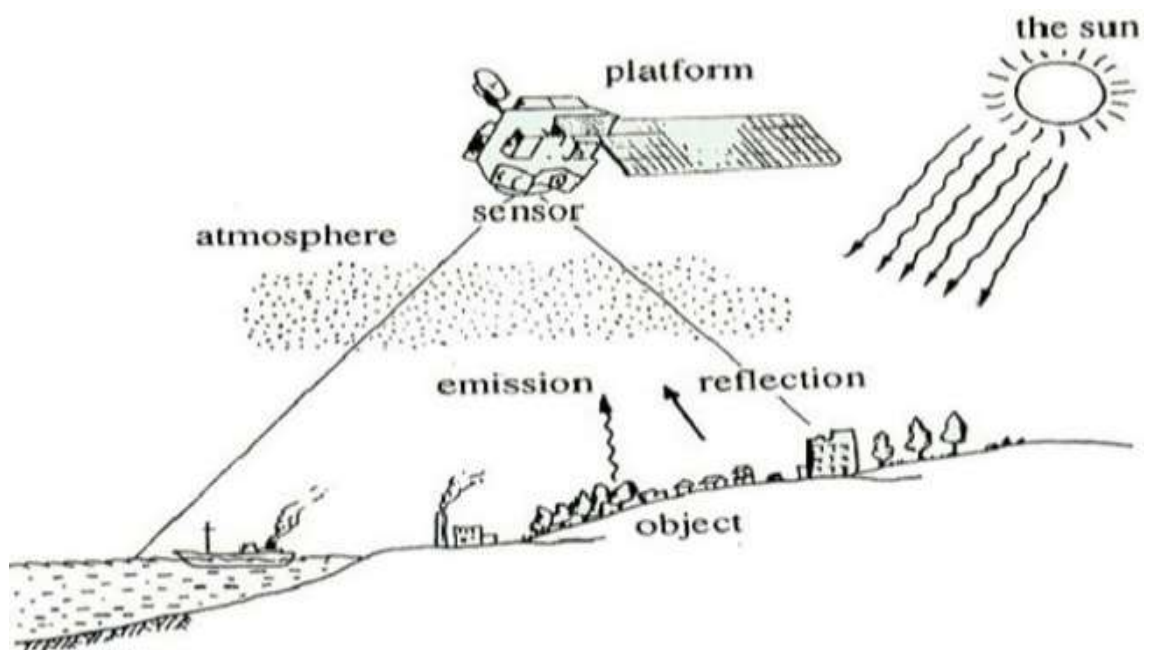


Figure 4.1. Principe général d'un satellite de télédétection (satellite imageur) [66].

Lors de son fonctionnement, un satellite imageur fait appel à un ensemble de disciplines scientifiques et technologiques, à savoir : la spectroscopie, la photographie, l'optique, les télécommunications, l'informatique, etc. Celles-ci lui permettent de bien accomplir sa mission, de télédétection et d'imagerie, avec de très hautes performances et souplesse [65].

Tirant profit de ces différentes disciplines, le processus d'acquisition d'une image satellitaire se compose, principalement, de six phases fondamentales, qui sont [65, 67] :

- Émission d'une énergie rayonnante (solaire ou micro-ondes).
- Interaction de l'énergie radiante avec l'atmosphère terrestre et la surface de la terre (dispersion, absorption, réfraction, etc.).
- Interaction de l'énergie radiante avec la cible, et ce dépendamment des caractéristiques de la cible, elle-même, ainsi que de la radiation (réflexion ou auto-émission).
- Redirection de la radiation (réfléchi ou auto-émise) de la cible vers le satellite.
- Transmission de l'énergie captée, par le satellite imageur, vers des stations de traitement et d'analyse, afin de remettre cette énergie sous formes d'images manipulables.
- Finalement, survient la phase d'application des informations tirées, à partir des images enregistrées, dans le perfectionnement des études et les traitements envisagés sur la cible détectée.

En outre, dépendamment de la nature et du type du capteur télédéteur adopté (actif ou passif), plusieurs types de satellites imageurs résultent de ce fait. En effet, trois types des plus importants et largement utilisés sont [68-69] :

4.1.1.1. *Satellite optique* : le satellite imageur capte toute radiation électromagnétique (EMR), du spectre visible et proche infrarouge, réfléchi par la cible (se référer à l'**Annexe B** pour voir les longueurs d'ondes correspondantes). Parmi les satellites optiques, nous citons : SPOT, QUICKBIRD, EROS, GEOEYE, etc.

4.1.1.2. *Satellite IR thermique* : au lieu de capter une radiation solaire réfléchi par la cible, cette dernière émet, elle-même, une radiation de type infrarouge (IR) thermique qui sera reçue par le satellite dans ce cas-là. Ce type d'imagerie est, principalement, utilisé dans la mesure de l'émission thermique de la terre. Comme exemples de satellites appartenant à cette catégorie, nous trouvons : NOAA, LANDSAT, ASTER, etc.

N.B.: Dans ces deux premières catégories, nous parlons de *satellites passifs*, le fait qu'ils captent et détectent des radiations venant d'autres sources (soleil ou la cible elle-même).

4.1.1.3 *Satellite radar* : contrairement à ces deux premières catégories, ce troisième type est caractérisé par sa réception d'ondes centimétriques réfléchies par la cible, et qui les a lui-même émis vers cette dernière. D'où, son attribution de caractère *actif*. Dans cette famille, plusieurs séries ont été élaborées, à savoir : ERS, ENVISAT, RADARSAT, TERRASAR, etc.

4.1.2. Acquisition de l'imagerie satellitaire

Les données d'une image satellitaire sont, réellement, plus qu'une figure ou une photo, mais il s'agit d'une mesure d'une énergie électromagnétique (EM) réfléchie ou émise par la cible d'intérêt [70]. Cette énergie EM détectée par le satellite imageur est convertie, d'abord, en un courant électrique. Ce dernier est numérisé via un convertisseur analogique / numérique (CAN), puis amplifié, pour finalement être enregistré sous forme d'un tableau de données numériques (Figure 4.2). Chaque donnée, de ce tableau, reflète l'intensité de la cellule correspondante qu'on appelle 'pixel' (acronyme de : 'picture element') [71]. Chaque pixel de l'image acquise correspond, ainsi, à une position sur une chambre photographique, à un capteur élémentaire d'une barrette de CCD, ou à une fenêtre spatio-temporelle dans le cas d'un tableau de données radar [69].

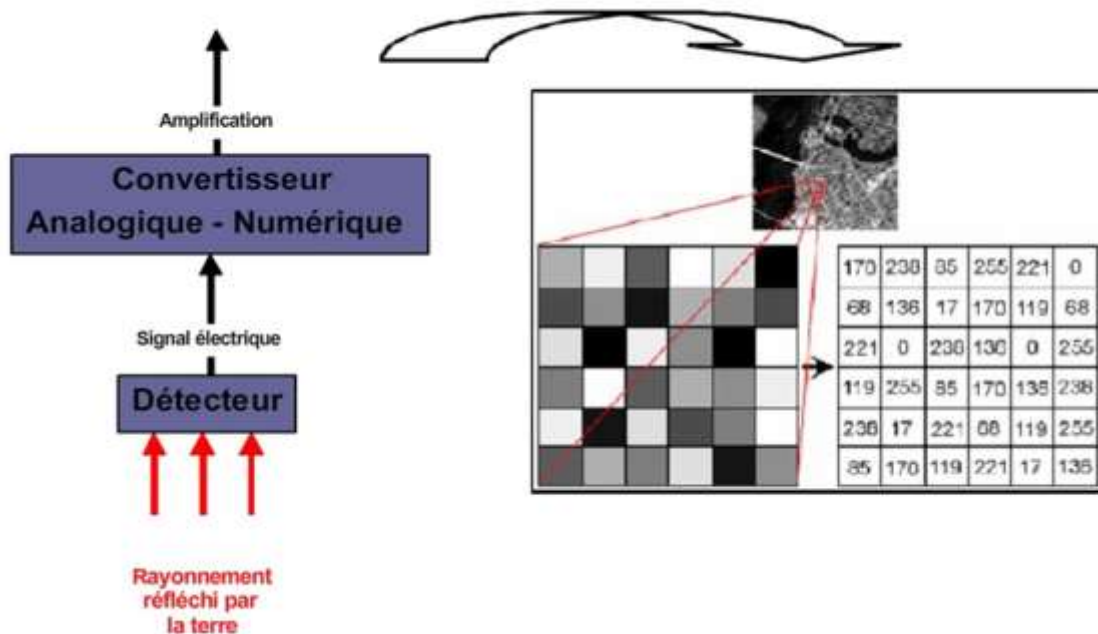


Figure 4.2. Principe d'acquisition d'une image satellitaire [71].

L'acquisition d'une image satellitaire s'effectue, fondamentalement, selon deux stratégies différentes. La première stratégie consiste en une acquisition instantanée de données, comme le fait un appareil photo classique. Tandis que la deuxième stratégie tire profit du mouvement de translation uniforme ou quasi uniforme du capteur, ce qui permet un balayage de la zone étudiée. Par conséquent, quatre techniques principales, d'acquisition d'images satellitaires, sont répandues dans la pratique [69, 71].

4.1.2.1. *Matrice* : dans cette approche, l'image satellitaire est acquise grâce à une matrice de capteurs. Celle-ci permet d'acquérir, simultanément, les lignes et les colonnes sans besoin d'aucun mouvement de la plateforme détectrice. L'image obtenue, dans ce cas-là, semble être notablement stable, mais avec un coût relativement élevé.

4.1.2.2. *Scanner* : cette technique permet une acquisition de l'image à base d'un seul capteur, qui assure un balayage le long de ses lignes et ses colonnes. Les lignes sont acquises via une rotation complète du satellite (Météosat) ou juste la rotation de son capteur (Landsat TM, AVHRR). Par contre, ses colonnes sont obtenues via la rotation de son capteur (Météosat) ou par l'avancée du satellite lui-même (Landsat TM).

4.1.2.3. *Push-broom* : c'est une technique d'imagerie très adaptée pour l'observation satellitaire de la terre. Son introduction fut en 1986 avec le lancement de SPOT1. L'image satellitaire est acquise, cette fois-ci, grâce à l'utilisation d'une barrette de détecteurs alignés qui permettent de scanner ses lignes, tandis que ses colonnes sont obtenues au cours de l'avancée du satellite et en fonction des mouvements de roulis, tangage et lacet.

4.1.2.4. *Radar* : l'acquisition d'une image satellitaire, dans cette technologie, se fait d'une manière relativement similaire au push-broom pour les lignes, en échantillonnant l'impulsion rétrodiffusée, et en tirant profit du mouvement azimutal de la plateforme détectrice du satellite pour obtenir les colonnes.

4.1.3. *Analyse et traitement des images satellitaires*

Afin de bénéficier, convenablement, des données de télédétection, il est fortement recommandé d'extraire, d'abord, les informations utiles de celles-ci. Ceci nous ramène à la matière de la discussion réservée dans cette section : le traitement, l'analyse et l'interprétation de l'image satellitaire. Ces deux dernières phases nous impliquent, d'abord, la détection et/ou l'identification des cibles envisagées, sur l'image satellitaire, avant de passer à l'extraction des informations utiles sur celles-ci [67].

À l'ère de la veille technologique, le numérique est devenu, de plus en plus, le noyau de tous les systèmes de traitement des signaux, y compris l'imagerie satellitaire. Cette révolution est, principalement, liée à : la progression ininterrompue de la technologie numérique, le développement de très puissants calculateurs et processeurs numériques, ainsi que l'innovation de puces et de cartes électroniques très sophistiquées. Dès lors, l'analyse et le traitement de l'imagerie satellitaire sont devenus, quasiment, numériques grâce aux différents avantages de cette technologie, à savoir : la maniabilité, la flexibilité, la précision, la rapidité, etc.

Dans le traitement numérique des images satellitaires, quatre opérations de base sont principalement nécessaires. Elles servent à bien exploiter les informations contenues dans de telles images. Ces opérations sont : le prétraitement, le perfectionnement, la transformation et la classification [67, 72].

4.1.3.1. *Prétraitement* : comme son nom l'indique, cette phase peut être vue comme étant une étape préparant l'image acquise pour la suite des traitements nécessaires. Cette opération consiste, principalement, à corriger quelques imperfections liées à l'image brute. Il s'agit, en fait, de deux types de corrections fréquentes. Le premier type concerne des corrections radiométriques. Elles consistent à supprimer ou à réduire les erreurs affectant le degré de l'énergie détectée par chaque capteur, à savoir : l'imperfection du capteur, les erreurs de transmission, les erreurs atmosphériques, etc. Par contre, les autres corrections concernent les problèmes de nature géométrique. Elles sont liées à : la courbure et la rotation de la terre, le mouvement de la plateforme détectrice, les reliefs de la terre, etc.

4.1.3.2. *Perfectionnement* : l'objectif de cette deuxième tâche est, seulement, d'améliorer la perception visuelle de l'image d'intérêt. Elle sert à faciliter son interprétation et analyse visuelles, ainsi que de donner lieu au perfectionnement des traitements postérieurs. Une telle tâche peut inclure : la suppression ou la réduction du bruit (filtrage linéaire et non-linéaire), l'amélioration du contraste, la sur-résolution, etc.

4.1.3.3. *Transformation* : les transformations d'images sont des opérations semblables, dans le concept, à celles de perfectionnement. En effet, les opérations de perfectionnement sont, habituellement, appliquées à seulement un canal de données à la fois. Par contre, les transformations d'image comportent, typiquement, la manipulation de multiples bandes de données, d'une seule image multi-spectrale ou de plusieurs images acquises, de la même scène, à différents instants (image multi-temporelle). Par conséquent, elles produisent

de nouvelles images, accentuant les éléments d'intérêt mieux que les images d'entrée. L'utilité de ces transformations, apparait, généralement dans : l'identification des localités de déforestation, l'étude du changement des plans urbains des localités d'habitation, la discrimination de la végétation stressée, etc.

4.1.3.4. *Classification* : dans le contexte d'exploitation de l'imagerie satellitaire, nous nous intéressons, avantagement, au contenu thématique de l'image d'intérêt plutôt qu'aux valeurs numériques de ses pixels. L'une des solutions menant à un tel objectif est l'opération de classification. Celle-ci permet d'identifier, puis, de classer les pixels des images multi-spectrales dans des classes de thèmes particuliers (l'eau, forêt conifère, maïs, etc.), selon des critères bien déterminés. L'image classifiée est composée, d'une mosaïque de pixels, dont chacun appartient à un thème particulier.

Deux approches de classification sont largement adoptées : *la classification supervisée* et *la classification non supervisée*. Dans la première catégorie, chaque classe regroupe des pixels les plus proches à une signature type définie, préalablement, par l'utilisateur. Par contre, dans la classification non-supervisée, les signatures type sont déduites via des algorithmes spécifiques, sans intervention antérieure de l'utilisateur. Donc, les pixels les plus proches à une signature donnée sont regroupés dans la même classe.

4.1.4. Applications de l'imagerie satellitaire

Les développements technologiques marquant le monde de la navigation spatiale, et la télédétection en particulier, ont rendu plus pratique l'exploitation de l'imagerie aéroportée au profit de l'humanité. Dès lors, les applications de l'imagerie satellitaire tendent à se multiplier et à s'universaliser. Elles influencent en profondeur la société, en donnant lieu à la naissance d'un nouveau secteur commercial.

Les applications de l'imagerie satellitaire diffèrent, ainsi, avec la différenciation du mode de fonctionnement des satellites, leurs conceptions, leurs emplacements, etc. En effet, les applications principales de l'imagerie satellitaire, apportant une contribution pratique à l'humanité, peuvent être résumées dans les domaines suivants [67] :

- Agriculture : la classification des récoltes ainsi que l'examen de leur santé et viabilité, la surveillance des pratiques agricoles, etc.
- Sylviculture : la discrimination du type de la couverture forestière, le suivi de la santé et la richesse (en termes d'espèces) des forêts, la prédiction de déforestations, etc.
- Géologie : le suivi des activités volcaniques, l'exploration minérale et hydrocarbure, la fourniture de cartes géologiques, etc.

- Hydrologie : l'évaluation de l'humidité du sol, la détection et la surveillance des inondations, la surveillance des fleuves et des lacs glacés, etc.
- Météorologie : les informations météorologiques, la détection et/ou la prédiction des perturbations atmosphériques (tornades, cyclones, etc.), etc.
- Cartographie : la gestion des ressources naturelles, la gestion des catastrophes naturelles et/ou humaines, la délimitation de zones d'intérêts, etc.
- Océanographie : l'identification de l'océan, contrôle du trafic maritime, l'évaluation du stock poissonneux et des mammifères maritimes, etc.

4.2. Sources d'erreurs et de bruits dans l'imagerie satellitaire

Dans les applications liées aux traitements d'images satellitaires, une multitude d'anomalies se manifestent, et surviennent particulièrement, lors des phases d'acquisition et d'enregistrement. De tels problèmes se résument, essentiellement, en quelques erreurs et bruits qui affectent la qualité des images acquises. Ces dégradations sont de deux natures fondamentales : radiométriques et géométriques.

4.2.1. Dégradations de nature radiométrique

Lorsqu'une image est captée par une plateforme détectrice aéroportée, plusieurs facteurs interviennent et influent sur les valeurs d'intensité de ses pixels. Ceci mène à de notables déformations, dites radiométriques, qui sont principalement dues à deux facteurs capitaux : les imperfections instrumentales des outils utilisés, ainsi que les effets et bruits atmosphériques [67-68, 70].

- Les imperfections instrumentales constituent l'origine d'une grande partie des erreurs radiométriques. Elles se manifestent essentiellement par : l'irrégularité des capteurs, le bruit électronique (bruit intrinsèque), erreurs de conversions analogique-numériques et/ou numériques-luminances, etc.
- Cependant, les erreurs atmosphériques représentent, approximativement, la source de toutes les déformations radiométriques, hormis les erreurs instrumentales. En effet, toute radiation réfléchie ou auto-émise par la surface terrestre est, généralement, soumise à une certaine atténuation et/ou fluctuation, dépendamment de sa longueur d'onde. L'atténuation d'une radiation est, principalement, due à son absorption ou sa dispersion par les divers constituants de l'atmosphère terrestre. Les effets

atmosphériques sont doubles dans le cas des radiations solaires et Radar (émission + réflexion) et simples autrement (IR thermique → auto-émission).

4.2.2. Dégradations de nature géométrique

Afin de bien exploiter les données d'une image satellitaire, il est souvent nécessaire de faire appel à l'enregistrement de cette image dans un système de coordonnées terrestre bien connu. Toutefois, lors de cette opération, l'image obtenue est soumise à un certain nombre de déformations et de dégradations. Celles-ci prennent, en fait, la nomination d'erreurs géométriques. Elles sont, potentiellement, plus répandues que ses contreparties radiométriques, et leurs effets peuvent être relativement plus sévères. Ces déformations, de nature géométrique, peuvent être liées à un certain nombre de facteurs, à savoir [67-68] :

- La rotation de la terre, de l'ouest vers l'est, pendant l'acquisition de l'image : ceci entraîne, pour les capteurs travaillant sur une ligne de pixels, d'acquérir une image dont les pixels des dernières lignes sont incorrectement déplacés vers l'est, relativement, à la scène qu'ils ciblent à représenter.
- Les variations de l'altitude, l'attitude (tangage, roulis, lacet) et la vitesse de la plateforme détectrice : ces trois variantes sont, également, aussi décisives lors de l'acquisition de l'image satellitaire. Elles mènent, généralement, à acquérir des images non représentatives des scènes ciblées. En effet, les images acquises représentent des parties de plus ou de moins par rapport aux scènes désirées. Ces décalages se manifestent, particulièrement, lors des variations assez lentes de la plateforme détectrice par rapport à la vitesse de scan de ses capteurs.
- Le champ de vision élevé de quelques capteurs : ceci entraîne une non-uniformité des superficies présentées par chacun de ces capteurs, et notamment, lorsque le scan s'éloigne de la verticale de la plateforme détectrice. Par conséquent, il peut y avoir de notables conflits de résolution pour l'image acquise, i.e. avoir de larges différences de résolution entre les enregistrements issus de scans verticaux et ceux issus de scans inclinés.
- La courbure de la terre : elle a un effet, approximativement, similaire à celui du champ de vision des capteurs. Mais cette fois-ci, l'impact de ce facteur se manifeste par sa dépendance de la distance satellite / terre et non pas du capteur lui-même.

4.2.3. Dégradations imprévisibles : bruit aléatoire

Dans le monde du traitement d'images, avoir une scène propre et nette demeure l'une des priorités les plus importantes pour la communauté de cette discipline. En outre, vu les progrès enregistrés dans le domaine de la télédétection spatiale, les images satellitaires deviennent de plus en plus sollicitées, par la communauté civile autant que militaire, pour leurs différents avantages et privilèges. Cependant, quoiqu'elles souffrent de quelques dégradations (radiométriques et géométriques), les images satellitaires, de nos jours, ne soucient plus de telles questions. En effet, grâce aux natures systématiques et prévisibles de la plupart de ces erreurs, leurs corrections et rectifications sont devenues de plus en plus faciles et simples.

En revanche, une multitude d'erreurs et de dégradations peuvent, éventuellement, survenir dans l'imagerie satellitaire d'une manière aléatoire et imprévisible (non systématique). Elles sont généralement dues à des perturbations soudaines et temporaires (bruit aléatoire), allant de simples défaillances instrumentales de détections jusqu'aux sérieuses erreurs logicielles d'enregistrement. Ces erreurs sont pratiquement de nature radiométrique, le fait que les erreurs géométriques sont quasiment systématiques.

Ces erreurs (bruit aléatoire) peuvent, donc, se manifester par :

- L'endommagement, accidentel, d'un ou plusieurs capteurs.
- Les perturbations des canaux de transmission, dues aux interférences magnétiques provenant de diverses sources (brouillage de zones stratégiques, etc.).
- Les effets des catastrophes naturelles (explosions volcaniques, vent de sable, incendies, etc.) et humaines (pollution industrielle, catastrophes nucléaires et chimiques, etc.), qui induisent à une mauvaise visibilité de la surface terrestre.
- Le passage de volées d'oiseaux ou de nuages d'insectes au-dessus de la zone ciblée.

Ces différentes dégradations, étant aléatoires et imprévisibles, ne peuvent plus être corrigées et compensées systématiquement, comme est le cas de ses contreparties systématiques (radiométriques et géométriques). Des solutions plus pratiques sont ainsi développées, par la communauté du traitement de signal, pour remédier à de tels problèmes. Il s'agit effectivement des opérations de restauration assurées, fidèlement, par les processus de filtrage (spatial, fréquentiel) et/ou de seuillage dans les domaines multi-résolution. Cette dernière sera l'objet d'application dans le reste de ce présent chapitre.

4.3. Restauration d'images satellitaires contaminées par un bruit additif Gaussien

Dans le cadre des applications relatives aux traitements d'images satellitaires, la nature additive des dégradations non systématiques, contaminant l'image d'intérêt, peut être raisonnablement adoptée. Ce constat est fondé sur le fait que ces dégradations donnent allure qu'elles se manifestent comme superposition aux pixels de l'image captée, positivement (augmentation de l'intensité du pixel infecté) ou négativement (atténuation de l'intensité du pixel contaminé). En outre, vu la diversification des sources de telles dégradations, le bruit total contaminant l'image d'intérêt, et en vertu du théorème de la limite centrale (CLT), est adopté d'être de distribution Gaussienne de moyenne nulle et de variance (σ_n^2).

4.3.1. Modélisation du problème

Soit une image satellitaire $F(x, y)$ contaminée par un bruit additif Gaussien [$W(x, y) \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$]. L'image résultante sera, donc, une nouvelle image $G(x, y)$ relativement dégradée. Elle est définie par :

$$G(x, y) = F(x, y) + W(x, y) \quad (4.1)$$

Cependant, faisant décomposer cette image $G(x, y)$ via une construction multi-résolution directionnelle DNSPFB, il résulte une sous-bande d'approximation quasiment nette, représentant la vue d'ensemble de l'image décomposée, et un certain nombre de sous-bandes détails directionnelles qui peuvent être décrites comme :

$$g_{i,j}(x, y) = f_{i,j}(x, y) + n_{i,j}(x, y) \quad (4.2)$$

Avec : $g_{i,j}(x, y)$, $f_{i,j}(x, y)$ et $n_{i,j}(x, y)$ représentent, respectivement, les sous-bandes détails (bruitées, nettes et du bruit), issues de la $i^{\text{ème}}$ échelle et la $j^{\text{ème}}$ direction de la décomposition multi-résolution DNSPFB.

Afin d'aboutir à une importante restauration de l'image $G(x, y)$, et en partant de l'hypothèse de quasi-netteté de la sous-bande d'approximation, on doit donc trouver une meilleure estimation $\tilde{f}_{i,j}(x, y)$ des sous-bandes nettes à partir de celles bruitées $g_{i,j}(x, y)$. Ceci est accompli en éliminant autant que possible le bruit additif $n_{i,j}(x, y)$, de telle sorte que l'image finalement récupérée $\tilde{F}(x, y)$ soit le plus proche possible de l'image originale, voire très claire et quasiment nette.

4.3.2. Dé-bruitage à base de seuillage des contourlets

Le dé-bruitage d'images à base de seuillage, dans les domaines multi-résolution, a montré de très hautes performances dans la préservation des détails descriptifs de l'image traitée, tout en éliminant et/ou réduisant autant que possible la contribution du bruit additif. Cette stratégie consiste, principalement, à éliminer les faibles coefficients détails, assimilés au bruit, et préserver ou relativement rétrécir les autres.

Dans le cadre de la préparation de la présente thèse, nous avons opté pour l'une des meilleures approches de rétrécissement adoptée dans la littérature : le rétrécissement de Bayes ou BayesShrink (BS). Elle est développée initialement dans le domaine des ondelettes au début de 21^{ème} siècle, avant qu'elle soit correctement adaptée au domaine des contourlets, tout récemment, ces dernières années.

Considérons une image satellitaire brute décrite dans le domaine des contourlets par le modèle (4.2). Prenant en compte l'indépendance mutuelle des sous-bandes détail $f_{i,j}(x,y)$ et $n_{i,j}(x,y)$, les variances (σ_g^2) , (σ_f^2) et (σ_n^2) relatives aux sous-bandes $g_{i,j}(x,y)$, $f_{i,j}(x,y)$ et $n_{i,j}(x,y)$ sont reliées, entre-elles, par la relation suivante :

$$\sigma_g^2 = \sigma_f^2 + \sigma_n^2 \quad (4.3)$$

En outre, étant donné que les coefficients détail $g_{i,j}(x,y)$ sont modélisés par une distribution Gaussienne généralisée GGD, largement adoptée dans la littérature du traitement d'images [14-15, 49], la variance (σ_g^2) correspondante à chaque sous-bande détail peut être, empiriquement, estimée par :

$$\hat{\sigma}_{g_{i,j}}^2 = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [g_{i,j}^2(x,y)] \quad (4.4)$$

Où : $(M \times N)$ représente la taille de la sous-bande détail de la $i^{\text{ème}}$ échelle et la $j^{\text{ème}}$ direction de la décomposition DNSPFB.

À partir de l'équation (4.3), l'estimation de la variance (σ_f^2) peut-être dérivée comme suit :

$$\hat{\sigma}_{f_{i,j}} = \sqrt{\max(\hat{\sigma}_{g_{i,j}}^2 - \hat{\sigma}_{n_{i,j}}^2, 0)} \quad (4.5)$$

Alors, le défi principal subsistant dans de telles situations est, sans doute, celui de l'estimation du niveau de bruit additif à chaque sous-bande détail $g_{i,j}(x,y)$.

Ce problème a été bien pris en considération dans la présente thèse. En effet, une solution très efficace est proposée, basée sur deux phases complémentaires. La première phase consistait à estimer le niveau du bruit total contaminant l'image d'intérêt. Tandis que la seconde phase, se reposait sur l'estimation de la contribution de ce bruit à travers toutes les sous-bandes détails de la décomposition adoptée.

Alors, l'estimation du niveau de bruit total contaminant l'image d'intérêt peut être, maintenant, exécutée directement dans le domaine des contourlets (DNSPFB, NSCT, NSP). Cet acquis est abouti grâce à notre nouvel estimateur, proposé dans le troisième chapitre.

Le niveau du bruit additif total, dans ce cas-là, est estimé via la formule suivante :

$$\hat{\sigma}_n = \frac{\left[\left(\text{median}(|g_{J-1}(x,y)|) \right)^\theta - \alpha^\theta \right]_+}{\beta \cdot \left(\text{median}(|g_{J-1}(x,y)|) \right)^{\theta-1}} \quad (4.6)$$

Avec : $g_{J-1}(x,y)$ est la plus fine sous-bande détail de la décomposition NSP. Tandis que les valeurs des paramètres correcteurs (α , β et θ) seront bien attribuées dans la prochaine section (4.4.1. *Données de simulation*).

Cependant, la seconde phase complétant la première, consiste à estimer le niveau du bruit additif ($\hat{\sigma}_{n_{i,j}}$) subsistant à chaque sous-bande détail $g_{i,j}(x,y)$. Elle peut être, correctement, remplie grâce au développement d'algorithmes très puissants, à l'instar « de la technique de Monté Carlo » [43] et d'autres.

Finalement, l'estimation du seuil pour le rétrécissement de Bayes, développé principalement pour être optimal avec le seuillage mou, est donnée par [6] :

$$\hat{T}_{(BS)_{i,j}} = \begin{cases} \max(|g_{i,j}(x,y)|) & \text{si } (\hat{\sigma}_{n_{i,j}}^2 \geq \hat{\sigma}_{g_{i,j}}^2) \\ \hat{\sigma}_{n_{i,j}} / \hat{\sigma}_{f_{i,j}} & \text{autrement} \end{cases} \quad (4.7)$$

4.4. Simulations et commentaires

Dans cette section, nous nous consacrons à : la communication de la matière utilisée lors de nos expérimentations, la description des critères adoptés pour l'évaluation de notre travail, la présentation ainsi que la discussion des différents résultats obtenus lors de nos simulations.

4.4.1. Données de simulation

Les expériences effectuées, au cours de la réalisation de la présente thèse, sont accomplies sur une image satellitaire test, prise orthogonalement de la ville de West-Concord. Cette image, de taille (512×512), est tirée du toolbox de Matlab.

L'image bruitée est ainsi simulée à partir de la version originale, en lui ajoutant un bruit additif Gaussien de différents niveaux ($\sigma_n = 5, 10, 15, 20, 25, 30, 40, 50, 60, 70$).

Lors de ces simulations, la construction multi-résolution DNSPFB, développée dans le deuxième chapitre, est adoptée. Dans cette construction, nous avons adopté trois niveaux de décomposition pour l'étage pyramidal NSP et huit directions pour chaque échelle de NSP. En outre, le filtre biorthogonal '9-7' de Daubechies est adopté pour la décomposition pyramidale NSP, tandis que le filtre 'pkva' est utilisé pour l'étage directionnel DFB.

Pour le dé-bruitage à base de rétrécissement de Bayes (BS), le seuillage mou (soft thresholding) est adopté comme stratégie de seuillage.

Pour l'estimation du niveau de bruit additif (σ_n) via la formule (4.6), notre image test, adoptée dans ce chapitre, peut être correctement associée au type2b de la classification discutée dans le troisième chapitre. Par conséquent, les valeurs des paramètres correcteurs de l'estimateur (4.6) sont données par :

$$\alpha = 3.5412 \quad ; \quad \beta = 0.6038 \quad ; \quad \theta = 2.3$$

Finalement, l'estimation des niveaux partiels du niveau de bruit à chaque sous-bande détail, est accomplie via la technique de « Monté Carlo » avec dix itérations.

4.4.2. Critères d'évaluation

Dans le but d'évaluer les performances des différentes approches examinées lors de ce dernier chapitre, deux critères très importants, largement agréés par la communauté scientifique, sont adoptés dans la présente thèse : le PSNR et le coefficient de corrélation. Le premier critère, étant une mesure quantitative, il fournit des informations sur la quantité du bruit persistant dans l'image dé-bruitée. Il est décrit par :

$$PSNR (db) = 10 \cdot \log_{10} \left\{ \frac{255^2}{MSE} \right\} \quad (4.8)$$

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [F(x, y) - \tilde{F}(x, y)]^2 \quad (4.9)$$

La deuxième mesure, représentée par le coefficient de corrélation (ρ), peut être vue comme étant une mesure qualitative. Elle donne lieu à un aperçu global sur le sujet de similitude et de corrélation entre l'image originale et celle restaurée. Elle est formulée par :

$$\rho (\%) = \frac{\text{cov}(F(x,y),\tilde{F}(x,y))}{\sqrt{\text{var}(F(x,y))\cdot\text{var}(\tilde{F}(x,y))}} \cdot 100\% \quad (4.10)$$

Où : $F(x, y)$ et $\tilde{F}(x, y)$ représentent, respectivement, l'image originale et l'image restaurée de taille (M×N).

4.4.3. Résultats et commentaires

Dans le cadre d'évaluer les performances de notre nouvel estimateur du niveau de bruit, proposé dans le troisième chapitre, son application dans le dé-bruitage d'une image satellitaire sera bien considérée dans ce présent chapitre.

L'intérêt majeur relatif à une telle opération réside, effectivement, dans l'examen de l'influence de la qualité d'une telle estimation sur les performances des applications associées, et particulièrement, le dé-bruitage d'images à base de seuillage multi-résolution.

Cependant, la qualité des résultats obtenus, via notre nouvelle approche, ne peut être réellement discutée qu'après une comparaison à ses contreparties du meilleur et récent état de l'art, à savoir :

- MAD (i, j) : cette approche adopte l'application directe de l'estimateur robuste de la médiane MAD à chaque sous-bande détail, de la $i^{\text{ème}}$ échelle et de la $j^{\text{ème}}$ direction, pour estimer les niveaux de bruit respectifs à celles-ci.
- MAD ($e^{-1.2i}$) & NSP : dans cette approche, le niveau du bruit total est, d'abord, estimé via l'estimateur MAD appliqué à la plus fine échelle de la décomposition NSP. Puis, une dégradation exponentielle de cet estimé, à travers les échelles, est appliquée pour estimer les niveaux de bruit persistant dans le reste des sous-bandes.
- 2D-DWT & Monte Carlo : le niveau du bruit total est estimé, d'abord, dans le domaine des ondelettes en utilisant l'estimateur original de Donoho. Puis, une solution itérative, à l'instar de la technique de Monte Carlo (voir l'Annexe C), est employée pour estimer les niveaux de bruit à travers les différentes échelles et directions de la construction multi-résolution adoptée.

Les résultats de PSNR et de coefficient de corrélation, pour les diverses méthodes, sont rapportés et comparés dans les **Tableaux 4.1** et **4.2** respectivement. Les meilleurs d'entre eux sont bien accentués en gras pour chaque essai.

En outre, vu la nature et le caractère aléatoires caractérisant les applications liées aux dé-bruitage d'images, contaminées par un bruit additif Gaussien, les résultats finalement obtenus varient, relativement, d'un essai (exécution) à un autre. Ceci met l'hypothèse que la compensation de telles perturbations est très indispensable avant toute évaluation ou jugement final. Dès lors, l'une des solutions adoptées lors de ce présent travail, pour remédier à un tel problème, est la simulation répétitive des expériences nécessaires pour un nombre bien déterminé d'itérations. Puis faire la moyenne de tous les résultats partiels obtenus pour avoir finalement la solution quasi-optimale désirée. Dans ce présent travail, cinq itérations sont adoptées pour atteindre les résultats rapportés dans les **Tableaux 4.1** et **4.2**.

Tableau 4.1

Résultats de PSNR pour différentes méthodes de dé-bruitage par les contourlets.

Noise Level	Noisy Image	MAD ($e^{-1.2i}$) & NSP	MAD (i, j)	2D-DWT & M. Carlo	Proposed & M. Carlo
05	34.1572	33.7056	30.9179	35.4367	35.3365
10	28.1253	31.2722	29.2955	31.5218	31.4780
15	24.6153	29.5033	28.2350	29.6620	29.6939
20	22.1103	28.0285	27.1390	28.3438	28.3441
25	20.1685	26.7404	26.1145	27.3076	27.3027
30	18.5907	25.5828	25.1739	26.4334	26.4237
40	16.0824	23.5957	23.7530	25.0047	25.0104
50	14.1477	22.0195	22.7447	23.9608	23.9531
60	12.5723	20.6401	22.0731	23.1099	23.1108
70	11.2382	19.4292	21.5332	22.4459	22.4696

Les résultats de PSNR et de corrélation, rapportés dans les **Tableaux 4.1** et **4.2**, montrent que l'adoption de notre nouvel estimateur, dans le processus de dé-bruitage d'images contaminées par un bruit additif Gaussien, apporte de meilleurs résultats par rapport à ses contreparties du meilleur et récent état de l'art. Cette véritable efficacité d'une telle approche est, notablement, traduite par sa compétitivité aux alternatives basées sur le fameux estimateur de Donoho dans le domaine des ondelettes, et même les excède

dans plusieurs cas. Ces hautes qualités sont atteintes grâce à l'excellente précision, assurée, lors de l'estimation du niveau de bruit additif contaminant l'image d'intérêt.

Cependant, quoique l'approche hybride (ondelettes-contourlets) montre quelques supériorités au-dessus de la nôtre, en termes de PSNR et de taux de corrélation, personne ne peut ignorer l'avantage extrême de notre approche dans le domaine des contourlets. En effet, en plus de sa simplicité en termes du coût et de complexité d'implémentation, notre arrangement n'exige, pratiquement, qu'une seule construction pour tout le processus de dé-bruitage. En revanche, ses contreparties hybrides sont basées, simultanément, sur deux constructions distinctes : 2D-DWT pour estimer le niveau de bruit et les contourlets pour le reste du processus, ce qui n'est pas appréciable du point de vue pratique.

Tableau 4.2

Résultats de corrélation pour différentes méthodes de dé-bruitage par les contourlets.

Noise Level	Noisy Image	MAD ($e^{-1.2i}$) & NSP	MAD (i, j)	2D-DWT & M. Carlo	Proposed & M. Carlo
05	99.5868	99.5397	99.1348	99.6902	99.6828
10	98.3737	99.1897	98.7414	99.2356	99.2271
15	96.4612	98.7790	98.3628	98.8257	98.8259
20	93.9416	98.2856	97.9140	98.4058	98.4060
25	90.9661	97.7019	97.3488	97.9726	97.9688
30	87.7071	97.0107	96.6942	97.5141	97.5090
40	80.7436	95.3588	95.3667	96.5267	96.5310
50	73.8795	93.4882	94.1007	95.5568	95.5491
60	67.4825	91.3211	93.0625	94.5645	94.5655
70	61.6576	88.9175	92.0969	93.6345	93. 6703

En revanche, même si l'estimation du niveau de bruit additif montre de hautes précisions pour une approche donnée, les résultats de dé-bruitage montrent, toutefois, des performances plus intéressantes pour d'autres approches qui adoptent des estimateurs moins performants. Ceci est probablement dû au mécanisme de seuillage, annulant quelques détails assimilés au bruit, ou à l'existence d'anomalies dans l'image traitée (West-Concord, Lena, Pepper, etc.), ce qui peut s'ajouter à la contribution du bruit, et particulièrement aux bas niveaux.

Notre approche surpasse également les autres alternatives, largement adoptées dans la littérature des contourlets, et particulièrement la plus fameuse d'entre elles qui adopte l'estimateur MAD à travers toutes les sous-bandes détail. En effet, une amélioration atteignant, voire excédant, les 1dB de PSNR et 0,5% de corrélation est marquée pour tous les niveaux simulés du bruit additif.



Figure 4.3. Image satellitaire nette de la ville de West-Concord.

Afin de renforcer les hautes performances de notre nouvelle approche, présentées numériquement dans les **Tableaux 4.1** et **4.2**, nous avons également opté pour une deuxième alternative d'évaluation et de comparaison : le critère visuel. Ce dernier est basé, directement, sur l'analyse de la perception visuelle des images traitées.

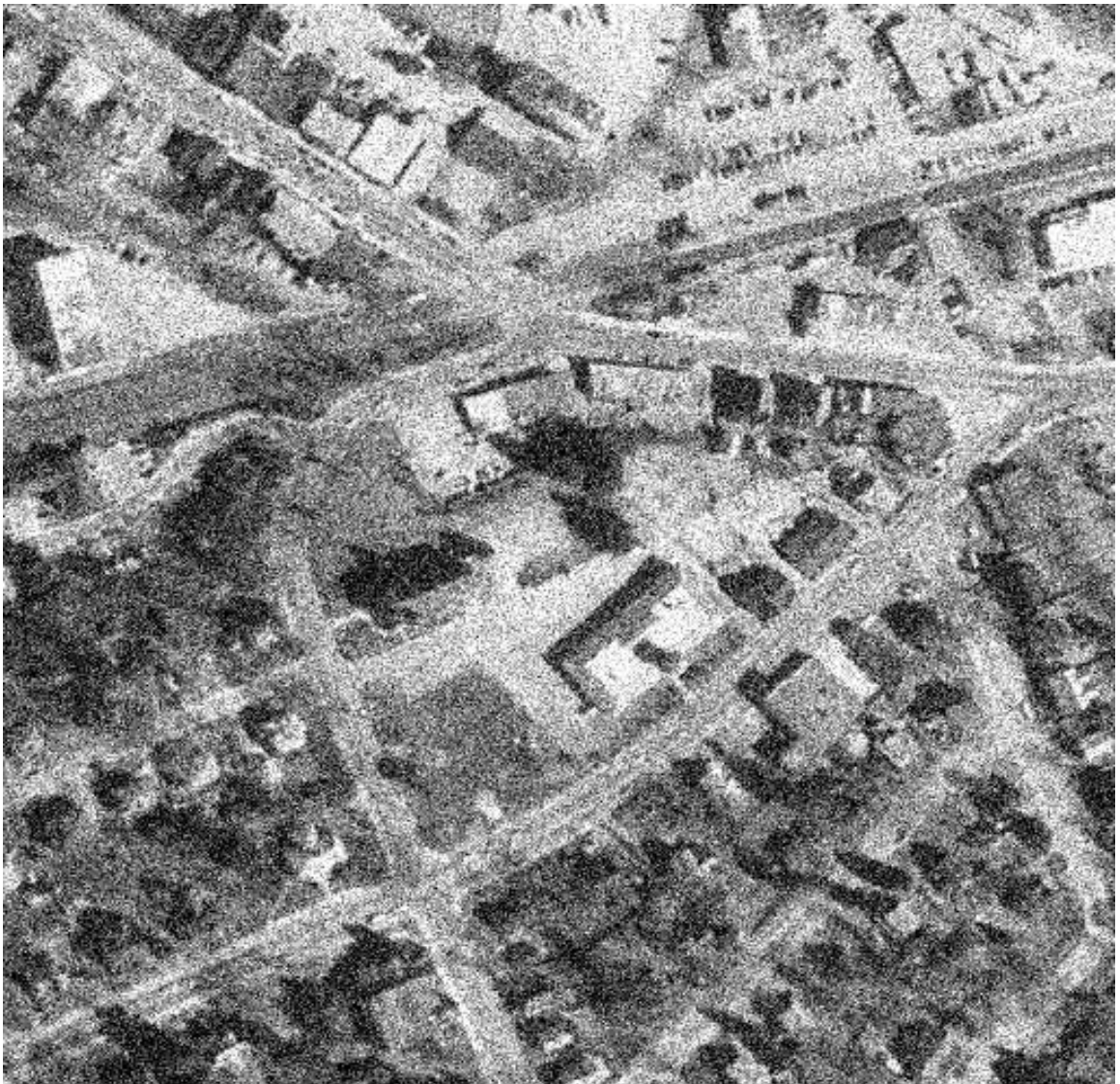


Figure 4.4. Image satellitaire bruitée de la ville de West-Concord à $\sigma = 40$.

Les **Figures 4.3~4.8** montrent, respectivement : l'image satellitaire nette de la ville de West-Concord, l'image bruitée à ($\sigma_n = 40$), et les images résultantes des différents arrangements de dé-bruitage, adoptés dans cette présente comparaison.

À partir de ces figures, nous avons constaté que, compétitivement à l'approche hybride tirant le niveau du bruit additif via l'estimateur de Donoho, notre nouvel arrangement surpasse pratiquement la plupart des méthodes comparées lors de ce présent travail. En effet, il a bien réussi à assurer, simultanément, une véritable suppression du bruit additif, ainsi que la préservation quasi-optimale de ses bords et ses fins détails.



Figure 4.5. L'image satellitaire dé-bruitée, basée sur l'estimation MAD ($e^{-1.2i}$) & NSP.

En revanche, bien que la perception visuelle de la **Figure 4.6** s'avère relativement plaisante, l'application de l'estimateur de la médiane MAD à chaque sous-bande détail induit, effectivement, à une perte non négligeable des bords et des détails de l'image débruitée. De telles pertes sont dues, principalement, aux surestimations du niveau de bruit présent dans ces présentes sous-bandes. Par conséquent, il se produit le phénomène de lissage de l'image traitée, ainsi que la production de quelques artefacts le long de celle-ci.



Figure 4.6. L'image satellitaire débruitée, basée sur l'estimation MAD (i, j) .

En outre, la dégradation exponentielle de l'estimation du niveau de bruit additif, à travers les différentes échelles, induit à une persistance, notablement, considérable du bruit dans l'image traitée. Ceci est bien apparent dans la **Figure 4.5**. Cette persistance peut être, avantageusement, justifiée par la faiblesse du niveau de bruit estimé, et par conséquent celle de la valeur du seuil aux échelles grossières (coarse scales).



Figure 4.7. L'image dé-bruitée, basée sur l'estimation hybride (2D-DWT & Monte Carlo).

Finalement, vu que le coût élevé de la technique de Monte Carlo (algorithme répétitif) représente, initialement, l'une des contraintes rencontrées lors de notre présent travail, ceci est, finalement, bien compensé par l'adoption du DFB maximale décimé à l'étape directionnelle au lieu du redondant NSDFB, avant d'ouvrir le champ pour d'autres solutions plus pertinentes dans de prochains travaux.



Figure 4.8. L'image satellitaire dé-bruitée, basée sur notre nouvel estimateur.

4.5. Conclusion

Lors de ce dernier chapitre, nous nous sommes consacrés, principalement, à l'évaluation des performances de notre nouvel estimateur, du niveau de bruit additif Gaussien, proposé précédemment dans le troisième chapitre. Nous l'avons examiné dans l'une de ses applications fondamentales : le dé-bruitage d'image (satellitaire) à base de seuillage dans le domaine des contourlets (DNSPFB).

Au début de ce chapitre, nous avons introduit quelques aspects de base relatifs aux principes et mécanismes d'acquisition des images satellitaires. Puis, une brève discussion est entamée sur l'importance de ces images, avant de passer, ultérieurement, à la citation de leurs limites et anomalies. Dès l'accomplissement de cette discussion, il s'est manifesté que la correction et la restauration de ces images sont très indispensables avant tout traitement postérieur.

Les résultats obtenus lors de ces corrections sont, en fait, très satisfaisants. En effet, ils sont marqués par de très hautes performances, quantitativement (PSNR et corrélation) et qualitativement (perception visuelle). Celles-ci ont été atteintes grâce à une multitude de facteurs et de circonstances, à savoir : la nature sélective de la construction adoptée (DNSPFB), l'efficacité de l'estimateur utilisé, le rendement extraordinaire du rétrécissement BayesShrink (BS) dans de tels problèmes, etc.

CONCLUSION

Au cours de la réalisation des différentes parties de ce présent travail, nous avons avantageusement réussi à remplir notre cahier de charges posé au début de cette thèse. Principalement, nous avons ciblé l'exploitation de la merveilleuse transformée des contourlets, définie comme alternative rénovée des ondelettes bidimensionnelles, dans le perfectionnement des questions liées à la restauration d'images à base de seuillage.

Comme largement adopté par la communauté du traitement d'images, les performances des opérations de seuillage sont, pratiquement et principalement, basées sur la qualité de l'estimation du niveau de bruit contaminant l'image d'intérêt. Cependant, d'après nos propres connaissances et notre recherche bibliographique, cette question n'est pas abordée dans la littérature des contourlets. En effet, les différentes solutions adoptées se sont orientées, généralement, vers d'autres domaines, ou vers la projection directe des approches classiques comme la MAD.

Par conséquent, nous nous sommes sérieusement conduits, dans la présente thèse, à prendre en compte cette notable question. En effet, nous avons proposé un nouvel arrangement, très puissant, basé sur l'estimateur de la médiane. Ce nouvel estimateur

a permis de bien estimer le niveau du bruit additif Gaussien, contaminant n'importe quelle image naturelle, grâce à sa simplicité, flexibilité et maniabilité. Notre estimateur est, ainsi, valable pour tout traitement, à base des constructions multi-résolution, adoptant la structure pyramidale NSP comme étage multi-échelle (NSP, NSCT, DNSPFB).

Cependant, vu que les constructions des contourlets sont non-orthogonales, le niveau de bruit additif varie, donc, d'une sous-bande détail à une autre. Par conséquent, nous avons adopté la fameuse technique de Monte-Carlo pour bien estimer la contribution individuelle du bruit, dans chaque sous-bande détail, à travers les différentes échelles et directions de la construction adoptée.

Pour des raisons pratiques de temps et de complexité d'implémentation, nous avons, ainsi, bien pris en considération le problème de la haute redondance des constructions non-décimées des contourlets (NSCT). En effet, nous avons proposé et adopté une nouvelle variante, basée sur la modification de l'étage directionnel redondant (NSDFB) de la NSCT par un simple DFB maximale décimé. Cette nouvelle construction, DNSPFB, a marqué, quasiment, les mêmes performances de NSCT, avec coûts et complexité de calculs moins élevés.

Afin de bien valider les performances pratiques de notre nouvelle proposition, son examen dans l'une de ses applications fondamentales est correctement accompli. Il s'agissait, en fait, du dé-bruitage d'images à base de seuillage, où l'application est réservée à une image satellitaire d'une zone urbaine. Dès lors, nous avons constaté de notables améliorations de notre approche par rapport à ses contreparties de l'état de l'art.

Finalement, en dépit du travail accompli dans cette présente thèse, il en reste, effectivement, une série de travaux et de tâches qui permettent d'améliorer le rendement et l'efficacité de nos propositions. Il s'agit, donc, de :

- Adopter une alternative automatique à la classification des images naturelles, ce qui va nous permettre d'automatiser, relativement, notre nouvel estimateur du niveau de bruit.
- Automatiser, totalement, notre estimateur proposé par l'adaptation de ses paramètres à l'image d'intérêt indépendamment d'aucune classification des images naturelles.
- Étendre la validité de notre estimateur aux images en couleur (RGB) et aux autres types du bruit.

CONCLUSION

- Développer une alternative, très puissante et moins coûteuse, à la technique de Monte-Carlo, pour l'estimation des niveaux partiels du bruit à travers les différentes sous-bandes détails des constructions en contourlets. Ceci peut être accompli via l'exploitation directe des filtres équivalents totaux menant à chaque sous-bande détail.
- Exploiter les hautes performances de l'estimation du niveau de bruit dans les images de type1, via notre nouvelle approche, pour perfectionner le traitement des images médicales (images radio par exemple).
- Tirer profit des avantages de notre nouvel estimateur dans le perfectionnement des meilleures approches de restauration d'images, à l'instar du fameux BM3D.

RÉFÉRENCES
BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] DONOHO, David L. De-noising by soft-thresholding. *IEEE transactions on information theory*. 1995, vol. 41, no 3, pp. 613-627. ISSN: 1557-9654.
- [2] YOON, Byung-Jun et VAIDYANATHAN, Palghat P. Wavelet-based denoising by customized thresholding. In: *2004 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 17-21 May 2004, Montreal (Canada). IEEE, 2004. pp. II.925–II.928.
- [3] FATHI, Abdolhossein et NAGHSH-NILCHI, Ahmad Reza. Efficient image denoising method based on a new adaptive wavelet packet thresholding function. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2012, vol. 21, no 9, pp. 3981-3990. ISSN: 1057-7149.
- [4] ZHIGANG, Di, JINGXUAN, Zhang, et CHUNRONG, Jia. An improved wavelet threshold-denoising algorithm. In: *2013 Third International Conference on Intelligent System Design and Engineering Applications*, 16-18 January 2013, Hong Kong (China). IEEE, 2013. pp. 297-299.
- [5] NOROUZZADEH, Yaser et RASHIDI, Masoud. Image denoising in wavelet domain using a new thresholding function. In: *International Conference on Information Science and Technology*, 26-28 March 2011, Nanjing (China). IEEE, 2011. pp. 721-724.
- [6] CHANG, S Grace. YU, Bin et VETTERLI, Martin. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression. *IEEE transactions on image processing*. 2000, vol. 9, no 9, pp. 1532-1546. ISSN: 1057-7149.
- [7] DONOHO, David L et JOHNSTONE, Lain M. Ideal Spatial Adaptation by wavelet shrinkage, *Biometrika*. 1994, vol. 81, no 3, pp. 425-455. ISSN: 1464-3510.
- [8] JOHNSTONE, Lain M, et SILVERMAN, Bernard W. Wavelet Threshold Estimators for Data with Correlated Noise, *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*. 1997, vol. 59, no 2, pp. 319–351. ISSN: 1467-9868.
- [9] DONOHO, David L. JOHNSTONE, Lain M. KERKYACHARIAN, Gerard. et al. Density Estimation by Wavelet Thresholding, *the Annals of Statistics*. 1996, vol. 24, no 2, pp. 508–539. ISSN: 2168-8966.
- [10] DONOHO, David L et JOHNSTONE, Lain M. Minimax Estimation via Wavelet Shrinkage, *The Annals of Statistics*. 1998, vol. 26, no 3, pp. 879–921. ISSN: 2168-8966.
- [11] GAO, Hong Y. Wavelet shrinkage denoising using the nonnegative garrote, *Journal of Computational and Graphical Statistics*. 1998, vol. 7, no 4, pp. 469-488. ISSN: 1537-2715.

- [12] FANG, Hai-Tao et HUANG, De-Shuang. Wavelet de-noising by means of trimmed thresholding. In : *Fifth World Congress on Intelligent Control and Automation (IEEE Cat. No. 04EX788)*, 15-19 June 2004, Hangzhou (China). IEEE, 2004. pp. 1621-1624.
- [13] MALLAT, Stephane. *A wavelet tour of signal processing*. Third Edition. London: The Sparse Way, 2009, 832 p. ISBN 978-0-12-374370-1.
- [14] YANG, Liu, GUO, Baolong, et NI, Wei. A Statistical Speckle Suppression Algorithm for Underwater Laser Image Based on Nonsampled Contourlet Transform. In: *2008 Eighth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications*, 26-28 November 2008, Kaohsiung (Taiwan). IEEE, 2008. pp. 467-472.
- [15] CHANG, S Grace, YU, Bin et VETTERLI, Martin. Spatially Adaptive Wavelet Thresholding with Context Modeling for Image Denoising, *IEEE transactions on image processing*. 2000, vol. 9, no 9, pp. 1522-1531. ISSN: 1057-7149.
- [16] DONOHO, David L. JOHNSTONE, Lain M. KERKYACHARIAN, Gerard et al. Wavelet Shrinkage: Asymptopia?, *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*. 1995, vol. 57, no 2, pp. 301–369. ISSN: 1467-9868.
- [17] MISITI, Michel, MISITI, Yves, OPPENHEIM, Georges, et al. (ed.). *Wavelets and their Applications*. John Wiley & Sons, 2013, 330 p. ISBN 978-1-905-20931-6
- [18] DONOHO, David L et JOHNSTONE, Lain M. Adapting to Unknown Smoothness via Wavelet Shrinkage, *Journal of the American Statistical Association*. 1995, vol. 90, no 432, pp. 1200–1224. ISSN: 1537-274X.
- [19] ELYASI, Iman et ZARMEHI, Sadegh. Elimination Noise by Adaptive Wavelet Threshold, *World Academy of Science, Engineering and Technology*. 2009, vol. 32, no 8, pp. 1541–1545. ISSN: 2010-376X.
- [20] HASHEMI, SayedMasoud et BEHESHTI, Soosan. Adaptive image denoising by rigorous Bayesshrink thresholding. In: *2011 IEEE Statistical Signal Processing Workshop (SSP)*, 28-30 June 2011, Nice (France). IEEE, 2011. pp. 713-716.
- [21] KAUR, Lakhwinder, GUPTA, Savita, et CHAUHAN, R. C. Image Denoising Using Wavelet Thresholding. In : *The third Indian Conference on Computer Vision, Graphics & Image Processing*, 16-18 December 2002, Ahmadabad (India). dblp, 2003. pp. 16-18.
- [22] DE STEFANO, Antonio. WHITE, Paul R et COLLIS, William B. Training Methods for Image Noise Level Estimation on Wavelet Components, *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*. 2004, vol. 2004, no 16, pp. 2400–2407, ISSN: 1687-6180.

- [23] LIU, Ce, FREEMAN, William T., SZELISKI, Richard, *et al.* Noise estimation from a single image. In: *2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'06)*, 17-22 June 2006, New York (USA). IEEE, 2006. pp. 901-908.
- [24] LIU, Ce. SZELISKI, Richard. KANG Sing B. *et al.* Automatic Estimation and Removal of Noise from a Single Image, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2008, vol. 30, no 2, pp. 299–314. ISSN: 1939-3539.
- [25] PYATIKH, Stanislav. HESSER, Jurgen *et* ZHENG, Lei. Image Noise Level Estimation by Principal Component Analysis, *IEEE Transactions on Image Processing*. 2013, vol. 22, no 2, pp. 687–699. ISSN: 1941-0042.
- [26] LIU, Xinhao, TANAKA, Masayuki, *et* OKUTOMI, Masatoshi. Noise level estimation using weak textured patches of a single noisy image. In: *2012 19th IEEE International Conference on Image Processing*, 30 September - 3 October 2012, Orlando (USA). IEEE, 2013. pp. 665-668.
- [27] LIU, Xinhao. TANAKA, Masayuki *et* OKUTOMI, Masatoshi. Single-image Noise Level Estimation for Blind Denoising, *IEEE Transactions on Image Processing*. 2013, vol. 22, no 12, pp. 5226–5237. ISSN: 1941-0042.
- [28] CHEN, Guangyong, ZHU, Fengyuan, *et* ANN HENG, Pheng. An efficient statistical method for image noise level estimation. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 7-13 December 2015, Santiago (Chile). IEEE, 2016. pp. 477-485.
- [29] LIU, Wei *et* LIN, Weisi. Adaptive White Gaussian Noise Level Estimation in SVD Domain for Images, *IEEE Transactions on Image Processing*. 2013, vol. 22, no 3, pp. 872–883. ISSN: 1941-0042.
- [30] SHENSA, Mark J. The discrete wavelet transform: Wedding the à trous and Mallat algorithms, *IEEE Transactions on Signal Processing*. 1992, vol. 40, no 10, pp. 2464–2482. ISSN: 1941-0476.
- [31] COIFMAN, Ronald R. *et* DONOHO, David L. Translation-invariant denoising. In: *Wavelets and statistics*. Springer, New York (USA), 1995. pp. 125-150. ISBN: 978-1-4612-2544-7.
- [32] KINGSBURY, Nick G. The dual-tree complex wavelet transform: a new technique for shift invariance and directional filters. In: *IEEE digital signal processing workshop*, 9-12 August 1998. Utah (USA). CUED, 1998. pp. 2543-2560.
- [33] SELESNICK, Ivan W., BARANIUK, Richard G., *et* KINGSBURY, Nick C. The dual-tree complex wavelet transform. *IEEE signal processing magazine*. 2005, vol. 22, no 6, pp. 123-151. ISSN: 1558-0792.

- [34] CANDÈS, Emmanuel J. et DONOHO, David L. Curvelets, multiresolution representation, and scaling laws. In: *International symposium on optical science and technology*, 30 July – 4 August 2000, San Diego (USA). SPIE, 2000. pp. 1-12.
- [35] CANDÈS, Emmanuel Jean. *Ridgelets: theory and applications*. Ph.D. dissertation: Statistics. California: Stanford University, 1998, 116 p.
- [36] DO, Minh N. et VETTERLI, Martin. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation. *IEEE Transactions on image processing*. 2005, vol. 14, no 12, pp. 2091-2106. ISSN: 1941-0042.
- [37] DO, Minh N. Directional Multi-resolution Image Representation. Ph.D. dissertation : Computer science. Switzerland : École Polytechnique Fédérale de Lausanne, 2001, 184 p.
- [38] BURT, Peter et ADELSON, Edward. The Laplacian pyramid as a compact image code. *IEEE Transactions on communications*. 1983, vol. 31, no 4, pp. 532-540. ISSN: 1558-0857.
- [39] BAMBERGER, Roberto H. et SMITH, Mark JT. A filter bank for the directional decomposition of images: Theory and design. *IEEE transactions on signal processing*. 1992, vol. 40, no 4, pp. 882-893. ISSN: 1941-0476.
- [40] LU, Yue et DO, Minh N. CRISP contourlets: a critically sampled directional multiresolution image representation. In: *Proceeding of SPIE Conference on Wavelet Applications in Signal and Image Processing*, 3-8 August 2003, San Diego (USA). SPIE, 2003. pp. 655-665.
- [41] SIMONCELLI, Eero P., FREEMAN, William T., ADELSON, Edward H., *et al.* Shiftable multiscale transforms. *IEEE transactions on Information Theory*. 1992, vol. 38, no 2, pp. 587-607. ISSN: 1557-9654.
- [42] LU, Yue et DO, Minh N. A new contourlet transform with sharp frequency localization. In : *2006 International Conference on Image Processing*, 8-11 October 2006, Atlanta (USA). IEEE, 2007. p. 1629-1632.
- [43] DA CUNHA, Arthur L., ZHOU, Jianping, et DO, Minh N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications. *IEEE transactions on image processing*. 2006, vol. 15, no 10, pp. 3089-3101. ISSN: 1941-0042.
- [44] CHUI, Mingwei, FENG, Youqian, WANG, Wei, *et al.* Image denoising method with adaptive Bayes threshold in nonsubsampling contourlet domain. In: *2012 AASRI Conference on Computational Intelligence and Bioinformatics*, 1-2 July 2012, Changsha (China). Elsevier, 2012. pp. 512-518.
- [45] FENG LI, Xiao, XU, Jun, LUO, Jijun, *et al.* Intensity image denoising for laser active imaging system using nonsubsampling contourlet transform and SURE approach. *Optik*. 2012, vol. 123, no 9, pp. 808-813. ISSN: 0030-4026.

- [46] LI, C. J., YANG, H. X., CAI, Y. Y., *et al.* Image denoising algorithm based on non-subsampled contourlet transform and bilateral filtering. In: *International Conference on Computer Information Systems and Industrial Applications*, 28-29 June 2015, Bangkok (Thailand). Atlantis Press, 2015. pp. 666-669.
- [47] ZHOU, Y. et WANG, J. Image denoising based on the symmetric normal inverse Gaussian model and non-subsampled contourlet transform. *IET Image Processing*. 2012, vol. 6, no 8, pp. 1136-1147. ISSN: 1751-9667.
- [48] LIU, Jihong, JIA, Zhenhong, QIN, Xizhong, *et al.* NSCT remote sensing image denoising based on threshold of free distributed FDR. In: *2011 International Conference on Advances in Engineering*, 24-25 December 2011, Nanjing (China). Elsevier, 2011. pp. 616-620.
- [49] ZHAO, Qian, YE, Bo, WANG, Xiaohua, *et al.* Mixed image denoising method of non-local means and adaptive bayesian threshold estimation in NSCT domain. In: *2010 3rd International Conference on Computer Science and Information Technology*, 9-11 July 2010, Chengdu (China). IEEE, 2010. pp. 636-639.
- [50] ZHOU, Zuofeng, CAO, Jianzhong, et LIU, Weihua. Contourlet-based image denoising algorithm using adaptive windows. In: *2009 4th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications*, 25-27 May 2009, Xi'an (China). IEEE, 2009. pp. 3654-3657.
- [51] ESLAMI, Ramin et RADHA, Hayder. Translation-invariant contourlet transform and its application to image denoising. *IEEE Transactions on image processing*. 2006, vol. 15, no 11, pp. 3362-3374. ISSN: 1941-0042.
- [52] BOUHALI, Abdelhak et BERKANI, Daoud. MAD-based Estimation of the Noise Level in the Contourlet Domain. *Automatic Control and Computer Sciences*. 2019, vol. 53, no 5, pp. 461-470. ISSN: 0146-4116.
- [53] DO, Minh N. et LU, Yue M. Multidimensional filter banks and multiscale geometric representations. *Foundation and Trends in Signal Processing*. 2011, vol. 5, no 3, pp. 157-264. ISSN: 1932-8354.
- [54] LIN, Yuan-Pei et VAIDYANATHAN, P. P. Theory and design of two-dimensional filter banks: A review. *Multidimensional Systems and Signal Processing*. 1996, vol. 7, no 3-4, pp. 263-330. ISSN: 0923-6082.
- [55] VAIDYANATHAN, Parishwad P. *Multirate systems and filter banks*. India: Pearson Education, 2006, 911 p. ISBN 0-13-605718-7.
- [56] AKANSU, Ali N., HADDAD, Richard A. *Multiresolution signal decomposition: transforms, subbands, and wavelets*. Second Edition. Academic press, 2001, 499 p. ISBN 0-12-047141-8.

- [57] KOVACEVIC, Jelena et VETTERLI, Martin. Nonseparable multidimensional perfect reconstruction filter banks and wavelet bases for \mathcal{R}^n . *IEEE Transactions on Information theory*. 1992, vol. 38, no 2, pp. 533-555. ISSN: 1557-9654.
- [58] SIMONCELLI, Eero Peter et ADELSON, Edward H. Non-separable extensions of quadrature mirror filters to multiple dimensions. *Proceedings of the IEEE*. 1990, vol. 78, no 4, pp. 652-664. ISSN: 1558-2256.
- [59] KARLSSON, Gunnar et VETTERLI, Martin. Theory of two-dimensional multirate filter banks. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. 1990, vol. 38, no 6, pp. 925-937. ISSN: 0096-3518.
- [60] A Matlab contourlet toolbox freely available for download from:
www.ifp.uiuc.edu/~minhdo/~software
- [61] BOUHALI, Abdelhak et BERKANI, Daoud. Combinaison du Filtrage Linéaire et le Seuillage Adaptatif d'Ondelettes pour le Dé-bruitage d'Images Satellitaires, In: *3^{ème} Conférence internationale sur la Vision Artificielle*, 12-14 April 2015, Tizi-Ouzou (Algeria). UMMTO, 2015. pp. 34-41.
- [62] LIM, Jae S. *Two-dimensional signal and image processing*. New Jersey: Prentice Hall, 1990, 720 p. ISBN 0-13-935322-4.
- [63] BOUHALI, Abdelhak et BERKANI, Daoud. Combination of spatial filtering and adaptive wavelet thresholding for image denoising. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing*. 2017, vol. 9, no 5, pp. 9-19. ISSN: 2074-9082.
- [64] ROUSSEEUW, Peter J. et CROUX, Christophe. Alternatives to the median absolute deviation. *Journal of the American Statistical association*. 1993, vol. 88, no 424, pp. 1273-1283. ISSN: 1537-274X.
- [65] AGGARWAL, Shefali. Principles of remote sensing. In *Proceeding of the training workshop: Satellite remote sensing and GIS applications in agricultural meteorology*, 7-11 July 2003, Dehra Dun (India). World Meteorological Organization, 2004. pp. 23-38.
- [66] SHIMIZU, Eihan. Satellite Remote Sensing, Civil Engineering in Encyclopaedia of Life Support Systems EOLSS, 1. Developed under the Auspices of the UNESCO. Paris (France) : EOLSS Publishers, 2009, 12 p.
- [67] A Canada Centre of Remote Sensing. Fundamentals of Remote Sensing (Tutorial), 2015. http://www.nrcan.gc.ca/sites/www.nrcan.gc.ca/files/earthsciences/pdf/resource/tutor/fundam/pdf/fundamentals_e.pdf
- [68] RICHARDS, John A. *Remote sensing digital image analysis*. Fifth Edition. Berlin: Springer-Verlag, 2013, 494 p. ISBN 978-3-642-30061-5.

- [69] NICOLAS, Jean Marie. Les bases de l'imagerie satellitaire. Paris : Télécom Paris-Tech, polycopié de cours, 2012, 129 p.
- [70] TEMPFLI, K., KERLE, N., HUUNEMAN, G. C., *et al.* Principles of remote sensing: an introductory textbook. The Netherlands: The International Institute for Geo-Information Science and Earth Observation, 2009, 591. ISBN: 978-90-6164-270-1.
- [71] JOINVILLE, Olivier D. Introduction à la Télédétection : La Télédétection Optique. Champs-sur-Marne (France) : école nationale des sciences géographiques (ENSG), ressources pédagogiques, 2001, 18 p.
- [72] EASTMAN, Ronald J. Introduction to remote sensing and image processing. In: *IDRISI Guide to GIS and Image Processing. IDRISI for Windows User's Guide*. USA: Clark Labs, May 2001, pp. 17-34.

ANNEXES

ANNEXE A

CLASSIFICATION DES IMAGES NATURELLES

Images de type1:



Images de type2a:



Images de type2b:



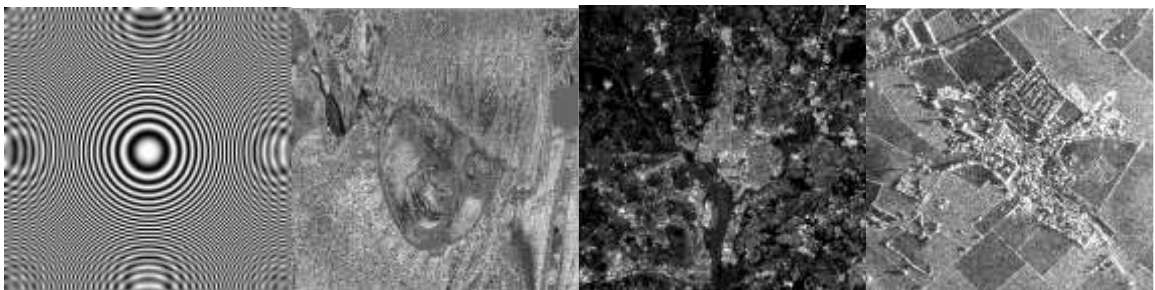
Images de type3a:



Images de type3b:

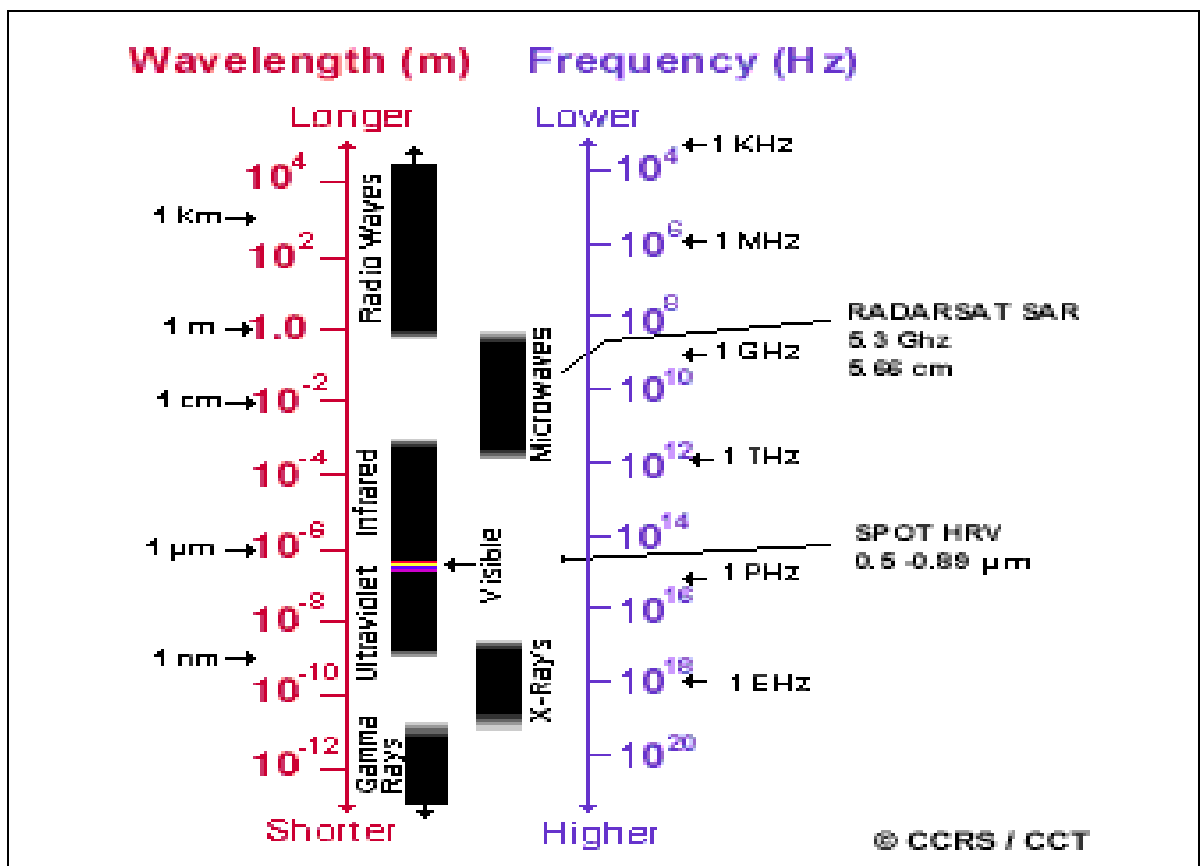


Images de type4:



ANNEXE B

SPECTRE ÉLECTROMAGNÉTIQUE [67]



ANNEXE C

L'ALGORITHME DE MONTE-CARLO (MATLAB)

```

function y = noise_coef(Nrows, Ncols, pfilt, dfilt, nlevs)
%
% Cette fonction permet de calculer la contribution du bruit additif de
% variance 'sigma' à travers les différentes sous-bandes détail de la
% décomposition multi-résolution DNSPFB.
%
% Variables d'entrée:
%   Nrows : nombre de lignes de l'image à traiter.
%   Ncols : nombre de colonnes de l'image à traiter.
%   pfilt : filtre à utiliser pour la décomposition pyramidale NSP.
%   dfilt : filtre à utiliser pour la décomposition directionnelle DFB
%   nlevs : vecteur contenant les niveaux de décompositions DFB à chaque
%           échelle détail.
%
% Variables de sortie:
%   y      : coefficients de la décomposition DNSPFB.
%
Niter = 10;
for k = 1 : length(nlevs) % nombre de décompositions NSP.
    y{k} = 0;
end

for k = 1 : Niter
    n = randn(Nrows,Ncols); % générer un bruit Gaussien (Nrows x Ncols)
                               % de moyenne 0 et de variance 1
    yn = dnspec(n, nlevs, dfilt, pfilt);
    for i = 1 : length(nlevs)% l'indice de l'échelle
        a = 2^(nlevs(i));
        for j = 1 : a % l'indice de la direction
            var_hi{i}(j) = std(yn{i+1}{j}(:));
        end
    end

    for p = 1 : length(nlevs)
        y{p} = y{p} + var_hi{p}/Niter;
    end
end

% la valeur finale du bruit additif intervenant à chaque sous-bande
% détail (m,n) est donné par :
% sigma_mn = sigma * y{m}(n)

```