

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

*Université de Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi - Bordj Bou Arreridj*

*Faculté des Sciences et de la Technologie*

*Département d'Electronique*

**THÈSE DE DOCTORAT 3<sup>ème</sup> CYCLE**

Présentée à la Faculté des Sciences et de la Technologie  
Département d'Electronique

Pour l'Obtention du Diplôme de  
Doctorat 3<sup>ème</sup> Cycle (LMD) en Électronique  
Spécialité

**Génie Electrique & Informatique Industrielle (GEII)**

Présentée par

**Melle SID AHMED Soumia**

**Thème**

**DÉBRUITAGE DES IMAGES EN TOMOGRAPHIE  
ÉLECTRONIQUE EN MODE 'EFTEM'**

*Soutenue publiquement le : 09 / 01 / 2017*

*Devant Le Jury :*

Dr. AIDEL Salih  
Pr. MOUSSAOUI Abdelouahab  
Pr. BELHADJ AISSA Aichouch  
Dr. MESSALI Zoubeida  
Dr. ROUABAH Khaled  
Dr. GHARBI HACINE Abdennour

*MCA- Université de BBA  
Prof - U. de Sétif  
Prof - USTHB  
MCA- Université de BBA  
MCA- Université de BBA  
MCB- Université de BBA*

(Président)  
(Examineur)  
(Examineur)  
(Directeur de Thèse)  
(Examineur)  
(Invité)

*Promotion 2011/2012*



*"La science, son goût est amer au début, mais à la fin plus doux que le miel. "*

*Plat à décor épigraphique, X<sup>e</sup> siècle, en Iran oriental,  
Musée du Louvre, vitrine 26 B, Département des Arts de l'Islam, Paris (France)  
Mai 2016*

*À mes très chers parents, qui m'ont permis de  
devenir ce que je suis aujourd'hui*

*À mon frère Ayoub et mes très chers sœurs :  
Meriem, Fatima zohra et Zouina*

*À ma grand-mère*

*À toute ma famille, surtout Ahmed Yacine*

# *Acknowledgements*

I would like to express my deepest appreciation to my advisor Dr. Messali Zoubeida from Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi University for believing in me in the first place, for her patience and for her limitless enthusiasm for research. Without her support and guidance, this work would not have been possible.

I address my deep thanks to: Prof. Sergio Marco, Dr. Cedric Messaoudi and Dr. Sylvain Trépout from The National Institute for Health and Medical Research 'Inserm' who welcomed me so cordially and did their utmost effort to ensure that everything might progress in the best possible way and for offering the data we've used in our work.

I would like to thank the members of my dissertation committee, Dr. Aidel for accepting to examine my work and to preside over the committee, and Pr. Moussaoui, Pr. Belhadj Aissa, Dr. Rouabah, Dr. Gharbi Hacine for participating in this committee and for examining this document.

Sincere thanks, in particular, to Dr. Boubchir from Paris 8 University and Prof. Ouahabi from François-Rabelais University for their continual aid and support for the ongoing work and for their eagerness to be always available when required. I deeply appreciate their help in making this work as complete as possible. I also thank Pr. Yue M. Lu from Harvard University for his responsiveness to my questions concerning his new contourlet transform with sharp frequency localization.

I am also expressing my gratitude to my friends. In particular, Belghazi Isaac. A special thanks to the family of Bechane, thanks for all the love and support, they are all my second family.

Last but not least, I would have never got this work without the support and love of my mother and Family. Let this be a gratification to you.

*Soumia, 2016.*

# Résumé

L'objectif principal de cette thèse consiste à participer à l'état de l'art relatif au débruitage des images acquises par le microscope électronique, notamment en proposant un nouvel algorithme de débruitage d'images à multicopie bruitées via la transformée en contourlettes et sa variante la transformée en contourlettes avec localisation par fréquences saillantes SD. Après avoir exposé les limitations des filtres séparables et la Transformée en Ondelettes pour la suppression du bruit, nous avons mis en place des débruiteurs à base d'estimateurs bayésiens dans le domaine des CT et CTSD, en mettant à profit les statistiques marginales des coefficients des images dans des représentations multi-échelles et multi-directionnelles. Ces lois marginales ont été analytiquement modélisées par le biais de la distribution  $\alpha$ -stable. Dans l'optique d'analyser des comportements des algorithmes développés pour le débruitage, nous avons, au cours de cette thèse, travaillé sur des images provenant des échantillons préparés et observées de façon différente dans des conditions de temps d'acquisition standard au TEM. Evidemment, lorsque le temps d'exposition diminue afin de réduire le dommage induit par les électrons sur l'échantillon, le SNR également diminue indépendamment du type de préparation ou du mode d'observation. En effet, un des objectifs de notre travail, dans le cas de multicopie bruitée, était de réduire le temps d'exposition sans pour autant détériorer la qualité de l'image acquise. L'évaluation et l'étude comparative détaillée, établie entre la méthode développée et les différents débruiteurs déjà proposés dans la littérature, a montré que la nouvelle méthode se révèle plus performante en termes du SNR et qualité visuelle. La réduction du temps d'exposition dans l'acquisition des images EM, a été atteinte avec succès.

**Mots-clés:** Microscopie Electronique à Transmission, EFTEM, Contourlet, Débruitage d'image, Transformée Multi-échelles, Estimation Bayésienne, Distribution  $\alpha$ -stable.

## ملخص

الهدف الرئيسي من هذه الأطروحة هو وضع إضافة لتقنية نزع الضوضاء من الصور التي حُصِّل عليها بالمجهر الإلكتروني, وبشكل أخص إقتراح خوارزمية جديدة لانتزاع الضوضاء وذلك باستعمال عدة نسخ لصور مشوشة ملتقطة عن طريق المجهر الإلكتروني في مجال ' La transformée en contourlettes ' وبديلتها ' la transformée en contourlettes SD ' بعد توضيح أوجه القصور للفلاتر الفاصلة و' la Transformée en Ondelettes ' لنزع الضوضاء، قمنا بتطبيق خوارزميات جديدة لنزع الضوضاء من خلال معالجة الصور وذلك إعتقادًا على نظرية بايز في ميدان ' La transformée en contourlettes ' و' transformée en contourlet avec localisation par fréquences saillantes ' مع الأخذ بعين الإعتبار الإحصاءات الهامشية لمعاملات الصور معرفة في مجال متعدد السلالم ومتعدد الإتجاهات. هاته القوانين الهامشية للمعاملات مُثلت تحليليًا متبعة قانون التوزع  $\alpha$ -stable.

من أجل تحليل سلوك الخوارزميات المتقدمة لإلغاء الضوضاء، عملنا في هذه الأطروحة على صور من عينات أعدت ولوحظت بشكل مختلف في ظروف زمنية معيارية للصور ' TEM '. أثناء التقاط هذا النوع من الصور يتم تقليل زمن التعرض للالكترونات للحد من الأضرار الناجمة التي تسببها هاته الأخيرة على العينة، مما يقلل من ' SNR ' بغض النظر عن كيفية إعداد أو طريقة تصوير العينة.

في الحقيقة, أحد أهداف عملنا في حالة عدة نسخ مشوشة هو التقليل من الوقت الذي تتعرض له العينة للالكترونات للمحافظة عليها دون الاضرار بجودة الصور المتحصل عليها. من خلال القيام بدراسة تقييمية تعتمد على مقارنة تفصيلية بين طرق سابقة الطرح لنزع الضوضاء وبين الطريقة التي قمنا باقتراحها تبين أن الطريقة الجديدة أثبتت فعاليتها من حيث قيمة ' SNR ' وجودة الصورة. إنقاص الوقت الذي تتعرض له العينة للالكترونات أثناء التصوير بالمجهر الإلكتروني ' EM ', تم بنجاح.

المفاتيح : Microscopie Electronique à Transmission, EFTEM, Contourlet, Débruitage, Estimation Bayésienne, Distribution  $\alpha$ -stable, d'image, Transformée Multi-échelles.

# Abstract

The main objective of this thesis consists in participating in the state of the art relating to the denoising of the images acquired by the electron microscope, in particular by proposing a novel algorithm structures that combine multiple noisy copies in the contourlet transform domain and its variant the contourlet transform with sharp frequency localization. After exposing the limitations of the separable filters and the wavelet transform for noise suppression, We have used a Bayesian estimator in the CT and CTSD for the first time, taking advantage of the marginal statistics of image coefficients in multi-scale and multi-direction representations. These marginal statistics laws have been analytically modeled as an  $\alpha$ -stable distribution. In order to analyze the behavior of the developed algorithms for the denoising, we have worked during this thesis on TEM images of samples prepared and observed in different ways. Obviously, when the exposure time decreases in order to reduce the damage induced by electrons on the sample, the SNR also decreases independently of the preparation type or the mode of observation. Indeed, one of the objectives of our work, in the case of multicopy structure, was to reduce the exposure time without degrading the quality of the acquired image. The evaluation and detailed comparative study, established between the developed method and the various denoiser already proposed in the literature, showed that the new method proves to be more effective in terms of SNR and visual quality. The reduction of exposure time during the acquisition of the EM images has been successfully achieved.

**Keywords:** Transmission Electron Microscopy, EFTEM, Contourlet, Image Denoising, Multiscale transforms, Bayesian Estimation,  $\alpha$ -Stable Distribution.

# Table des Matières

Liste des Illustrations	v
Liste des Tableaux	xi
Abréviations	xii
1 Introduction Générale	1
<b>Principes et Concepts de La Microscopie Électronique</b>	<b>5</b>
1.1 INTRODUCTION .....	6
1.2 MICROSCOPE ELECTRONIQUE A TRANSMISSION .....	8
1.3 FORMATION DE L'IMAGE TEM, STEM ET EFTEM.....	11
1.3.1 Microscopie électronique à transmission en mode cryo-TEM .....	11
1.3.2 Microscopie électronique à transmission en mode balayage .....	11
1.3.3 Microscopie électronique à transmission filtrée en énergie .....	13
1.4 PROBLEMATIQUE DU BRUIT DANS LES IMAGES AU MICROSCOPE ELECTRONIQUE A TRANSMISSION.....	14
1.4.1 Préparation des échantillons biologiques .....	14
1.4.2 Préservation des échantillons biologiques sous l'effet du faisceau d'électrons .....	16
1.5 TOMOGRAPHIE ELECTRONIQUE EN TRANSMISSION .....	18
1.5.1 Principales Méthodes de reconstruction tomographique en MET .....	20
1.5.1.1 Méthodes analytiques .....	21
1.5.1.2 Méthodes algébriques.....	23
1.5.1.3 Synthèse.....	27
1.6 Conclusion.....	29



<b>Domaines de Transformées</b>	<b>30</b>
2.1 INTRODUCTION .....	31
2.2 MOTIVATIONS POUR DE NOUVELLES TRANSFORMEES .....	32
2.3 REPRESENTATION DANS DES BASES D'ONDELETTES.....	34
2.3.1 Etat de l'Art.....	34
2.3.2 Bases d'Ondelettes 1D .....	34
2.3.3 Bases d'Ondelettes 2D .....	37
2.3.4 Succès et Echecs des Bases d'Ondelettes.....	40
2.3.5 Solution.....	41
2.4 ETAT DE L'ART DE NOUVELLES TRANSFORMEES (REPRESENTATION D'IMAGES AU DELA DES ONDELETTES).....	43
2.4.1 Transformées Géométriques .....	43
2.4.1.1 Transformée en Bandelettes .....	44
2.4.1.2 Transformée de Radon .....	45
2.4.1.3 Transformée en Ridgelettes.....	47
2.4.1.4 Transformée en Curvelettes .....	47
2.4.2 Transformée en Contourlettes .....	49
2.4.2.1 Pyramide Laplacienne .....	51
2.4.2.2 Banc de Filtres Bidimensionnels Directionnels .....	52
2.4.3 Transformée en Contourlets avec localisation par fréquences saillantes 'Contourlet SD' .....	54
2.5 SYNTHÈSE .....	55
2.6 CONCLUSION.....	57

## **Débruitage des Images EM dans le Domaine de La Transformée en Ondelettes** **59**

3.1 INTRODUCTION .....	60
3.2 EVOLUTION DES ALGORITHMES DU DEBTUIRAGE D'IMAGES .....	62
3.3 ALGORITHME DE DEBRUITAGE DANS LE DOMAINE DE LA TRANSFORMEE EN ONDELETTES MULTI-EHELLES APPLIQUE AUX IMAGES TEM.....	65
3.3.1 Bruit dans les Images à Microscopie Electronique à Transmission (TEM) ...	66
3.3.2 Formulation Générale du Problème de Débruitage .....	66
3.3.3 Algorithme de Débruitage.....	67

3.4 ALGORITHME DE DEBRUITAGE PAR FILTRAGE BILATERAL.....	69
3.5 RESULTATS ET DISCUSSIONS .....	71
3.5.1 Nature des Données .....	71
3.5.2 Evaluation des Performances.....	72
3.5.3 Résultats du Débruitage .....	73
3.6 SYNTHÈSE .....	81
3.7 CONCLUSION.....	81

## **Débruitage d'Images à Base d'Estimation Bayésienne Non Paramétrique dans le Domaine de La Transformée en Ondelettes:   83 Application aux Images TEM à Multicopie Bruitées**

4.1 INTRODUCTION .....	84
4.2 ALGORITHME DE DEBRUITAGE A BASE D'ESTIMATION BAYESIENNE DANS LE DOMAINE DE LA TRANSFORMEE EN ONDELETTE .....	85
4.2.1 Domaine Spatiale.....	86
4.2.2 Domaine de la Transformée en Ondelettes.....	87
4.2.2.1 PDF Marginale des Coefficients d'Ondelettes.....	92
4.2.2.2 Estimation des hyperparamètres.....	95
4.2.2.3 L'espérance conditionnelle a posteriori (ECP) .....	95
4.2.3 Qualité de débruitage 'critères d'évaluation' .....	100
4.3 RESULTATS EXPERIMENTAUX.....	101
4.4 CONCLUSION.....	106

## **Débruitage des Images en Mode Cryo-TEM et EFTEM par des Méthodes Non Paramétriques Dans Les Domaines de   107 Contourlettes et de Contourlettes SD**

5.1 INTRODUCTION .....	108
------------------------	-----

5.2 ALGORITHME DE DEBRUITAGE DES IMAGES DANS LE DOMAINE DE LA TRANSFORMEE EN CONTOURLETTES A BASE DE LA FAMILLE DE DISTRIBUTION ALPHA-STABLE.....	112
5.2.1 Algorithme de Débruitage pour une Seule Copie Bruitée .....	113
5.2.2 Algorithme de débruitage à multicopie bruitées.....	115
5.2.2.1 Combinaison de l'estimation Bayésienne et calcul de la moyenne .....	116
5.3 DEBRUITAGE DES IMAGES EN MODE Cryo-TEM ET EFTEM DANS LE DOMAINE DE LA TRANSFORMEE EN CONTOURLETTES SD.....	117
5.4 NATURES DES DONNEES .....	118
5.4.1 Données 'Catalase' .....	119
5.4.2 Images EFTEM Tomo ' <i>Fonsecaea pedrosoi</i> ' .....	119
5.5 CALCUL DU 'SNR' POUR LES DONNEES CATALASE.....	121
5.6 QUALITE DE DEBRUITAGE POUR LES DONNEES ' <i>FONSECAEA PEDROSOI</i> ' .....	123
5.7 RESULTATS ET DISCUSSIONS (DONNEES Cryo-TEM) .....	126
5.7.1 Première structure 'd'une seule copie' .....	126
5.7.2 Structures de Débruitage à 'multicopie bruitées' .....	130
5.8 RESULTATS ET DISCUSSIONS (IMAGES TEST: EFTEM).....	133
5.9 CONCLUSION.....	135
<b>CONCLUSION GENERALE.....</b>	<b>137</b>

## **Annexe A :**

### **Approximation analytique de la PDF $\alpha$ -stable**

140

A.1 Approximation analytique de la PDF $\alpha$ -stable .....	140
A.1.1 Modèle de Mélange de gaussiennes .....	141
A.1.1.1 Corollaire du Théorème de mélange d'échelles.....	141
A.1.2 Approximation des PDFs ScS par le modèle de mélange de gaussiennes	142

<b>BIBLIOGRAPHIE .....</b>	<b>145</b>
----------------------------	------------

# Liste des Illustrations

Figure	Titre	page
1.1	Schéma du premier microscope électronique de Ruska (document Akademia Leopoldina à gauche) et microscope électronique construit à partir de ce schéma par M. Knoll et E. Ruska en 1933.....	6
1.2	Schéma du microscope électronique a transmission.....	8
1.3	Interactions électrons-matière.....	10
1.4	Principe du microscope électronique à balayage par transmission.	12
1.5	Images tests: (a) Image de test trous (0.1s), (b) billes d'or dans l'eau Vitreouse (0.1s), (c) Catalase (0.05s).....	17
1.6	Préparation des échantillons pour la cryo-microscopie.....	17
1.7	Domage induit par les électrons dans un échantillon observé par cryo-microscopie.....	18
1.8	Géométrie d'acquisition d'un seul axe de tilt.....	19
1.9	Evolution de l'information manquante en fonction du type de collecte. (A) acquisition avec mono axe de tilt (missing wedge), (B) acquisition avec multiaxe de tilt (missing pyramid).....	20
1.10	Un objet $f(x,y)$ et sa projection $p_{\theta}(t)$ sont représentés pour un angle $\theta$ .....	21
1.11	Principe de la rétroprojection : (A) un ensemble de projections 2D de l'objet est enregistré à différents angle de rotation, (B) A partir de ces projections, l'intensité d'un seul voxel (volume-pixel) de l'objet 3D reconstruit est la somme des intensités croisé un point.....	22
1.12	Transformée de Fourier des projections, (a) Espace de Fourier construit en considérant les transformées de Fourier des projections acquises, (b) L'espace de Fourier correspondant à l'objet, après l'application du filtre ; cette fois-ci l'information est distribuée uniformément sur une section passant par le centre de	

	l'espace (qui correspond en fait à une projection dans l'espace réel) [MID, 2003].....	22
1.13	les artefacts en étoile : (a) Projection d'un objet $f(x, y)$ composé d'un seul pixel non nul au centre, (b) Rétroprojection directe $\hat{f}(x, y)$ génère des artefacts en étoile autour du pixel central.....	23
1.14	Principe de l'algorithme ART .....	25
1.15	Schéma de fonctionnement de l'algorithme de reconstruction tomographique basé sur l'approche bayésienne.....	27
1.16	Comparaison des différents algorithmes de reconstruction à partir de différents objets fantômes : A) Objets originaux, B) Reconstructions avec l'algorithme ART, C) Reconstructions avec l'algorithme WBP, D) Reconstructions avec l'algorithme SIRT.....	28
2.1	Exemples d'images à géométrie variable. (a) image géométrique simple. (b) bande dessinée. (c) image naturelle. (d) couches sismiques. (e) nervures du bois. (f) fluide turbulent.....	31
2.2	La lumière blanche est le résultat d'un mélange de couleurs primaires. Cela a été découvert par Newton en 1672 [NEW, 1672].....	36
2.3	Exemple d'un triplet de fonctions ondelettes 2D.....	38
2.4	L'image de coefficients TOD 2-D pour deux niveaux de décomposition : (a) Image test EM 'Hole', (b) décomposition par Transformée en Ondelettes .....	38
2.5	L'image Barbara est dégradée par l'addition d'un bruit blanc Gaussien et débruitée dans le domaine des ondelettes.....	39
2.6	L'image de coefficients TOD 2-D pour deux niveaux de décomposition.....	39
2.7	Les ondelettes versus la nouvelle méthode, illustrant le raffinement successif par deux styles au voisinage d'un contour lisse.....	42
2.8	Exemple de modèle d'horizon et déformation du domaine selon un flot géométrique.....	45
2.9	Projection tomographique selon un angle $\theta$ .....	46
2.10	Principe de la transformée en Ridglettes. (a) Projection Radon. (b)	

	Traitement des différentes projections par la transformée en Ondelettes.....	47
2.11	Image BigMac (256x256 pixels), et les étapes de l'analyse par Curvelettes.....	48
2.12	La décomposition d'image utilisant les contourlet (deux niveaux).	50
2.13	Représentations d'image par Ondelettes et Contourlettes. (a) Exemples de cinq fonctions de base pour la transformée en ondelettes 2-D. (b) Exemples de quatre fonctions de base pour la transformée en contourlettes. [VET, 2005].....	51
2.14	La Pyramide Laplacienne. (a) un seul niveau de décomposition. Les sortie sont les approximations passe-bas $a[n]$ et la différence $b[n]$ entre le signal originale et le signal modifié prédit. (b) Le nouveau schéma de reconstruction de la pyramide Laplacienne. [VET, 2003].....	52
2.15	Exemple de décomposition par la transformée contourlette.....	52
2.16	La décomposition de l'image TEM 'Hole' en utilisant les contourlettes. L'image est décomposée en deux niveaux pyramidaux, qui sont ensuite décomposés en quatre et huit sous-bandes directionnelles. Les petits coefficients sont représentés en noir alors que les grands coefficients sont représentés en blanc...	53
2.17	Le schéma fonctionnel de la transformée en contourlettes SD [YUE, 2006].....	55
2.18	Comparaison de l'image "Peppers"débruitée en utilisant la transformée en contourlette (a) et la transformée en contourlette SD (b). [YUE, 2006].....	55
2.19	Schéma de décomposition en contourlettes redondantes.....	57
3.1	Exemple de débruitage d'images.....	62
3.2	Algorithme de débruitage par Ondelettes.....	70
3.3	Algorithme de débruitage à base de filtrage bilatéral.....	71
3.4	Les images test 'trou' avec différents temps d'exposition, (a) 0.1s, (b) 0.2s, (c) 0.5s, (d) 1s.....	72

3.5	Images débruitées, temps d'exposition 0.2s: (a) seuillage hard (b) seuillage soft, ondelette d'analyse 'DB2', niveau de décomposition $L_3$ .....	75
3.6	Images débruitées, temps d'exposition 0.2s: (a) seuillage hard (b) seuillage soft, ondelette d'analyse 'DB3', niveau de décomposition $L_3$ .....	75
3.7	Images débruitées, temps d'exposition 0.2s: (a) seuillage hard (b) seuillage soft, ondelette d'analyse 'symlet8', niveau de décomposition $L_5$ .....	77
3.8	Images débruitées, temps d'exposition 0.2s: (a) seuillage hard (b) seuillage soft, ondelette d'analyse 'Haar', niveau de décomposition $L_3$ .....	78
3.9	Images débruitées par l'algorithme à base de filtrage bilatéral avec $[\sigma_d \ \sigma_r] = [1.8 \ 20]$ et différents taille de filtre : (a) $3 \times 3$ (b) $5 \times 5$ (c) $7 \times 7$ .....	79
3.10	Images débruitées par algorithme à base de filtre bilatéral de taille $7 \times 7$ et différentes valeurs des $\sigma$ : (a) image bruitée avec temps d'exposition 0.1s (b) $[\sigma_d \ \sigma_r] = [1.5 \ 3]$ (c) $[\sigma_d \ \sigma_r] = [1.5 \ 1]$ (d) $[\sigma_d \ \sigma_r] = [2 \ 4]$ .....	80
4.1	Densités des lois stables (PDFs) en fonction du paramètre $\alpha$ , $\alpha \in \{2, 1.5, 1, 0.5\}$ .....	94
4.2	Schéma fonctionnel de l'algorithme Bayésien pour une seule copie bruitée.....	96
4.3	Schéma des étapes du débruitage par estimation bayésienne pour une seule copie bruitée.....	97
4.4	Structure de débruitage des images EM à multicopie bruitées.....	97
4.5	Images des billes d'or dans l'eau vitreuse acquises à différent temps d'exposition (a) 2s, (b) 1s, (c) 0.5s, (d) 0.2s et (e) 0.1s.....	102
4.6	Images débruitée 0.1s-001 de la zone1 après application de :(a) Filtrage bilatéral, (b) Débruiteur Bayésien, (c) Seuillage soft, (d) Seuillage hard.....	104

4.7	Images débruitée 0.1s-001 de la zone1 après application de la multicopie :(a) Filtrage bilatéral, (b) Débruiteur Bayésien, (c) Seuillage soft, (d) Seuillage hard.....	104
4.8	les valeurs obtenues de la circularité en appliquant la première et la deuxième structure de débruitage.....	108
5.1	Distributions marginales des coefficients de l'image de Barbara avec : les contourlets, ces lois marginales sont clairement non gaussiennes, caractérisées pas des densités symétriques centrées en 0 avec des queues relevées (leptokurtique). Kurtosis=11.71.....	111
5.2	La structure du débruitage par combinaison l'estimation bayésienne et calcul de la moyenne.....	117
5.3	(a) Exemple de chromomycose sur le pied d'un patient [3], (b) Image en microscopie optique de Fonsecaea pedrosoi ramifié [4], (c) et (d) Images en microscopie en perte d'énergie à 710 eV de Fonsecaea pedrosoi unicellulaire à différent angles. La perte d'énergie de 710 eV contient le signal spécifique du fer en plus d'un signal non spécifique.....	120
5.4	L'image de catalase 2048 × 2048, zone 1, temps d'exposition 0.1s. (b) masque de l'image de catalase 2048 × 2048, zone 1, temps d'exposition 0.1s.....	122
5.5	Agrandissement de l'image catalase 512 × 512, la zone 1, et le temps d'exposition 0.05s.....	122
5.6	Plan central (numéro 31 des sections 0 à 63) du volume de fer reconstruit. Le niveau de gris des voxels sont directement proportionnels à la quantité de fer présent. (a) cytoplasme, (b) résine, (c) agrégat utilisé pour l'évaluation des algorithmes et (d) paroi. ....	124
5.7	Le workflow montre les différentes étapes suivies pour l'évaluation de notre algorithme de débruitage.....	124
5.8	(a) Image originale 0.1s_1. (b) L'estimateur Bayésien (DWT). (c) L'estimateur Bayésien (CT). (d) L'estimateur Bayésien (CTSD). (e)	



	L'image original zoomée 0.1s_1 (f) l'image0.1s_1zoomée et débruitée en utilisant l'estimateur bayésien(DWT). (g) l'image 0.1s_1 zoomée et débruitée en utilisant l'estimateur bayésien(CT). (h) l'image0.1s_1zoomée et débruitée en utilisant l'estimateur bayésien (CTSD).....	129
5.9	Résultats de débruitage en appliquant la structure à multicopie bruitées. (a) Image Originale 0.05 s_1. (b) l'image moyenne (7 copies) après le débruitage par le débruiteur Bayésien dans (DWT). (c) l'image moyenne (7 copies) après le débruitage par le débruiteur Bayésien dans (CT). (d) l'image moyenne (7 copies) après le débruitage par le débruiteur bayésien dans (CTSD). (e) l'image moyenne (20 copies) après le débruitage par le débruiteur Bayésien dans (DWT). (f) l'image moyenne (20 copies) après le débruitage par le débruiteur Bayésien dans (CT). (g) l'image moyenne (20 copies) après le débruitage par le débruiteur Bayésien dans (CTSD).....	132
5.10	Résultat de débruitage en appliquant la structure à multicopie bruitées, temps d'exposition 0.05s et 1s. (a) L'image originale 0.05s_1 avant le débruitage. (b) l'image moyenne (20 copies) après le débruitage par le débruiteur bayésien dans (CTSD). (c) Image originale 1s avant le débruitage. (d) Image 1s débruitée en utilisant le débruiteur Bayésien dans (CTSD).....	132
5.11	le plan central du volume reconstruit des (A) images originaux. (B) débruitées par l'estimateur Bayésien DWT. (C) débruitées par l'estimateur Bayésien CTSD. (D) débruitées par l'estimateur Bayésien CT.....	134

# Liste des Tableaux

Tableau	Titre	page
3.1	$SNR_{in}$ des images test TEM à différentes temps d'exposition.....	73
3.2	$SNR_{out}$ des images test débruitée en utilisant le souillage dur et doux avec l'ondelette DB2.....	74
3.3	$SNR_{out}$ des images test débruitée en utilisant le souillage dur et doux avec l'ondelette DB3.....	74
3.4	$SNR_{out}$ des images test débruitée en utilisant le souillage dur et doux avec l'ondelette sym8.....	77
3.5	$SNR_{out}$ des images test débruitée en utilisant le souillage dur et doux avec l'ondelette Haar.....	78
3.6	$SNR_{out}$ des images test par l'algorithme à base de filtrage bilatéral avec différentes tailles de la fenêtre.....	79
3.7	$SNR_{out}$ des images tests débruitées par l'algorithme à base de filtrage bilatéral avec taille fixe et différentes valeurs des $\sigma$ .....	80
4.1	$SNR_{in}$ et $SNR_{out}$ de la première structure (une seule copie bruitée).....	103
4.2	$SNR_{in}$ et $SNR_{out}$ de la deuxième structure (à multcopie bruitées).....	103
4.3	La circularité avant et après le débruitage.....	105
5.1	le $SNR_{out}$ du catalase après l'application de de l'estimateur Bayésien dans le domaine des ondelettes (DWT) contourlets (CT) et les contourlets SD (CTSD).....	127
5.2	le $SNR_{out}$ du catalase après l'application de de l'estimateur Bayésien dans le domaine des ondelettes (DWT) contourlets (CT) et les contourlets SD (CTSD) 'multicopie'.....	130
5.3	l'amélioration obtenue des différentes valeurs de $Wc_{agg_A}$ et de $SNR_A$ par rapport au Contrôle.....	134
5.4	la valeur moyenne du $SNR$ global des séries d'inclinaison, à différentes énergies.....	135

# Abréviations

---

<b>i.i.d</b>	indépendant et identiquement distribué
<b>EM</b>	Electron microscopy
<b>TEM</b>	Transmission electron microscopy
<b>STEM</b>	Scanning transmission electron microscopy (Microscopie électronique à transmission en mode balayage 'METB')
<b>EFTEM</b>	Energy filtered transmission electron microscopy (Microscopie électronique à transmission filtrée en énergie)
<b>BF</b>	Bright Field
<b>ADF</b>	annular dark field
<b>WBP</b>	Weighted back projection (rétroprojection pondérée)
<b>ART</b>	Algebraic Reconstruction Technique
<b>SIRT</b>	Simultaneous Iterative Reconstruction Technique
<b>STFT</b>	Short Time Fourier Transform
<b>TR</b>	Transformée de Radon
<b>CT</b>	La transformée en contourlettes
<b>LP</b>	la Pyramide Laplacienne
<b>BFD</b>	bancs de filtres directionnels en anglais : DFB pour directional filter banc
<b>PB</b>	passe bande
<b>DWT</b>	Discret wavelet transform (Transformée en ondelettes discrète 'TOD')
<b>CT</b>	Contourlet Transform
<b>CTSD</b>	Contourlet Transform With Sharp Frequency Localization
<b>S<math>\alpha</math>S</b>	Distribution alpha-stable symétrique
<b>PDF</b>	Probability Density Function
<b>ECP</b>	Espérance conditionnelle a posteriori

# Introduction Générale

## 1. Contexte et Problématique

L'utilisation d'opérations de bas niveau en traitement d'images est une tendance ancienne mais primordiale par la quantité et la complexité croissantes d'information aujourd'hui disponible, qui génèrent un besoin d'automatisation des méthodes d'analyse, de traitement de l'information et de la prise de décisions. Ces opérations de bas niveau jouent un rôle prépondérant dans un grand nombre de domaines tels que l'imagerie médicale, satellitaire, optique ou biologique qui fait l'objet de ce travail de thèse. L'information ainsi traitée peut ensuite servir à la réalisation d'une tâche qu'il s'agit d'optimiser.

La notion d'image fait intervenir la notion d'observation de phénomène. Elle fait intervenir des quantités dépendantes du temps, de l'espace ou de la fréquence. Pour étudier ces quantités on a une modélisation sous forme de fonction de variable.

Une des problématiques majeures en traitement d'images est la dégradation des images acquises, quel que soit le type du capteur. Cette dégradation est engendrée par plusieurs causes: une déformation (e.g. mouvement apparent d'une caméra), ou seule une portion de l'image est acquise. En effet, la dégradation des images acquises est généralement modélisée comme étant un bruit additif à l'image originale. De ce fait, l'obtention d'information à partir de mesures corrompues par un bruit reste un problème ouvert, que ce soit en traitement du signal ou en traitement de l'image. Les prétraitements sont souvent indispensables et interviennent après chaque acquisition pour améliorer la qualité des images observées. Les applications qui s'en déduisent sont aussi nombreuses que variées. Le champ d'application le plus important au regard du nombre de publications est celui de l'imagerie médicale et l'imagerie biologique qui nous intéresse dans ce travail.

La diversité des domaines de traitement d'images et des types d'images a conduit à chercher des approches de prétraitement spécifiques et limitées à des problèmes

bien précis. Plusieurs techniques ont été ainsi proposées dans la littérature en fonction des applications visées.

C'est dans ce contexte général, qui est les prétraitements des images bien spécifiques: images tomographiques de microscopie électronique (EM) que se situe le travail de recherche présenté dans cette thèse. Ce travail est motivé par l'impact applicatif de ce type d'images, surtout les images tomographiques EM en mode énergie filtrée (Energy-Filtered Transmission Electron Microscopy EFTEM).

## **2 Objectifs**

Notre travail a une double finalité:

- La réduction de temps d'exposition de l'échantillon sous le faisceau électronique au cours de l'acquisition par le microscope électronique. Cette réduction va à son tour réduire le dommage induit par les électrons sur l'échantillon biologique. Cependant, la réduction du temps d'exposition introduit une sévère dégradation de qualité des images tomographiques EM acquises, d'où la deuxième finalité,
- Proposer de nouvelles méthodes efficaces de prétraitement de ces images EM. Le développement des algorithmes de débruitage pour ce type de données: images tomographiques, vise essentiellement à améliorer l'étape d'alignement qui améliore directement la reconstruction tomographique 3D.

Dans le cadre de cette thèse, nous nous sommes intéressées aux algorithmes de débruitage basés sur l'estimation statistique bayésienne dans le domaine des transformées multi-échelles orientées. L'accent est mis sur les structures de débruitage à multicopie bruitée.

Nous présenterons alors, une contribution méthodologique au problème de débruitage, dans un contexte d'imagerie microscopique précis qui est celui de l'imagerie en mode énergie filtrée 'EFTEM'.

### **3 Guide de Lecture**

Le manuscrit s'articule autour de cinq chapitres organisés comme suit :

Le premier Chapitre introduira les concepts de base et les principes de la microscopie électronique, les mécanismes de formation de l'image dans le microscope électronique à transmission fonctionnant sous ses différents modes (TEM, STEM et EFTEM). Nous évoquerons le problème du bruit dans ces images ainsi que les principales méthodes de la reconstruction tomographique.

Le deuxième Chapitre 2 dressera un état de l'art détaillé sur les différents domaines des transformées. L'accent sera mis sur les succès des ondelettes et leur échec de prendre en compte la régularité des structures géométriques des images et l'intérêt de chercher d'autres transformées orientées. Plus précisément, nous exposerons l'intérêt de la transformée en contourlets et la transformée en contourlets avec localisation par fréquences saillantes SD comme alternative pour résoudre les limitations de la Transformée en Ondelettes, mais surtout pour résoudre le problème de l'aliasing des BFD. Nous justifierons alors le choix du domaine de transformée en montrant le potentiel de ces transformations et leurs propriétés d'orientation fréquentielle afin d'apporter une amélioration significative à notre algorithme de débruitage des images microscopiques.

Les trois derniers Chapitres de cette thèse seront entièrement dédiés aux travaux et résultats obtenus. Ces travaux ont fait l'objet de publications et communications internationales [SOU, 2013] [SOU, 2014] [SOU, 2015].

Dans la première partie du troisième Chapitre, nous présenterons la modélisation générale du problème de débruitage d'images. Dans la deuxième partie de ce chapitre, nous détaillerons les deux algorithmes de débruitage à base de la Transformée en Ondelettes associée à l'analyse multirésolution et le filtrage bilatéral, proposés et appliqués sur les premières images test.

Dans le quatrième chapitre, nous proposerons une structure de débruitage qui utilise des images EM à multicopie bruitées. Cette structure est fondée sur l'estimation bayésienne dans le domaine de la Transformée en Ondelettes. Dans un souci de comparaison, la structure sera basée sur quatre méthodes différentes, à savoir: le seuillage soft, hard dans le domaine de la transformée en ondelettes, Filtrage bilatéral et l'estimateur bayésien basé sur la loi statistique alpha-stable dans le domaine de la transformée en ondelettes.

En fin, dans le cinquième chapitre, une nouvelle approche de débruitage pour l'amélioration de la qualité des images EFTEM, sera détaillée. Dans cette méthode, les images sont débruitées dans le domaine de la transformée en contourlette et sa variante la transformée en contourlette avec localisation par fréquences saillantes SD en utilisant comme *a priori* la famille de distributions alpha-stable qui tient compte des propriétés parcimonieuses des coefficients d'images dans la représentation multi-échelle. Nous exposerons les différentes techniques permettant d'estimer les hyperparamètres de la distribution alpha-stable. Ceci est effectué dans un cadre univarié ou les coefficients d'images dans l'espace des transformées sont supposés indépendants. L'algorithme proposé a été appliqué avec succès pour le débruitage des images de type EFTEM et Cryo-TEM. Les résultats expérimentaux indiquent clairement que l'algorithme proposé est plus performant que l'algorithme de débruitage bayésien dans le domaine des ondelettes en termes de SNR, contraste et qualité visuelle des images débruitées. Les résultats obtenus ont fait l'objet d'une publication internationale [SOU, 2015].

Par ailleurs, des résultats du débruiteur bayésien dans le domaine de la transformée en contourlette, avec une estimation locale du bruit dans les zones homogènes sur des images test EM, sont en cours de préparation pour publication.

# Chapitre 1

## Principes et Concepts de La Microscopie Électronique

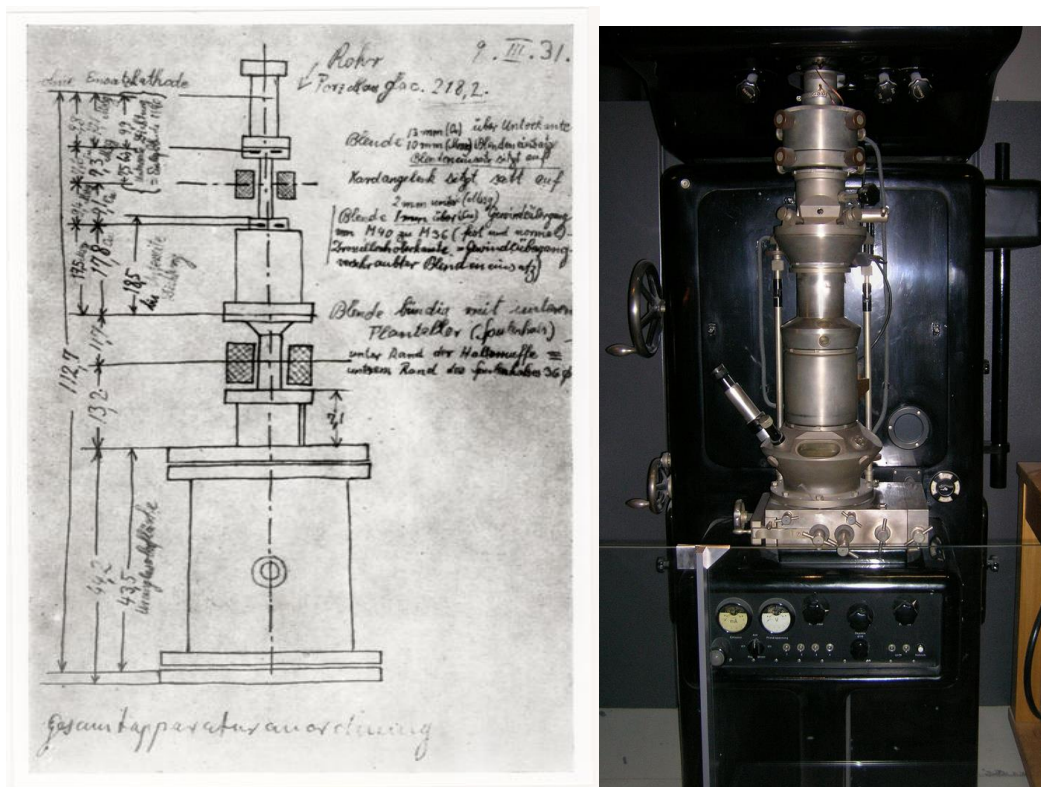
### Résumé

L'une des problématiques majeures en microscopie électronique est celle du bruit dans les images acquises par le microscope électronique. Le travail présenté dans cette thèse porte sur le problème du bruit dans ces images. Dans ce chapitre, nous allons faire un tour d'horizon sur les principes de cet équipement, les mécanismes de formation de l'image dans le microscope électronique à transmission fonctionnant sous ses différents modes (TEM, STEM et EFTEM), nous aborderons également le problème du bruit dans ces images ainsi que les principales méthodes de la reconstruction tomographique.



## 1.1 INTRODUCTION

La microscopie électronique est aujourd'hui une approche indispensable de la biologie qui concerne les domaines de la biologie structurale, de la virologie et de la microbiologie, de la biologie cellulaire, de la biologie du développement (de la cellule à l'organisme), jusqu'à la médecine [THI, 2015]. En effet, le microscope électronique permet d'obtenir une image agrandie des objets observés grâce à l'utilisation d'un faisceau d'électrons à haute énergie [PAO, 2015] donnant ainsi l'accès à l'organisation de structures biologiques à une très grande résolution. Les microscopes électroniques qui existent actuellement sont le résultat d'une évolution graduelle qui a été initiée au début du siècle dernière. Ainsi, conçu par Leó Szilárd (1898–1964), les ingénieurs allemands Max Knoll et Ernst Ruska construisent, au début de 1931, le premier microscope électronique. La Figure 1.1 montre un schéma de ce premier microscope.



**Figure 1.1:** Schéma du premier microscope électronique de Ruska (document Akademia Leopoldina à gauche) et microscope électronique construit à partir de ce schéma par M. Knoll et E. Ruska en 1933 [1].

Quelques mois plus tard, en Août 1931, Ernst Brüche, aidé de son collaborateur H. Johannson, obtenait lui aussi ses premières images de microscopie électronique, au sein de la société AEG-Telefunken qu'y avait créé un centre de recherches très actif sur ce sujet. Ceci a été possible après avoir introduit, dès 1930, la notion d'indice de réfraction fictif, complétant l'analogie entre l'optique électronique et l'optique géométrique [3]. Deux ans plus tard, ils ont construit un deuxième microscope électronique dont la résolution spatiale dépasse celle des microscopes photoniques. Il s'agit là d'un microscope électronique à transmission (MET). Dans le MET l'objet examiné est bombardé par des électrons qui forment une image de projection sur un écran phosphorescent. Pour former cette image, des lentilles magnétiques, capables de dévier et de focaliser les électrons, sont utilisées de façon analogue aux lentilles des microscopes photoniques. Ces lentilles sont des électroaimants circulaires [PAO, 2015]. Le développement de la microscopie électronique est complété par Max Knoll et Manfred von Ardenne. Ils conçoivent et réalisent le prototype du microscope électronique à balayage (MEB). Dans le MEB, l'image est construite point par point par déplacement d'une fine sonde d'électrons à basse énergie sur la surface de l'échantillon et par visualisation sur un tube cathodique d'un spot dont l'intensité dépend des électrons qui sont retro-dispersés.

Si bien il y a eu pendant la deuxième guerre mondiale des travaux poursuivis dans cette même direction aux laboratoires de R.C.A. aux Etats Unis, il fallut attendre les travaux d'Oatley à Cambridge en 1953 pour que le microscope à balayage naisse réellement et devienne l'instrument commercial que nous connaissons aujourd'hui. Plusieurs compagnies se sont solidement implantées sur le marché. Ainsi, si bien la pionnière, SIEMENS, ne construit plus des microscopes électroniques, autres comme Philips (actuellement Field Emission Inc : FEI), JEOL, Hitachi ou Zeiss et Leica (qui ont fusionné dans les années 90 dans LEO pour se séparer plus tard) ont étendu le marché en 1995 [1]. Le développement des appareils de microscopie électronique a permis la détermination des structures moléculaires et macromoléculaires complexes, ainsi que l'observation de la structure 3D d'organelles indispensable à la compréhension globale des processus cellulaires.

Nous allons le long de ce chapitre, étudier les mécanismes de formation de l'image dans le microscope électronique à transmission avec ses différents modes (TEM, STEM et EFTEM) afin d'exposer le problème du bruit dans ces images et montrer la nécessité d'un prétraitement de ces images.

## 1.2 MICROSCOPE ELECTRONIQUE A TRANSMISSION

Le microscope électronique à transmission, comme son nom l'indique, permet d'obtenir une image agrandie en transmission d'un objet, c'est-à-dire une projection de l'échantillon qui résulte des électrons qui l'ont traversé. Le MET est composé, de haut en bas : d'un canon qui est la source d'électrons, une colonne contenant tout le système optique permettant l'agrandissement de l'image de l'échantillon et des détecteurs écran fluorescent, (caméra CCD, film) qui sont les dispositifs pour visualiser et enregistrer les images agrandies comme le montre la Figure 1.2. L'ensemble nécessite typiquement un vide très poussé (environ  $10^{-5}$  Pa) pour permettre aux électrons de se déplacer à l'intérieur du microscope n'interagissant qu'avec la matière de l'échantillon.

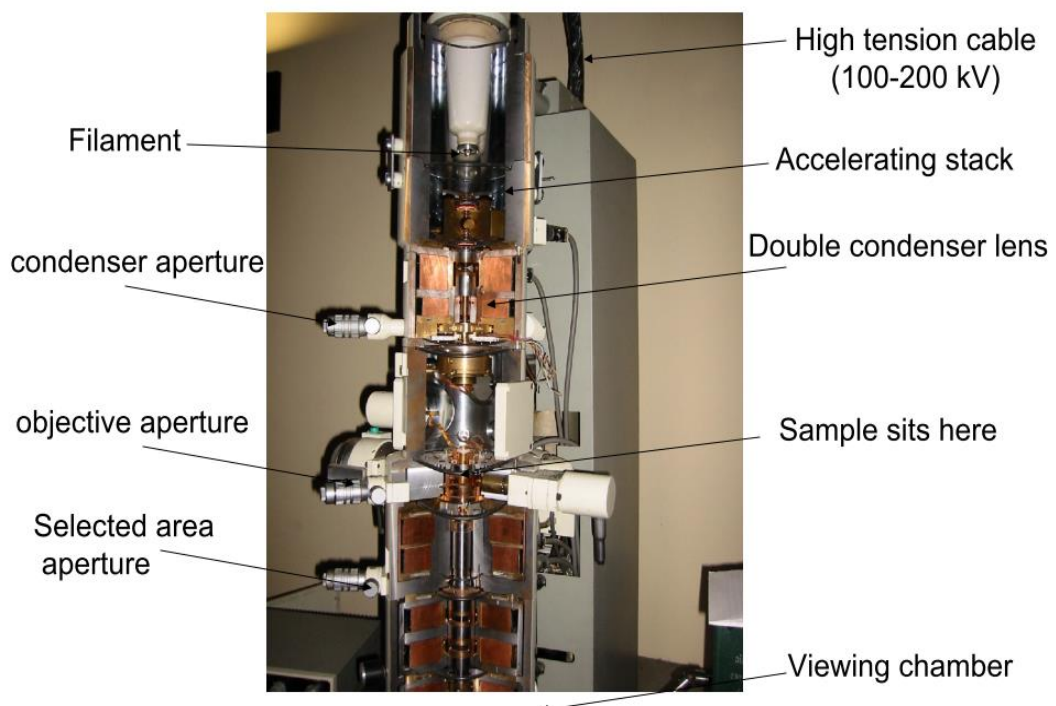


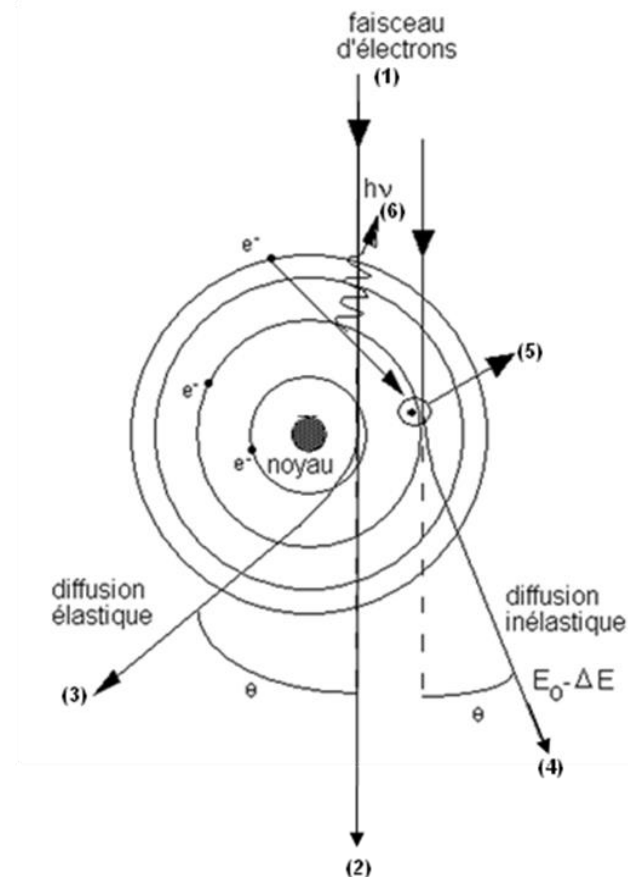
Figure 1.2: Schéma du microscope électronique à transmission [2].

Tout d'abord, les électrons issus du canon sont dirigés vers le condenseur (une partie de la colonne du microscope). Il s'agit d'un système composé de plusieurs lentilles électromagnétiques, comprenant deux à quatre lentilles qui contrôlent l'intensité et la taille du spot du faisceau. Si le spot est large, la densité électronique (nombre d'électrons par Angström carré) sera faible ce qui diminue les dommages que les électrons peuvent générer sur l'échantillon. Sachant que, La luminosité et la cohérence énergétique seront aussi diminuées. Si le spot est étroit, la densité électronique sera élevée ce qui induit des types de dommages différents sur l'échantillon. Dans certains cas, comme celui des échantillons biologiques hydratés, l'exposition à une telle situation peut les détruire. Par contre, la luminosité et la cohérence énergétique seront élevées en augmentant la résolution des images obtenues. L'idéal sera donc de pouvoir obtenir des images dans ces conditions sans endommager l'échantillon. Sachant que le dommage dépend de la dose d'électrons cumulé sur l'échantillon, une façon de le réduire est de limiter son temps d'exposition à une forte densité d'électrons. En effet, une des objectifs de notre travail, dans le cas de multicopie bruitée, était de réduire le temps d'exposition sans pour autant détériorer la qualité de l'image acquise. Ce point, sera bien détaillé dans le chapitre 2.

Après le condenseur, un diaphragme (dénommé diaphragme de condenseur) permet de sélectionner la partie la plus centrale du faisceau, dans laquelle celui-ci est le plus cohérent. Les électrons arrivent ainsi à l'échantillon avec lequel ils interagissent entraînant de multiples phénomènes physiques:

- La diffusion élastique correspond à l'électron diffusé sans collision avec un noyau ou un électron, c'est-à-dire sans perte d'énergie Figure 1.3, (2). Néanmoins s'il passe proche du noyau, il subit une interaction attractive et est par conséquent dévié d'un angle qui dépend de la nature de l'atome à qui le noyau appartient Figure 1.3, (3). Plus grand sera le nombre atomique ( $Z$ ) plus grand sera l'angle de déviation.
- La diffusion inélastique correspond à l'électron qui entre en collision avec un électron d'un atome de l'échantillon perdant ainsi une partie de son énergie ( $\Delta E$ ). Cette perte d'énergie dépend de l'énergie de l'électron percutée étant donc spécifique à la nature de l'atome. (Figure 1.3, (4))

- L'ionisation ou l'excitation correspond à la collision d'un électron avec un noyau ou un autre électron. On parle d'ionisation quand il y a perte d'un électron Figure 1.3, (5) et d'excitation en cas de passage d'un électron à une couche de niveau supérieur Figure 1.3, (6).



**Figure 1.3:** Interactions électrons-matière.

Dans les images en mode EFTEM, les électrons transmis perdent différentes énergies suite à leur interaction avec l'échantillon (diffusion élastique ou inélastique), un filtre à perte d'énergie, utilisé pour séparer ces électrons afin de construire une image filtrée en n'utilisant que les électrons ayant une énergie précise. Le filtre permet ainsi de récupérer les électrons élastiques, qui correspondent à ceux qui n'ont pas eu de collision, produisant des images moins bruitées (nommées Zéro-loss) que celles obtenues avec l'ensemble d'électrons (élastiques et inélastiques). Il permet aussi, de réaliser une cartographie chimique en sélectionnant les électrons qui ont perdu une énergie qui est caractéristique de l'interaction inélastique entre eux et un élément chimique donné.

L'image filtrée ainsi obtenue à un meilleur contraste et une meilleure résolution car les électrons inélastiques sont éliminés. Pour les échantillons épais, le filtre est encore plus important; plus l'objet est épais plus la probabilité de collision des électrons avec les atomes de l'échantillon est grande, avoir pour conséquence plus d'électrons inélastiques au niveau du détecteur et donc plus de bruit sur les images. En tomographie de structures cellulaires, l'objet observé a généralement une épaisseur supérieure à 200 nm ce qui provoque une grande quantité de collisions et donc une grande quantité d'électrons inélastiques contribuant au bruit de fond.

Dans ce qui suit, nous détaillerons la formation des images électroniques dans ses différents modes (TEM, STEM et EFTEM).

### **1.3 FORMATION DE L'IMAGE TEM, STEM ET EFTEM**

En général le microscope électronique peut fonctionner sous trois modes différents, à savoir, TEM, STEM et EFTEM. En fait, les modes de fonctionnement se distinguent par l'étape de préparation de l'échantillon.

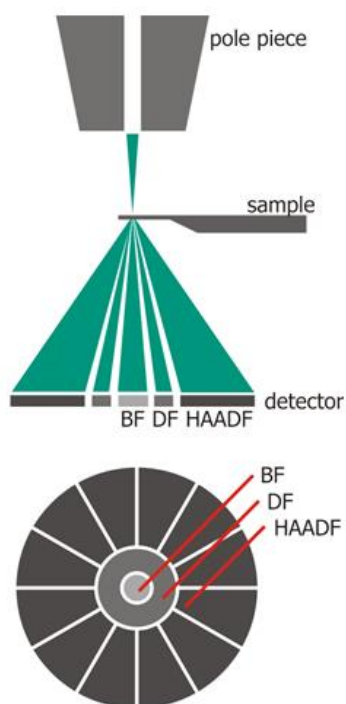
#### **1.3.1 Microscopie électronique à transmission en mode cryo-TEM**

La méthode de formation des images dans un microscope électronique à transmission travaillant en cryo-TEM (échantillons hydratées observés à la température de l'azote liquide), mise en place par Jacques Dubochet, consiste à regarder un échantillon hydraté et congelé dans l'eau en état vitreux au microscope électronique à transmission [WAR, 2014]. L'état vitreux doit être atteint par le matériel biologique afin d'éviter toute cristallisation qui pourrait abîmer l'échantillon ou empêcher les électrons de le traverser. En plus, l'énergie thermique générée lors des interactions entre les électrons et l'échantillon, combinée au vide dans la colonne du microscope, ne permet pas de mettre ni de l'eau liquide dans un microscope (car elle serait évaporée), ni de l'eau solide à des températures proches de 0°C (car elle serait sublimée), ce qui signifie la nécessité de travailler avec de l'eau refroidie à la température de l'azote liquide dans la cryo-microscopie.

#### **1.3.2 Microscopie électronique à transmission en mode balayage**

Le principe du microscope électronique à transmission en mode balayage METB (en anglais : STEM pour « scanning transmission electron microscopy ») est de balayer un faisceau d'électrons (focalisé à travers l'échantillon) sur la surface de

l'échantillon à analyser grâce à un système de lentilles magnétiques. Typiquement la taille du faisceau est de quelques Angströms ce qui permet l'affichage de chaque élément d'image (pixel) dans l'échantillon avec une très haute résolution. La plupart de ces électrons passe directement à travers l'échantillon sans perte d'énergie ou sans modifier leur direction. Ils sont récupérés par un détecteur circulaire qui se trouve sous l'échantillon à savoir, détecteur champ clair (en anglais : BF pour «Bright Field »). Ainsi, l'image STEM-BF est une carte de projection bidimensionnelle de la masse (ou de la densité) des différents régions de l'échantillon. Ce type d'imagerie a aussi été utilisé pour déterminer le poids moléculaire de complexes protéiques et déterminer leur état oligomérique dont la protéine comprend plusieurs chaînes polypeptidiques associées entre elles de façon répétitive et souvent symétrique [MÜL, 2001]. Un lien est donc établi entre la biochimie et l'imagerie. Cependant, quelques-uns interagissent avec l'échantillon et sont déviés avec un angle qui les empêche de tomber sur le détecteur BF. Ceux-ci peuvent être récupérés par des détecteurs annulaires qui peuvent se placer à une hauteur variable (détecteurs champ sombre annulaire en anglais annular dark field ADF ou high angle annular dark field , HAADF). L'angle de déviation, dépendant du nombre atomique (Z) des éléments qui ont interagi avec le faisceau, comme c'est illustré dans la Figure 1.4.



**Figure 1.4 :** Principe du microscope électronique à balayage par transmission.

Pour conclure, sur ce mode, la technique STEM permet l'acquisition des images en mode champ clair, champ sombre (Dark Field) ou champ sombre annulaire à grand angle (High Annular Dark Field, HAADF) ou :

- L'image BF est formée par les électrons non diffusés ou diffusés à très petites angles. Elle offre des informations quantitatives sur la masse des composantes de l'échantillon.
- L'image DF est formée par les électrons diffusés à petites angles.
- L'image HAADF est formée par les électrons diffusés élastiquement à grand angle. Elle offre des informations qualitatives sur la composition chimique de l'échantillon car le nombre d'électrons diffusés à grands angles dépend fortement du numéro atomique Z.

### 1.3.3 Microscopie électronique à transmission filtrée en énergie

Comme indiqué précédemment, lorsque les électrons du faisceau arrivent au niveau de l'échantillon, ils interagissent avec les atomes qui le composent et sont alors déviés de leur trajectoire initiale. En compte de la dualité onde-particule des électrons, il y a différentes interactions possibles. Si l'électron est considéré comme une particule, il peut être dévié lors de l'interaction (c'est le principe utilisé pour les images en mode STEM). Par contre, si l'électron est considéré comme une onde avec une énergie associée il peut avoir une perte d'énergie (diffusion) lors de l'interaction. L'imagerie en mode filtrée (en anglais : EFTEM pour «Energy Filtered Transmission Electron Microscopy») est basée sur des processus guidés principalement par la nature ondulatoire de l'électron. Dans ces processus deux types de diffusions interviennent : la diffusion élastique et la diffusion inélastique que nous avons déjà présentée dans la section 1.2. Dans certains microscopes, la présence d'un spectroscope permet de filtrer les électrons diffusés selon la perte d'énergie subie et d'analyser la localisation d'élément particulier dans l'échantillon.

La microscopie électronique filtrée par énergie de transmission est employée pour produire des cartes chimiques 2D d'une région de l'échantillon, en rassemblant des électrons dans une fenêtre appelée « de perte d'énergie ». Cette fenêtre est définie en utilisant une fente de choix d'énergie avec une largeur typique de 5 à 20 électronvolt (eV). Les images EFTEM réalisées avec des électrons élastiques



(autrement nommées Zero-Loss car ces électrons n'ont subi aucune perte d'énergie) sont en général, des images de contraste élevé, puisque la plupart d'électrons dispersés non élastiques sont élevés pendant leur formation. Ceci est en particulier vrai pour les échantillons épais où, suite au fait de l'épaisseur, plusieurs collisions peuvent avoir lieu entre les électrons incidents et l'échantillon augmentant ainsi le nombre d'électrons inélastiques. Egalement, il est aussi possible de placer la fente, au niveau du microscope, pour sélectionner certaines gammes d'électrons inélastiques. Considérant que, lors d'une collision inélastique, l'énergie perdue est caractéristique d'une part de l'énergie des électrons incidents (constante pour une source donnée) et d'autre part de la nature chimique de l'élément avec qui la collision a eu lieu. Le positionnement de la fente permet de réaliser les images chimiques. Par exemple, une collision des électrons accélérés à 200 KV avec le carbone induit une perte d'énergie de 284eV alors qu'avec un atome de fer induit une perte d'énergie de 710eV ce qui permet au biologiste de savoir la composition chimique de leurs échantillons (ceci correspond à une méthode de spectroscopie nommée EELS pour « Electron Energy Loss Spectroscopy »). Cette méthode consiste à mesurer la diminution d'énergie que subissent les électrons rapides à la traversée d'un échantillon mince.

Quel que soit le mode fonctionnement, le bruit est toujours présent dans les images acquises par le microscope électronique. Ce bruit est beaucoup plus important dans les images EFTEM.

#### **1.4 PROBLEMATIQUE DU BRUIT DANS LES IMAGES AU MICROSCOPE ELECTRONIQUE A TRANSMISSION**

L'étape de préparation de l'échantillon biologique avant l'acquisition, est cruciale. Elle détermine le niveau du bruit dans l'image acquise. Plusieurs méthodes de préparation ont été proposées [JAC, 1998] [KNA, 1980], dont l'objectif était le même, d'avoir une image de très haute résolution.

##### **1.4.1 Préparation des échantillons biologiques**

Dans l'optique d'analyser des comportements des algorithmes développés pour le débruitage, nous avons au cours de cette thèse travaillé sur des images provenant des échantillons préparés et observés de façon différente dans des conditions de

temps d'acquisition standard au TEM. Evidemment, lorsque le temps d'exposition diminue afin de réduire le dommage induit par les électrons sur l'échantillon le *SNR* devient faible indépendamment du type de préparation ou du mode d'observation.

Ils existent trois principaux modes d'observation dans un microscope électronique à transmission : STEM, TEM et EFTEM. Également, en ce qui concerne la préparation des échantillons, plusieurs possibilités peuvent exister en fonction des méthodes de fixation, déshydratation et ajout d'agents de contraste qui sont de sels de métaux lourds (acétate ou formiate d'uranyle, tétr oxyde d'osmium, acide phospho tungstique, ammonium molybdate) empêchant aux électrons de traverser l'échantillon générant ainsi un contraste négatif. Ces différentes méthodes de préparation seront décrites dans les paragraphes suivants.

Étant donné le vide très poussé existant dans le microscope électronique à transmission, les échantillons biologiques ne peuvent pas être observés directement car elles sont composées principalement d'eau liquide qui s'évaporerait sous le vide du microscope détruisant ainsi l'échantillon. En conséquence, avant leur observation dans le microscope électronique à transmission, les échantillons biologiques, doivent être préparés. Ceci nécessite d'abord leur fixation et ensuite leur déshydratation. La fixation peut être chimique (par des molécules comme le glutaraldéhyde) ou physique (par le froid).

Une alternative à la déshydratation consiste à maintenir l'échantillon en état solide non cristallin (vitreux) à la température de l'azote liquide, température qui est maintenue lors de toute l'observation au microscope (cryo-microscopie).

Cela a pour avantage de maintenir l'échantillon biologique dans un état hydraté proche de son état natif. Néanmoins, la préparation en cryo-microscopie heurte à certains problèmes dus à l'absence de contrastants et à la faible différence entre les masses atomiques du C, N, O, P, S, O, et H. En effet, le contraste des images obtenues au cryo-microscopie est très faible. De plus, comme la température ne doit pas dépasser  $-164^{\circ}\text{C}$ , pour prévenir toute transformation de glace vitreuse en glace cristalline dans le MET, le nombre d'électrons incidents doit ainsi être très réduit ce qui résulte un faible *SNR*.

Alternativement, il est possible de congeler des échantillons biologiques épais à l'aide d'un système de cryo-congélation à haute pression [4] et de faire des coupes

ultrafins (60-100nm) dans un cryo-ultra microtome, technique appelée « cryo-electron microscopy of vitrified sections » CEMOVIS [AMO , 2004].

Dans nos expériences, nous avons considéré des cas donnant simultanément un contraste et un *SNR* d'image élevés, pour faire une comparaison à contrastes élevés et différents niveaux de *SNR* sur un même échantillon. D'autre part nous avons exclu de notre analyse certaines combinaisons de préparation et des méthodes d'observation qui ne sont pas fréquemment utilisées ou sont carrément incompatibles.

Par exemple, il n'est pas possible d'observer des échantillons congelés par EFTEM car la dose d'électrons requise pour faire les images amènera à la décongélation de l'échantillon à l'intérieur du microscope. Egalement il n'a pas de sens d'ajouter des agents de contraste sur des échantillons pour faire l'imagerie chimique en EFTEM car elles ajouteront une complexité à la composition chimique de l'échantillon analysé.

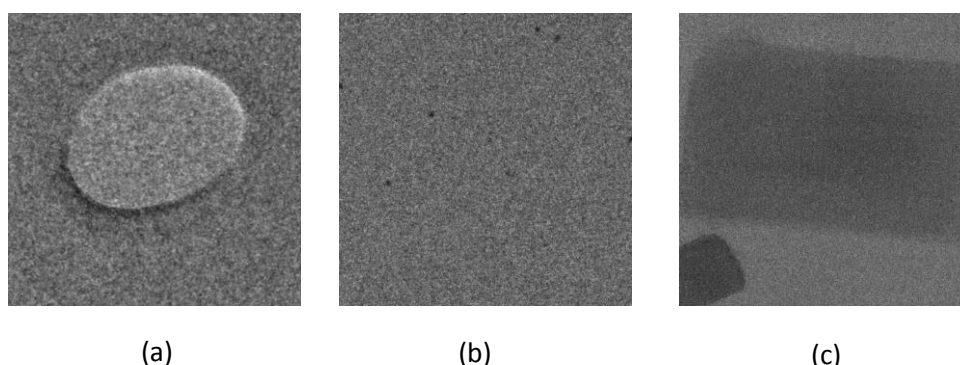
La préparation de l'échantillon biologique a été toujours le premier souci dans l'étape d'acquisition.

#### **1.4.2 Préservation des échantillons biologiques sous l'effet du faisceau d'électrons**

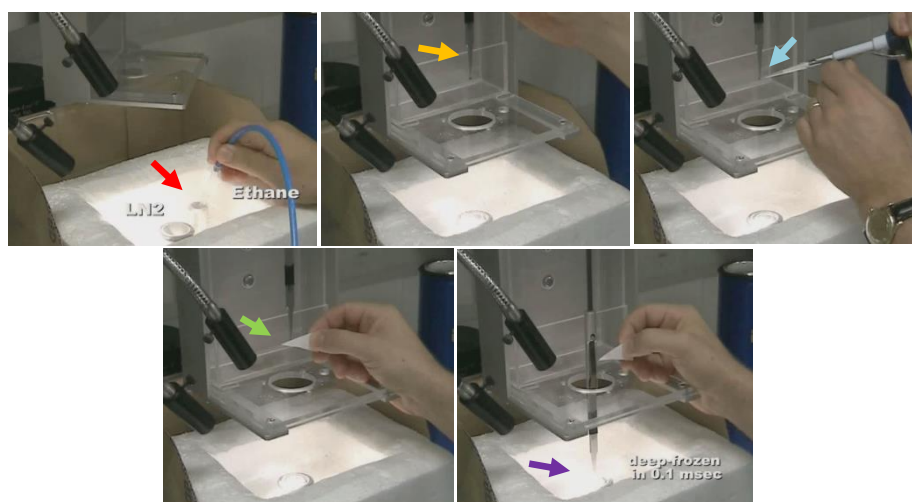
La diffusion inélastique des électrons est considérée comme la source principale du bruit. Le rapport élastique/inélastique peut être amélioré en augmentant la tension accélératrice du microscope mais cela réduira de manière très significative le contraste de l'image (à 200 kV on compte une diffusion élastique pour trois diffusions non-élastiques [JEN, 2001]). Grâce au filtre à perte d'énergie, il est possible de sélectionner spécifiquement les électrons n'ayant pas perdus d'énergie après interaction avec l'échantillon, permettant de soustraire une partie des électrons inélastiques du signal final [ZHU, 1997] augmentant ainsi le *SNR*. Ce qui donne des images Zéro-loss. Néanmoins, ceci résulte aussi de la réduction du nombre d'électrons qui arrivent au détecteur et en conséquence il est parfois nécessaire d'augmenter la dose électronique (nombre d'électrons par angström carré). L'augmentation de celle-ci peut endommager l'échantillon (par des effets thermiques) ou la qualité des images enregistrées (par des effets de charge car les échantillons biologiques ne sont pas conducteurs). L'endommagement de l'échantillon est plus

important dans le cas des échantillons hydratés, qui sont les plus proches à l'état natif, car dans ce cas l'eau vitreuse peut rapidement s'évaporer à l'intérieur de l'échantillon en lui détruisant. La Figure 1.7 montre diverses étapes du dommage induit par les électrons dans un échantillon observé par cryo-microscopie. Les chiffres sur les images indiquent le nombre d'électrons par angströms carré et la barre d'échelle est 200nm.

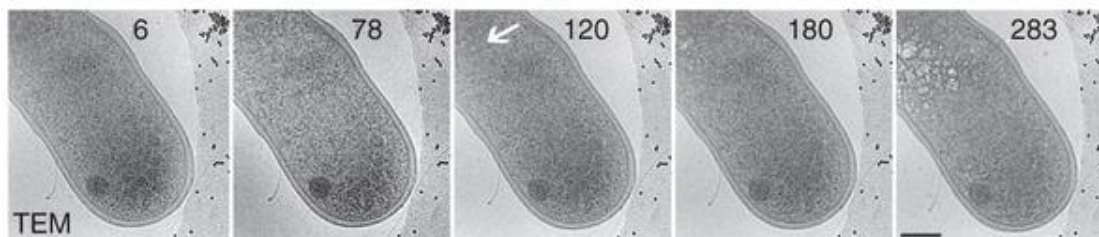
En conséquence, dans la plupart des cas, la réduction de la dose d'électrons reçus par l'échantillon est importante pour leur préservation, mais elle affecte la qualité de l'image reçue, autrement dit, plus la dose d'électrons est importante, plus le *SNR* est faible comme c'est illustré dans Figure 1.5 à travers la qualité visuelle des images. L'obtention des images moins bruitées, mène à une représentation tridimensionnelle de très haute qualité de l'échantillon à analyser. Cette représentation permet de mieux comprendre la formation de l'échantillon et d'extraire les informations nécessaires à la poursuite du processus d'analyse.



**Figure 1.5:** Images tests: (a) Image de test trous (0.1s), (b) billes d'or dans l'eau Vitreuse (0.1s), (c) Catalase (0.05s).



**Figure 1.6:** Préparation des échantillons pour la cryo-microscopie.



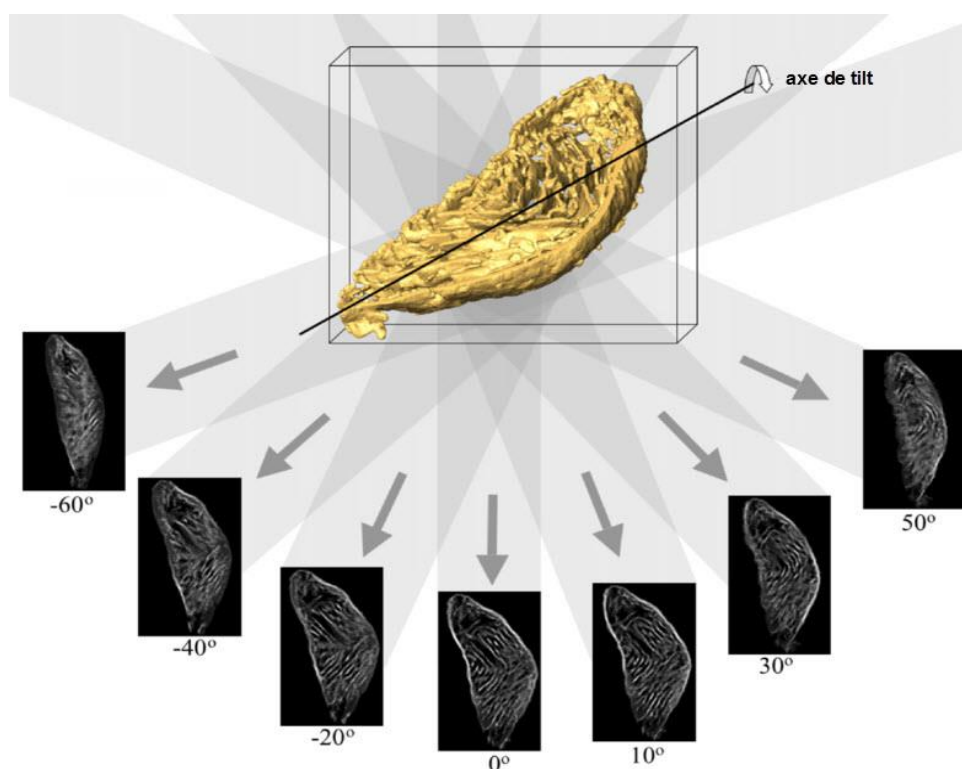
**Figure 1.7:** Dommage induit par les électrons dans un échantillon observé par cryo-microscopie [WOL, 2014].

## 1.5 TOMOGRAPHIE ELECTRONIQUE EN TRANSMISSION

La tomographie électronique ou ET (pour Electron Tomography) permet de visualiser en trois dimensions (3D) l'architecture subcellulaire et l'organisation des macromolécules à l'échelle nanométrique [LUC, 2005]. Ainsi par exemple, le processus de transformation des structures biologiques, comme les virus, peut être étudié en comparant des reconstructions 3D obtenues dans des différentes conditions physiques et chimiques [SAN, 2015].

Souvent, dans le mode TEM, on obtient des images qui sont de projections de l'objet observé. Néanmoins, ces projections, étant bidimensionnelles, ne permettent pas de récupérer une information spatiale de l'organisation de l'objet. Par contre, la structure 3D d'un objet peut être calculée à partir de ces projections qui sont enregistrées à différents angles d'inclinaison au microscope électronique.

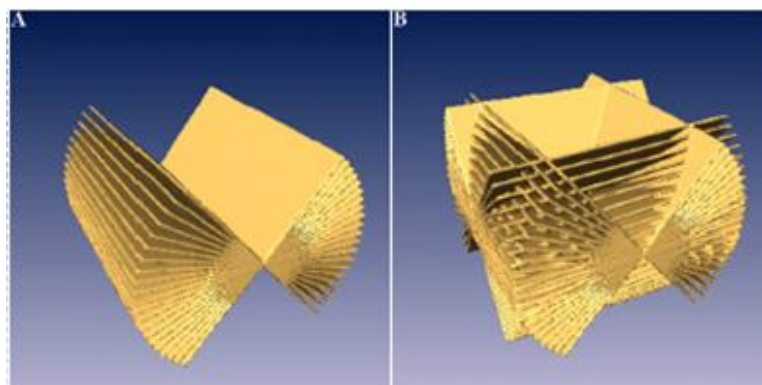
Dans le cas de la tomographie électronique, l'échantillon tourne à l'intérieur du microscope avant l'enregistrement de chacune de ses projections autour d'un axe que l'on appellera l'axe de tilt comme c'est illustré dans la Figure 1.8. La qualité finale du volume reconstruit dépend de deux paramètres : le nombre de projections et l'intervalle entre l'angle maximum et minimum d'acquisition. Pour la tomographie électronique, il n'est pas possible d'avoir un intervalle de  $180^\circ$  à cause de deux facteurs. Premièrement, en général le porte-objet ne peut pas s'incliner à  $90^\circ$  car il pourrait toucher les extrémités de la lentille d'objectif. Deuxièmement, l'épaisseur à observer de l'échantillon augmente en rapport inverse avec le cosinus de l'angle d'inclinaison, ainsi l'épaisseur d'observation à  $60^\circ$  est deux fois plus grande que celle à  $0^\circ$ .



**Figure 1.8:** Géométrie d'acquisition d'un seul axe de tilt [FER, 2012].

En conséquence, un ensemble d'images de projection (dits série de tilt) sont, en général, collectées entre  $\pm 70^\circ$  et l'acquisition des images de projection s'effectue chaque  $1^\circ$  ou  $2^\circ$  (pour mieux remplir l'espace échantillonné [SAX, 1984], l'acquisition des images de projections peut s'effectuer uniformément ou de manière non uniforme où le nombre d'images acquises est plus grand).

La limitation des angles d'acquisition induit un manque d'information appelé la zone aveugle (en anglais, missing wedge). Pour réduire l'effet de cette limitation, une méthode d'amélioration de la qualité de reconstruction consiste à réaliser des acquisitions de projections du même objet suivant plusieurs axes après rotation de l'échantillon. Cette technique est la tomographie à axes multiples. Un cas particulier est la tomographie à axe double où on acquiert une série tiltée à  $\pm 70^\circ$  selon un axe, puis l'échantillon subit une rotation dans le plan horizontal de  $90^\circ$  et on acquiert une deuxième série tiltée à  $\pm 70^\circ$  selon un axe perpendiculaire au premier comme c'est montré sur la Figure 1.9. Si on souhaite obtenir plus d'informations, on peut rajouter un troisième axe ou même plus [MES, 2006].



**Figure 1.9:** Evolution de l'information manquante en fonction du type de collecte. (A) acquisition avec mono axe de tilt (missing wedge), (B) acquisition avec multiaxe de tilt (missing pyramid).

Avant de calculer la reconstruction 3D de l'échantillon, une étape d'alignement de la série de projections est nécessaire pour avoir un volume 3D à la meilleure résolution possible. Cette étape consiste à effectuer des rotations et de translations entre les différentes projections pour les mettre dans un système de coordonnées 3D unique ce qui en plus permet de déterminer très précisément la direction de l'axe de tilt. Une fois les images alignées et l'axe de tilt déterminé, le processus de calcul du volume reconstruit peut être réalisé en utilisant les différentes approches qui seront discutés dans la section 1.5.1.

Néanmoins, les limitations associés au matériel biologique nécessitent le développement des approches permettant d'obtenir des reconstructions tridimensionnelle à partir des images acquises avec la dose minimale possible d'électrons qui, en conséquence, auront un faible rapport signal à bruit.

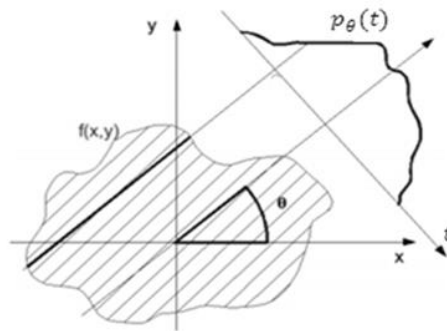
### 1.5.1 Principales Méthodes de reconstruction tomographique en MET

Rappelons pour mémoire que le principe de la tomographie est de reconstruire la forme d'origine 3D à partir des projections de l'échantillon comme c'est montré sur la Figure 1.10.

Les projections (ou lignes intégrales), comme montré sur la Figure 1.10, sont définies comme suit:

$$p_{\theta}(t) = \int_{(\theta,t)} f(x,y) ds \quad (1.1)$$

Où  $p_\theta(t)$  est la transformée de Radon de la fonction  $f(x,y)$  qui représente l'image 2D à reconstruire et  $(\theta, t)$  les paramètres de chaque ligne intégrale.



**Figure 1.10:** Un objet  $f(x,y)$  et sa projection  $p_\theta(t)$  sont représentés pour un angle  $\theta$ .

Plusieurs méthodes analytiques et algébriques sont destinées à la reconstruction 3D à partir des projections 2D. Dans ce qui suit, nous détaillerons les différents modes de la reconstruction 3D (tomographique).

### 1.5.1.1 Méthodes analytiques

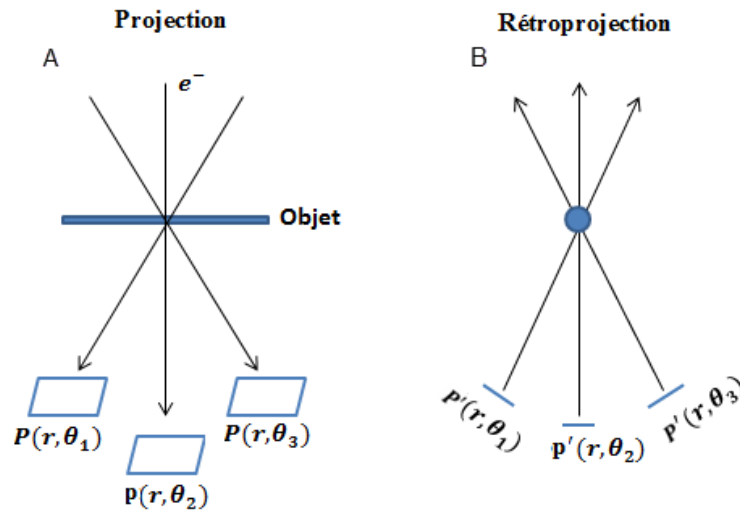
#### A. Rétroprojection pondérée

La rétroprojection est une méthode rapide et facile à mettre en œuvre, en partant de plusieurs représentations 2D on en retrouve une représentation 3D, dans laquelle chaque point dans l'espace est défini par l'intersection des rayons passant par ce point. Le nombre de rayons varie selon la complexité de l'objet. Plus l'objet est complexe, plus le nombre de rayons est important pour décrire l'objet de façon unique Figure 1.11 [ERS, 2010].8

En particulier, chaque pixel de l'image des projections est la somme des voxels du volume le long du rayon correspondant. Dans la reconstruction ainsi obtenue, chaque voxel (pixel dans l'espace, ayant trois coordonnées) est l'intersection d'autant de droites que le nombre de projections et l'intensité est la moyenne de celles des pixels correspondant dans les projections [WEY, 2001].

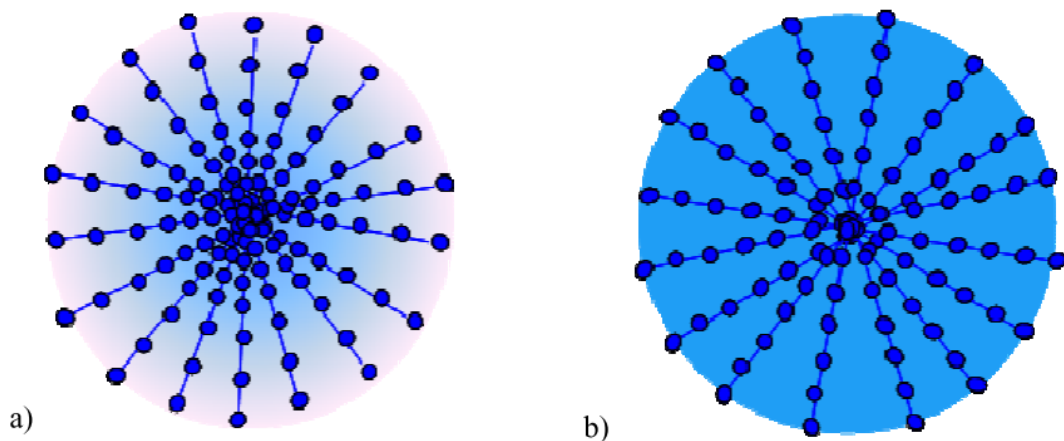
Le volume 3D obtenu est une approximation de l'objet initial et n'en pas l'objet exact (se réfère à un "nombre limité" de projections).





**Figure 1.11:** Principe de la rétroprojection : (A) un ensemble de projections 2D de l'objet est enregistré à différents angle de rotation, (B) A partir de ces projections, l'intensité d'un seul voxel (volume-pixel) de l'objet 3D reconstruit est la somme des intensités croisé un point.

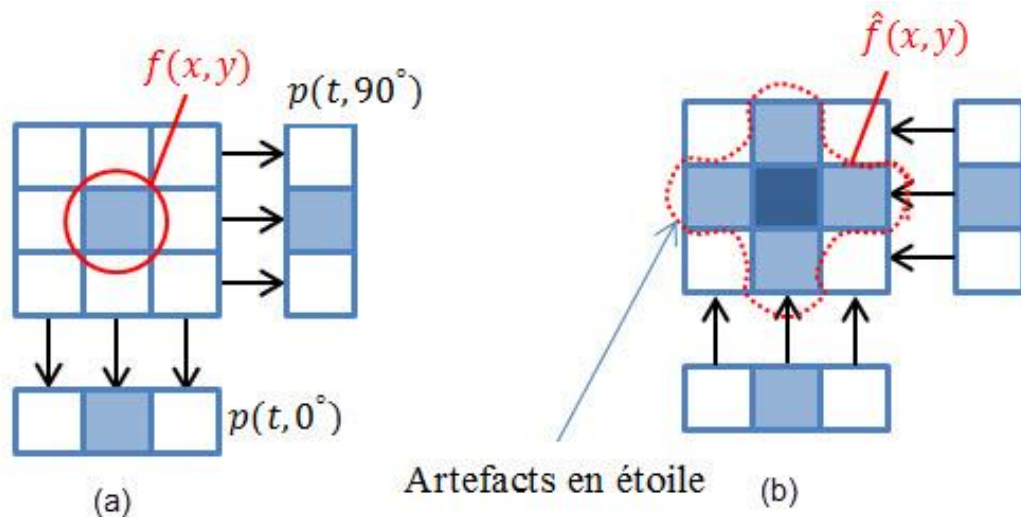
Dans l'espace de Fourier chaque projection est une droite qui traverse le centre de l'espace où sont situées les basses fréquences (l'information au milieu plus dense par rapport aux extrémités). Ainsi, les basses fréquences contribuent plus au calcul de la reconstruction que les hautes fréquences ce qui affectent le volume obtenu (le rendent généralement floue) Figure 1.12. [LUC, 2010].



**Figure 1.12:** Transformée de Fourier des projections, (a) Espace de Fourier construit en considérant les transformées de Fourier des projections acquises, (b) L'espace de Fourier correspondant à l'objet, après l'application du filtre ; cette fois-ci l'information est distribuée uniformément sur une section passant par le centre de l'espace (qui correspond en fait à une projection dans l'espace réel) [MID, 2003].

Pour pallier à ce problème, chaque point dans l'espace de Fourier est pondéré par un coefficient en fonction de sa distance par rapport au centre. Pour attribuer le même poids à toutes les fréquences utilisées afin de reconstruire le volume de l'objet [ZEN, 2001], un filtrage des projections avant la rétroprojection classique est nécessaire. Le filtre utilisé est un filtre rampe pour étaler uniformément l'information dans l'espace de Fourier, Cette technique est appelée rétroprojection pondérée (en anglais, Weighted Back Projection WBP) Figure 1.12 (b).

D'autres problèmes de la méthode qui détériore la qualité d'une reconstruction sont le nombre limité de projections et l'angle de tilt maximum qui est bien inférieur à  $90^\circ$ , ce qui produit la présence des artefacts en étoile dans le volume reconstruit Figure 1.13.



**Figure 1.13:** les artefacts en étoile : (a) Projection d'un objet  $f(x,y)$  composé d'un seul pixel non nul au centre, (b) Rétroprojection directe  $\hat{f}(x,y)$  génère des artefacts en étoile autour du pixel central.

A cause de ces problèmes une alternative proposée est l'utilisation des méthodes itératives (Méthode algébrique) pour une meilleure reconstruction.

### 1.5.1.2 Méthodes algébriques

#### A. ART Algebraic reconstruction technique

Le principe des algorithmes itératifs est de trouver une solution par des estimations successives. Les projections correspondant à l'estimation actuelle sont comparées avec les projections mesurées. Le résultat de la comparaison est utilisé

pour modifier l'estimation actuelle, créant ainsi une nouvelle estimation. Les algorithmes diffèrent dans la manière de comparaison des projections mesurées et estimées et le type de la correction appliquée à l'estimation actuelle [PHI, 2002].

Le paramètre essentiel qui détermine la convergence de l'algorithme est la similarité de l'objet reconstruit avec l'objet initial. Dans le cas de la méthode ART (en anglais, Algebraic Reconstruction Technique) à partir d'un volume initial (théorique) la différence, entre ses projections et chaque projection expérimentale, est rétro-projetée dans le volume théorique pour que la projection de ce volume soit le plus proche possible de la projection expérimentale. Ce processus est réalisé de façon séquentielle pour chaque projection expérimentale après chaque comparaison entre projection théoriques et projection expérimentale.

Une fois que toutes les projections expérimentales ont été considérées (itération initiale) il est possible de recommencer le processus et ainsi de réaliser plusieurs itérations de comparaisons jusqu'à ce que l'ajout d'itérations ne modifie plus le volume théorique. Ceci permet d'améliorer progressivement la reconstruction par un processus de convergence vers une solution correspondant au dernier volume théorique. La technique de reconstruction itérative simultanée (en anglais, Simultaneous Iterative Reconstruction Technique 'SIRT'), est une variante de l'ART. Dans ce cas, les modifications du volume théorique dans chaque itération ne sont réalisées qu'une fois que toutes les comparaisons entre projections théoriques et réelles aient été réalisées. Le processus itératif est donné par:

$$f_j^{k+1} = f_j^k + \frac{g_i - \sum_{j=1}^N f_{ji}^{(k)}}{N} \quad (1.2)$$

Où  $f_j^{k+1}$  et  $f_j^k$  sont la nouvelle et l'actuelle estimation, respectivement.  $N$  est le nombre de pixels du long de rayon  $i$ ,  $\sum_{j=1}^N f_{ji}^{(k)}$  est la somme des valeurs théoriques de  $N$  pixels le long rayon  $i$ , pour la  $k$ -ième itération et  $g_i$  est la somme des valeurs mesurés de  $N$  pixels le long rayon  $i$ .

A partir de l'équation 1.2, nous constatons que la nouvelle estimation se trouve en ajoutant un terme de correction à l'estimation actuelle et que la méthode de comparaison consiste à la soustraction des projections estimées par les projections

mesurées. La Figure 1.14 illustre un exemple de calcul de 4 pixels à partir de ses projections en utilisant l'algorithme ART.

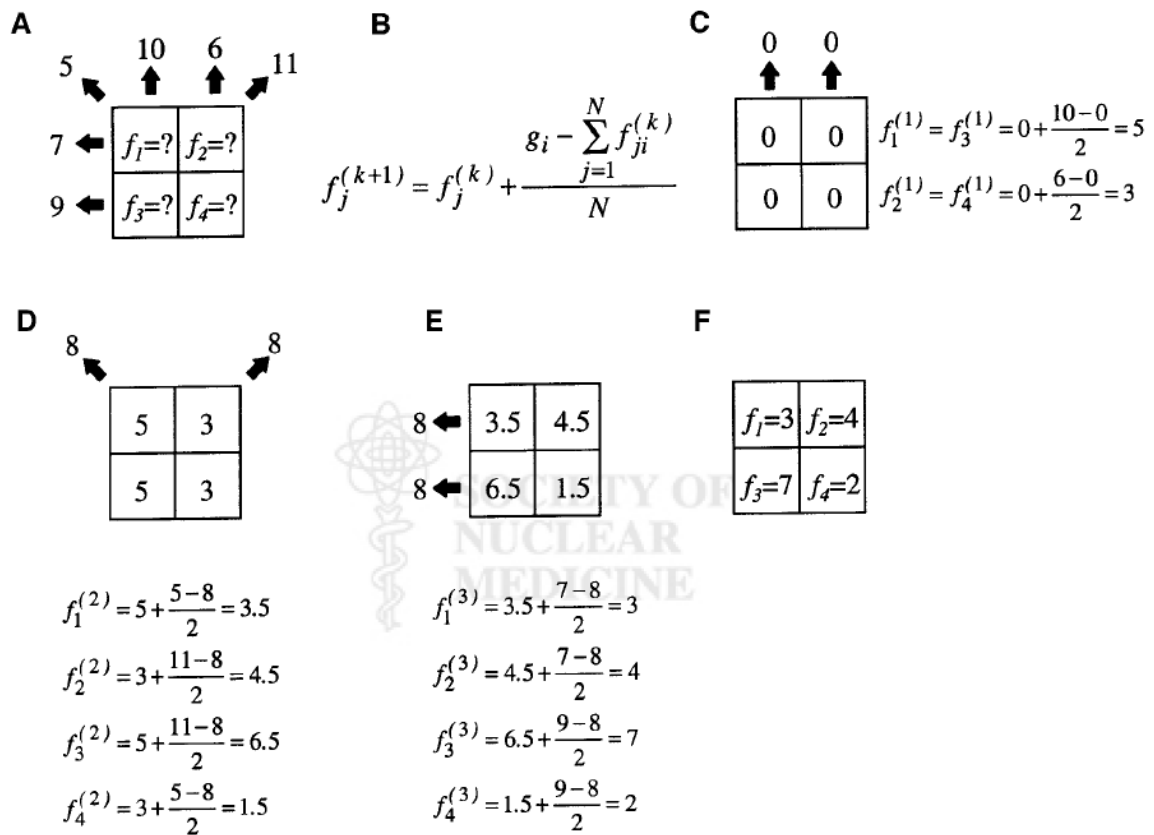


Figure 1.14: Principe de l'algorithme ART [PHI, 2002].

Cet algorithme est appliqué à une image de taille 2 x 2, où, (A) : le problème est de trouver les valeurs de 4 pixels donnant les projections de ces pixels. (B): représente la formule du calcul de l'ART: Différence entre les projections estimées et mesurées est calculé et divisé par le nombre de pixels dans la direction donnée. Le résultat est ajouté à l'estimation actuelle. (C) : représente la première étape du calcul: Le processus est initié par la création d'une première estimation, les projections initialisées à 0 dans le sens vertical, appliquer l'algorithme ART, mettre à jour les pixels, répéter ce processus pour la direction oblique (D) et horizontal (E) rayons. (F) : La solution est obtenue après une itération complète. Cependant, avec une des images de taille plus grande, plusieurs itérations sont nécessaires.

Ces méthodes sont plus difficiles à mettre en œuvre et plus lentes. Généralement, pour observer une amélioration par rapport à la technique de rétroprojection, il faut effectuer au moins 10 à 15 itérations.

Dans ce qui suit, le problème de la reconstruction tomographique est formulé selon la théorie probabiliste de Bayes où, on cherche l'image solution la plus probable compte tenu des projections dont on dispose.

### B. Méthode ART basée sur l'approche bayésienne

Le but de l'intégration de l'approches bayésienne est : (a) que les projections estimées doivent être très proches des projections mesurées. (b) que les images reconstruites ne devront pas être trop bruitées [ZOU, 2015]. C'est une approche intéressante car elle permet de prendre en compte simultanément les informations a priori sur les paramètres inconnus de l'image (une hypothèse) et sur les données qui sont des projections de l'image originale, à travers des quantités probabilistes : la loi *a priori* et la fonction de vraisemblance, puis de définir une distribution *a posteriori* sur l'image à reconstruire. Par conséquent, l'introduction d'une connaissance préalable en tant que contrainte, peuvent favoriser considérablement la convergence des algorithmes itératifs. Ce processus est appelé régularisation.

Nous considérons, le modèle linéaire avec un bruit blanc gaussien additif:

$$p = A f + n \quad (1.3)$$

Où  $p$ ,  $f$  et  $n$  sont respectivement : les projections de l'image réelle, l'image à reconstruire et le bruit,  $A$  est la matrice de projection. La solution complète pour un problème inverse est représentée par la distribution a posteriori, donnée par la formule de Bayes :

$$P(f/p) = \frac{p(f) p(p/f)}{p(p)} \propto p(f) p(p/f) \quad (1.4)$$

Où  $P(p/f)$  représente la probabilité de mesurer des projections  $p$  connaissant l'image origine  $f$  c'est à dire la vraisemblance des projections,  $p(p)$  est le facteur de normalisation qui est indépendant de l'inconnu  $f$  et  $p(f)$ . Pour l'estimation de  $f$ , le maximum a posteriori (MAP) a été utilisé :

$$\hat{f} = \operatorname{argmax}_f p(f/p) \quad (1.5)$$

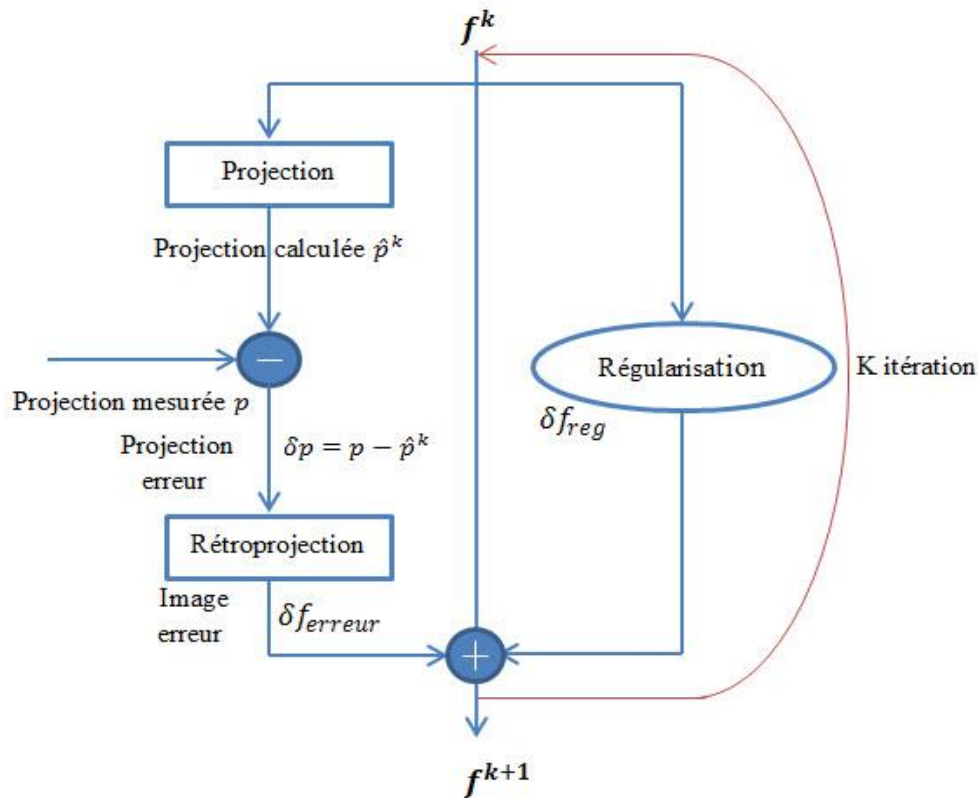
Ce qui implique la minimisation de l'anti « log-vraisemblance » a posteriori :

$$\hat{f} = \operatorname{argmin}_f \{ \|p - Af\|^2 + \lambda \|f\|^2 \} \quad (1.6)$$

La vraisemblance des projections est donnée par la loi du bruit  $n$ , qui est supposé gaussienne de Variance  $\sigma_n^2$  :

$$p(p/f) \propto \exp\left[-\frac{\|p-Af\|^2}{2\sigma_n^2}\right] \quad (1.7)$$

Le paramètre  $\lambda$  est nommé le paramètre de régularisation, où la nécessité de ce paramètre augmente avec l'augmentation du niveau du bruit  $\sigma_n^2$  dans les mesures. Les étapes essentielles de la reconstruction tomographique par l'approche Bayésienne sont illustrées dans la Figure 1.15.

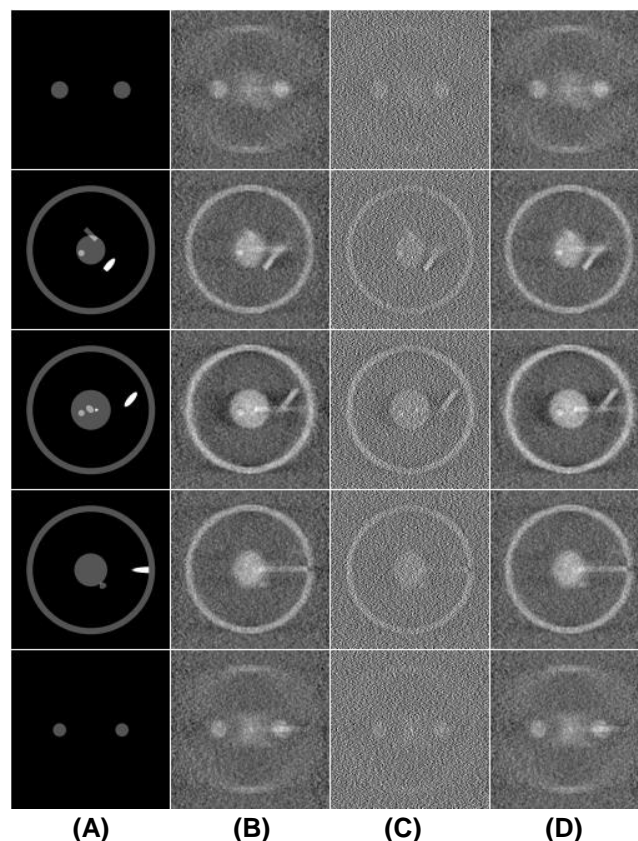


**Figure 1.15:** Schéma de fonctionnement de l'algorithme de reconstruction tomographique basé sur l'approche bayésienne.

### 1.5.1.3 Synthèse

Comme nous l'avons décrit précédemment, les méthodes analytiques de reconstruction d'images (la rétroprojection et la rétroprojection pondérée) sont des méthodes très sensibles au manque d'information. Non seulement le nombre fini des projections rend les approches analytiques incapables de reconstruire exactement l'image projetée, mais aussi le bruit. Concernant l'origine de ce bruit, on suppose que le filtre rampe utilisé pour la rétroprojection pondérée, amplifie les hautes fréquences

où se trouvent les informations de détails et, par conséquent, il amplifie le bruit qui se situe à ces fréquences. De ce fait, l'image obtenue n'est pas la solution mathématique exacte des projections, mais seulement une approximation de ces projections, surtout si l'objet est complexe. Plus récemment, des méthodes itératives dans l'espace réel sont utilisées dans la tomographie électronique, ces méthodes sont plus robustes au manque d'information que les méthodes de rétroprojection et offrent la possibilité d'intégrer la régularité a priori dans l'image reconstruite. Cependant, ces méthodes n'ont pu être envisagées que récemment (grâce à l'avancée de l'informatique) à cause de son besoin d'un temps de calcul important. La Figure 1.16 représente les reconstructions d'un objet fantôme à partir de ses projections (Angles:  $-50^\circ$  à  $+50^\circ$ , tous les  $1^\circ$ , axe de tilt vertical) en utilisant l'algorithme de rétroprojection pondérée (Weighted back projection WBP), l'algorithme ART avec dix itérations et un coefficient de relaxation égal à 0.01 et l'algorithme SIRT en appliquant dix itérations et un coefficient de relaxation égale à 1.



**Figure 1.16:** Comparaison des différents algorithmes de reconstruction à partir de différents objets fantômes : (A) Objets originaux, (B) Reconstructions avec l'algorithme ART, (C) Reconstructions avec l'algorithme WBP, (D) Reconstructions avec l'algorithme SIRT [MES, 2007].

Parmi les méthodes de reconstruction tomographique décrites la reconstruction en utilisant l'approche bayésienne. Cette méthode a été développée dans l'optique d'optimiser la qualité de l'objet reconstruit (moins bruité). Dans [ERS, 2010], on montre que la méthode bayésienne fournit la meilleure qualité d'image, d'après les images reconstruites obtenues et qui sont considérablement améliorées.

## 1.6 CONCLUSION

Ils existent différents modes d'acquisition dans la microscopie électronique à transmission. Néanmoins, suite aux particularités du matériel biologique, indépendamment du mode il y a des questions qui nécessitent d'être résolues pour améliorer la qualité des observations. Dans ce chapitre, nous avons passé en revue certaines de ces problématiques (1.4.1 et 1.4.2) et elles amènent finalement à une question fondamentale: comment augmenter le rapport signal à bruit des images sans perdre le contraste, ni de l'information. Ceci fera l'objet du chapitre suivant.

Les différentes méthodes de reconstruction pour la tomographie ont en commun le besoin d'avoir des images bien alignées avec la détermination précise de l'axe de tilt. Ceci peut devenir difficile quand des données initiales ont un faible *SNR*.



## **Chapitre 2**

### **Domaines de Transformées**

#### **Résumé**

Dans ce chapitre, nous exposerons les différentes représentations et décompositions multi-échelles. Nous mettrons l'accent sur les limitations de la transformée en ondelettes. Nous exposerons ensuite, les nouvelles représentations directionnelles. Une étude Comparative des différentes représentations sera établie à la fin de ce chapitre, justifiant l'intérêt de notre choix.

## 2.1 INTRODUCTION

La représentation efficace de l'information visuelle est au cœur de nombreuses tâches en traitement d'images; les problèmes inverses, l'extraction de caractéristiques, le débruitage sont concernés. Dans le système visuel humain, il est bien connu que les champs réceptifs du cortex visuel sont localisés, orientés, et passe-bande [HUB, 1962] ce qui les rendent très efficaces à représenter l'information visuelle. D'autres études de neurophysiologie montrent l'existence de neurones qui répondent à certaines formes de géométrie. Le système visuel humain est ainsi conçu (adapté) de manière à capturer les informations essentielles d'une scène naturelle à travers un faible nombre de cellules visuelles actives (neurones excités). Inspirés par ce système visuel humain, un des soucis majeurs des chercheurs, était donc de trouver une représentation efficace de l'information visuelle par un nombre restreint d'échantillons.

En effet, l'efficacité d'une représentation réside dans la capacité de capturer l'information utile sur un objet d'intérêt à partir d'une description compacte et précise. Une telle description doit être générée par des transformations structurelles et des algorithmes rapides [MIN, 2001]. En d'autres termes, pour qu'une représentation d'images soit efficace, elle doit être basée sur une expansion locale, directionnelle, et multirésolution [VET, 2005].

Nous présenterons dans ce chapitre les motivations de notre choix du débruitage des images dans le domaine des transformées directionnelles. Cette présentation s'articulera autour de 5 parties. La première de ces parties (2.2), qui vient après l'introduction, a essentiellement pour objectif de présenter pourquoi nous avons fait le choix de travailler avec les représentations spatio-temporelles. La deuxième partie (2.3) nous servira elle à introduire la notion des ondelettes et la représentation multi-échelle qui se trouvent également au cœur de nos travaux. Cette partie illustrera les limitations des ondelettes classiques et pourquoi nous présenterons dans la partie 2.4, certaines nouvelles approches proéminentes pour y remédier. Ceci nous amènera, dans la partie 2.5, à les situer les unes par rapport aux autres en présentant leurs principaux avantages et inconvénients. Cet état de l'art est loin d'être exhaustif. Nous terminerons dans la partie 2.6 par une conclusion.

## 2.2 MOTIVATIONS POUR DE NOUVELLES TRANSFORMEES

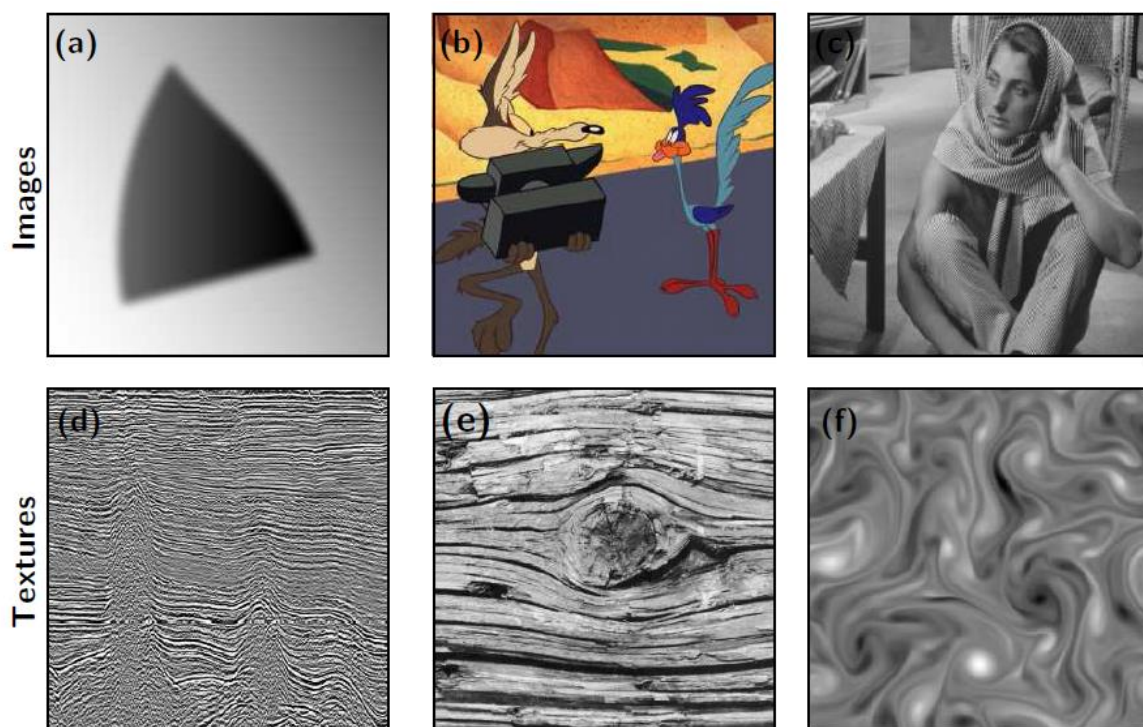
La représentation ou le traitement bas niveau de l'image peut se faire aussi bien dans le domaine spatial que dans un domaine de transformé. En fait, la quête de représentations optimales pour le traitement et l'analyse d'images est confrontée à la variété de contenu des données bidimensionnelles (images, maillages). De nombreux travaux se sont attelés aux méthodes opérant dans le domaine fréquentiel ou bien dans le domaine spatio-fréquentiel et aux tâches de séparation de zones régulières, de contours, de textures géométriques, de bruits, à la recherche d'un compromis entre complexité et efficacité de représentation. On peut donc se demander si les géométries des structures spatiales d'une image (contours et textures), des mouvements spatio-temporels d'une vidéo ou des mouvements du plan temps-fréquence peuvent être représentées avec les mêmes outils mathématiques. Pour la physique et les mathématiques, comprendre comment représenter les structures géométriques complexes dans une image est parmi les problèmes qui a une portée scientifique très large et qui a besoin d'une solution pour améliorer l'état de l'art du traitement d'images. En effet, un regard naïf sur les images peut laisser penser que la géométrie se réduit aux contours d'objets distincts comme dans le monde de la bande-dessinée. De tels contours existent mais constituent une faible partie des «structures géométriques» des images. Dans une image réelle, les textures ont souvent une géométrie beaucoup plus complexe [STE, 2006].

La Figure 2.1 représente des exemples d'images géométriques de complexité différentes en fonction de la nature de l'information. Une scène photographiée est composée d'objets se cachant les uns les autres et projetant des ombres. Le principe d'occlusion crée des contours et des jonctions, de plus la diffraction de la lumière a tendance à lisser ces courbes. Ce type de phénomènes justifie en partie le modèle de dessin animé représenté à l'image 2.1 (b). De nombreux phénomènes naturels créent des textures géométriques, comme par exemple des écoulements turbulents (image 2.1 (f)) ou bien des croissances régulières (images 2.1 (e)). Enfin les constructions humaines possèdent souvent des structures périodiques et symétriques, comme par exemple les stries et damiers des habits dans l'image 2.1 (c). La compréhension de la géométrie des images constitue le point bloquant dans nombre d'applications. Le besoin alors de disposer d'outils permettant les représentations de la structure géométrique d'une image se fait ainsi sentir. La transformée en ondelettes largement

exploitée dans diverses applications, et même récemment intégrée dans le standard de codage d'images JPEG2000, constitue un exemple typique pour ces représentations.

Cependant, les ondelettes et les autres décompositions multi-échelles classiques semblent former une catégorie restreinte et limitée des possibilités de représentations multi-échelles de signaux multidimensionnels. Des travaux récents montrent qu'il est possible de définir des cadres théoriques de représentations multi-échelles plus vastes donnant naissance à de nouvelles transformées plus intéressantes et plus adaptées à l'extraction de structures géométriques lisses et continues telles que les contours d'objets [CAN, 2002]. C'est le cas de la nouvelle famille des transformées multi-échelles dites les transformées en X-lets géométriques, comme les transformées en Curvelets, en Contourlettes, en Bandlettes et en Ridgelettes. Ces transformées ont la particularité d'intégrer la notion de directionnalité et de rechercher des objets de manière optimale comme sera expliqué dans la section 2.4.

Il convient, avant de dresser l'état de l'art sur les nouvelles transformées, de détailler la transformée en Ondelettes.



**Figure 2.1:** Exemples d'images à géométrie variable. (a) image géométrique simple. (b) bande dessinée. (c) image naturelle. (d) couches sismiques. (e) nervures du bois. (f) fluide turbulent.

## 2.3 REPRESENTATION DANS DES BASES D'ONDELETTES

### 2.3.1 Etat de l'Art

La théorie des ondelettes est un des domaines les plus modernes de mathématiques. Le développement des ondelettes peut être lié à plusieurs travaux dans différents domaines, commençant par la première ondelette introduite par Alfred Haar en 1909 pour représenter des signaux monodimensionnels. En 1946, Denis Gabor, a présenté les fonctions de Gabor, qui sont des fonctions utilisées pour l'analyse, une famille de fonctions construit à partir des translations et des modulations d'une fonction génératrice. George Zweig, ancien physicien des particules et qui se tourna par la suite vers la neurobiologie et étudia la transduction de signaux du son en impulsions nerveuses dans la cochlée de l'oreille humaine. En 1975, il découvrit la transformée en ondelettes continue. En 1982, Grossmann et Morlet ont donné la formulation de la transformée en ondelettes continue. Yves Meyer a senti l'importance de cet outil mathématique fondamentale et a développé cette théorie avec des collaborateurs comme: Ingrid Daubechies (qui a introduit les ondelettes orthogonales à support compact [DAU, 1988]) et Stéphane Mallat qui a considérablement contribué au développement de la théorie des ondelettes. Il a ainsi introduit l'algorithme rapide de décomposition, reconstruction par ondelettes. Cet algorithme, associe les ondelettes à l'analyse multirésolution; il est récursif et se base essentiellement sur: (a) le filtrage du signal avec un filtre passe-bas ou un filtre passe-haut et (b) sous-échantillonnage, *i.e* réduction du nombre d'échantillons du signal. Une présentation complète sur l'approximation en ondelettes est donnée par Daubechies [DAU, 1992], Mallat [MAL, 1999], Meyer [MEY, 1990] et Vetterli [VET, 1984]. Les ouvrages de Daubechies [DAU, 1992], Mallat [MAL, 1999], Meyer [MEY, 1990] constituent des références sur l'approximation en ondelettes.

### 2.3.2 Bases d'Ondelettes 1D

La décomposition d'une fonction dans une base orthonormale permet de définir des représentations creuses avec un simple seuillage. En particulier, les bases orthonormées d'ondelettes définissent des approximations optimales de certaines classes de fonctions régulières par morceaux. L'idée est de pouvoir faire varier les largeurs en temps et en fréquences d'une fonction en la translatant le long du signal

comme dans la transformée de Fourier à fenêtre glissante (Short Time Fourier Transform STFT).

Etant donné un signal  $f$ , il peut être représenté par une combinaison linéaire de signaux élémentaires  $\{\psi_n\}_{n=1}^{\infty}$  appelés ondelettes:

$$f = \sum_{n=1}^{\infty} C_n \psi_n \quad (2.1)$$

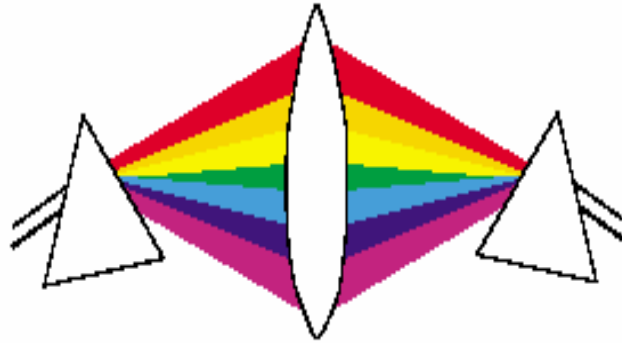
Ce concept peut être ramené au concept du prisme comme c'est montré dans la Figure 2.2. Supposons qu'un rayon d'une source de lumière blanche est décomposé par un prisme en plusieurs composantes couleurs. Le prisme est un dispositif physique qui permet de séparer la lumière en plusieurs composantes couleurs, chacune dépendant de sa longueur d'onde (ou fréquence). En mélangeant correctement ces composantes couleurs, le rayon original de lumière blanche peut être reproduit de l'autre côté. Dans cette expérience, sept couleurs primaires ont constitué une base pour représenter le rayon de lumière blanche; de la même manière, les ondelettes constituent des bases pour représenter les signaux. Ainsi, la transformée en ondelettes peut être vue comme un «prisme mathématique» qui décompose une fonction en plusieurs composantes. Une telle décomposition est très utile puisqu'elle nous permet de traiter chaque composante indépendamment, dans le même esprit que la stratégie de «diviser et conquérir» [MIN, 2001].

Une base d'ondelettes  $B$  de  $L^2([0, 1])$  est obtenue en dilatant et translatant une fonction  $\psi$ .

$$B \stackrel{\text{def}}{=} \{\psi_{jn} \mid j \leq 0, n = 0 \dots 2^{-j} - 1\} \text{ avec } \psi_{jn}(x) \stackrel{\text{def}}{=} 2^{-j/2} \psi(2^{-j}x - n) \quad (2.2)$$

Les ondelettes sont des fonctions oscillantes qui ont des moments nuls. Une ondelette a  $p$  moments nuls si elle est orthogonale aux polynômes de degré  $p - 1$

$$\forall k \leq p - 1, \quad \int_0^1 \psi(x) x^k dx = 0 \quad (2.3)$$



**Figure 2.2:** La lumière blanche est le résultat d'un mélange de couleurs primaires. Cela a été découvert par Newton en 1672 [NEW, 1672].

La transformée en ondelette du signal  $f$  s'écrit donc comme une décomposition en fonction de  $\psi_{jn}$  de  $f$  :

$$Wf(j, n) = \langle f, \psi_{jn} \rangle \quad (2.4)$$

Tel que  $\langle \cdot, \cdot \rangle$ , est le produit scalaire.

En effet dans la base  $B$ , la meilleure approximation de la fonction  $f$  à partir de  $M$  coefficients s'obtient en sélectionnant les  $M$  plus grands coefficients au dessus d'un seuil  $T$ :

$$\begin{aligned} f_{rec} &\stackrel{\text{def}}{=} \sum_{|\langle f, \psi_{jn} \rangle| > T} \langle f, \psi_{jn} \rangle \psi_{jn} \\ \text{avec } M &\stackrel{\text{def}}{=} \text{Card}\{(j, n) \mid |\langle f, \psi_{jn} \rangle| > T\}, \end{aligned} \quad (2.5)$$

Tel que  $f_{rec}$  est la fonction reconstruite.

L'erreur d'approximation est alors:

$$\|f - f_{rec}\|^2 = \sum_{|\langle f, \psi_{jn} \rangle| \leq T} |\langle f, \psi_{jn} \rangle|^2, \quad (2.6)$$

un modèle de signaux définit un ensemble  $\Theta$  tel que  $f \in \Theta$ . Optimiser la représentation revient alors à maximiser la vitesse de décroissance de l'erreur  $\|f - f_{rec}\|^2$  lorsque  $M$  augmente, pour tout  $f \in \Theta$ .

Si une base  $B$  permet d'obtenir des approximations optimales sur  $\Theta$ , on peut alors montrer qu'un algorithme de débruitage par seuillage des coefficients dans cette base est aussi optimal sur  $\Theta$ . Le problème d'approximation est donc au cœur des problèmes de débruitage et de restauration.

Ainsi, en 1D, la base d'ondelettes fournit une représentation adaptative optimale des fonctions ayant un nombre fini de discontinuités.

### 2.3.3 Bases d'Ondelettes 2D

Les bases d'ondelettes de  $L^2([0, 1]^2)$  sont obtenues par translations et dilatations de trois ondelettes élémentaires  $\{\psi^H, \psi^V, \psi^D\}$  qui oscillent dans les directions horizontale, verticale, et diagonale. Ces ondelettes bidimensionnelles s'obtiennent par un produit séparable d'ondelettes monodimensionnelles. La Figure 2.3 montre un exemple d'ondelettes 2D.

Une base orthonormée d'ondelettes  $L^2([0, 1]^2)$  s'écrit

$$B = \{\psi_{jn}^k(x_1, x_2) = 2^{-j} \psi^k(2^{-j}x_1 - n_1, 2^{-j}x_2 - n_2)\}_{j < 0, 2^n, n \in [0, 1]^2}^{k=H,V,D} \quad (2.7)$$

Sur cette base, les ondelettes sont utilisées de manière séparable sur les axes horizontal et vertical pour des raisons de simplicité et d'efficacité. La transformée en ondelettes bidimensionnelle résulte en effet du produit tensoriel de deux transformées en ondelettes unidimensionnelles appliquées suivant les lignes et les colonnes de l'image. Ces ondelettes bidimensionnelles séparables ont prouvé leur capacité à détecter les singularités horizontales, verticales, ou ponctuelles (assimilées à des singularités diagonales). La Figure 2.3 montre un exemple d'ondelettes 2D séparables, l'ondelette 1D mère est la dérivée première d'une Gaussienne. La Figure 2.4 illustre une décomposition par ondelettes à deux niveaux de résolution, l'ondelette mère étant de la famille Daubechies "db1". La Figure 2.5 montre une application des bases d'ondelettes au débruitage 2D, qui fait l'objet de notre travail. La Figure 2.5 est dégradée par l'addition d'un bruit blanc Gaussien d'écart type  $\sigma = 10$ . La Figure 2.6 montre les coefficients en ondelettes de l'image bruitée. Ces coefficients sont seuillés de façon à ce que les coefficients gardés dans l'image Barbara correspondent à des structures du signal par opposition au bruit, avec un seuil  $T$ .

L'image restaurée (Figure 2.5) s'obtient par transformée en ondelettes inverse sur les coefficients seuillés. Rien que par la qualité visuelle, on constate que le bruit a disparu dans les zones homogènes et les singularités sont beaucoup mieux restaurées car les coefficients d'ondelettes ont été préservés par le seuillage.



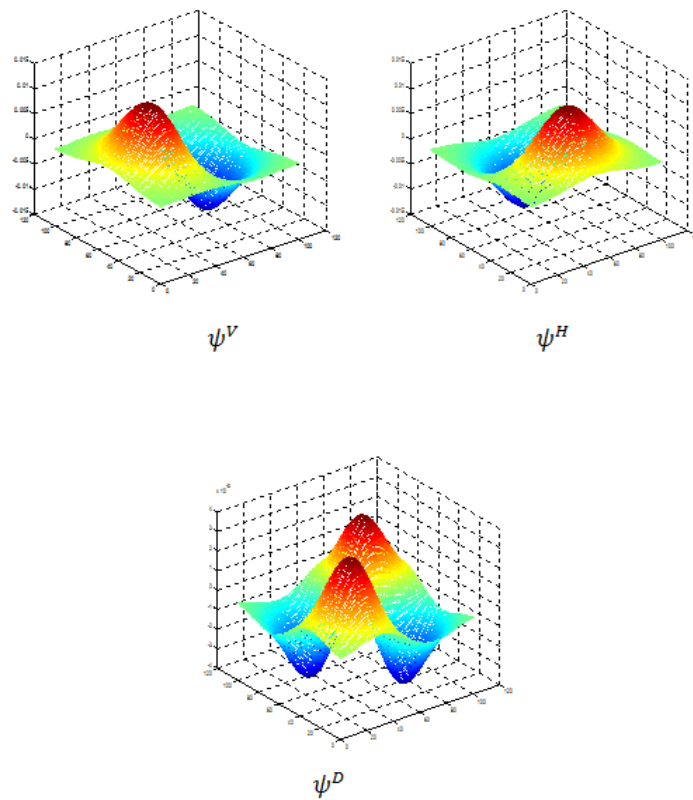


Figure 2.3 : Exemple d'un triplet de fonctions ondelettes 2D.

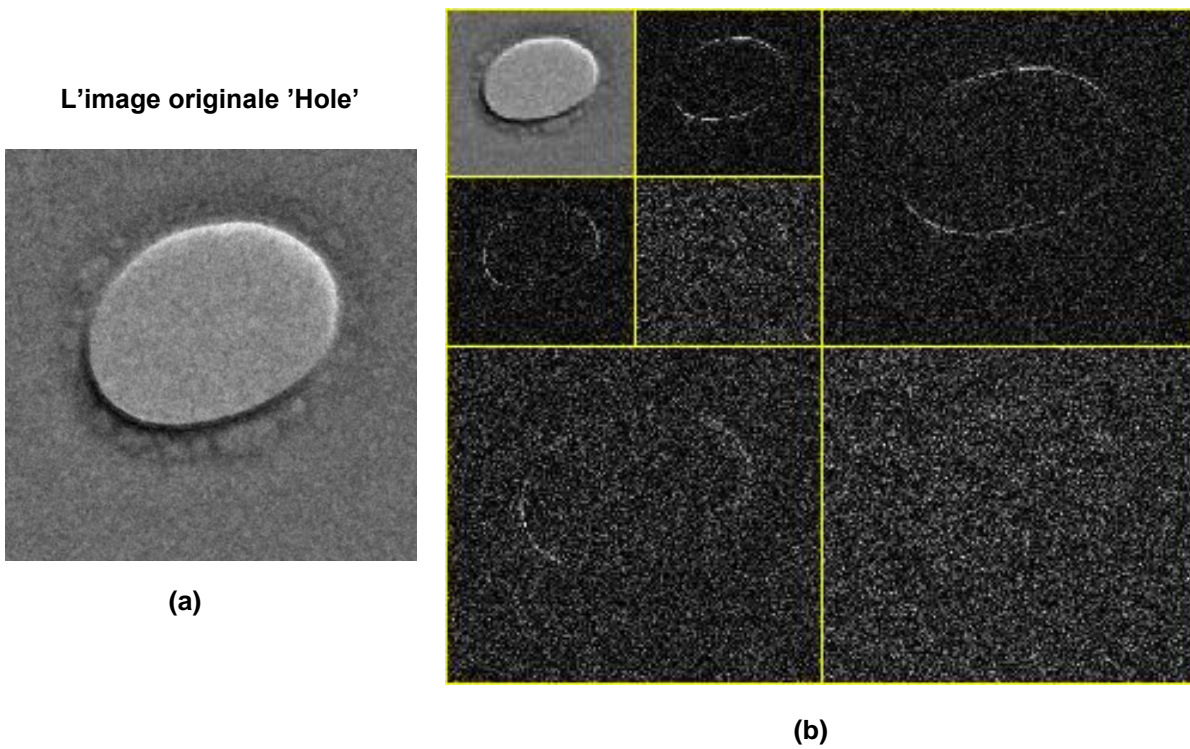
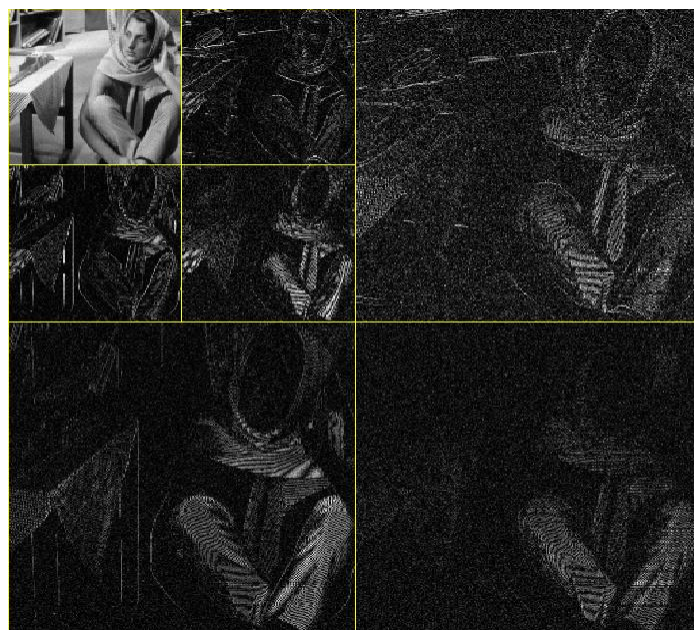


Figure 2.4: L'image de coefficients TOD 2-D pour deux niveaux de décomposition : (a) Image test EM 'Hole', (b) décomposition par Transformée en Ondelettes.



**Figure 2.5 :** L'image Barbara est dégradée par l'addition d'un bruit blanc Gaussien et débruitée dans le domaine des ondelettes.



**Figure 2.6** L'image de coefficients TOD 2-D pour deux niveaux de décomposition.

### 2.3.4 Succès et Echecs des Bases d'Ondelettes

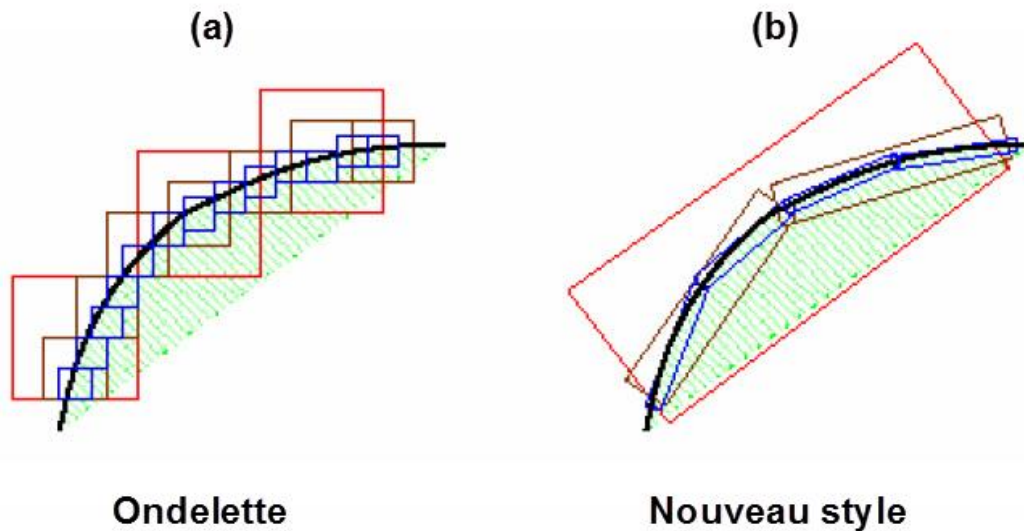
La base d'ondelettes est un outil efficace pour analyser les signaux monodimensionnels 1D ayant des singularités ponctuelles, du fait que les ondelettes sont des fonctions oscillantes (avec un nombre élevé de moments nuls) et à support compact. Grâce au principe de la multirésolution, la transformée en ondelettes offre des informations précises à la fois en espace et en fréquence sur l'image ce qui permet l'analyse de la texture à différentes échelles. La théorie des ondelettes est basée sur l'application d'une paire de filtres passe-bas et passe-haut (banc de filtres dyadique) permettant d'obtenir respectivement, les sous images d'approximation, de détails horizontaux, verticaux et diagonaux. L'itération de ces bancs de filtres, permet l'analyse multirésolution du signal considéré à différentes échelles. En effet, la construction des espaces multirésolution montre que la simplicité de la transformée en ondelettes et l'existence d'un algorithme rapide vient du fait que cette transformée est factorisable en un produit d'opérateurs orthogonaux élémentaires [MAL, 1989]. Numériquement, ces opérateurs se calculent par une convolution discrète avec des filtres « miroirs en quadratures », qui sont dilatés par l'insertion de zéros. La cascade de ces filtrages orthogonaux met en œuvre l'algorithme rapide de la transformée en ondelettes orthogonales, qui nécessite  $O(N)$  opérations pour un signal de taille  $N$  [MAL, 1989]. Les bases d'ondelettes orthogonales sont capables de résoudre un problème essentiellement 1D, celui de l'analyse des singularités ponctuelles. En 2D, le débruitage par seuillage dans une base d'ondelettes, introduit par Donoho et Johnstone [DON, 1994], utilise la capacité des ondelettes à représenter de façon compacte une image, et ainsi à bien séparer le signal du bruit. Cependant, en 2D, le problème devient beaucoup plus complexe, à cause de la présence de singularités curvilignes. Les ondelettes classiques ne sont pas capables de représenter de telles singularités de façon efficace à cause de leur support carré. Les ondelettes 2D séparables sont conçues uniquement pour représenter les singularités horizontales, verticales, ou diagonales et ne peuvent pas détecter les connections entre les points voisins du contour. Par voie de conséquence, l'analyse de contours ou d'autres points d'intérêt qui ne sont pas parfaitement horizontaux, verticaux ou diagonaux conduit à une représentation sous-optimale de l'information. De ce fait, les ondelettes détectent des points de contour isolés plutôt que le contour lui-même.

### 2.3.5 Solution

Comme nous l'avons déjà évoqué, le problème de la limitation de directionnalité, rend les ondelettes 2D séparables incapables de représenter les contours réguliers dans l'image avec précision. Ces remarques sont à la base d'élaborer d'autres transformées permettant de remédier à ces limitations. En fait, depuis quelques années, de nouvelles transformées multi-échelles dites les X-lets géométriques ont été développées comme les curvelets, contourlettes et bandlets qui intègrent la notion de directionnalité et qui permettent de rechercher des objets de manière optimale dont l'efficacité en traitement d'image reste encore à confirmer. Ces nouvelles transformées ont plutôt tendance à privilégier les représentations d'images exhibant une sensibilité directionnelle au spectre fréquentiel. Cette caractéristique tant désirée trouve sa justification dans les aspects orientationnels du système de perception visuelle humain. Ces représentations directionnelles sont souvent exploitées pour détecter, extraire, et restaurer des primitives pertinentes de l'image.

Pour mieux comprendre les améliorations apportées à la transformée en ondelettes 2D séparables pour présenter les images avec des contours réguliers, nous rapportons ici l'exemple cité dans le papier de Do et Vetterli [VET, 2005]. Imaginons par exemple qu'il y a deux peintres voulant peindre une scène naturelle, l'un utilise le style-ondelettes et l'autre utilise un nouveau style, celui des X-lets. Les deux peintres suivent la stratégie grosse échelle vers échelle fine (coarse-to-fine) dans l'optique d'augmenter la résolution. L'efficacité dans ce cas, est mesurée par la rapidité c'est-à-dire reproduire fidèlement la scène avec seulement quelques coups de pinceau. Comme représenté sur la Figure 2.7 (a), le premier peintre celui de style-ondelettes s'est retrouvé limité en utilisant des coups de pinceau carrés des différentes tailles le long du contour correspondant à la structure multirésolution des ondelettes.

Plus la résolution devient plus fine, plus le peintre a besoin de nombreux points fins pour capturer le contour, ce qui montre très clairement pourquoi les ondelettes sont limitées à représenter les singularités horizontales, verticales, ou diagonales et non pas la détection des connections entre les points voisins du contour. En revanche, Le deuxième peintre utilise des coups de pinceau de différentes formes allongées et dans différentes directions suivant le contour.



**Figure 2.7:** Les ondelettes versus la nouvelle méthode, illustrant le raffinement successif par deux styles au voisinage d'un contour lisse. [VET, 2005]

Cette méthode lui permet d'exploiter la régularité des contours d'une façon plus efficace que les ondelettes. Cette intuition se trouve dans la construction des Curvelet qui ont été formalisées par Candès et Donoho [CAN, 2000] [CAN, 2004].

Inspirés par cet exemple, les études relatives au système visuel humain et les statistiques des images naturelles, Minh Do et Martin Vetterli [VET, 2005] ont établi une «liste de souhaits» pour de nouvelles représentations d'image :

- **Multirésolution.** La représentation doit permettre aux images d'être approximées successivement, de la résolution grossière à la résolution fine.
- **Localisation.** Les éléments de base de la représentation doivent être localisés à la fois en espace et en fréquence.
- **Echantillonnage critique (*Criticalsampling*).** Garantit la compacité en un nombre minimal d'échantillons de représentation.
- **Directionnalité.** La représentation doit contenir des éléments de base orientés selon une grande variété de directions, beaucoup plus que les trois directions offertes par les ondelettes séparables.
- **Anisotropie.** Pour capturer les contours lisses dans les images, la représentation doit contenir des éléments de base possédant une variété de formes allongées.

Notons que les trois premières caractéristiques de cette liste sont vérifiées par les ondelettes 2D séparables avec succès. Cependant, pour atteindre les deux dernières

caractéristiques, il faut envisager de nouvelles représentations. Cette remarque est à la base du développement des transformées dites X-lets. En plus des caractéristiques de la localisation et la multirésolution des ondelettes, ces nouvelles transformées sont adaptées aux structures géométriques lisses et continues telles que les contours d'objets dans les images. Ces transformées contiennent des fonctions de bases aux supports allongés.

Dans ce qui suit, nous dresserons un état de l'art de ces solutions, nécessairement incomplet tant la littérature est fournie, mais nous essaierons de nous restreindre à des méthodes récentes et robustes. Plus précisément, nous détaillerons la transformée qui a constitué l'originalité des algorithmes de débruitage développés dans ce travail de thèse, à savoir la transformée en contourlette et sa variante.

## **2.4 ETAT DE L'ART DE NOUVELLES TRANSFORMEES (REPRESENTATION D'IMAGES AU DELA DES ONDELETTES)**

Les transformées en Ondelettes et les autres décompositions multirésolutions classiques (pyramides laplaciennes par exemple) ont une capacité limitée dans la représentation de l'information directionnelle de l'image, ce qui engendre une faiblesse à la détection des contours lisses. Cette limitation provient du nombre restreint d'orientations capturées par les filtres ondelettes lors de la décomposition. En ce sens, de nouvelles transformées ont été développées pour être plus adaptées à l'extraction de structures géométriques lisses et continues telles que les contours d'objets [PEY, 2005]. Ceux sont des décompositions multi-échelles qui opèrent selon une multitude d'orientations fréquentielles issues d'une décomposition non standard de l'espace des fréquences des images et qui offrent un bon compromis entre la représentation éparsée de traits caractéristiques et la qualité des images reconstruites. On peut abusivement classer ces nouvelles représentations, en deux catégories: les transformées géométriques et les autres représentations qui s'attachent plus à l'amélioration d'un défaut particulier.

### **2.4.1 Transformées Géométriques**

Sous cette classe, on distingue encore une fois deux grandes approches: l'approche non-adaptative et l'approche adaptative. Les transformées géométriques non adaptatives utilisent des bases de fonctions fixes mais vont chercher à corriger l'aspect isotrope des transformées en ondelettes classiques. C'est dans cette famille que se

trouve l'un des outils que nous avons utilisé en débruitage: la transformée en Contourlettes introduite par Minh Do et Martin Vetterli [VET, 2005]. Pour plus de clarté dans l'exposé, cette transformée sera détaillée dans une section séparée.

On trouve également les travaux de Emmanuel Candès et Dave Donoho sur la transformée en Ridgelets [CAN, 1999] dans un premier temps et sur la transformée en Curvelets [CAN, 2000] dans un second temps. Dans le cas des transformées géométriques adaptatives, on cherche à définir une base dont les fonctions sont choisies au mieux pour s'adapter à une image donnée. Pour cela, une étape préalable d'estimation de la géométrie de l'image est nécessaire avant de procéder à la décomposition. Dans cette famille on trouve par exemple la transformée en Bandelettes [STE, 2006] dans laquelle les bases sont obtenues par déformation d'une base d'ondelettes selon le flux géométrique local.

### 2.4.1.1 Transformée en Bandelettes

La transformée en bandelettes de première génération a été proposée par Le Pennec [PEN, 2002]. Cette transformée exploite un processus de détection de contours effectué sur l'image afin de déformer l'ensemble des fonctions d'analyse et de synthèse associées à la transformée, ceci pour les adapter aux contours détectés. Cette transformée est essentiellement définie dans le domaine continu. La construction des bandelettes de seconde génération a été raffinée par Mallat et Peyré [PEY, 2005] pour obtenir des bases orthonormées adaptées aux fonctions géométriquement régulières. Ces bases de bandelettes de seconde génération sont définies à partir d'une représentation en ondelettes en ajoutant une étape de transformation géométrique sur les coefficients en ondelettes eux-mêmes. De ce fait, une base de bandelettes peut être vue comme étant une base d'ondelettes adaptative, déformée selon la direction sélectionnée localement. La construction de cette base s'effectue sur un domaine  $B$  où la fonction  $f$  considérée est un modèle d'horizon, comme c'est illustré dans la Figure 2.8. La bande  $B$  contient une unique courbe de singularité, que l'on peut approcher par une courbe paramétrée (par exemple horizontalement) par  $x_2 = \gamma(x_1)$ . L'opérateur de déformation

$$\forall x \in B, \quad \omega(x) = (x_1, x_2 - \gamma(x_1)) \quad (2.8)$$

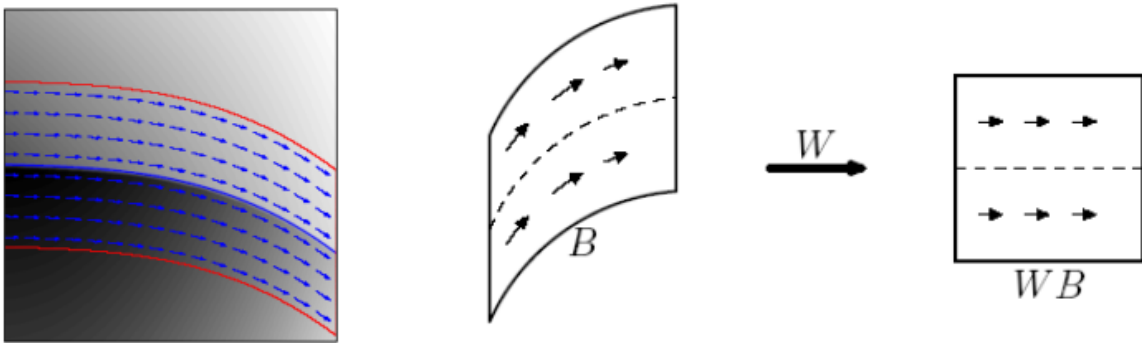
permet de définir le domaine déformé  $WB \stackrel{\text{def}}{=} \omega(B)$ , ainsi que la fonction warpée

$$Wf(x) = f(\omega^{-1}(x)) \quad (2.9)$$

A partir d'une fonction d'ondelettes 1D  $\psi$  associée à une fonction d'échelle  $\phi$ , une base d'ondelettes déformées de  $L^2(B)$  est définie comme suit:

$$\{\psi_{jn}^k(\omega(x)) \mid j \leq j_{WB}, \quad n \in I_{WB} \text{ et } k \in \{V, H, D\}\}, \quad (2.10)$$

Où  $2^{j_{WB}}$  est la taille du carré  $WB$  et  $I_{WB}$  est un ensemble d'indices de positions.



**Figure 2.8:** Exemple de modèle d'horizon et déformation du domaine selon un flot géométrique.

Les ondelettes horizontales de cette base  $\psi_{jn}^H$  sont remplacées par de nouvelles fonctions anisotropes définies par:

$$\forall j_1, j_2 \leq j_{WB}, \quad \psi_{j_1 j_2 n}^H(\omega(x)) \stackrel{\text{def}}{=} \psi_{j_1 n_1}(x_1) \psi_{j_2 n_2}(x_2 - \gamma(x_1)) \quad (2.11)$$

On obtient ainsi la base orthonormée de bandelettes de  $L^2(WB)$ .

La géométrie des bases de bandelettes est calculée de telle façon à optimiser le résultat de l'application visée, telle que la suppression du bruit qui constitue la problématique de cette thèse.

### 2.4.1.2 Transformée de Radon

La transformée de Radon est une transformée qui est étroitement liée à la reconstruction tomographique. En effet, le problème en tomographie est de déterminer la structure interne de l'objet sans le détruire. Généralement, pour explorer l'intimité de la matière (l'objet en question), nous devons développer une instrumentation dédiée utilisant des rayonnements pénétrants comme les rayonnements X ou gamma, ou



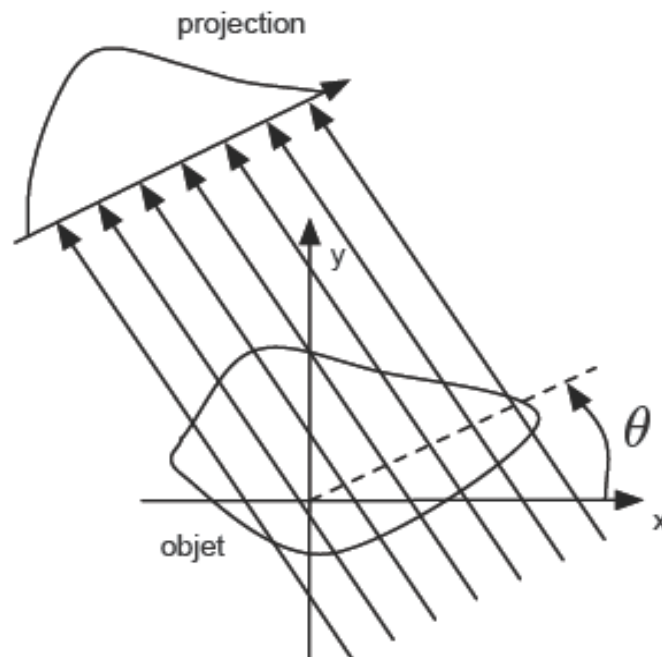
certaines ondes électromagnétiques ou acoustiques afin de nous donner un profil. L'ensemble de ces profils est appelé transformée de Radon (TR) de l'objet en question, développée pour la première fois par Johann Radon 1917[RAD, 1917]. En d'autres termes, cette transformée consiste à projeter l'image sur un certain nombre d'orientations en intégrant l'image le long de la direction orthogonale à la projection, comme c'est illustré dans la Figure 2.9, puis à réaliser la transformée de Fourier de ces projections.

La transformée de Radon d'un objet  $f$  2D, notée  $R_\theta f$  est définie par la relation suivante

$$[R_\theta f](t) = p_\theta(t) \quad (2.12)$$

$R$  désigne l'opérateur de la transformée de Radon.

$$p_\theta(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) dr = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t \cos \theta - r \sin \theta, t \sin \theta + r \cos \theta) dr \quad (2.13)$$



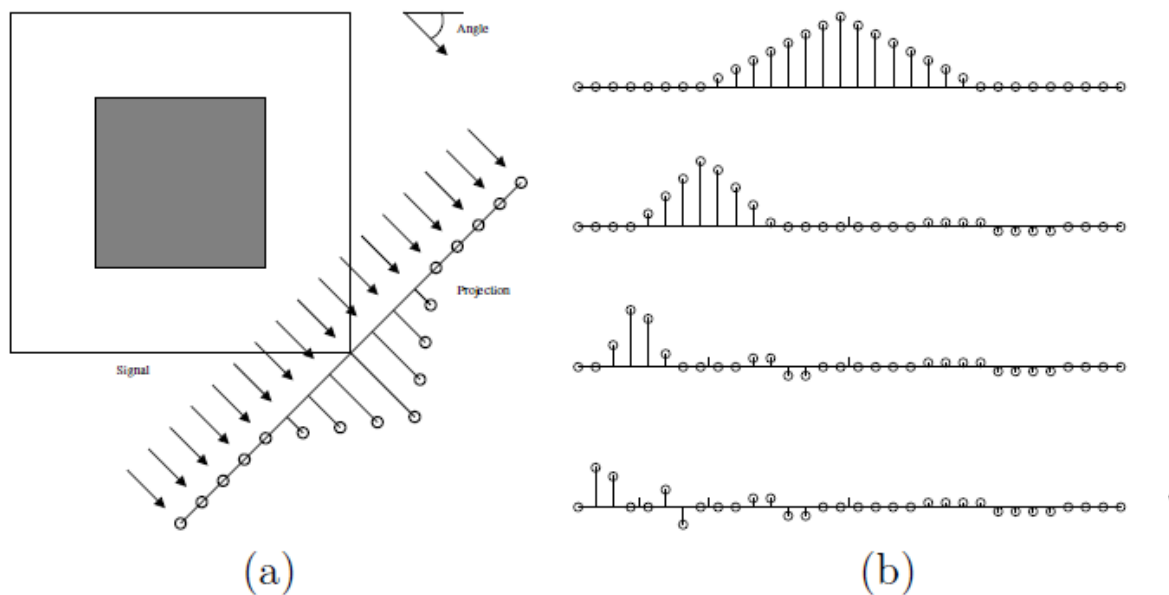
**Figure 2.9:** Projection tomographique selon un angle  $\theta$ .

Pour une étude approfondie de la transformée de Radon, on pourra se reporter à [DEA, 1983]. La propriété la plus intéressante par rapport à la tomographie est l'inversibilité de cette transformée c'est à dire la possibilité de déterminer  $f$  à partir de  $Rf$  comme suit:

$$f(x, y) = [R^{-1}[Rf]](x, y) \quad (2.14)$$

### 2.4.1.3 Transformée en Ridgelettes

La transformée en Ridgelettes [CAN, 1999] compte parmi les premières transformées en ondelettes géométriques. Elle s'appuie essentiellement sur la transformée de Radon. En effet, la transformée de Radon produit un ensemble de projections selon des directions données: intégration selon des droites (Figure 2.10). L'analyse par Ridgelet revient à appliquer une transformée de Radon sur le signal traité, puis à calculer une transformée en ondelettes sur chaque résultat de projection. L'intérêt de cette transformée est de permettre de concentrer efficacement l'énergie d'un signal régulier par morceaux sur quelques coefficients tout comme dans la transformée en ondelettes. De plus, contrairement à la transformée en ondelettes, cette transformée permet de prendre en charge des ruptures 2D linéaires.



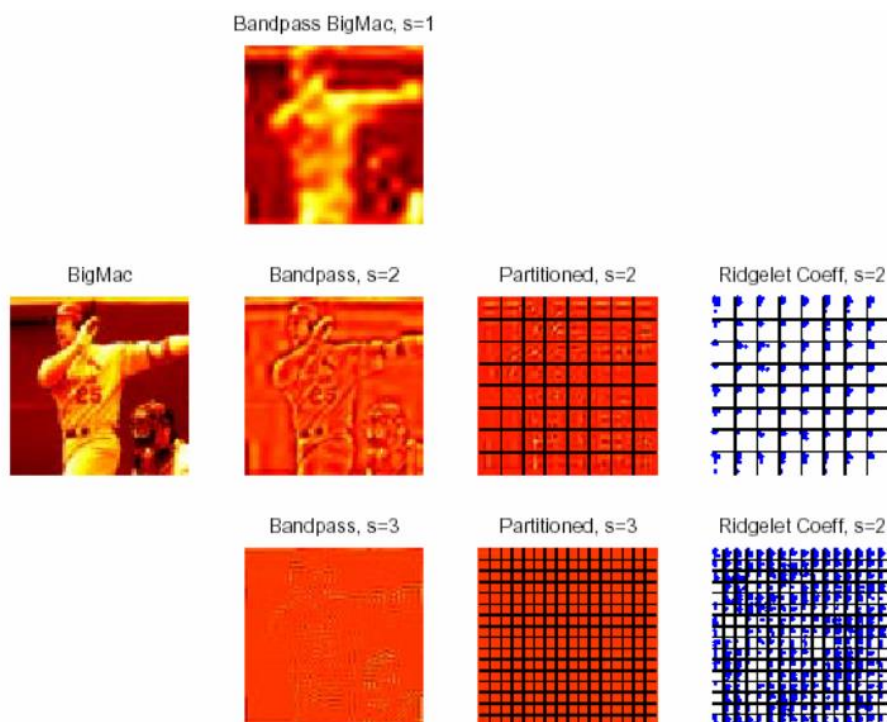
**Figure 2.10:** Principe de la transformée en Ridgelettes. (a) Projection Radon. (b) Traitement des différentes projections par la transformée en Ondelettes.

### 2.4.1.4 Transformée en Curvelettes

Une des plus récentes transformations géométriques multi-échelles est la transformée de curvelette. Cette transformée [CAN, 2000] a été développée au cours des dernières années par Candès et Donoho dans une tentative de surmonter les limitations de représentations multi-échelles traditionnelles telles que les ondelettes. En

effet, les bases de curvelettes de Candès et Donoho [CAN, 2002] apportent une solution mathématique et algorithmique très élégante pour s'adapter à la régularité d'images. Pour des images typiques avec des contours lisses, l'amélioration apportée par les curvelettes par rapport aux ondelettes est comparable à celle apportée par les ondelettes par rapport à la transformée de Fourier pour les signaux monodimensionnels réguliers par morceaux.

La décomposition fréquentielle associée au partitionnement dyadique permet de conditionner les données pour la transformée Ridgelette dans le but de décrire des singularités dont la taille et la forme du motif varient. La beauté de ce résultat vient de sa simplicité. Mais comme il y a toujours le revers de la médaille, les curvelettes sont moins efficaces que les ondelettes pour approximer des textures irrégulières. c'est notamment pour cela qu'elles ne sont pas aussi efficaces que les bases d'ondelettes pour compresser des images naturelles.



**Figure 2.11:** Image BigMac (256x256 pixels), et les étapes de l'analyse par Curvelettes [CAN, 2000].

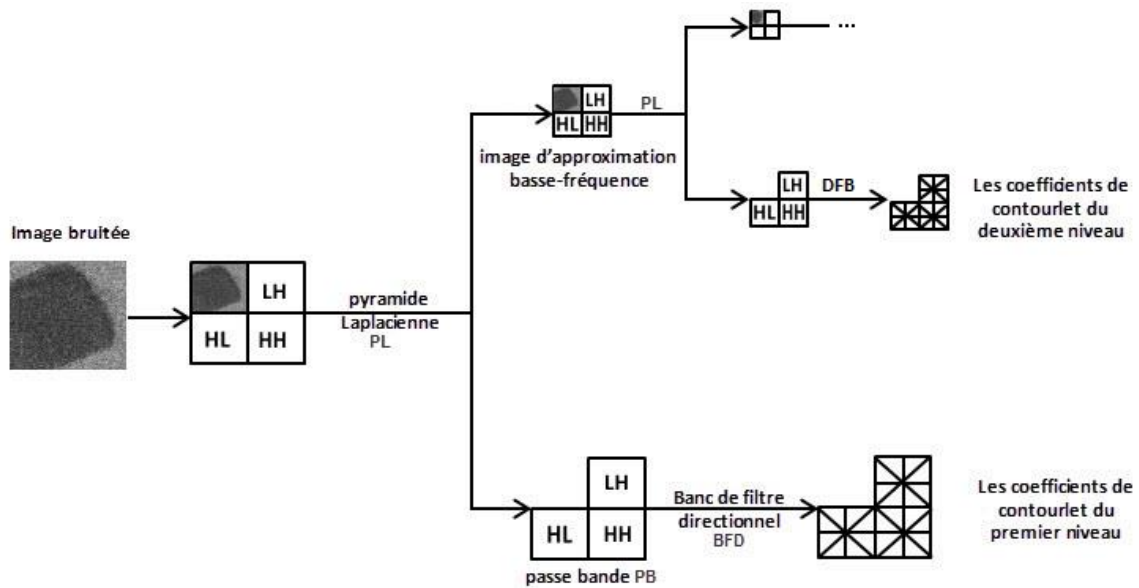
Il est à noter que la transformée en curvelettes a été développée initialement dans le domaine continu. La seconde génération de la transformée en curvelettes ne se base pas sur la transformée en Ridgelettes, ce qui rend l'implémentation dans le domaine discret difficile. Cette remarque est à la base de proposer la transformée en

Contourlettes. Cette nouvelle approche, qui sera décrite dans la section suivante, semble être plus prometteuse parmi les représentations actuelles.

### 2.4.2 Transformée en Contourlettes

La transformée en contourlettes (CT) a été introduite par Minh N. Do et Vetterli [VET, 2005] afin de combler la limite majeure de la transformée en ondelettes discrètes bidimensionnelle. Elle vise à élargir l'ensemble des directions (diagonale, verticale et horizontale) pris en compte dans les représentations en ondelettes. L'originalité de cette transformée est qu'elle est conçue directement dans le domaine discret. Rappelons pour mémoire qu'on peut obtenir une image éparsée en appliquant premièrement une transformée multi-échelles puis une transformée directionnelle locale. On utilise d'abord la transformée pour détecter les points contours, puis une transformée directionnelle locale pour la détection des segments de contours. Dans cet esprit, Do et Vetterli ont construit les contourlettes. Ils ont construit une structure en banc de filtres dans laquelle, la Pyramide Laplacienne (LP) est utilisée en premier lieu pour capturer les points de discontinuités, suivi d'un banc de filtre bidimensionnel directionnel (Directional Filter Banc (DFB)) pour connecter les points de discontinuités en structure linéaire. Le résultat final représente une image composée d'images de base représentant des segments de contours, d'où l'appellation transformée en contourlettes "Contourlettes Transformée". Elle est donc construite en combinant successivement deux étages de décomposition distincts: une décomposition multi-échelle suivie d'une décomposition directionnelle.

Le premier étage utilise une Pyramide Laplacienne pour transformer l'image en une suite de niveaux PB passe bande et un niveau passe-bas (approximation en basses fréquence de l'image). Le deuxième étage applique de manière appropriée des filtres bidimensionnels itérés pour l'analyse directionnelle, suivis d'un échantillonnage critique pour décomposer chaque niveau LP passe-bande en un nombre de bandes directionnelles, capturant ainsi des informations directionnelles ou orientées. Finalement, l'image se trouve représentée par un ensemble de sous bandes multi-échelles et orientées, comme c'est illustré dans la Figure 2.12.

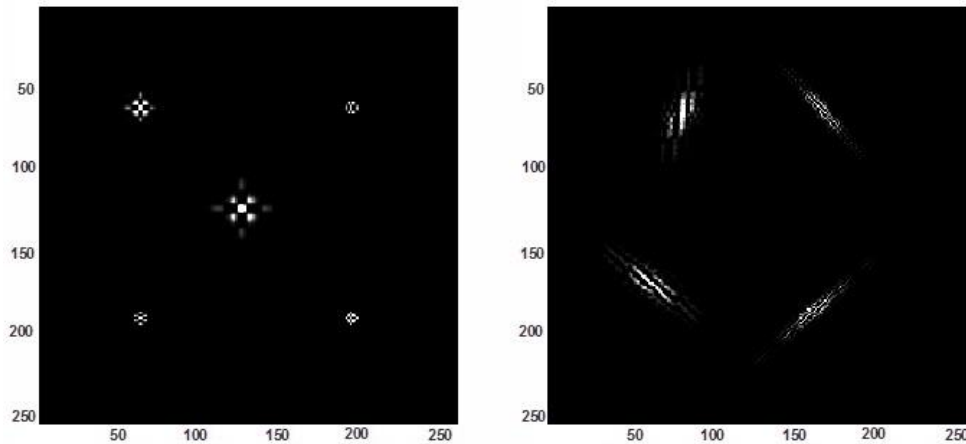


**Figure2.12:** La décomposition d'image utilisant les contourlet (deux niveaux).

La transformée en Contourlette est à reconstruction parfaite. Son degré de redondance est relativement faible puisque le nombre total de coefficients Contourlette obtenu à l'issue d'une décomposition approche les  $\frac{4}{3}$  du nombre d'échantillons de l'image originale.

Ceci étant dû uniquement au surplus d'échantillon inhérent à la pyramide Laplacienne, puisque le reste de la décomposition est effectué avec échantillonnage critique.

Pour mettre en évidence la différence entre l'ondelette et la transformée en contourlettes, la Figure 2.13 montre une image de base de ces deux transformées. On peut constater que la transformée en contourlettes permet un nombre différent et flexible de directions à chaque niveau Laplacien, tout en réalisant l'échantillonnage presque critique. Ceci est assuré par l'utilisation d'un banc de filtres bidimensionnels qui ont différentes orientations. Avec un tel ensemble riche de fonctions de base, la transformée en contourlettes peut représenter un contour lisse avec moins de coefficients par rapport à la transformée en ondelettes. De plus, la transformée en contourlettes utilise des bancs de filtres itérés, ce qui rend son algorithme rapide et efficace [VET, 2005].

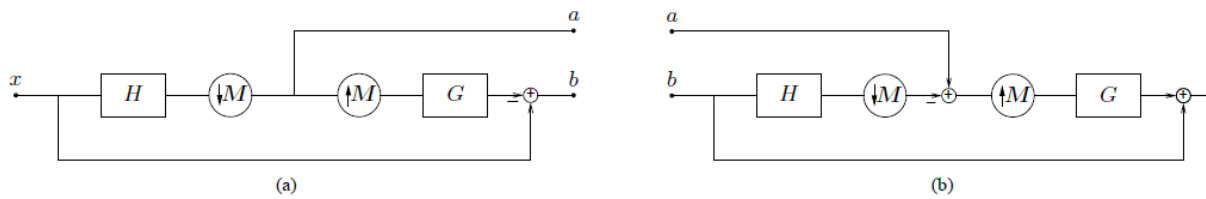


**Figure 2.13:** Représentations d'image par Ondelettes et Contourlettes. (a) Exemples de cinq fonctions de base pour la transformée en ondelettes 2-D. (b) Exemples de quatre fonctions de base pour la transformée en contourlettes [VET, 2005].

Dans un souci de compléter cet exposé, nous détaillerons dans ce qui suit le principe de la Pyramide Laplacienne ainsi que le banc de filtres bidimensionnel directionnel qui constituent le cœur de la transformée en contourlettes.

### 2.4.2.1 Pyramide Laplacienne

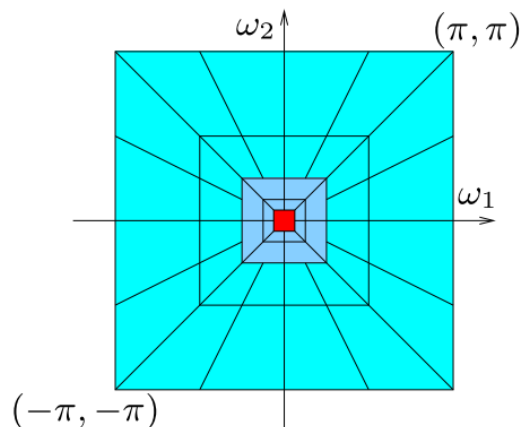
La Pyramide Laplacienne est introduite en 1983 par Peter J. Burt et Edward H. Adelson [BUR, 1983]. Le but des chercheurs était de trouver une technique permettant de supprimer la forte corrélation entre un pixel et son voisinage. La Pyramide Laplacienne génère à chaque niveau de résolution, une version filtrée passe bas échantillonnée de l'image de départ et la différence entre l'image originale et la prédiction (image passe-bande). Ce procédé peut être itéré, en fonction du niveau de décomposition, sur l'image passe-bas qui est la seule à être décimée d'un facteur 2 (l'image passe-bande étant conservée intégralement). En répétant ce processus, on obtient une séquence d'images d'erreur de prédiction telle que la taille de chaque image est le quart de taille de son prédécesseur. Cette séquence est la Pyramide Laplacienne de l'image originale. La Figure 2.14 illustre ce processus de décomposition.  $H$  et  $G$  sont les filtres passe-bas d'analyse et de synthèse respectivement,  $M$  est la matrice d'échantillonnage.



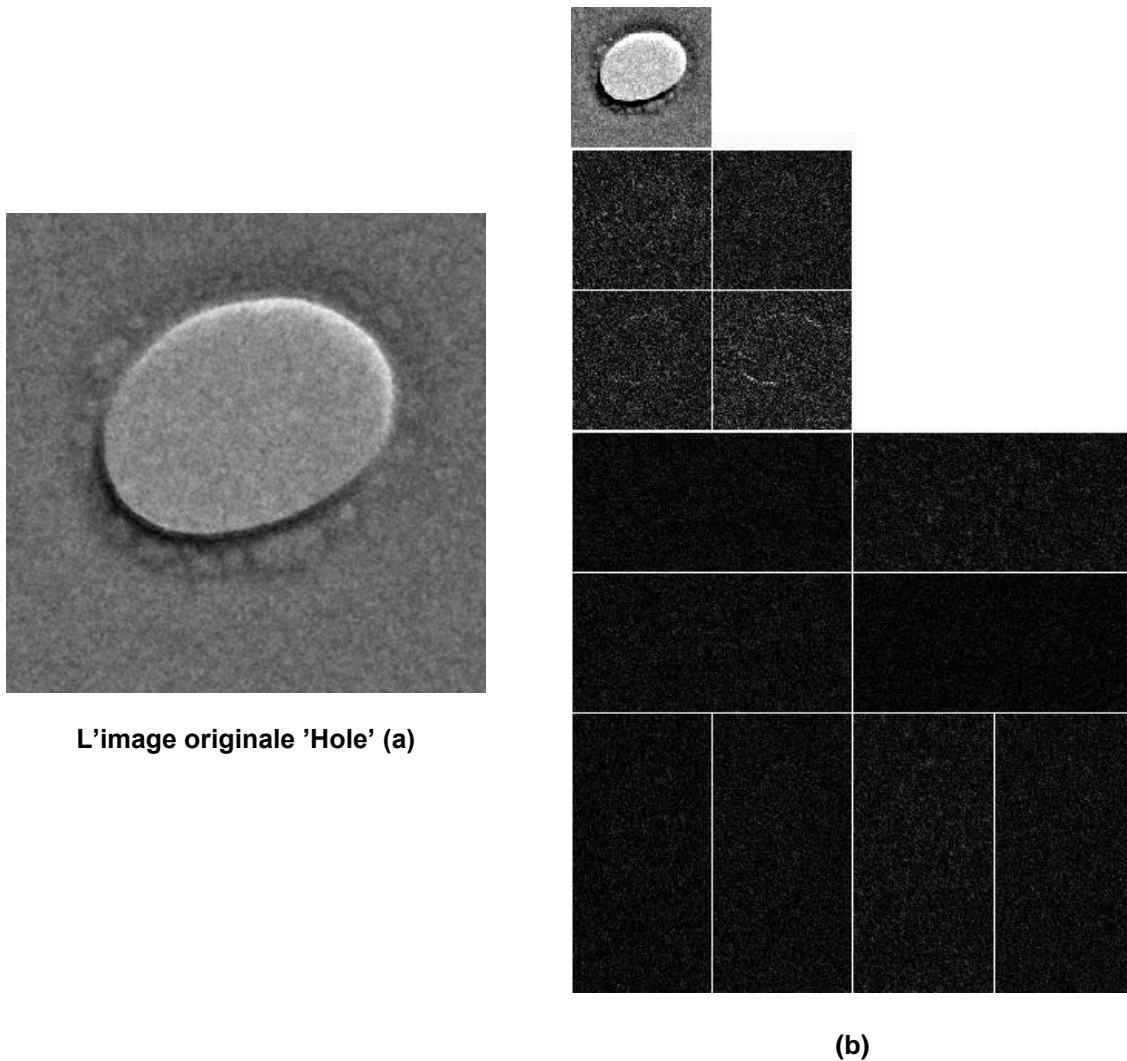
**Figure 2.14:** La Pyramide Laplacienne. (a) un seul niveau de décomposition. Les sortie sont les approximations passe-bas  $a[n]$  et la différence  $b[n]$  entre le signal originale et le signal modifié prédit. (b) Le nouveau schéma de reconstruction de la pyramide Laplacienne. [VET, 2003]

### 2.4.2.2 Banc de Filtres Bidimensionnels Directionnels

La Figure 2.15 montre l'aspect de flexibilité du nombre de directions pour chaque niveau de résolution. Cette Figure est une représentation fréquentielle en contourlettes ayant 4 niveaux de résolutions ( $L = 4$ ) et les différentes directions fréquentielles pour chaque niveau de résolution; le premier et le second niveau de résolution ont 4 directions alors que le troisième et le quatrième niveau de résolution ont 8 directions. L'image d'approximation (basses fréquences) ne subit pas de décomposition directionnelle. On remarque également que le nombre de directions est toujours une puissance de 2 ( $8 = 2^3$  et  $4 = 2^2$ ). La Figure 2.16 montre l'exécution de l'algorithme la transformée en contourlettes opère sur une image numérique tel que l'image «Hole». L'image originale qui est considérée comme paramètre d'entrée de l'algorithme de la transformée en contourlettes est représentée par la Figure 2.16 (a) et la Figure 2.16 (b) représente sa transformée en contourlettes. Il s'agit d'une transformée en contourlettes à deux niveaux. On remarque aussi que le premier niveau admet quatre directions fréquentielles alors que le deuxième niveau admet huit directions fréquentielles.



**Figure 2.15:** Exemple de décomposition par la transformée contourlette.



**Figure 2.16:** La décomposition de l'image TEM 'Hole' en utilisant les contourlettes. (a) L'image originale, (b) La décomposition. L'image est décomposée en deux niveaux pyramidaux, qui sont ensuite décomposés en quatre et huit sous-bandes directionnelles. Les petits coefficients sont représentés en noir alors que les grands coefficients sont représentés en blanc.

En dépit de ces propriétés intéressantes des contourlettes, en pratique, lorsque les filtres utilisés sont des filtres non idéaux, les coefficients de la transformée en contourlettes n'auront pas une forte localisation dans le domaine fréquentielle. En outre, en raison des sous-échantillonnages et sur-échantillonnages présents à la fois dans la Pyramide Laplacienne et le banc de filtres directionnels, la transformée en contourlettes n'est pas invariante par translation [VET, 2005]. Cette caractéristique est très importante dans les applications de débruitage pour éviter des artefacts de Gibbs autour des singularités dans le résultat du débruitage. [RAM, 2006 ] [CHA, 2009].



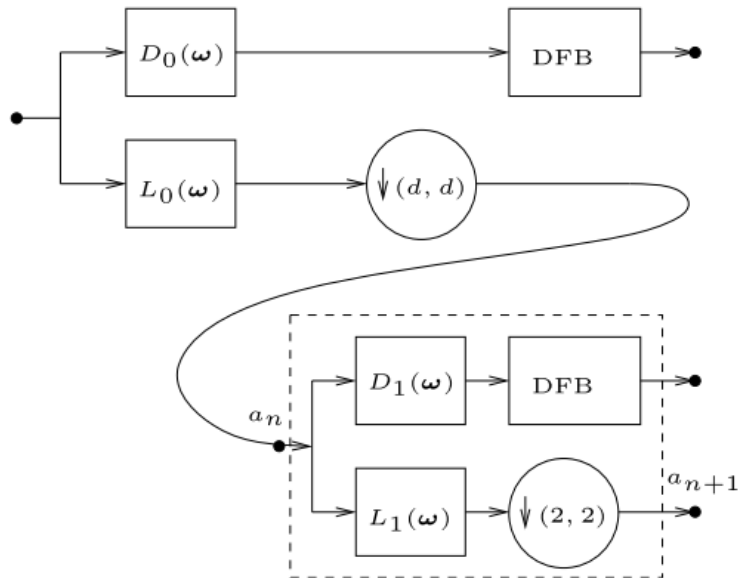
Afin de pallier à ce problème Yue Lu et Minh N. Do ont proposé une nouvelle transformée appelée transformée en Contourlettes SD (Contourlet Transform With Sharp Frequency Localization, SD) [YUE, 2006], qui sera décrite dans la section suivante.

### 2.4.3 Transformée en Contourlettes avec localisation par fréquences saillantes 'Contourlette SD' [YUE, 2006]

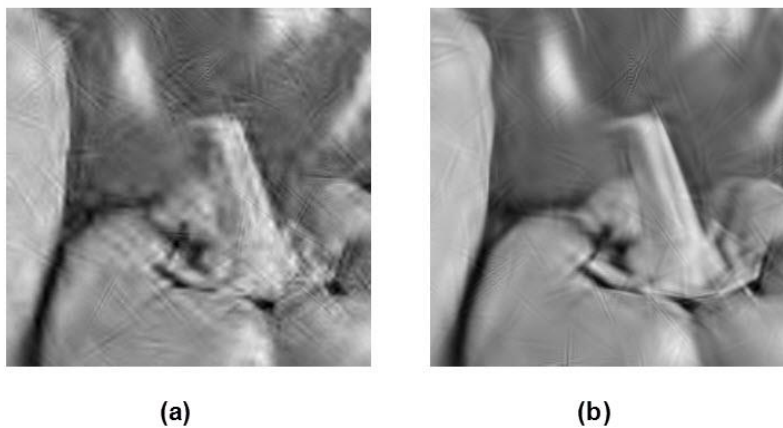
Yue Lu et Minh N. Do, montrent une nouvelle construction de la transformée en contourlettes utilisant les mêmes bancs de filtres directionnels BFD pour la décomposition directionnelle. Cependant, la différence principale entre la transformée en contourlettes décrite ci-dessus et celle avec localisation par fréquences saillantes 'contourlettes SD' est qu'au lieu d'utiliser la Pyramide Laplacienne redondante, on utilise une nouvelle structure pour la Pyramide de la décomposition multi-échelles, qui est conceptuellement similaire à celle utilisée dans la Pyramide Orientable (*steerable pyramid*) de Simoncelli et al [SIM, 1992]. La Figure 2.17 représente la décomposition en utilisant la transformée en contourlettes SD ou  $L_i(\omega)$  ( $i = 0, 1$ ) et  $D_i(\omega)$  ( $i = 0, 1$ ) sont les filtres passe bas et passe haut respectivement utilisés durant la décomposition multi-échelle. La nouvelle Pyramide multi-échelles emploie différents filtres passe-bas et passe-haut pour le premier niveau et les autres niveaux. Cela permet de réduire l'aliasing des BFD dans le domaine fréquentiel.

D'après la Figure 2.17, le BFD est lié à la branche passe-haut à l'échelle la plus fine d'une part et à la branche passe-bande aux échelles les plus grossières, d'une autre part. Le filtre passe bas  $L_i(\omega)$  est sous-échantillonné dans le premier niveau par un nombre  $d$  (les valeurs de  $d$  sont détaillés dans [YUE, 2006]), et sous-échantillonné par  $(2, 2)$  dans le deuxième niveau.

Pour avoir plus d'un niveau de décomposition, on peut insérer de manière récursive au point  $a_{n+1}$  une copie du diagramme fermé par le rectangle en pointillés, comme c'est illustré dans la Figure 2.17. Yue Lu et Minh N. Do, montrent que la nouvelle construction de contourlette proposée dépasse considérablement la transformée en contourlette dans sa version originale, surtout dans certaines applications telles que le débruitage des images, comme c'est montré dans la Figure 2.18.



**Figure 2.17:** Le schéma fonctionnel de la transformée en contourlettes SD [YUE, 2006].



**Figure 2.18:** Comparaison de l'image "Peppers" débruitée en utilisant la transformée en contourlette (a) et la transformée en contourlette SD (b) [YUE, 2006].

Notre objectif dans ce travail de thèse, est de tirer profit du potentiel de cette transformée et l'exploiter dans l'optique d'améliorer significativement l'algorithme de débruitage que nous avons développé.

## 2.5 SYNTHÈSE

La quête de représentations optimales pour l'analyse d'images ou la vision par ordinateur est confrontée à la variété de contenu des données bidimensionnelles (images, maillages). Les transformées en Ondelettes et les autres décompositions multirésolutions classiques suscitées précédemment, se sont attelés aux tâches de

séparation de zones régulières, de contours, de textures géométriques, de bruits, à la recherche d'un compromis entre complexité et efficacité de représentation. Ces représentations semblent former une catégorie restreinte et limitée des possibilités de représentations multi-échelles de signaux multidimensionnels.

La combinaison d'aspects multi-échelles à la sélectivité fréquentielle et directionnelle a donné une série de méthodes efficaces, permettant de mieux prendre en compte l'orientation locale des éléments d'intérêt de ces images. Ces nouvelles transformées sont plus intéressantes et plus adaptées à l'extraction de structures géométriques lisses et continues telles que les contours d'objets [CAN, 2002]. Leur fréquente redondance leur permet d'atteindre des représentations parfois quasi-invariantes. Ces méthodes sont la motivation d'un panorama thématique, entre espace-échelle [FLO, 1998], pyramides [JOH, 1998], ondelettes en arbre dual [KIN, 1998], ondelettes directionnelles [ANT, 1999], curvelettes [CAN, 1999], contourlettes [VET, 2005] et autres X-lets [KUT, 2010].

Aujourd'hui on sait que les ondelettes sont efficaces pour la détection de structures isotropes à différentes échelles mais nous nous rendons compte qu'elles ne sont pas optimales pour l'analyse d'objets anisotropes dans l'image (les lignes, les contours ...). De plus, l'une des faiblesses de la transformée en ondelettes classique est qu'elle n'est pas invariante par translation. Cela peut poser problème dans le cas par exemple de la détection de mouvements dans le domaine transformée. Les nouvelles transformées multi-échelles que nous avons évoqué, intègrent la notion de directionnalité et permettent de rechercher des objets de manière optimale [CAN, 2002], contourlettes [VET, 2003], wedgelettes [DON, 1998], bandelettes [PEN, 2002]. Ce sont des décompositions multi-échelles qui opèrent selon une multitude d'orientations fréquentielles issues d'une décomposition non standard de l'espace des fréquences des images et qui offrent un bon compromis entre la représentation éparsée de traits caractéristiques et la qualité des images reconstruites. Le problème majeur de la première transformée directionnelle est qu'elle est définie dans le domaine continu. La transformée en Ridgelettes ne s'avère efficace que pour la caractérisation des contours rectilignes. On peut toutefois considérer qu'une image comporte, de manière locale, des contours rectilignes et c'est ce qui a amené à la transformée en Curvelettes. Cette transformée est obtenue en appliquant une transformée en Ridgelettes dans une fenêtre de Fourier à support fini. La transformée en contourlettes présente l'intérêt notable d'avoir la meilleure sélectivité

directionnelle. De plus, elle est peu redondante. La Transformée en Contourlettes SD en revanche, offre à la fois une analyse discrète directionnelle et invariante par translation. Elle constitue ainsi une voie prometteuse pour des applications de traitement d'image telle que le débruitage.

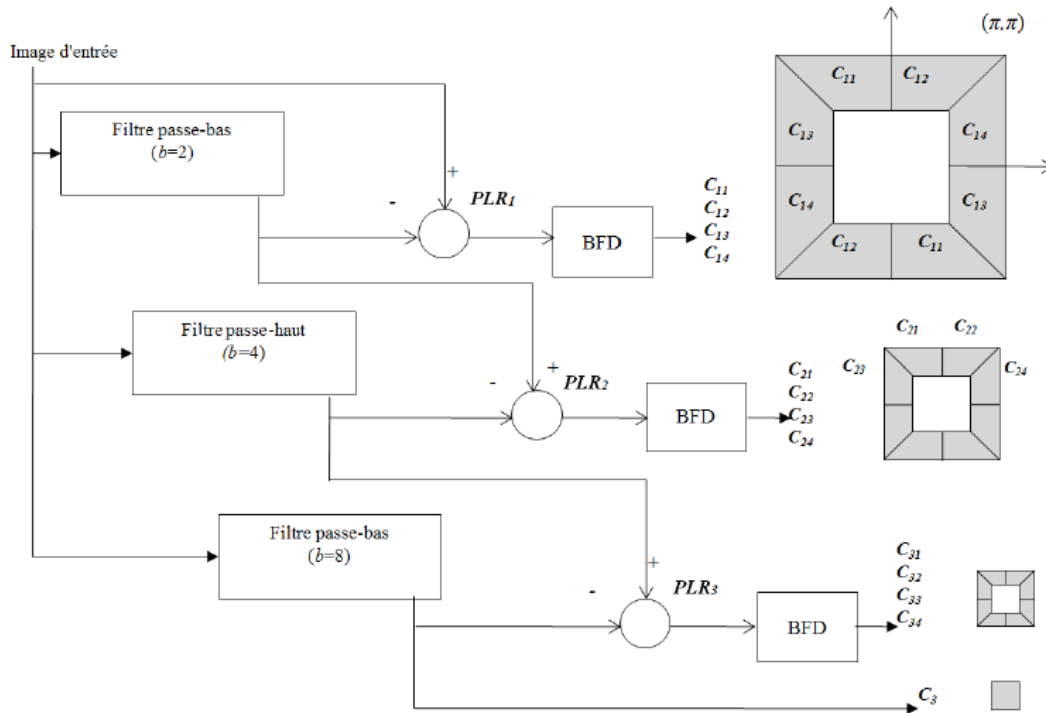


Figure 2.19: Schéma de décomposition en contourlettes redondantes.

## 2.6 CONCLUSION

Dans ce Chapitre, nous avons exposé et détaillé les différentes représentations et décompositions multi-échelles en soulignant leurs avantages et inconvénients respectifs. Nous avons d'abord montré les limitations de la transformée en ondelettes qui ont conduit à développer de nouvelles représentations multi-échelles plus adaptées à la structure géométrique des signaux et images. Les ondelettes, bien qu'elles soient toujours un outil puissant et largement utilisé dans le traitement et l'analyse d'images, elles admettent des limites relatives à la directionnalité. Les contourlettes ont été développées dans l'optique d'améliorer le comportement des ondelettes. Par voie de conséquence, les contourlettes fournissent un bon support pour l'analyse multirésolution et ceci grâce à la flexibilité de choisir la directionnalité des sous-bandes. Nous avons également présenté la transformée en contourlettes SD qui est une variante de la transformée en contourlettes permettant une meilleure sélectivité

directionnelle et possédant la propriété de l'invariance par translation. L'image résultante de cette transformée est un ensemble de segments de contours lisses et localisés sur lesquels peuvent s'appliquer des traitements additionnels. Les qualités de cette transformée nous ont incité à l'exploiter et à l'utiliser pour améliorer l'algorithme de débruitage d'images que nous avons proposé. Nous allons détailler dans le Chapitre suivant, nos premières contributions appliquées sur des images EM. Nous allons d'abord introduire les différents algorithmes de débruitage déjà existants au début du Chapitre 3.

## **Chapitre 3**

# **Débruitage des Images EM dans le Domaine de La Transformée en Ondelettes**

### **Résumé**

Dans ce Chapitre, nous présenterons un état de l'art détaillé sur les différentes techniques de débruitage des images. Plus précisément, nous exposerons tout d'abord, les méthodes de débruitage appliquées dans le domaine spatial. Les méthodes de débruitage appliquées dans le domaine des transformées associées à l'analyse multi-échelles, seront ensuite détaillées. Nous présenterons l'algorithme de débruitage dans le domaine de la transformée en Ondelettes et l'algorithme de débruitage à base du filtrage bilatéral. Les deux algorithmes seront testés et appliqués sur des images EM.

### **3.1 INTRODUCTION**

Le problème du débruitage d'un signal ou d'une image, reste encore un challenge pour les chercheurs. Ce problème, bien que relativement ancien et existant avant même l'arrivée des ordinateurs et de leur puissance de calculs, est assez simple à poser et si l'on devait le résumer en une phrase, on pourrait dire qu'un observateur reçoit une image numérique dont la qualité a été altérée. Les raisons de la perte de l'information peuvent être classées en causes déterministes et causes dites stochastiques. Les causes dites déterministes engendrant une perte d'information provoquée par une transformation déterministe sont généralement représentées comme un filtrage ou une déformation (e.g. mouvement apparent d'une caméra), où seule une portion de l'image est acquise. Les autres causes sont, elles, dites stochastiques puisque les observations elles-mêmes sont des mesures physiques soumises à des fluctuations aléatoires dont les sources peuvent être le bruit du capteur, les fluctuations de la source lumineuse, etc. D'une manière générale, le signal déterministe de l'image observée est contaminé par des fluctuations stochastiques que l'on qualifie généralement de bruit. Généralement, le bruit est considéré comme des fluctuations indésirables qui corromp un signal ou une image et limite souvent l'interprétation visuelle et automatique de la scène. Une méthode de débruitage appropriée de l'image était donc fortement souhaitable et indispensable. Un exemple de débruitage d'image est présenté dans la Figure 3.1. L'objectif principal du débruitage est de réduire le bruit tout en préservant les structures d'intérêts tels que les contours et les textures, sans apporter plus de distorsion ou de structures artificielles (artefacts). L'une des façons d'éviter des distorsions superflues est alors d'opérer uniquement dans les fréquences où le bruit est perceptuellement significatif. Depuis une dizaine d'années, l'investigation des méthodes de débruitage de l'image a permis d'atteindre des résultats spectaculaires. Cependant, certaines problématiques et questions restent ouvertes. Une de ces problématiques est de parvenir à un compromis entre la réduction du bruit, l'amélioration de la résolution, et la distorsion de l'image. L'essor des méthodes basées sur l'estimation stochastique dans le domaine des transformées, essentiellement les transformées associées à l'analyse multirésolution, a suscité beaucoup d'intérêt cette dernière décennie. C'est dans ce contexte général, qui est

le débruitage des images bidimensionnelles 2D, précisément les images EM, dans le domaine des transformées multi-échelles, que se situe le travail de recherche présenté dans cette thèse

La diversité des domaines du traitement d'images et des types d'images a conduit à chercher des approches de débruitage spécifiques et limitées à des problèmes bien précis. Plusieurs techniques ont été ainsi proposées dans la littérature en fonction des applications visées.

La majorité d'entre elles considèrent, un bruit additif Gaussien. Tout d'abord, des méthodes de filtrage spatial ont été proposées. Celles-ci consistent à réduire le bruit dans les zones qui ne présentent pas d'objets intéressants et à accentuer la perception des structures d'intérêt. Ces techniques de filtrage utilisent un filtre passe-bas pour supprimer les hautes fréquences, ce qui a pour inconvénient d'atténuer les contours de l'image. Pour palier à ces problèmes, de nouvelles techniques, plus performantes, ont vu le jour aux cours des années 80 et 90. Parmi ces techniques, les approches variationnelles basées sur les EDPs, les approches utilisant les champs de Markov et les approches basées sur les transformée multi-échelles, notamment la transformée en ondelettes. Récemment, ces dernières ont montré leur efficacité dans le cadre de l'estimation statistique.

Dans ce Chapitre, nous présenterons la première partie de nos expériences sur le débruitage des images de la microscopie électronique (EM) dans le domaine de la Transformée en Ondelettes et par Filtrage Bilatéral. Nous allons tout d'abord faire un tour d'horizon sur les différentes approches de débruitage des images, dans l'optique de situer nos premières contributions. Un aperçu global sur les différentes méthodes de filtrage spatial est présenté dans la première partie de ce Chapitre. La deuxième partie concerne le formalisme du problème envisagé dans le domaine de la Transformée en Ondelettes multi-échelle. Nous détaillerons les deux algorithmes proposés du débruitage. Dans la dernière partie, nous discuterons les résultats obtenus. Une synthèse suivie d'une conclusion seront établies à la fin ce Chapitre.



Image sans bruit



Image bruitée



Image débruitée



Figure 3.1: Exemple de débruitage d'images.

### 3.2 EVOLUTION DES ALGORITHMES DU DEBTUIRAGE D'IMAGES

Le débruitage d'images est un problème remontant aux années 1970, développé en parallèle avec même l'apparition du traitement d'images numériques. L'objectif du débruitage est de réduire l'influence du bruit, afin d'obtenir une meilleure restitution de l'image pour son analyse. En fait, il y a de multiples raisons pour lesquelles on peut s'intéresser à ce genre de traitement, et pratiquement chacune a des propriétés différentes. Les approches du débruitage sont de ce fait assez nombreuses et variées. Faire un état de l'art des différentes méthodes de débruitage s'avère donc

délicat. En effet, la pléthore des approches et des inspirations, des formalismes et des cadres de travail, des applications et des évaluations, due en partie à la relative absence de comparaison entre algorithmes, peut être paralysante. Cependant, nombre d'auteurs se sont attelés à cette lourde tâche. Si l'on veut classer les approches de débruitage, on distingue deux grandes classes: Débruitage ou filtrage dans le domaine spatial et Débruitage dans le domaine des transformées. En outre, l'information contenue dans un signal n'est pas forcément entièrement pertinente: il faut sélectionner l'information utile suivant l'usage que l'on veut en faire. Par exemple, à l'écoute d'un morceau de musique, on peut vouloir un renforcement des sons graves. Une autre finalité du filtrage est donc de sélectionner et renforcer certaines bandes de fréquences porteuses de l'information intéressante. Le filtrage des images a la même finalité que celui des signaux 1D. Il s'agit essentiellement d'enlever le bruit (parasite) ou de sélectionner certaines fréquences. Si la notion de haute fréquence ou basse fréquence est naturelle en signal 1D (son aigu ou grave), la fréquence spatiale est un concept plus délicat qui découle du fait que les images appartiennent au domaine spatial. La fréquence est une grandeur qui caractérise le nombre de phénomènes qui se déroulent au cours d'un temps donné. Si en voiture, le long d'une route, on voit 2 bandes blanches PAR seconde: c'est une fréquence temporelle. Il est ensuite facile de comprendre que ce concept de fréquence temporelle peut aussi se traduire en disant qu'il y a 200 bandes blanches PAR kilomètre: c'est une fréquence spatiale. Dans une image, les détails se répètent fréquemment sur un petit nombre de pixels, on dit qu'ils ont une fréquence élevée: c'est le cas pour les bords et les contours dans une image. Au contraire, les fréquences basses correspondent à des variations qui se répètent peu car, diluées sur de grandes parties de l'image, par exemple des variations de fond de ciel. La plupart des filtres agissent sélectivement sur ces fréquences pour les sélectionner, en vue de les amplifier ou de les réduire tout comme dans le cas 1D. En fait, le filtrage spatial est la méthode traditionnelle pour réduire le bruit d'une image. Les filtres spatiaux peuvent être classés en filtres non-linéaires et filtres linéaires. Avec les filtres linéaires, le bruit est éliminé sans même l'identifier. Le filtrage spatial dans ce cas est un filtrage passe-bas, en supposant que le bruit occupe les hautes fréquences du spectre de l'image. L'inconvénient majeur de ces filtres est l'introduction du flou et donc une dégradation des contours. Une variété de filtres

non-linéaires a été proposée pour résoudre ce problème; on cite le filtre médian pondéré, et le filtre médian relaxé. Les filtres linéaires ont pris en compte de la hauteur des bruits qu'ils ont à traiter. Généralement, leur action est proportionnelle à la valeur du bruit à éliminer. Le filtre moyenneur est le filtre linéaire optimal pour le bruit Gaussien en termes de l'erreur quadratique moyenne. Les filtres linéaires eux également, introduisent le flou et la dégradation des détails. Le filtre Wiener par exemple exige une information a priori du spectre du bruit et du signal original. De plus, la méthode Wiener met en œuvre le lissage spatial et sa difficulté réside dans la taille de la fenêtre.

Les algorithmes précédents procèdent bien souvent de manière très locale, et il peut sembler plus naturel d'améliorer la «myopie» de ces algorithmes en considérant des représentations de l'image autre que la représentation spatiale. Cette remarque était à la base de proposer le débruitage dans le domaine de la transformée en ondelettes dans les travaux fondateurs de Donoho et Johnstone [DON, 1994]. Ainsi compte tenu que la représentation en ondelettes décompose le signal d'une manière ordonnée en quelques coefficients d'approximation et de détail, l'énergie du signal utile est concentrée sur ce faible nombre de ces coefficients. Il suffit alors de réduire simplement la taille des coefficients de détail avant de les employer pour reconstruire le signal et obtenir une estimée du signal utile. [DON, 1994]. En d'autres termes, les deux types d'estimateurs non linéaires introduits par Donoho & Johnstone [DON, 1994] et Donoho, Johnstone, Kerkyacharian & Picard [DON, 1996], étaient la "contraction par ondelettes" (wavelet shrinkage) et le "seuillage par ondelettes" (wavelet thresholding). Ces estimateurs, grâce aux efforts menés par Mallat pour aller de l'analyse multi-résolution par ondelettes à la théorie des bancs de filtres, sont facilement mis en application par des algorithmes rapides, et sont ainsi très attrayants dans leur mise en œuvre [MAL, 1989].

Depuis la parution des articles fondateurs par Donoho & Johnstone [DON, 1994] [DON, 1996], la littérature de traitement d'image a assisté à une abondance de papiers appliquant ou proposant des variantes de l'algorithme original dans des problèmes de restauration d'images. Différentes alternatives au seuillage par ondelettes ont été développées [VID, 1999] [PER, 2000].

Dans le cadre d'un formalisme statistique, différentes approches ont également envisagé l'estimation dans le domaine des ondelettes [SIM, 1996][CHI, 1997] [ABR,

1998] [CRO, 1998] [JOH, 1998] [VID, 1998] [MOU, 1999] [CLY, 2000]. En effet, en inférence statistique, lorsque on prend en compte une connaissance probabiliste sur le paramètre à estimer on parle d'estimation bayésienne [MAÏ, 2010].

Du fait de l'intérêt croissant consacré au débruitage d'images, nous nous sommes focalisés sur ces estimateurs formulés dans le cadre de la Transformée en Ondelettes multi-échelle. Le formalisme introduit ainsi qu'une partie de nos expériences effectuées dans le cadre de cette thèse, feront l'objet du Chapitre suivant.

Dans ce qui suit, nous détaillerons deux algorithmes de débruitage que nous avons proposé pour traiter des images test bien spécifiques, les images EM.

### **3.3 ALGORITHME DE DEBRUITAGE DANS LE DOMAINE DE LA TRANSFORMEE EN ONDELETES MULTI-ECHELLES APPLIQUE AUX IMAGES TEM**

La tomographie électronique à transmission (TET) est devenue une technique très puissante qui offre une possibilité unique et efficace pour mieux comprendre la structure, la topologie, la morphologie et la composition d'un échantillon. Le microscope électronique à transmission fournit des images de projection des échantillons biologiques minces, avec une résolution inférieure à 0.3 nm comme c'est illustré dans la Figure 3.1. Un faisceau d'électrons dispersés et des électrons non dispersés émergent dans l'échantillon et sont ensuite collectés pour créer l'image de projection, comme nous l'avons détaillé dans le Chapitre 1.

En raison de la sensibilité des échantillons biologiques congelés hydratés, sujets de destruction inévitable d'irradiation, l'échantillon est imagé à des doses très faibles d'électrons, ce qui entraîne des images de projection extrêmement bruitées, et donc un rapport signal-sur-bruit extrêmement faible. Un algorithme de débruitage approprié pour ces applications est donc indispensable pour améliorer la résolution des images TEM, qui à son tour améliore la reconstruction tridimensionnelle (3D) des structures biologiques.

Cette remarque est à la base de proposer nos algorithmes de débruitage pour traiter les images TEM.

### 3.3.1 Bruit dans les Images à Microscopie Electronique à Transmission (TEM)

Nous allons supposer tout au long de cette thèse, l'hypothèse restrictive, que le bruit qui affecte les images test (de synthèse et réelles) que nous avons traité, est un bruit additif, i.i.d et Gaussien. Notre hypothèse est basée sur la nature des données TEM. D'une autre part, cette hypothèse est légitimée par le Théorème de la Limite Centrale [BOV, 2005] [JAI, 1989], dans le cas où de nombreuses petites erreurs s'accumulent. Pour le cas de nos données TEM, deux sources principales du bruit interviennent, la camera CCD et l'interaction inélastique des électrons du faisceau du microscope. Cependant le bruit dominant dans les images TEM, est un bruit Gaussien additif, et le bruit provenant de la camera CCD est très faible et donc nous ne l'avons pas pris en considération [ZUO, 2000].

### 3.3.2 Formulation Générale du Problème de Débruitage

Le problème du débruitage peut se mettre sous la forme générale suivante :

$$y_{mn} = x_{mn} + \varepsilon_{mn} \quad (3.1)$$

Où  $y_{mn}$  nos observations dégradées,  $m, n = 0, \dots, N - 1$  qui sont les images de projections tirées du microscope électronique avant la reconstruction 3D,  $x_{mn}$  l'image à estimer,  $\varepsilon_{mn}$  le bruit qui contamine nos observations. Comme nous l'avons précisé précédemment, le bruit est considéré Gaussien, qui se décompose en une série de coefficients aléatoires normaux centrés et décorrélés.

$$\varepsilon_{mn} \sim N(0, \sigma^2) \quad (3.2)$$

L'objectif est de recouvrer l'information  $x_{mn}$  contenue dans le signal bruité  $y_{mn}$ . Pour cet algorithme, nous n'avons pas fait d'hypothèses sur une structure paramétrique de  $x_{mn}$ . En appliquant la Transformée en Ondelette Discrète DWT [MAL, 1989] à l'image bruitée  $y_{mn}$ , l'équation 3.1 devient:

$$D(y_{mn}) = D(x_{mn}) + \xi_{mn} \quad (3.3)$$

$D$  dénote l'opérateur de la Transformée en Ondelettes Discrète.

De part les propriétés de la DWT et sa monotonie,  $\xi_{mn}$  reste toujours Gaussien.

$D(y_{mn})$  est une matrice comprenant les sous-bandes  $HH_j, HL_j, LH_j, j=J_c, \dots, J-1$  correspondent respectivement aux coefficients de détail d'orientations diagonale, horizontale et verticale. La sous-bande  $LL_{J_c}$  représente les coefficients d'approximations à l'échelle la plus grossière. Pour optimiser les résultats du débruitage, il faut faire un choix judicieux des paramètres suivants: le type de l'ondelette mère (l'ondelette d'analyse), la règle de seuillage et le niveau de décomposition. Dans notre étude, nous avons testé l'influence des paramètres suscités sur les performances du débruitage pour trouver une combinaison optimale. Pour cette raison, plusieurs ondelettes mères ont été testés (Daubechies 'DB2', DB3', 'Haar' et 'Symlet8') avec les deux règles de seuillage doux (soft: shrink or kill) et dur (hard: keep or kill) pour différents niveaux de décomposition. Les deux règles de seuillage hard et soft sont données respectivement par les deux équations (3.4 et 3.5) suivantes [DON, 1992]:

$$\hat{D}(y) = \begin{cases} D(y) & |D(y)| \geq T \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.4)$$

$$\hat{D}(y) = \begin{cases} \text{sign}(D(y)) \cdot (|D(y)| - T) & |D(y)| \geq T \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.5)$$

ou  $\hat{D}(y)$  sont les coefficients débruités au niveau  $j$ ,  $D(y)$  sont les coefficients bruités et  $T$  la valeur du seuil. Nous avons choisi la règle universelle, pour calculer la valeur du seuil donné par:

$$T = \sigma \sqrt{2 \log(n)} \quad (3.6)$$

ou  $n$  est la taille de l'image à analyser. La déviation standard  $\sigma$  est estimée en utilisant la relation suivante:

$$\sigma = \frac{\text{median}(D(y))}{0.6745} \quad (3.7)$$

$D(y)$  le coefficient de détail de la sous bande  $HH$  de la première échelle.

### 3.3.3 Algorithme de Débruitage

Dans nos expériences, comme c'est illustré dans la Figure 3.2, nous préparons d'abord les images test (TEM) pour l'acquisition avec le microscope électronique à transmission à émission de champ (JEOL 2200FS, 200 kV avec filtre d'énergie Omega à 40000X). Nous appliquons la transformée en ondelettes sur les

données bruitées, qui représentent les images test TEM avec différentes valeurs du *SNR*. Deuxièmement, les coefficients débruités sont obtenus en appliquant l'une des méthodes de seuillage (hard/soft) avec le seuil universel. Il est à noter que le seuillage est appliqué aux cinq premières échelles: 1, 2, 3, 4 et 5. L'image débruitée finale est obtenue en calculant la transformée en ondelettes inverse avec les coefficients traités.

1. Obtenir les images TEM bruitées avec différents temps d'exposition, et donc différents niveaux de bruit.
2. Décomposition par transformée en ondelettes. Pour illustrer l'influence du type de la base d'ondelettes sur la performance de l'algorithme de débruitage, nous choisissons quatre ondelettes mères, à savoir: Haar, DB2, DB3 et Symlet 8. Les quatre ondelettes, développées par Alfréd Haar et Ingrid Daubechies [DAU, 1992] permettent une décomposition orthogonale. L'ondelette Haar, introduite en 1910, est de loin la plus ancienne des familles d'ondelettes orthogonales. C'est une fonction constante par morceaux, elle est l'ondelette la plus simple à comprendre et à implémenter. L'ondelette mère Haar est comme suit:

$$\psi(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t \leq \frac{1}{2} \\ -1, & \frac{1}{2} \leq t \leq \frac{1}{2} \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.8)$$

La fonction échelle correspondante est:

$$\varphi(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t \leq 1 \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.9)$$

Le choix de l'ondelette Daubechies est motivé par le fait que l'ondelette Daubechies est à support compact (c'est à dire que l'ondelette a  $m$  moments nuls). Cette propriété sert, pour les fonctions d'échelle, à décrire les capacités des analyses multirésolutions à approximer des signaux réguliers, du point de vue des ondelettes elle permet de caractériser une propriété "duale", c'est-à-dire l'ordre des singularités d'un signal. De ce fait, l'ondelette Daubechies est très utile en compression et suppression du bruit. La motivation de choisir l'ondelette "Symlet8", est qu'elle a un nombre important d'oscillations ce qui permet d'obtenir de meilleurs résultats de débruitage en termes du *SNR*, comparativement aux ondelettes ayant un faible nombre d'oscillations.

3. Etape de seuillage: nous appliquons le seuillage hard et soft dans un souci de comparaison.
4. Reconstruction d'image: l'image est reconstruite en appliquant la transformée d'ondelettes inverse à travers les coefficients seuillés.
5. Evaluation des performances: Pour faire une appréciation objective des résultats, en plus de l'appréciation de la qualité visuelle, nous calculons le *SNR* des images TEM avant et après débruitage.

La Figure 3.2 illustre les étapes essentielles de cet algorithme.

### 3.4 ALGORITHME DE DEBRUITAGE PAR FILTRAGE BILATERAL

Le filtre bilatéral [TOM, 1998] possède une place importante dans la littérature de restauration des images bruitées. Il permet de filtrer efficacement le bruit dans les zones d'intensités uniformes, tout en préservant les contours et les structures des objets. Il possède une efficacité démontrée et sa formulation simple contribue à sa popularité [PAR, 2006]. L'intensité d'un pixel filtré est remplacé par la moyenne des combinaisons non-linéaires des intensités des pixels dans un masque carré, centré sur le pixel traité et de taille  $(n + 1) \times (n + 1)$ . Les poids utilisés dans le calcul de la moyenne ne dépendent pas seulement de la position des pixels dans le masque par rapport au pixel courant, mais varient en fonction des similarités d'intensité. En d'autre terme, plus la différence en intensité entre pixels est importante, moins est la contribution du pixel voisin dans le calcul de la moyenne du pixel courant. La sortie du filtre bilatéral, à un pixel de position  $x$ , est calculée comme suit:

$$\hat{I}(x) = \frac{1}{C} \sum_{y \in N(x)} e^{-\frac{\|y-x\|^2}{2\sigma_d^2}} e^{-\frac{\|I(y)-I(x)\|^2}{2\sigma_r^2}} I(y) \quad (3.10)$$

où

$N(x)$  la fenêtre de convolution,

$C$  est un coefficient de normalisation

$y$  est l'ensemble de coordonnées 2D dans le masque

$x$  est la position 2D d'un pixel dans le plan de l'image

$I(x)$  représente l'intensité du pixel à la position  $x$  dans le plan de l'image bruitée,

$\hat{I}(x)$  est l'estimée du pixel à la position  $x$ ,

$\sigma_d$  et  $\sigma_r$  sont la déviation standard du poids géométrique et la déviation standard du poids d'intensité respectivement. Ces deux paramètres déterminent le voisinage



considéré pour moyenniser tout en gardant les fortes discontinuités d'intensité dans l'image. En d'autres termes,  $\sigma_r$  permet de distinguer entre les vraies caractéristiques et le bruit, les variations importantes d'intensité correspondent aux vraies caractéristiques, tandis que les petites variations d'intensité correspondent au bruit. Dans la pratique, le paramètre  $\sigma_d$  est fixé en fonction de la taille du masque. Le paramètre  $\sigma_r$  permet alors de régler le paramètre de similarité d'intensité du filtre. Le réglage de ce paramètre doit prendre en compte le type d'application pour laquelle le filtre est utilisé. Dans le cas particulier de la restauration des images bruitées, ce paramètre doit varier en fonction de la quantité de bruit présent dans l'image, les propriétés intrinsèquement adaptatives du filtre bilatéral lui permettront ensuite de s'adapter aux détails de l'image. Plus la valeur de  $\sigma_r$  est importante, plus le filtre est passe-bas. Dans les applications de microscopie électronique, la quantité du bruit dans les images EM, varie constamment en fonction des paramètres de: temps d'exposition, mode d'acquisition (STEM ou EFTEM), dose d'électrons, etc.

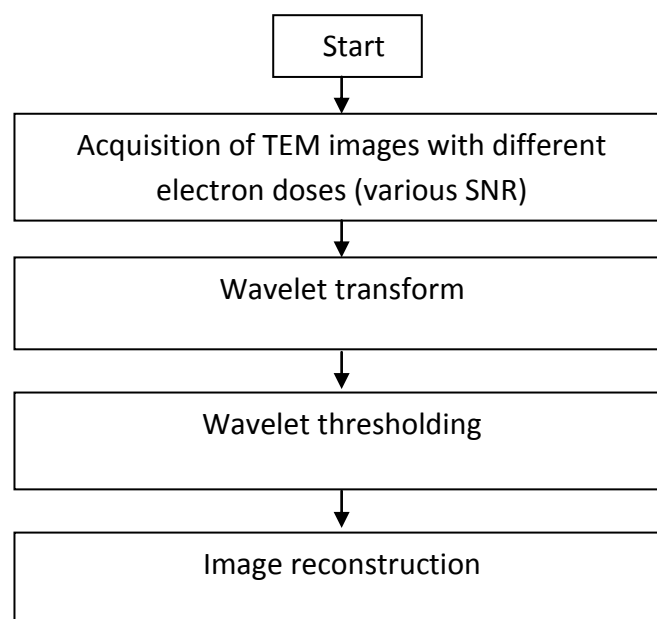


Figure 3.2 : Algorithme de débruitage par Ondelettes [SOU, 2013].

Il est donc intéressant de pouvoir ajuster de manière automatique le paramètre  $\sigma_r$  de similarité d'intensité du filtre en fonction de la puissance du bruit. Cela permettrait d'optimiser le compromis entre préservation des détails et le filtrage du bruit. Idéalement le filtre devrait filtrer peu ou pas les images faiblement bruitées pour conserver les détails des images.

En présence de bruits plus forts, le filtre devrait filtrer le bruit en contrepartie de la perte des structures de l'objet possédant des variances inférieures ou égales à la variance du bruit. Un autre paramètre qui influe directement sur la qualité du filtrage bilatéral est la taille du filtre ou le voisinage 'pixels'. En fait, il faut que la taille du filtre soit deux ou trois fois supérieure à  $\sigma_d$ .

Dans nos expériences, comme c'est illustré dans la Figure 3.3, après avoir préparé les images test TEM avec différentes valeurs du  $SNR$ , nous appliquons le filtre bilatéral pour traiter les données bruitées. Plusieurs cas sont considérés, dans l'optique de montrer les performances de cet algorithme. Dans un premier temps, la taille du filtre est fixé et  $\sigma_d$  et  $\sigma_r$  varient. Ensuite, inversement,  $\sigma_d$  et  $\sigma_r$  sont fixés et la taille du filtre varie. Nous calculons la valeur du  $SNR$  pour chaque cas.

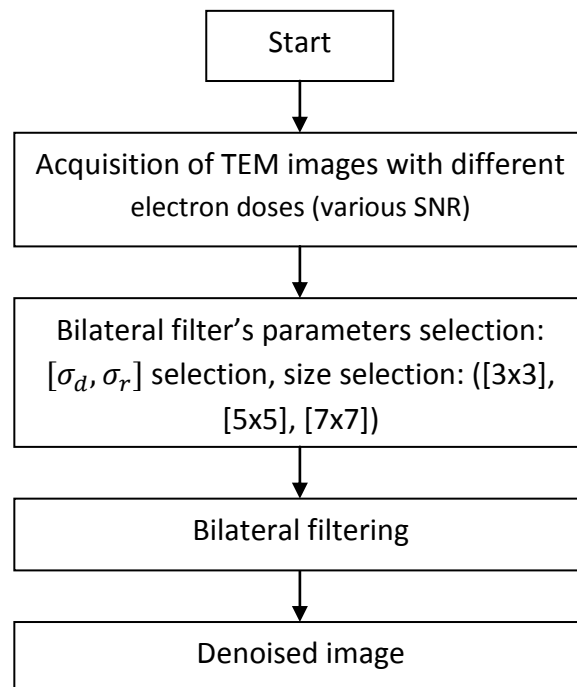


Figure 3.3: Algorithme de débruitage à base de filtrage bilatéral [SOU, 2013].

## 3.5 RESULTATS ET DISCUSSIONS

### 3.5.1 Nature des Données

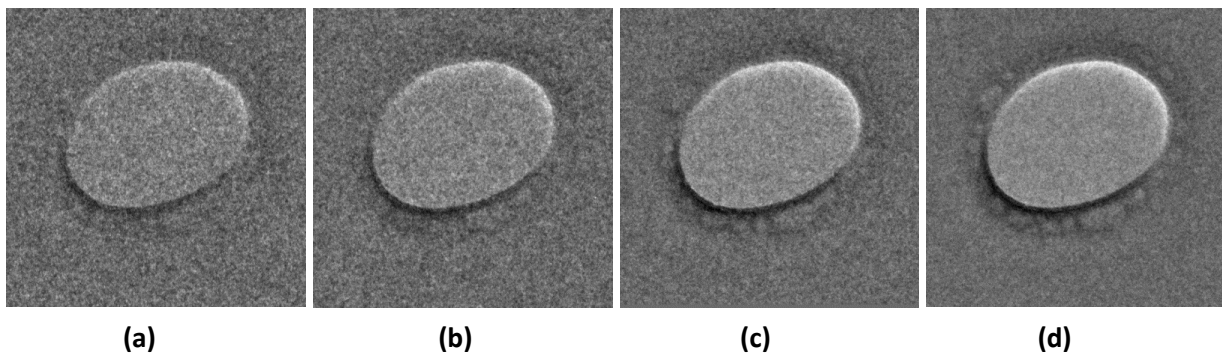
Dans nos expériences, nous avons appliqué nos algorithmes de débruitage sur quatre séries d'images TEM, chacune avec un temps d'exposition différent. Plus précisément, les quatre séries d'images sont:

- La première série: contient une image de 1 second temps d'exposition,

- La deuxième série: contient deux images de 0.5 seconds temps d'exposition chacune,
- La troisième série: contient cinq images de 0.2 seconds temps d'exposition chacune,
- La quatrième série: contient dix images de 0.1 seconds temps d'exposition chacune.

Du fait que les quatre séries d'images n'ont pas le même temps d'exposition, elles ont différentes valeurs du  $SNR$ , ( $SNR$  (dB) = 22.59, 18.59, 11.32 et 3.13), respectivement. Les images TEM sont de taille  $440 \times 440$  chacune, acquises par le microscope JEOL comme nous avons précisé précédemment.

Le spécimen est un film formvar de Lacey, dont la structure a été appliquée sur le carbone avec des trous de taille variables allant de moins d'un quart microns à plus de 10 microns. Les images originales sont illustrées dans la Figure 3.4. Nous avons représenté une copie de chaque série d'images test.



**Figure 3.4** : Les images test 'trou' avec différents temps d'exposition, (a) 0.1s, (b) 0.2s, (c) 0.5s, (d) 1s.

### 3.5.2 Evaluation des Performances

Dans l'optique d'évaluer objectivement nos résultats, les valeurs du  $SNR$  sont calculées pour chaque image test de chaque série d'images. Pour mieux apprécier l'amélioration du  $SNR$  et l'avantage des algorithmes de débruitage, nous avons calculé le  $SNR$  avant et après débruitage et pour les deux algorithmes, que nous notons  $SNR_{in}$  et  $SNR_{out}$  respectivement. Différents cas sont considérés.

Pour l'algorithme de débruitage par ondelettes, nous testons les deux méthodes de seuillage soft et hard avec différents niveaux de résolution et différentes bases

d'ondelettes. En ce qui concerne le débruitage par filtrage bilatéral, les résultats sont obtenus en appliquant différentes tailles de filtre et différentes valeurs des  $\sigma_d$  et  $\sigma_r$ . L'objectif de cette étude est de trouver une combinaison optimale des différents paramètres du filtre.

Notons qu'avec les images réelles, nous n'avons pas d'images originales, alors la définition du  $SNR$  pour les images test TEM que nous avons utilisé, est donnée comme suit:

$$SNR = 10 \log \left[ \left| \frac{\bar{S} - \bar{N}}{\sigma_n} \right|^2 \right] \quad (3.11)$$

Tel que  $\bar{S}$  est la valeur moyenne du signal utile (la zone autour du trou),  $\bar{N}$  la valeur moyenne du bruit (la zone trou),  $\sigma_n$  la déviation standard du bruit.

### 3.5.3 Résultats du Débruitage

Comme nous l'avons mentionné dans les sections précédentes, le  $SNR_{in}$  des images test, est extrêmement faible, surtout pour les images obtenues par un temps d'exposition de 0.1s. Le  $SNR_{in}$  est proportionnel au temps d'exposition, comme nous le pouvons constater du Tableau 3.1, plus le temps d'exposition est long, plus le  $SNR_{in}$  est important.

**Tableau 3.1 :**  $SNR_{in}$  des images test TEM à différentes temps d'exposition.

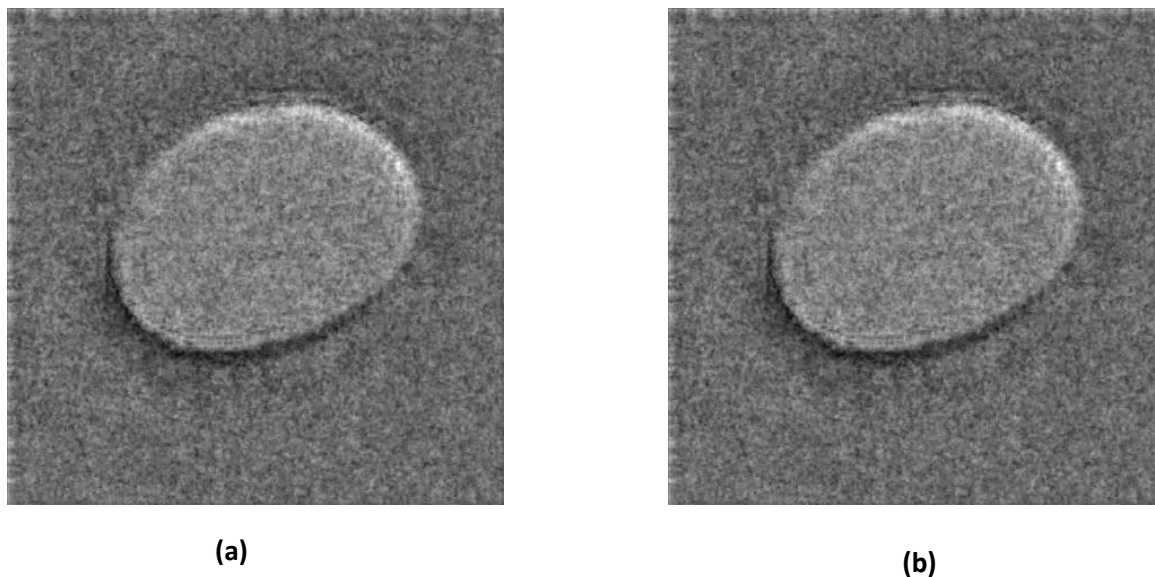
Temps d'exposition des différente images EM	$SNR_{in}$ (dB)
0.1s_0	2.8822
0.1s_1	2.8495
0.1s_2	2.9539
0.1s_3	3.2676
0.1s_4	4.5934
0.1s_5	3.4948
0.1s_6	5.8239
0.1s_7	2.0041
0.1s_8	3.1318
0.1s_9	4.5217
0.2s_1	11.3218
0.2s_2	7.5025
0.2s_3	11.2858
0.2s_4	9.5248
0.2s_5	11.0171
0.5s_1	18.5929
0.5s_2	15.6158
1s	22.5953

**Tableau 3.2:**  $SNR_{out}$  des images test débruitée en utilisant le seuillage dur et doux avec l'ondelette DB2.

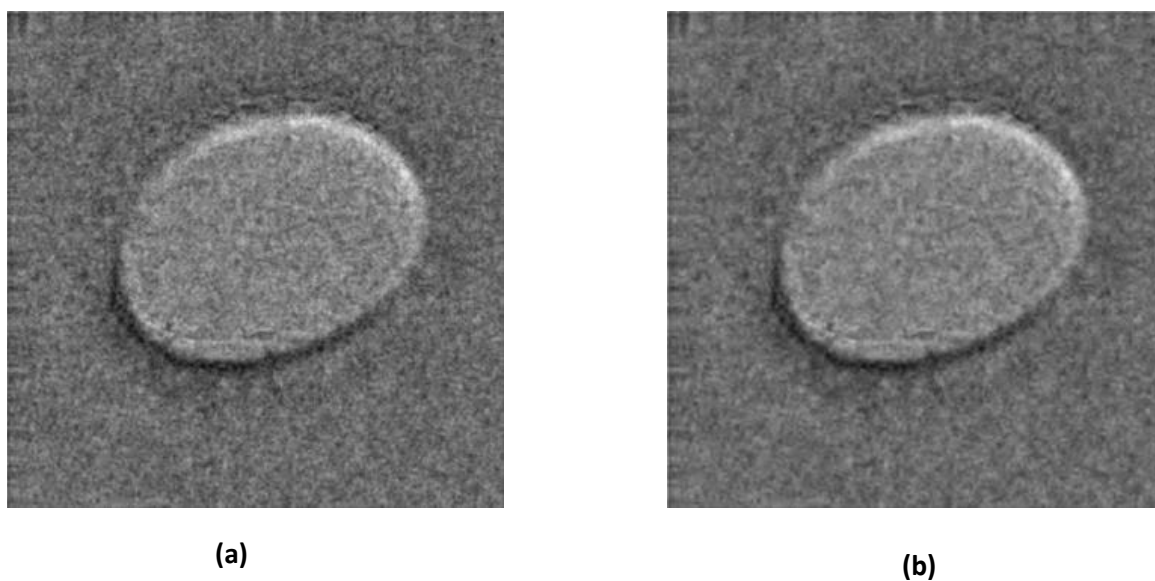
Images	$SNR_{in}$ (dB)	$SNR_{out}$ (dB)									
		DB2									
		Seuillage hard					Seuillage soft				
		L1	L2	L3	L4	L5	L1	L2	L3	L4	L5
0.1s_0	3.4298	5.5567	6.5098	5.0887	4.2445	7.7279	7.3891	10.0600	12.3803	12.8196	9.0191
0.2s_1	11.6347	14.8711	14.2246	14.2070	11.9631	9.7023	14.6759	15.9113	17.6377	16.6571	14.8571
0.5s_1	18.9925	20.1380	20.2586	20.4539	17.4822	17.7121	21.1652	23.8360	24.5028	21.3780	19.9112
1s	21.2655	25.9601	24.9351	26.6060	22.7130	20.0935	25.0886	30.1240	33.5748	32.1533	21.4608

**Tableau 3.3:**  $SNR_{out}$  des images test débruitée en utilisant le seuillage dur et doux avec l'ondelette DB3.

Images	$SNR_{in}$ (dB)	$SNR_{out}$ (dB)									
		DB3									
		Seuillage hard					Seuillage soft				
		L1	L2	L3	L4	L5	L1	L2	L3	L4	L5
0.1s_0	3.4298	4.4212	5.4179	5.2076	2.6247	2.5108	6.5173	7.5072	11.5053	8.1315	7.8611
0.2s_1	11.6347	12.3374	12.5004	12.3508	11.0830	17.6718	12.3767	14.9739	15.7608	13.6124	10.9516
0.5s_1	18.9925	19.5925	20.4710	18.4484	17.1059	13.2877	20.0638	22.7218	23.7988	21.7262	18.3793
1s	21.2655	22.9960	24.4964	23.1762	22.0229	18.3518	23.7152	28.8155	31.2727	31.1330	20.0420



**Figure 3.5 :** Images débruitées, temps d'exposition 0.2s: (a) seuillage hard (b) seuillage soft, ondelette d'analyse 'DB2', niveau de décomposition  $L_3$ .



**Figure 3.6 :** Images débruitées, temps d'exposition 0.2s: (a) seuillage hard (b) seuillage soft, ondelette d'analyse 'DB3', niveau de décomposition  $L_3$ .

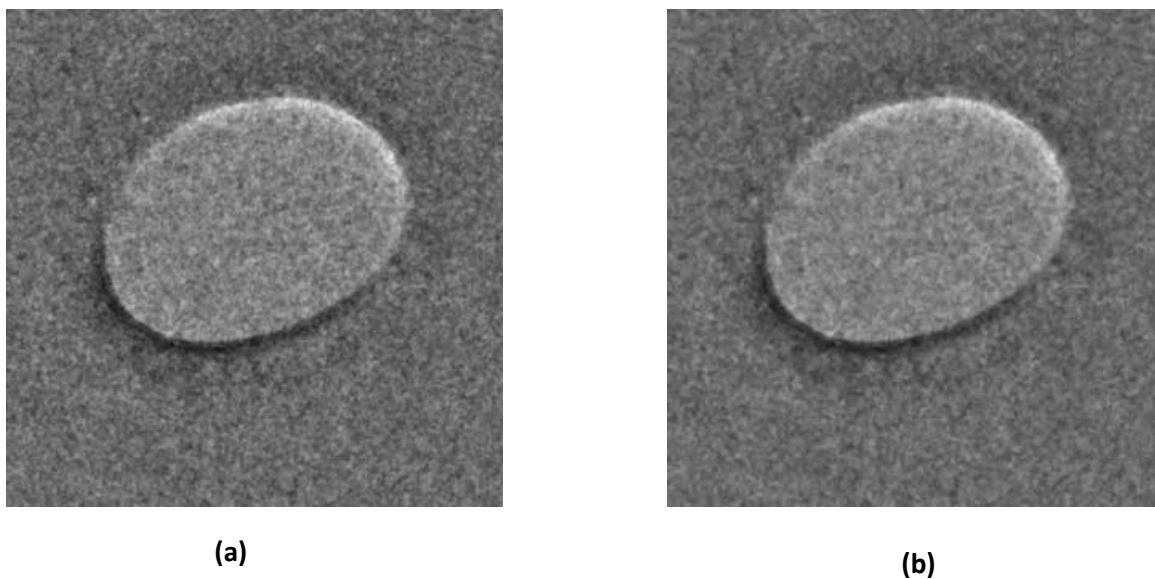
Ceci explique la qualité visuelle dégradée des images test de 0.1s jusqu'à 1s, illustrés dans la Figure 3.4. Rappelons qu'un temps d'exposition court est préféré pour réduire le dommage de l'échantillon par l'irradiation.

Nous cherchons toujours à avoir un compromis entre le temps d'exposition et la valeur du  $SNR$  après l'acquisition.

Les Tableaux 3.2-3.5 représentent l'influence des paramètres ondelettes mère, et les niveaux de résolution sur la performance de l'algorithme de débruitage par ondelette par les deux méthodes de seuillage soft et hard.

Les Tableaux 3.2 et 3.3 présentent les valeurs du  $SNR_{out}$  pour plusieurs niveaux de résolution et en appliquant les ondelettes  $DB2$  et  $DB3$ , respectivement. Nous remarquons que les deux méthodes de seuillage ont permis une amélioration du  $SNR$  du premier niveau de résolution  $L_1$  jusqu'au niveau 3  $L_3$ . Cette amélioration est nettement remarquable sur la qualité visuelle des images comme c'est illustré dans les Figures 3.5 et 3.6. Cependant, si le niveau de décomposition est supérieur à 3, cela influe sur les hautes fréquences de l'image originale.

Aussi, la comparaison entre les résultats fournis par la  $DB2$  et la  $DB3$  montrent que le nombre des moments nuls influe également sur la qualité visuelle de l'image. L'ondelette ' $symlet8$ ', a permis une amélioration du  $SNR$  dans les cinq niveaux de décomposition  $L_5$ . Cette remarque a tendance à se reproduire pour les deux types de seuillage soft et hard. La Figure 3.7 illustre les images débruitées par la ' $symlet8$ ' et le Tableau 3.4 représente les valeurs du  $SNR$  correspondantes. En appliquant l'ondelette d'analyse 'Haar' et le seuillage soft, l'amélioration du  $SNR$  est obtenue jusqu'au niveau 4  $L_4$ , tandis qu'avec le seuillage hard, la valeur du  $SNR$  au niveau 3 ' $L_3$ ' est supérieure à celle obtenue au niveau 4 ' $L_4$ ' comme c'est montré sur le Tableau 3.5. La Figure 3.8 illustre la qualité visuelle des images débruitées correspondantes. A partir du Tableau 3.6, nous pouvons clairement remarquer que les valeurs du  $SNR$  obtenues par le filtre de taille  $7 \times 7$  sont supérieures à celles obtenues par les filtres de tailles  $3 \times 3$  et  $5 \times 5$ . La Figure 3.9 montre l'amélioration de la qualité visuelle des images débruitées. Le fait de fixer la taille du filtre et faire varier  $\sigma_d$  et  $\sigma_r$ , nous a permis d'obtenir différentes valeurs du  $SNR$ , comme c'est illustré dans le Tableau 3.7. La Figure 3.10 illustre l'amélioration de la qualité visuelle des images TEM débruitées. Cette amélioration est beaucoup plus nette surtout pour les images TEM à faible temps d'exposition (0.1s).

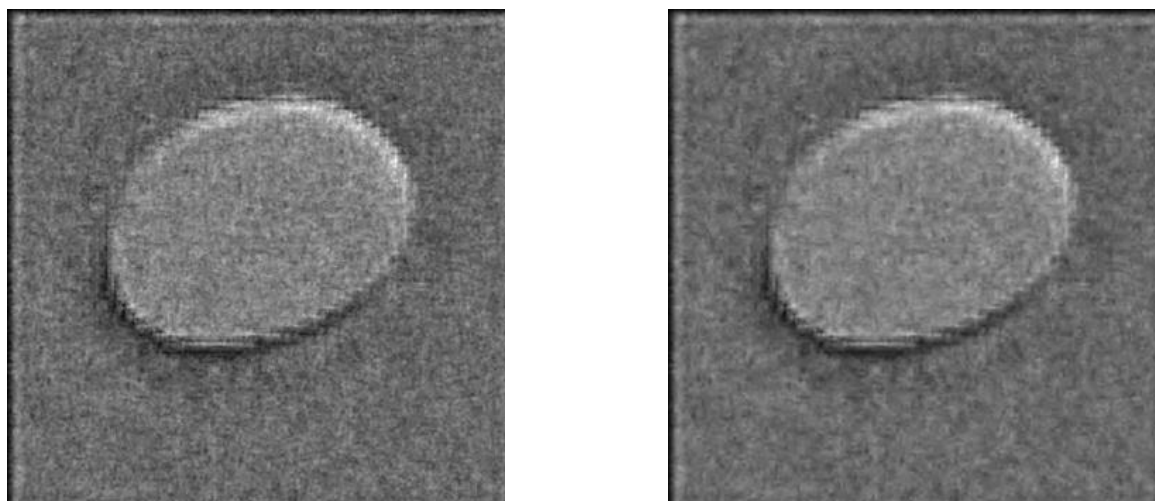


**Figure 3.7 :** Images débruitées, temps d'exposition 0.2s: (a) seuillage hard (b) seuillage soft, ondelette d'analyse 'symlet8', niveau de décomposition L5.

**Tableau 3.4:**  $SNR_{out}$  des images test débruitée en utilisant le seuillage dur et doux avec l'ondelette 'symlet8'.

Images	$SNR_{in}$ (dB)	$SNR_{out}$ (dB)									
		'symlet8'									
		Seuillage hard					Seuillage soft				
		L1	L2	L3	L4	L5	L1	L2	L3	L4	L5
0.1s_0	3.4298	4.3075	4.7255	5.2177	5.2299	6.8353	6.3022	8.8807	11.4296	12.1186	12.8080
0.2s_1	11.6347	14.6446	14.8028	14.9867	15.3669	15.9624	15.3866	17.3225	18.7115	19.6543	21.9666
0.5s_1	18.9925	21.0752	23.3056	24.1687	24.5496	24.6677	23.6571	26.4341	28.1982	29.9799	30.7704
1s	21.2655	22.1029	24.4714	24.9631	26.0001	26.7882	22.8884	25.1586	29.2794	33.0713	32.0168





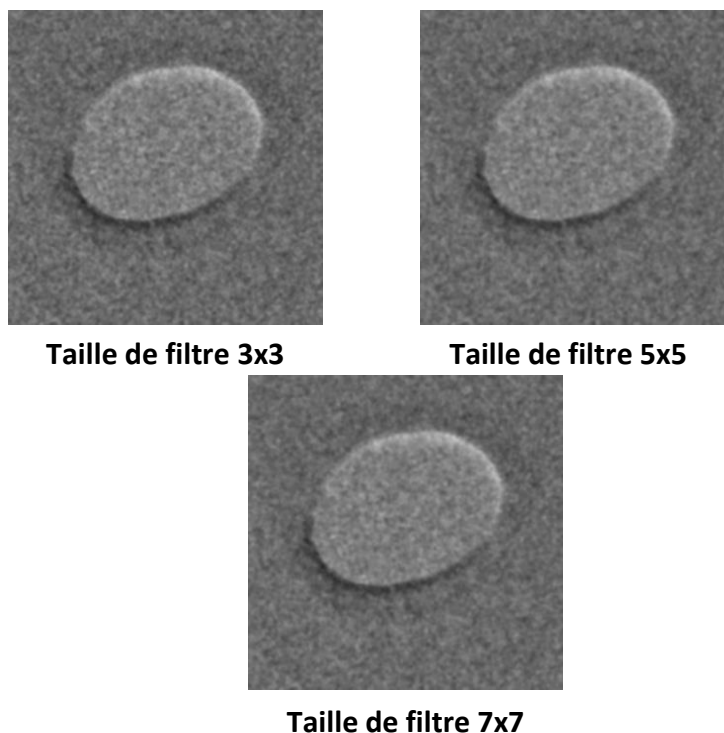
(a)

(b)

**Figure 3.8:** Images débruitées, temps d'exposition 0.2s: (a) seuillage hard (b) seuillage soft, ondelette d'analyse 'Haar', niveau de décomposition L3.

**Tableau 3.5:**  $SNR_{out}$  des images test débruitée en utilisant le seuillage dur et doux avec l'ondelette Haar.

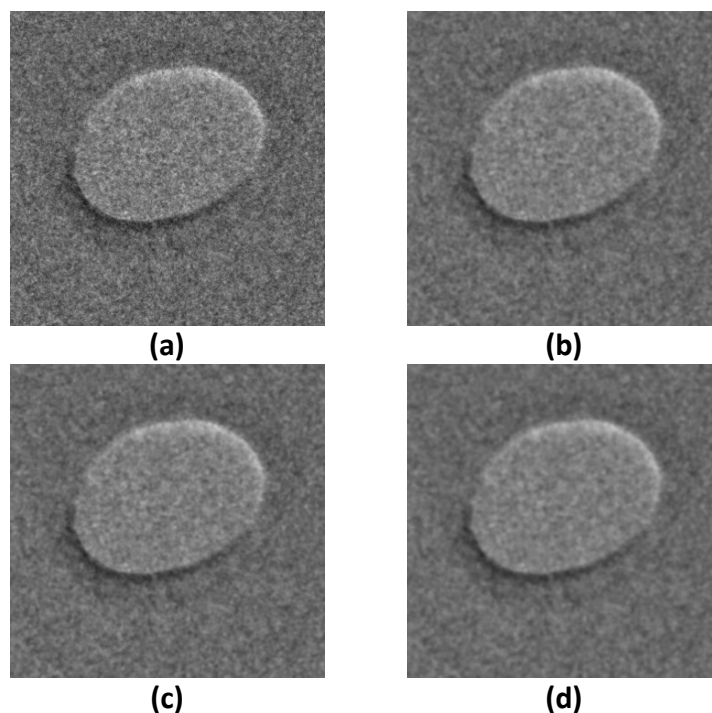
Images	$SNR_{in}$ (dB)	$SNR_{out}$ (dB)									
		Haar									
		Seuillage hard					Seuillage soft				
		L1	L2	L3	L4	L5	L1	L2	L3	L4	L5
0.1s_0	3.4298	7.9493	9.1986	9.5287	6.8487	4.1836	9.5019	13.9908	14.3221	14.8784	13.8751
0.2s_1	11.6347	15.7674	16.4418	17.1839	16.5745	14.3678	15.7029	20.3185	21.0179	21.0680	10.9219
0.5s_1	18.9925	21.2703	21.9882	22.6186	20.1955	17.2765	22.9266	25.8545	27.5723	28.3608	19.6635
1s	21.2655	25.8201	29.0292	29.1488	27.1440	19.0601	28.1553	35.2083	37.7512	38.1308	18.9339



**Figure 3.9:** Images débruitées par l'algorithme à base de filtrage bilatéral avec  $[\sigma_d \ \sigma_r] = [1.8 \ 20]$  et différents taille de filtre : (a)  $3 \times 3$  (b)  $5 \times 5$  (c)  $7 \times 7$ .

**Tableau 3.6:**  $SNR_{out}$  des images test par l'algorithme à base de filtrage bilatéral avec différentes tailles de la fenêtre.

IMAGES	$SNR_{in}$ (dB)	$[\sigma_d \ \sigma_r]$	TAILLE DE FILTER	$SNR_{out}$ (dB)
0.1s	3.4298	[1.8 20]	[3x3]	19.3882
			[5x5]	20.6923
			<b>[7x7]</b>	<b>21.1784</b>
0.2s	11.6347	[1.8 20]	[3x3]	26.5149
			[5x5]	30.8817
			<b>[7x7]</b>	<b>29.0161</b>
0.5s	18.9925	[1.8 20]	[3x3]	37.6429
			[5x5]	37.4874
			<b>[7x7]</b>	<b>38.0051</b>
1s	21.2655	[1.8 20]	[3x3]	42.0497
			[5x5]	44.9139
			<b>[7x7]</b>	<b>46.1536</b>



**Figure 3.10 :** Images débruitées par algorithme à base de filtre bilatéral de taille  $7 \times 7$  et différentes valeurs des  $\sigma$ : (a) image bruitée avec temps d'exposition 0.1s (b)  $[\sigma_d \ \sigma_r] = [1.5 \ 3]$  (c)  $[\sigma_d \ \sigma_r] = [1.5 \ 1]$  (d)  $[\sigma_d \ \sigma_r] = [2 \ 4]$ .

**Tableau 3.7:**  $SNR_{out}$  des images tests débruitées par l'algorithme à base de filtrage bilatéral avec taille fixe et différentes valeurs des  $\sigma$ .

Images	$SNR_{in}$ (dB)	TAILLE DE FILETR	$[\sigma_d \ \sigma_r]$	$SNR_{out}$ (dB)
0.1s_0	3.4298	[7x7]	[1.5 3]	18.5920
			[1.5 1]	18.9075
			[2 4]	20.6651
0.2s_1	11.6347	[7x7]	[1.5 3]	28.1384
			[1.5 1]	28.2176
			[2 4]	33.7102
0.5s_1	18.9925	[7x7]	[1.5 3]	33.7210
			[1.5 1]	36.1247
			[2 4]	39.5213
1s	21.2655	[7x7]	[1.5 3]	40.1608
			[1.5 1]	42.7353
			[2 4]	44.1050

### 3.6 SYNTHÈSE

Bien que les images traitées par les deux algorithmes de débruitage: transformée en ondelettes et filtrage bilatéral à différentes situations, sont comparables, il reste encore quelques constatations importantes.

Du fait du caractère creux de la transformée en ondelettes, l'algorithme de débruitage à base de la transformée en ondelette a permis de représenter quelques coefficients de détail de l'image, ayant une valeur suffisamment élevée tout en conservant les coefficients d'approximation. D'autant plus, ces derniers, relatifs aux composantes de basses fréquences, sont essentiellement caractéristiques de l'image originale. Cela explique l'efficacité du débruitage effectués dans les trois bases d'ondelettes. Cette efficacité est beaucoup plus prononcée en augmentant le niveau de décomposition. A l'exception des ondelettes Daubechies qui ont permis une amélioration considérable du *SNR* surtout pour le niveau de décomposition 3  $L_3$ . Le nombre des moments non nuls des ondelettes Daubechies a conduit à des résultats distincts. Nous avons également remarqué que les résultats obtenus par le seuillage soft sont légèrement supérieurs à ceux obtenus par le seuillage hard. Cette remarque a tendance à se reproduire avec toutes les images test. Ceci est du fait que le seuillage soft ne garde pas uniquement les coefficients au-dessus du seuil, mais les rétrécit aussi. L'inconvénient majeur de cet algorithme pour les deux règles de seuillage est que la valeur du seuil est unique pour toutes les bandes de fréquence de la décomposition en ondelettes. L'algorithme de débruitage par filtrage bilatéral a permis de lisser les images tout en préservant la résolution. Aussi, le temps de calcul est rapide même avec les images de grandes tailles. Il faut cependant, choisir la combinaison optimale des différents paramètres du filtre bilatéral, à savoir: la taille de la fenêtre et les deux  $\sigma_d$  et  $\sigma_r$ .

### 3.7 CONCLUSION

Dans ce Chapitre, nous avons présenté deux algorithmes de débruitage à base de la transformée en ondelettes et base de filtrage bilatéral. Les deux algorithmes sont testés sur des images réelles TEM générées exclusivement pour ce travail de doctorat. Ces images test sont acquises à différents temps d'exposition. Pour l'algorithme du débruitage à base de la transformée en ondelettes, un choix judicieux de l'ondelette d'analyse mère, la règle de seuillage, et le calcul du seuil a été

effectué. Nous avons appliqué les trois ondelettes: Daubechies, Haar la plus ancienne ondelette et la *symlet8* et ceci pour le seuillage soft et hard. A partir des résultats obtenus, la qualité visuelle des images ainsi que le *SNR* correspondant sont considérablement améliorés. Nous constatons que la *symlet8* a permis une amélioration surtout au niveau 5 L<sub>5</sub>. L'algorithme par filtre bilatéral a également montré son efficacité pour traiter les images TEM. Les valeurs élevées du *SNR* sont obtenues pour une combinaison optimale des paramètres suivants du filtre bilatéral: la taille de la fenêtre,  $\sigma_d$  et  $\sigma_r$ . L'amélioration du *SNR* correspond à une bonne qualité visuelle des images débruitées.

Pour conclure, le besoin de réduire le temps d'exposition et la dose d'électrons dans l'acquisition des images TEM, impose l'application d'une étape de prétraitement comme celles proposées dans ce Chapitre.

Toujours dans l'optique de réduire le temps d'exposition, et de corriger les limitations des algorithmes de débruitage, nous proposerons dans les Chapitres qui suivent des algorithmes qui se basent sur des images à multicopie bruitées et qui utilisent des transformées orientées telles que la transformée en contourlettes.

## Chapitre 4

# Débruitage d'Images à Base d'Estimation Bayésienne Non Paramétrique dans le Domaine de La Transformée en Ondelettes: Application aux Images TEM à Multicopie Bruitées

### Résumé

Le débruitage des images TEM sous ses différents modes TEM, STEM et EFTEM est une étape cruciale avant la reconstruction 3D, car, le niveau élevé du bruit affecte directement l'étape d'alignement. Notre objectif est de débruiter ces images TEM en exploitant plusieurs copies bruitées, acquises à un temps d'exposition très court. De ce fait, nous détaillerons, dans ce Chapitre, une structure de débruitage qui utilise des images à multicopie bruitées, fondée sur l'estimation bayésienne dans le domaine de la transformée en ondelettes. Dans un souci de comparaison, la structure sera basée sur quatre méthodes différentes, à savoir: le seuillage soft, hard dans le domaine de la transformée en ondelettes, Filtrage bilatéral et l'estimateur bayésien basé sur la loi statistique alpha-stable dans le domaine de la transformée en ondelettes.

## 4.1 INTRODUCTION

Les récents microscopes électroniques sont capables de produire des images avec une résolution proche de l'échelle atomique. Ils ont donc permis de grand progrès dans le domaine de biologie et science des matériaux. Dans le cas d'une image de microscopie électronique à transmission, il s'agit d'une projection d'un objet le long de l'axe du faisceau d'électrons, dans laquelle il est impossible de distinguer des objets ou des détails superposés. Souvent, les échantillons observés en microscopie électronique à transmission sont de faible épaisseur pour que les électrons puissent les traverser. Ceci permet aux opérateurs dans certains cas, d'estimer la troisième dimension constante dans cette direction.

En générale le microscope électronique peut fonctionner sous trois modes différents, à savoir, TEM, STEM et EFTEM. En fait, les modes de fonctionnement se distinguent par l'étape de préparation de l'échantillon. Cette dernière, est cruciale. Elle détermine le niveau du bruit dans l'image acquise. Quel que soit le mode de fonctionnement, le bruit est toujours présent dans les images acquises par le microscope électronique. Ce bruit est beaucoup plus important dans les images EFTEM.

Le problème du débruitage a engendré une *importante* littérature en prétraitement des images. D'où l'idée de restaurer une image de bonne qualité à partir de sa version dégradée. Elle n'est toujours pas considérée comme un problème résolu, et ce champ de recherche reste très actif et fertile. Pour les images acquises par le microscope électronique, l'obtention des images moins bruitées, mène à une représentation tridimensionnelle de très haute qualité de l'échantillon à analyser. Cette représentation permet de mieux comprendre la formation de l'échantillon et d'extraire les informations nécessaires à la poursuite du processus d'analyse. Dans ce cadre, des approches basées sur les transformées multi-échelles ont été développée. Ces dernières ont montré leur efficacité dans le cadre de l'estimation statistique.

Dans ce Chapitre nous allons présenter les résultats de notre papier [SOU, 2014]. Nous montrerons l'intérêt d'exploiter plusieurs copies bruitées d'une même image EM, pour améliorer la qualité visuelle tout en réduisant le temps d'exposition au court de l'acquisition. Nous effectuerons plusieurs tests sur des images tests TEM

spécifiques, acquises dans le cadre de ce travail toujours à l'institut Curie d'Orsay. Ces images sont acquises à différents temps d'exposition: 0.5s, 0.2s, 0.1s et de 1s (i.e. avec différentes valeurs de  $SNR$ ). Les images tests contiennent des billes d'or dans un souci d'évaluer l'exactitude des méthodes proposées. Nous détaillerons la structure proposée de débruitage, qui utilise la fusion des images TEM à multicopie bruitées. La structure est basée sur l'estimation bayésienne et la modélisation par la loi statistique alpha-stable dans le domaine des ondelettes. Pour assurer l'obtention d'un rapport signal sur bruit ' $SNR$ ' très élevé, nous utiliserons la famille d'ondelettes appropriée au niveau approprié en se basant sur les résultats de [SOU, 2013]. Dans un souci de compléter l'étude comparative, le seuillage soft, hard et le filtrage bilatéral seront également appliqués sur cet ensemble de données. Nous discuterons les résultats obtenus en fonction des différents paramètres: la taille de la fenêtre du filtre et les deux paramètres  $\sigma_d, \sigma_r$ , qui sont respectivement la déviation standard de la distribution gaussienne des poids géométriques et la déviation standard de la distribution gaussienne des poids d'intensités.

Nous nous pencherons dans ce chapitre sur la modélisation statistique des coefficients d'ondelettes et l'estimation des coefficients débruités en se basant sur l'estimation bayésienne, afin de corriger les limitations de l'étape de seuillage dans le débruitage classique. Dans le contexte bayésien et afin de reconstruire l'image non bruitée, il est nécessaire d'imposer des contraintes sur la solution reconstruite, ce qui consiste à choisir un modèle *a priori*. Pour cela, nous présenterons le cadre général du modèle de mélange d'échelles de gaussiennes comme *a priori* adéquat à la modélisation des statistiques marginales des images dans l'espace des transformées multi-échelles non-orientées, Plus précisément, nous introduisons comme *a priori*: la distribution  $\alpha$ -stable.

## **4.2 ALGORITHME DE DEBRUITAGE A BASE D'ESTIMATION BAYESIENNE DANS LE DOMAINE DE LA TRANSFORMEE EN ONDELETTE**

Après avoir exposé le formalisme général du problème de débruitage envisagé dans le domaine de la transformée en ondelettes, nous nous intéresserons plus exactement à la modélisation et l'estimation des coefficients d'ondelettes débruités. Dans le cadre bayésien, plusieurs modèles statistiques *a priori* adaptés à la



modélisation statistique des coefficients d'ondelettes, ont été envisagés. La combinaison de l'information contenue dans les données observées (que nous avons noté  $y$  dans le chapitre précédent) et celle contenue dans la loi *a priori* sur le signal à estimer, noté  $x$ , permet d'obtenir la distribution conditionnelle *a posteriori*. Cette dernière permet d'obtenir l'estimateur bayésien et d'estimer la fonction inconnue  $x$ .

Il convient, avant de présenter l'estimateur bayésien dans le domaine des transformées, de présenter les caractéristiques générales de l'estimation bayésienne dans le domaine spatial.

#### 4.2.1 Domaine Spatiale

Le but du débruitage est d'estimer  $x$  en se basant uniquement sur les données observées  $y$ . Le théorème de Bayes [LOA, 2010] donne la relation entre une probabilité conditionnelle et son inverse. Cette relation peut également être appliquée comme une fonction de densité de probabilité (en anglais, Probability Density Function PDF), par exemple pour la fonction de densité de probabilité de  $x$ , sachant  $y$  et le PDF de  $y$  sachant  $x$ :

$$P_{X/Y}(x/y) = \frac{P_{Y/X}(y/x)P_X(x)}{P_Y(y)} \quad (4.1)$$

Dans l'équation 4.1, Le terme  $P_X(x)$  est la probabilité *a priori* de  $x$ . Elle est «antérieure» au sens qu'elle précède toute information sur  $y$ .  $P_X(x)$  est aussi appelée la fonction de densité de probabilité marginale de  $x$ . Le terme  $P_{X/Y}(x/y)$  est appelée la probabilité *a posteriori* de  $x$  sachant  $y$  (ou encore de  $x$  sous condition  $y$ ). Elle est « postérieure », au sens qu'elle dépend directement de  $y$ . Le terme  $P_{Y/X}(y/x)$ , pour un  $x$  connu, est appelé la fonction de vraisemblance de  $y$ ,  $L(y) = P_{Y/X}(y/x)$ . De même, le terme  $P_Y(y)$  est appelé la probabilité marginale ou *a priori* de  $y$ .

Si nous voulons prendre en compte les statistiques de bruit  $\varepsilon$ , nous pouvons remplacer  $P_{Y/X}(y/x)$  par  $P_{\varepsilon/X}(y - x/x)$  car ils sont équivalents. De plus, si le bruit et le signal (l'image) sont indépendants, comme dans le cas général,  $P_{\varepsilon/X}(y - x/x) = P_{\varepsilon}(y - x)$  et la relation 4.1 devient:

$$P_{X/Y}(x/y) = \frac{P_{\varepsilon}(y-x)P_X(x)}{P_Y(y)} \quad (4.2)$$

La valeur estimée de  $x$ ,  $\hat{x}$ , est la valeur  $X$  qui maximise la distribution *a posteriori*,  $P_{X/Y}(x/y)$ , c'est ce que l'on appelle l'estimateur du maximum *a posteriori* (en anglais, maximum *a posteriori* probability estimate 'MAP'). L'estimation MAP de  $x$  basée sur les observations  $y$  est donnée par l'équation du filtre MAP:

$$\hat{x} = \text{argmax}_x (P_{Y/X}(y/x) \cdot P_X(x)) \quad (4.3)$$

Ou bien, de manière équivalente

$$\hat{x} = \text{argmax}_x (P_{\varepsilon}(y-x) \cdot P_X(x)) \quad (4.4)$$

Le calcul de  $\hat{x}$ , est généralement basée sur la recherche des zéros de la dérivée, soit de la fonction à maximiser (équation 4.5), ou de son logarithme (équation 4.6).

$$\frac{\partial}{\partial x} (P_{\varepsilon}(y-x) \cdot P_X(x)) = 0 \quad (4.5)$$

$$\frac{\partial}{\partial x} (\ln(P_{\varepsilon}(y-x)) + \ln(P_X(x))) = 0 \quad (4.6)$$

L'estimation bayésienne a l'avantage d'insérer une information *a priori* sur l'image originale, d'autant plus, si l'estimation bayésienne est appliquée dans le domaine de transformée ou les hautes fréquences sont séparées des basses fréquences.

#### 4.2.2 Domaine de la Transformée en Ondelettes

En appliquant la transformée en Ondelettes sur le modèle du débruitage, mentionné au Chapitre 3 dans l'équation 3.1, nous obtenons également :

$$\begin{cases} A_y^j = A_x^j + A_{\varepsilon}^j \\ W_y^j = W_x^j + W_{\varepsilon}^j \end{cases} \quad (4.7)$$

Ou  $A$  signifie les coefficients d'approximation et  $W$  sont les coefficients de détail, au niveau  $j$  des trois signaux: les observations  $y$ , le signal (l'image) original à estimer  $x$  et le bruit  $\varepsilon$ .

Le formalisme bayésien est respecté dans le domaine de la transformée en Ondelettes. En répétant les mêmes étapes précédemment exposés, sur les coefficients  $W$ , la PDF *a posteriori* des coefficients d'ondelettes du signal observé  $W_y$  sachant les coefficients d'ondelettes de signal original sans bruit  $W_x$  est  $P_{W_x/W_y}(W_x/W_y)$ , de ce fait, , en appliquant la règle de Bayes et considérant le bruit indépendant du signal, Nous obtiendrons :

$$P_{W_x/W_y}(W_x/W_y) = \frac{P_{W_y/W_x}(W_y/W_x)P_{W_x}(W_x)}{P_{W_y}(W_y)} \quad (4.8)$$

De manière équivalente

$$P_{W_x/W_y}(W_x/W_y) = \frac{P_{W_\varepsilon}(W_x - W_y)P_{W_x}(W_x)}{P_{W_y}(W_y)} \quad (4.9)$$

L'estimation MAP de  $W_x$  est donnée par:

$$\hat{W}_x = \arg \max_{W_x} (P_{W_x/W_y}(W_x/W_y)) \quad (4.10)$$

$$\hat{W}_x = \arg \max_{W_x} (P_{W_\varepsilon}(W_y - W_x)P_{W_x}(W_x)) \quad (4.11)$$

Si les PDF  $P_{W_x}$  et  $P_{W_\varepsilon}$  ne tiennent pas en compte les dépendances inter-échelle entre coefficients  $\hat{W}_x$ , les PDF sont appelées univariées. Pour les estimateurs MAP qui prennent en compte la dépendance inter-échelle, les PDF sont des fonctions multivariées. Généralement, l'équation 4.11 n'a pas une solution analytique. Dans le contexte bayésien, afin de reconstruire l'image non bruitée, tout en conservant les détails, il est nécessaire d'imposer des contraintes sur la solution reconstruite, ce qui consiste à choisir un modèle *a priori*  $P_{W_x}(W_x)$ . Nous considérons tout au long de ce travail, que les coefficients d'Ondelettes sont bien modélisés par la loi  $\alpha$ -stable ' $S_\alpha(\mu, \beta, \gamma)$ ' et la loi  $\alpha$ -stable symétrique  $S\alpha S(\gamma)$ . Ce choix est basé sur les travaux de [LAR, 2006] qui ont montré que la distribution  $\alpha$ -stable est la plus appropriée pour modéliser les coefficients d'ondelettes.

Nous exposerons dans ce qui suit, les différents paramètres de cette distribution, pour plus de clarté dans l'exposé.

### 4.2.3 Modélisation des Coefficients d'Ondelettes par la Loi $\alpha$ -stable

La notion de loi de probabilité  $\alpha$ -stable a été introduite par le mathématicien Paul Lévy au cours de ses études concernant le comportement des sommes de variables aléatoires indépendantes [LEV, 1954].

Une distribution  $\alpha$ -stable est caractérisée par quatre paramètres:

- $\alpha$ : paramètre principal,  $0 \leq \alpha \leq 2$ . Il caractérise les queues de distribution. Plus  $\alpha$  diminue, plus les queues sont lourdes. C'est pourquoi on parle de lois  $\alpha$ -stables ;
- $\mu$ : paramètre de position. Il caractérise la moyenne de la loi (lorsque  $\alpha > 1$ ) ;
- $\gamma$ : paramètre de dispersion. Par exemple, c'est la moitié de la variance dans le cas où  $\alpha = 2$  ;
- $\beta$ : paramètre de symétrie,  $-1 \leq \beta \leq 1$ . Il ne faut pas confondre symétrie et symétrique par rapport à 0. Si  $\beta = 0$ , la loi est symétrique par rapport au paramètre  $\mu$ . Si de plus,  $\mu = 0$ , la loi est dite symétrique  $\alpha$ -stable, de fonction caractéristique

$$\varphi_X(t) = \exp(-\gamma|t|^\alpha) \quad (4.12)$$

Par convention,  $S_\alpha(\mu, \beta, \gamma)$  représentera une loi stable de paramètres  $\alpha$ ,  $\mu$ ,  $\beta$  et  $\gamma$  et  $S_\alpha S(\gamma)$  une loi symétrique  $\alpha$ -stable de paramètre  $\gamma$ . Dans le cas où  $\alpha = 2$ , la distribution stable est gaussienne;  $\gamma$  est proportionnel à l'écart-type  $\sigma$  de la distribution,  $\beta = 0$  et  $\mu$  est la moyenne.

La fonction caractéristique d'une variable aléatoire  $X$   $\alpha$ -stable, s'écrit comme suit:

$$\varphi_X(t) = \begin{cases} \exp\left(i\mu t - \gamma|t| \left[1 + i\beta \operatorname{sign}(t) \frac{2}{\pi} \ln|t|\right]\right) & \text{si } \alpha = 1 \\ \exp\left(i\mu t - \gamma|t|^\alpha \left[1 + i\beta \operatorname{sign}(t) \tan \frac{\alpha\pi}{2}\right]\right) & \text{si } \alpha \neq 1 \end{cases} \quad (4.13)$$

La plupart des algorithmes de traitement du signal utilisant des lois  $\alpha$ -stables exigent l'estimation *a priori* des paramètres de la distribution  $\alpha$ -stable et en particulier l'exposant caractéristique  $\alpha$ . D'où l'importance d'avoir des techniques efficaces

d'estimation des paramètres de la loi. Pour une loi  $\alpha$ -stable symétrique  $S\alpha S$ , les paramètres de la distribution à estimer sont l'exposant caractéristique  $\alpha$  et la dispersion  $\gamma$ . De nombreuses méthodes ont été proposées dans la littérature: le maximum de vraisemblance [DUM, 1973], l'utilisation des moments logarithmique de la loi  $S\alpha S$  [XIN, 1995], utilisation de la fonction de répartition dans [May, 2000] et la généralisation des méthodes existantes aux cas d'une loi  $\alpha$ -stable non symétrique [KUR, 2001]. [KUR, 2003]. McCulloch [MCC, 1986] a développé une technique d'estimation sans biais, dérivée de celle de Fama-Roll [FAM, 1971], permettant une estimation rapide des paramètres  $\alpha$  et  $\gamma$  sous la restriction  $0.6 \leq \alpha \leq 2$ . En outre, les paramètres de distribution doivent être estimés à partir des observations bruitées d'une façon efficace.

Dans [LAR, 2006] le signal observé est considéré comme un mélange de signal de  $S\alpha S$  et du bruit gaussien. Considérant que les composantes du signal et du bruit sont indépendants, un modèle  $S\alpha S$  à deux paramètres est utilisé pour le signal et un modèle gaussien avec une moyenne nulle est utilisé pour le bruit. En raison que les formes explicites des fonctions de densité de probabilité (PDF) d'une distribution  $\alpha$ -stable symétrique ne sont pas connues en général, une méthode rapide et numériquement très stable est appliquée. Cette méthode est basée sur le modèle de mélange d'échelle de gaussiennes, pour obtenir une approximation analytique pour la classe des PDFs  $\alpha$ -stables. Ensuite, afin d'obtenir l'expression analytique de la distribution marginale *a posteriori*, la règle de Bayes est appliquée. Nous renvoyons le lecteur à l'annexe A pour mieux comprendre le détail d'approximation analytique de la PDF  $\alpha$ -stable. Le modèle de mélange de gaussiennes, retenu dans l'annexe A, permet d'aboutir à une estimation de la PDF  $S\alpha S$ . Pour une bonne approximation, l'algorithme de mélange de gaussiennes est adopté et est résumé en ces étapes:

#### **étape1**

Initialisation des paramètres de la distribution  $\alpha$ -stable:

$$\left(\frac{\alpha}{2}, \beta = -1, \mu = 0, \gamma = \left(\cos\left(\frac{\pi\alpha}{4}\right)\right)^{\frac{2}{\alpha}}\right)$$

La fonction caractéristique est donnée par :

$$\varphi_Y(t) = \exp \left\{ - \left( \cos \left( \frac{\pi\alpha}{4} \right) \right)^\alpha |t|^\alpha [1 + j \operatorname{sign}(t) W(t, \alpha)] \right\} \quad (4.19)$$

où

$$W(t, \alpha) = \begin{cases} \tan \left( \frac{\pi\alpha}{2} \right) & \text{si } \alpha \neq 1 \\ -\frac{2}{\pi} \log|t| & \text{si } \alpha = 1 \end{cases} \quad (4.20)$$

### étape 2

Evaluer la PDF stable positive  $f_Y$  en  $N$  points en appliquant la transformée de Fourier rapide inverse à la fonction caractéristique  $\varphi_Y(t)$  donnée par l'équation (4.19), où  $N$  représente le nombre de gaussiennes. Nous choisissons  $N = 16$ .

### étape 3

La PDF de la variable aléatoire  $V = \sqrt{Y}$ , dite fonction de mélange, est obtenue par:

$$h(v) = 2vf_Y(v^2) \quad (4.21)$$

### étape 4

La substitution de la fonction de mélange, calculée dans l'étape (3), dans l'équation (4.18) permet d'obtenir l'approximation analytique de la PDF  $S\alpha S$  :

$$P_{\alpha,0,0,\gamma}(z) = \frac{\sum_{j=1}^N v_j^{-1} \exp \left( -\frac{(z)^2}{4\gamma_x v_j^2} \right) f_Y(v_j^2)}{\sqrt{4\pi\gamma} \sum_{j=1}^N f_Y(v_j^2)} \quad (4.22)$$

### étape 5

Affinage de l'approximation par l'algorithme *Expectation Maximisation* EM [DEM, 1977]. L'étape précédente est utilisée comme étape d'initialisation pour l'algorithme EM. Pour un mélange de gaussiennes, nous cherchons à estimer

$$P_{\alpha,0,0,\gamma}(z) = \sum_{j=1}^N P(z|j)P_j \quad (4.23)$$

où les  $P_j$  sont les propositions du mélange avec  $\sum_{j=1}^N P_j = 1$  et  $P(z|j)$  sont des PDFs normales. Les variables cachées sont les sources d'un ensemble de  $M$  observations  $\{z_m\}$ .

Nous commençons par une première estimation des paramètres  $P(z_m | j)$  et  $P_j$ , puis nous alternons l'étape "Espérance" et l'étape "Maximisation" de l'algorithme EM. L'algorithme est alors présenté sous la forme itérative suivante:

- Initialisation : estimation des paramètres  $P(z_m | j)$  et  $P_j$

$$P(j) = \frac{h(v_j)}{\sum_{j=0}^N h(v_j)} \quad (4.24)$$

et

$$P(z_m | j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_j^2}} \exp\left(-\frac{z_m^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (4.25)$$

où:

$$\sigma_j = \sqrt{2\gamma v_j} \quad (4.26)$$

Bien que l'approximation analytique pour la classe des PDFs  $\alpha$ -stables que nous présentons soit assez bonne et très stable, nous appliquons la règle de Bayes pour combiner l'information contenue dans les observations (image bruitée) et celle contenue dans la loi *a priori* afin d'obtenir l'expression analytique de la distribution marginale *a posteriori*. Cette dernière permet une implémentation simple et rapide de l'estimateur bayésien.

#### 4.2.2.1 PDF Marginale des Coefficients d'Ondelettes

Dans l'approche Bayésienne, l'information *a priori* est imposée aux coefficients d'ondelettes pour décrire leur distribution. Rappelons pour mémoire que le modèle d'estimation des coefficients d'ondelettes est donné sous la forme suivante

$$d = s + \varepsilon \quad (4.27)$$

Les coefficients des observations  $d$  à chaque échelle et orientation, et du signal à estimer  $s$  sont des variables aléatoires *iid* et indépendantes du bruit blanc gaussien  $\varepsilon$ . Les coefficients de détail à chaque échelle et chaque orientation du signal à estimer  $s$  suivent une distribution  $\alpha$ -stable.

$$s \sim S_{\alpha}(0, 0, \gamma = \sigma^{\alpha}) \quad (4.28)$$

et le modèle probabiliste associé à  $d$  sachant  $s$  est gaussien :

$$d/s \sim N(0, \sigma_B^2) \quad (4.29)$$

$\theta_1 = \{\alpha, \sigma\}$  et  $\theta_2 = \{\sigma_B\}$ ,  $\alpha$  l'exposition caractéristique,  $\sigma_B$  la déviation standard du bruit et  $\gamma$  la déviation standard des coefficients, sont les principales paramètres des deux distributions  $\alpha$ -stable et gaussienne.

Une fois les coefficients d'ondelettes des observations  $d$  sont déterminés, nous cherchons la distribution *a posteriori* de  $s$ . Par conséquent, la PDF marginale de  $d$  s'écrit sous la forme

$$P(d|\theta; H) = \int_{-\infty}^{+\infty} p(d|s, \theta_2; H) p(s|\theta_1; H) ds = \int_{-\infty}^{+\infty} \Phi(d - s; \theta_2) p(s|\theta_1; H) ds \quad (4.30)$$

où  $H$  est l'ensemble d'hypothèses sur le modèle d'observation, les connaissances *a priori* sur le signal à estimer  $s$  et sur le bruit  $\varepsilon$ .  $P(s|\theta_1; H)$  est la PDF de mélange de gaussiennes donnée par l'équation (4.23) avec l'ensemble de paramètres  $\theta_1 = \{P(j), \sigma_j\}$

$$P(s; \{P(j), \sigma_j\}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \sum_{j=1}^N P(j) \sigma_j^{-1} \exp\left(-\frac{s^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (4.31)$$

et  $\Phi(d - s; \theta_2)$  est la PDF normale avec l'écart-type  $\sigma_B$  où  $\theta_2 = \{\sigma_B\}$

$$\Phi(d - s; \sigma_B) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_B} \exp\left(-\frac{(d - s)^2}{2\sigma_B^2}\right) \quad (4.32)$$

la PDF marginale  $S_{\alpha}S$  est donnée par

$$P(d|\theta; H) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \sum_{j=1}^N P(j) (\sigma_j^2 + \sigma_B^2)^{-\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{d^2}{2(\sigma_j^2 + \sigma_B^2)}\right) \quad (4.33)$$

où  $N$  est le nombre de gaussiennes.

Pour une meilleure illustration de l'expression analytique de la PDF marginale  $S_{\alpha}S$ , nous avons simulé les courbes de densités de probabilité pour différentes valeurs de  $\alpha$ .



La Figure 4.1 montre le résultat de l'approximation de la PDF marginale de la distribution  $S\alpha S$  estimée par l'équation (4.33) pour différentes valeurs de l'exposant caractéristique  $\alpha$ . L'approximation de la PDF se rapproche du résultat obtenu par Nolan [NOL, 1997]. Lorsque l'exposant caractéristique  $\alpha$  est plus petit, Nous remarquons que la densité est plus impulsive et sa queue est plus lourde.

Dans le contexte de débruitage des images, les hyperparamètres sont estimés à partir des coefficients d'ondelettes observées à chaque orientation et à chaque échelle. Pour mettre en application la formule de l'équation (4.33), on doit alors estimer les hyperparamètres  $\theta$  où

$$\theta = (\theta_1, \theta_2) = \{P(j), \sigma_j, \sigma_B\} \quad (4.34)$$

Dans le cadre du modèle de mélange d'échelle de gaussiennes, l'estimation des paramètres  $P(j)$  et  $\sigma_j$  dépend des paramètres arbitraires  $\alpha$  et  $\gamma$  (voir les équations (4.24)-(4.26)). Si cette estimation reste accessible en absence du bruit, elle devient beaucoup plus délicate en sa présence.

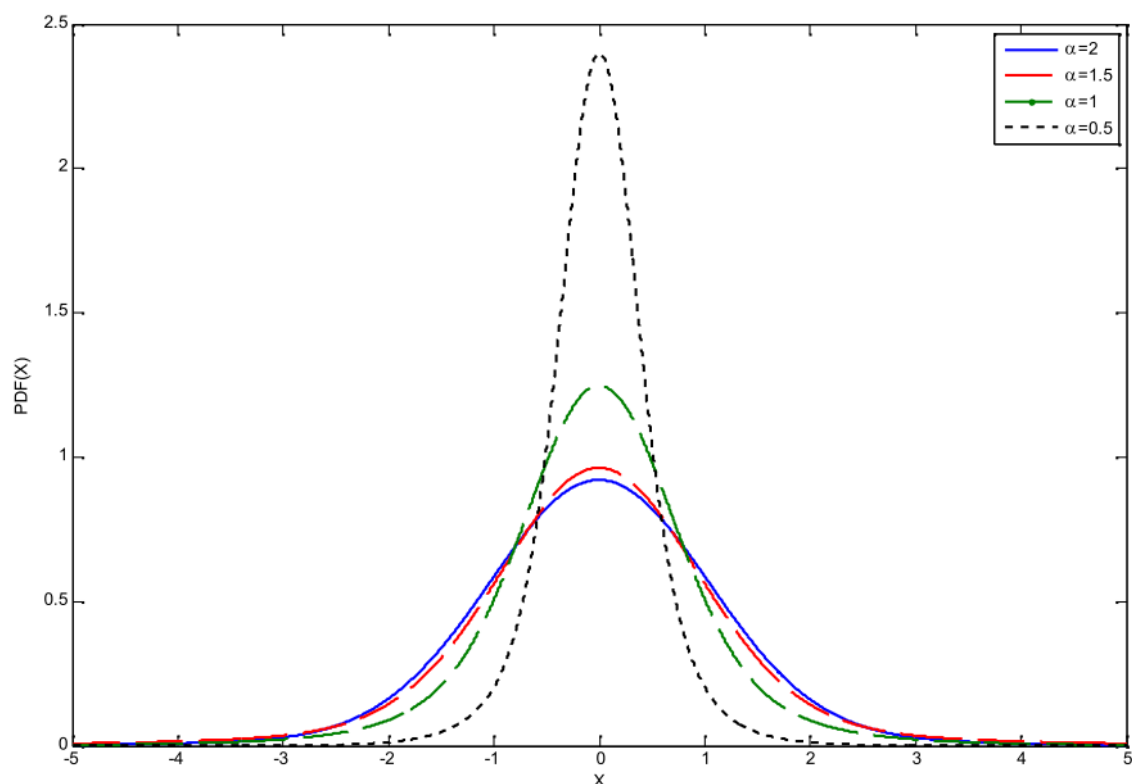


Figure 4.1: Densités des lois stables (PDFs) en fonction du paramètre  $\alpha$ ,  $\alpha \in \{2, 1.5, 1, 0.5\}$

#### 4.2.2.2 Estimation des hyperparamètres

La méthode McCulloch [MCC, 1986] permet une estimation initiale et rapide des paramètres  $\alpha$  et  $\gamma$  sous la restriction  $0.6 \leq \alpha \leq 2$ , le paramètre  $v_j$  est alors donné par (4.18), qui à son tour nous permet l'initialisation des paramètres  $P(j)$  et  $\sigma_j$  en appliquant les équations 4.24 et 4.26. Par ailleurs, le niveau de bruit  $\sigma_B$  est estimé à partir de l'orientation  $HH$  de l'échelle la plus fine en utilisant l'estimateur robuste de Donoho & Johnstone [DON, 1992]

$$\hat{\sigma}_B = \frac{d_{mn}^{HH}}{0.6745} \quad (4.35)$$

#### 4.2.2.3 L'espérance conditionnelle a posteriori (ECP)

La forme analytique de l'estimateur ECP pour l'a priori  $S\alpha S$  des coefficients  $s$ , conditionnellement sur l'ensemble des hyperparamètres  $\theta$ , permet de réaliser le débruiteur bayésien, et est donné par

$$\begin{aligned} \hat{s} = s_{ECP}(d|\theta) &= \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} s p(d|s, \theta_2; H) s p(s|\theta_1; H) ds}{\int_{-\infty}^{+\infty} p(d|s, \theta_2; H) s p(s|\theta_1; H) ds} \\ &= \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} s p(d|s, \theta_2; H) s p(s|\theta_1; H) ds}{\int_{-\infty}^{+\infty} p(d|\theta; H) ds} \end{aligned} \quad (4.36)$$

Le calcul de l'estimateur ECP nécessite l'évaluation des intégrales du numérateur et du dénominateur. L'expression du dénominateur de ECP a été établie par l'équation (4.33), et l'expression du numérateur est la suivante

$$\begin{aligned} &\int_{-\infty}^{+\infty} s p(d|s, \theta_2; H) s p(s|\theta_1; H) ds \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \sum_{j=1}^N P(j) \frac{d\sigma_j^2}{(\sigma_j^2 + \sigma_B^2)^{\frac{3}{2}}} \exp\left(-\frac{d^2}{2(\sigma_j^2 + \sigma_B^2)}\right) \end{aligned} \quad (4.37)$$

Après quelques simplifications de calcul, l'expression analytique de l'estimateur ECP  $S\alpha S$  devient :

$$\hat{s} = s_{ECP}(d|\theta) = \frac{\sum_j P(j) \frac{d\sigma_j^2}{\sigma_j^2 + \sigma_B^2} \Phi(d; \sigma_j^2 + \sigma_B^2)}{\sum_j P(j) \Phi(d; \sigma_j^2 + \sigma_B^2)} \quad (4.38)$$

Où  $\Phi(d; \delta^2)$  est la PDF gaussienne avec une moyenne nulle et variance  $\delta^2$

#### 4.2.4 Structure de Débruitage à Multicopie Bruitées

La structure de débruitage à multicopie bruitées que nous proposons se base sur la fusion de plusieurs branches, chacune d'elles est basée sur l'estimation bayésienne. La Figure 4.2 représente le schéma fonctionnel de chaque branche de débruitage qui est basée sur l'algorithme bayésien.

En appliquant la transformée en Ondelettes sur le modèle de débruitage considéré dans ce travail, nous pouvons encore détailler l'expression comme suit:

$$\begin{cases} c_{mn} = a_{mn} + \zeta_{mn} \\ a_{mn}^{oj} = s_{mn}^{oj} + \zeta_{mn} \end{cases} \quad j=J_c, \dots, J-1 \quad m, n=0, \dots, 2^j-1 \quad (4.39)$$

Tel que  $a_{mn}$  et  $c_{mn}$  représentent les coefficients d'approximation de l'image originale  $x$  (respectivement  $y$ ) à la position  $(m, n)$ ,  $s_{mn}^{oj}$  sont les coefficients d'ondelettes de détails de l'image originale,  $j$  et  $o$  sont l'échelle et l'orientation respectivement.

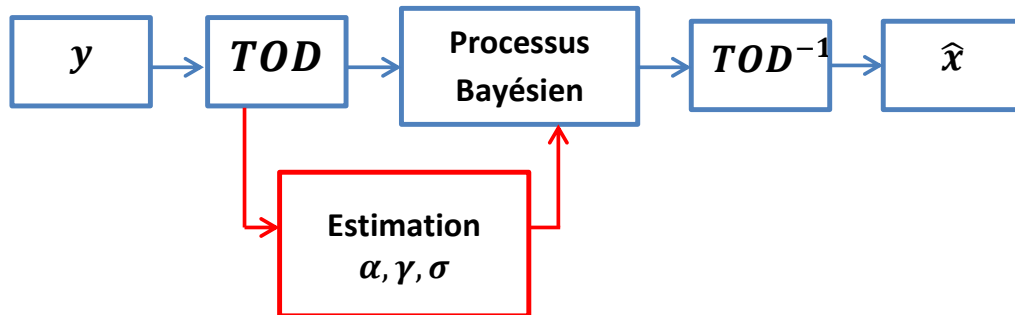


Figure 4.2 : Schéma fonctionnel de l'algorithme Bayésien pour une seule copie bruitée.

La Figure 4.3 représente un diagramme qui résume le processus complet de débruitage bayésien dans le domaine de la transformée en ondelettes multi-échelles. Où  $\theta$  est l'ensemble des hyperparamètres du modèle *a priori*. Pour ces deux catégories de débruitage, une estimation du niveau de bruit  $\sigma_B$  doit être réalisée. Avant l'application de la règle de Bayes, l'approximation analytique pour la classe des PDFs  $\alpha$ -stables pour la modélisation des coefficients d'ondelettes, doit être effectuée comme expliqué précédemment.

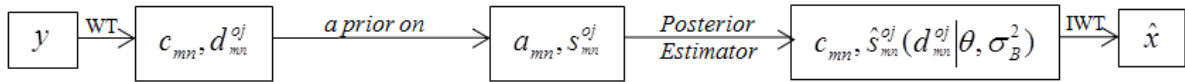


Figure 4.3 : Schéma des étapes du débruitage par estimation bayésienne pour une seule copie bruitée.

En suivant l'analyse multirésolution, nous décomposons l'image bruitée sur deux bases orthonormales, à savoir  $\{\phi_{j,k}\} = \{2^{j/2} \phi(2^j n - k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$  base de l'espace d'approximation,  $\psi_{j,k} = \{2^{j/2} \psi(2^j n - k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$  base de l'espace des détails.

Partant du signal, nous le décomposons d'abord sur une base orthogonale d'ondelettes au moyen de transformée discrète. Ensuite, nous traitons les coefficients d'ondelettes par le processus bayésien qui est basé sur la distribution  $\alpha$ -stable, en conservant intacts les coefficients d'approximation de niveau convenablement choisi. Enfin, en utilisant les coefficients résultant, la reconstruction de l'image est effectuée en appliquant la transformée discrète inverse. L'image EM ainsi obtenue est l'image débruitée.

Pour le cas des images EM à multicopie bruitées, nous traitons chaque copie séparément par la branche illustrée dans la Figure 4.2, l'image débruitée finale est obtenue en calculant la moyenne des copies débruitées.

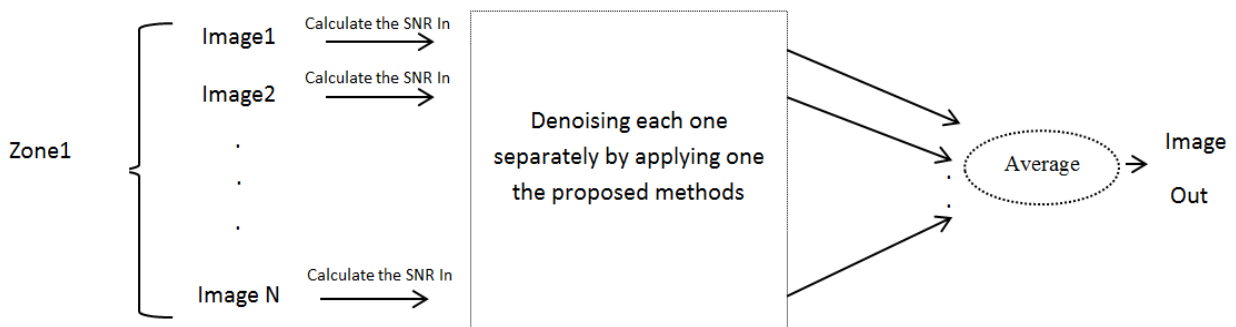


Figure 4.4 : Structure de débruitage des images EM à multicopie bruitées [SOU, 2014].

Nous résumons l'algorithme en quatre étapes essentielles

Algorithme de débruitage à multicopie bruitées

**ETAPE 1 :** Calcul des coefficients d'ondelettes des données bruitées

$$d_{j,k} = s + \varepsilon$$

**ETAPE 2:** Appliquer l'algorithme de débruitage bayésien qui est basé sur la distribution  $\alpha$ -stable sur les coefficients d'ondelettes et l'espérance conditionnelle à *posteriori*

$$\hat{s} = \frac{\sum_j P(j) \frac{d\sigma_j^2}{\sigma_j^2 + \sigma_B^2} \Phi(d; \sigma_j^2 + \sigma_B^2)}{\sum_j P(j) \Phi(d; \sigma_j^2 + \sigma_B^2)} .$$

**ETAPE 3:** Reconstruction des données  $\hat{x}$  par synthèse des coefficients débruités

$$\hat{x}_i = \sum_{L,k} c_{L,k} \phi_{L,k}(n) + \sum_{j \in Z, j \geq L} \hat{s}_{j,k} \psi_{j,k}(n) .$$

$\hat{x}_i$  sont les données débruitées de la  $i$ ème copie.

**ETAPE 4:** Calcul de l'image débruitée finale en calculant la moyenne des copies débruitées.

### Choix des Paramètres

A ce stade, Il semble important d'évoquer la délicatesse du choix judicieux des deux paramètres essentiels suivants

#### [A] Choix de L'ondelette

Sous le nom d'analyse par ondelettes, il y a un éventail de choix tel que les ondelettes de Daubechies [DAU, 1992], les coefflets, l'ondelette "Sym N", (N=1,.....45), la base de Haar, etc. ... . La décomposition en ondelettes a été faite en

utilisant l'ondelette de base de Symmlet 8 parce que la symmlet est concernée par les propriétés suivantes :

- Régularité arbitraire
- Orthogonale à support compact
- Presque symétrique
- Existence de  $\phi$
- Analyse orthogonale
- Reconstruction exacte
- Transformation continue
- Transformation discrète
- Algorithme rapide
- N'ayant pas d'expression explicite

Pour conclure sur cette parenthèse, « symN » se révèle très performante pour l'algorithme de débruitage.

### **[B] Le Niveau de Résolution de La Transformé en Ondelettes**

Dans un souci de séparer le signal utile du bruit local, nous avons fait varier les niveaux de multirésolution de la transformée en ondelettes "Sym 8" dans l'optique de trouver le niveau de résolution optimal.

## **4.3 RESULTATS ET DISCUSSIONS**

Pour évaluer objectivement la structure de débruitage proposée, nous avons effectué plusieurs expériences sur un jeu de données bien spécifique. Dans cette partie, nous exposerons les résultats obtenus.

### **4.3.1 Nature des Données: Billes d'Or dans l'Eau Vitreuse**

Afin de vérifier les méthodes proposées, nous avons appliqué nos algorithmes de débruitage sur des images Cryo-microscopie acquises en utilisant le microscope électronique à transmission JEOL 2200FS fonctionnant à 40000X (microscope Mag 10000x) à différents temps d'exposition.

L'ordre des acquisitions est en fonction des zone: Zone1: 2s (1x) - 1s (2x) - 0.5s (4x) - 0.2s (10x) - 0,1 s (20x), zone2: 1s (2x) - 0.5s (4x) - 0.2s (10x) - 0,1 s (20x) - 2s (1x), Zone3: 0.5s (4x) - 0.2s (10x) - 0.1s (20x) - 2s (1x) - 1s (2x), Zone4: 0.2s (10x) - 0.1s (20x) - 2s (1x) - 1s (2x) - 0.5s (4x), la zone 5: 0.1s (20x) - 2s (1x) - 1s (2x) - 0.5s (4x) - 0.2s (10x). Les images sont constituées de l'eau gelée à l'état vitreux et des billes d'or. Nous devrions noter que l'ordre des acquisitions est pris en considération. Cet ordre est mis intentionnellement par les biologistes de l'INSERM, car il affecte l'aire des perles dorées dont la taille est un contrôle de la qualité des méthodes proposées. Chaque série est alignée à l'aide de minima locaux en utilisant des marqueurs. La Figure 4.5 représente des exemples d'images de zone 1 acquises à un temps d'exposition de 2s, 1s, 0.5s, 0.2s et 0.1s respectivement.

#### 4.2.3 Qualité de débruitage 'critères d'évaluation'

Comme il est mentionné ci-dessous, nous avons calculé la circularité des billes d'or pour une évaluation objective des méthodes utilisées. Nous calculons ce paramètre en utilisant ImageJ 1.47 [SOU, 2013], selon la formule suivante [CHA, 2010]:

$$Circularité = 4. \pi \frac{Air}{\text{perimetre}^2} \quad (4.40)$$

Si la circularité est égale à 1, cela signifie que les billes sont circulaires et nous devrions garder cette forme ou l'améliorer si la circularité est différente de 1. Nous pouvons également vérifier la circularité des billes d'or à travers le rapport  $AR$ . Il est défini comme étant le rapport entre le grand axe et le petit axe des billes d'or en utilisant la formule (4.41). Ce paramètre est également mesuré en utilisant ImageJ 1.47 :

$$AR = \frac{\text{Grand axe}}{\text{Petit axe}} \quad (4.41)$$

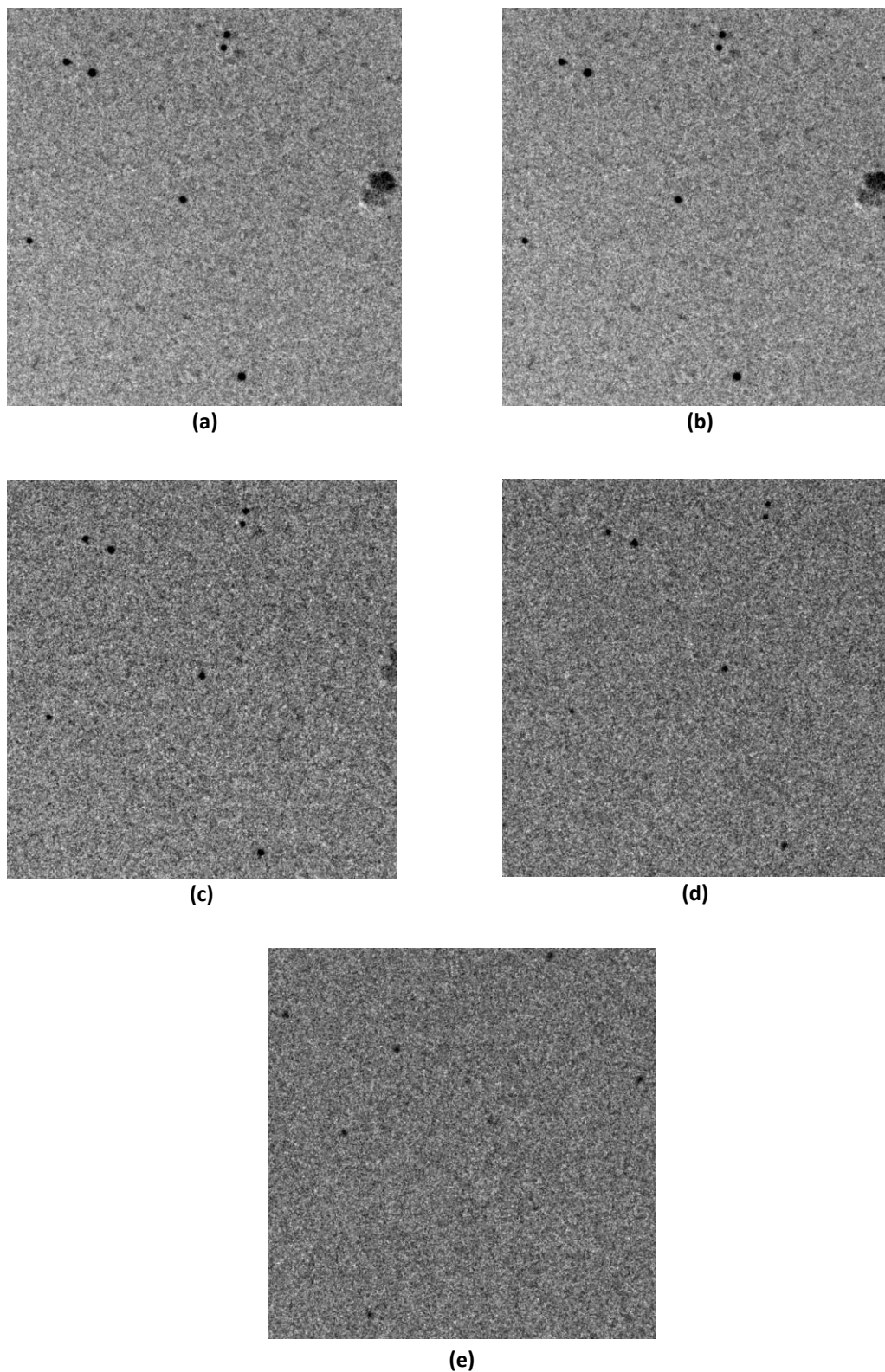
Si le rapport  $AR$  est égale à 1, les billes d'or sont rondes. Ces deux paramètres: la circularité et  $AR$  traduisent la précision des méthodes de débruitage que nous avons utilisé.

### 4.3 RESULTATS EXPERIMENTAUX

Dans un souci d'établir une étude comparative complète des méthodes de débruitage discutées et proposées dans le cadre de cette thèse, nous appliquons également le filtrage bilatéral et le seuillage soft et hard sur cet ensemble de données. En utilisant la première structure (une seule copie), nous remarquons, à travers le Tableau 4.1, que le filtre bilatérale a permis un  $SNR_{out}$  supérieur par rapport aux autres méthodes pour les données acquises avec un temps d'exposition égal à 0.1s et 0.2s, par opposition aux données acquises avec 0,5 s, 1s et 2s où le bayésien a donné des valeurs  $SNR_{out}$  plus élevées. Ensuite, nous avons étendu nos expériences pour la structure à multicopie bruitées. Dans le Tableau 4.2, nous constatons que par l'application du filtre bilatérale, nous obtenons un  $SNR_{out}$  plus élevé par rapport aux autres méthodes pour les données acquises à un temps d'exposition égal à 0,1 s, contrairement aux résultats obtenus pour les données à un temps d'exposition égale à 0,5 s, le Tableau 4.2 nous montre que l'approche bayésienne donne des valeurs de  $SNR_{out}$  plus élevées, plus le nombre de copies bruitées est important, plus le  $SNR_{out}$  calculé est supérieur. La Figure 4.7 montre la qualité visuelle des images débruitées par l'application de la structure à multicopie bruitées. Le Tableau 4.3 et la Figure 4.8 représentent les valeurs obtenues de la circularité en appliquant la première et la deuxième structure de débruitage, respectivement.

Rappelons qu'au cours de nos expériences de débruitage des images de TEM, nous avons testé plusieurs paramètres qui influent sur la qualité de débruitage. Nous avons cherché la combinaison: Ondelettes d'analyse et niveau de résolution qui permettent une amélioration considérable du  $SNR_{out}$ . Pour le choix de la taille du filtrage bilatéral, nous nous sommes basés sur les résultats de notre travail [SOU, 2013]. Ces paramètres nous permettent d'obtenir le meilleur  $SNR_{out}$  et une amélioration de la qualité des images TEM.





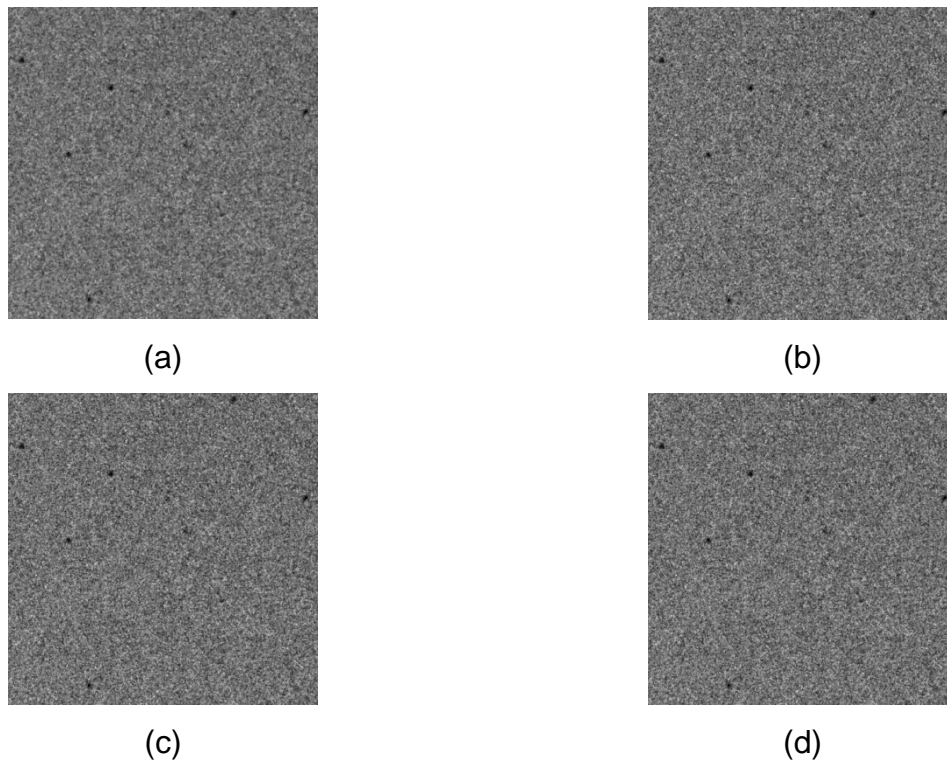
**Figure 4.5 :** Images des billes d'or dans l'eau vitreuse acquises à différent temps d'exposition (a) 2s, (b) 1s, (c) 0.5s, (d) 0.2s et (e) 0.1s.

**Tableau 4.1:**  $SNR_{in}$  in et  $SNR_{out}$  de la première structure (une seule copie bruitée).

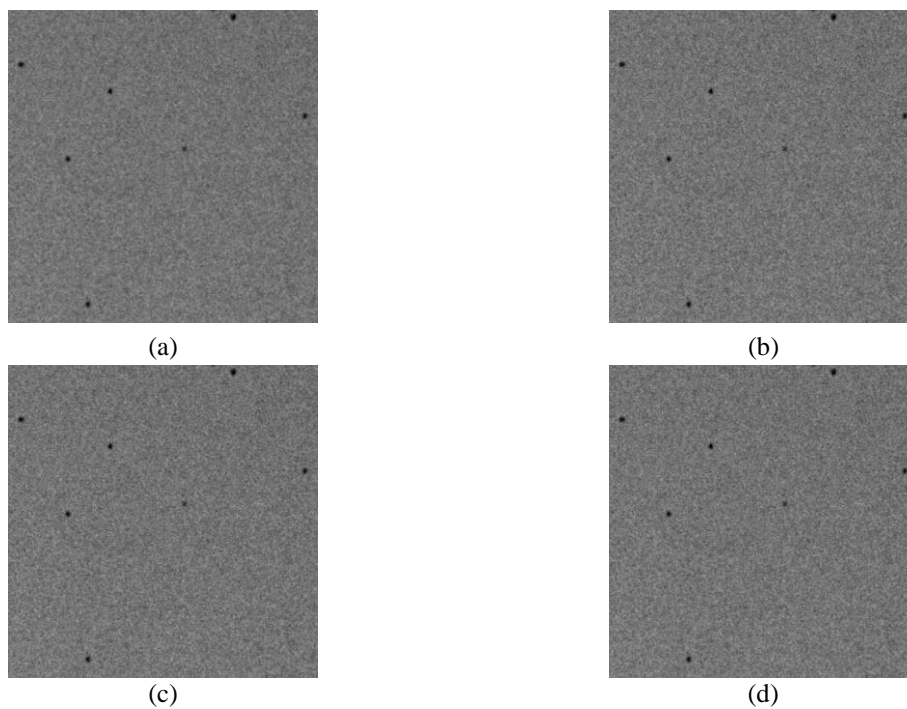
Zone1/ Images	$SNR_{in}$ (dB)	Méthodes	$SNR_{out}$ (dB)
0.1s-001	17.1395	Bayésienne	19.1895
		Filtrage bilatéral	20.7715
		soft	18.4397
		hard	18.4324
0.2s-001	20.2354	Bayésienne	22.1332
		BilateralFiltering	22.4993
		Soft	21.4752
		Hard	21.4687
0.5s-001	24.0256	Bayésienne	25.8649
		Filtrage bilatéral	25.0961
		soft	25.2006
		hard	25.1946
1s-001	26.7572	Bayésienne	28.3607
		Filtrage bilatéral	27.2268
		soft	27.8743
		hard	27.8684
2s	29.2794	Bayésienne	30.7616
		Filtrage bilatéral	29.4420
		soft	30.3088
		hard	30.3024

**Tableau 4.2:**  $SNR_{in}$  et  $SNR_{out}$  de la deuxième structure (à multicopie bruitées).

Images	Nombre des copies	$SNR_{out}$ (dB)			
		L'estimateur Bayesian	Filtrage Bilatéral	Seuillage soft	Seuillage hard
0.1s	3	23,7583	25,2676	23,2447	23,2348
	6	26,6453	28,0739	26,1398	26,1297
	9	28,2426	29,6044	27,7485	27,7379
	12	29,3453	30,6455	28,8588	28,8485
	15	30,1496	31,4018	29,6777	29,6683
	18	30,8125	32,0129	30,3494	30,3391
	20	31,2103	32,3731	30,7411	30,7325
0.2s	3	26,6256	26,9765	26,1161	26,1062
	6	29,3366	29,6684	28,8574	28,8481
	9	30,8405	31,1623	30,3947	30,3845
0.5s	2	28,5501	27,8415	28,0556	28,0453
	3	30,0221	29,3583	29,56	29,5499
	4	30,9816	30,3649	30,5579	30,5491
1s	2	30,8249	29,7785	30,3673	30,3585



**Figure 4.6:** Images débruitées 0.1s-001 de la zone1 après application de :(a) Filtrage bilatéral, (b) Débruiteur Bayésien, (c) Seuillage soft, (d) Seuillage hard.



**Figure 4.7:** Images débruitée 0.1s-001 de la zone1 après application de la multicopie :(a) Filtrage bilatéral, (b) Débruiteur Bayésien, (c) Seuillage soft, (d) Seuillage hard.

Tableau 4.3: La circularité avant et après le débruitage.

Images	Circularité (avant débruitage)	Nombre des copies	Circularité (après débruitage)			
			Estimateur Bayésien	Bilatéral	Soft	Hard
0,1s	0,702	3	0,752	0,786	0,774	0,782
		6	0,785	0,784	0,783	0,776
		9	0,763	0,772	0,785	0,75
		12	0,784	0,754	0,78	0,729
		15	0,757	0,776	0,784	0,775
		18	0,757	0,771	0,782	0,769
		20	0,784	0,769	0,777	0,77
0,2s	0,742	3	0,76	0,779	0,783	0,77
		6	0,761	0,783	0,78	0,773
		9	0,764	0,769	0,772	0,747
0,5s	0,781	2	0,873	0,873	0,782	0,781
		3	0,809	0,869	0,771	0,783
		4	0,785	0,782	0,773	0,722
1s	0,761	2	0,786	0,774	0,695	0,687

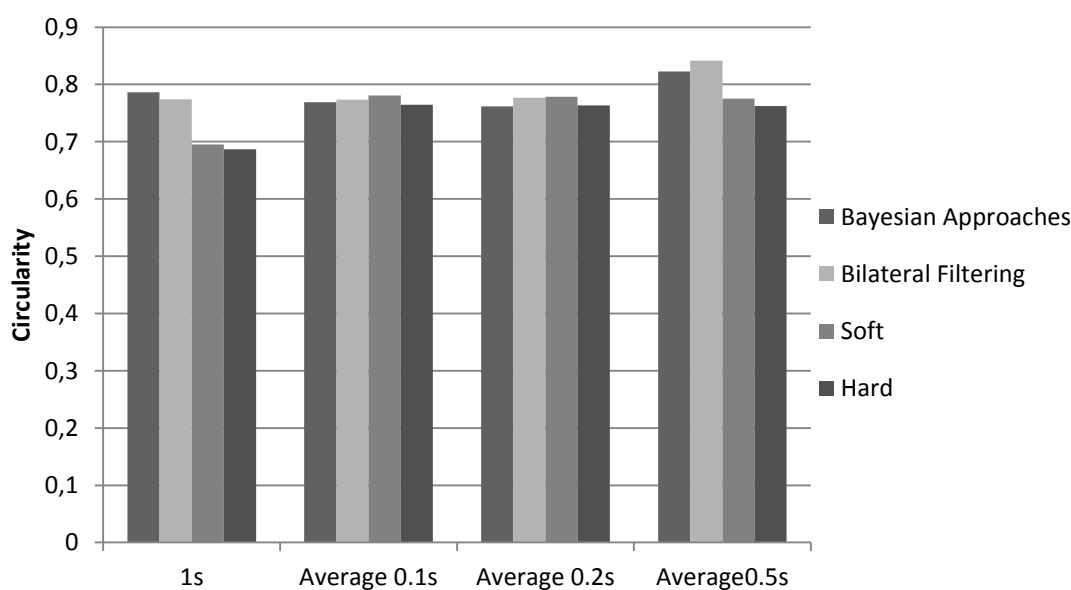


Figure 4.8: les valeurs obtenues de la circularité en appliquant la deuxième structure de débruitage [SOU, 2014].

#### 4.4 CONCLUSION

Dans ce Chapitre, nous avons exposé nos structures de débruitage à base d'estimation bayésienne dans le domaine de la Transformée en Ondelettes. Nous avons testé les méthodes proposées sur un jeu de données bien spécifique, des images EM à multicopie bruitées et qui présentent des billes d'or. L'objectif est de montrer l'efficacité des méthodes de débruitage pour conserver ou améliorer la structure des objets ronds dans l'image à traiter. Pour mieux illustrer l'avantage apporté par les méthodes proposées, nous avons également appliqué le filtrage bilatéral et les seuillages soft et hard pour les deux cas, une seule et plusieurs copies bruitées. Tout d'abord, nous avons appliqué la structure de débruitage à une seule copie bruitée. d'Après les résultats obtenus des différentes expériences, il est clair que le filtrage bilatéral a donné un  $SNR_{out}$  supérieur à celui des autres méthodes de débruitage surtout pour les images à 0.1s, et 0.2s temps d'exposition, contrairement aux données de 0.5s, 1s et 2s ou le débruiteur bayésien a donné le meilleur  $SNR_{out}$ . Les expériences sur le cas des images à multicopie bruitées sont ensuite effectuées. Le filtrage bilatéral a permis une amélioration considérable du  $SNR_{out}$  pour les données de 0.1s, par rapport aux autres méthodes. Le débruiteur bayésien présente des performances bien meilleures que celles des autres méthodes pour le cas des images à multicopie bruitées, plus le nombre de copies bruitées est important, plus l'amélioration du  $SNR_{out}$  est considérable. Cependant, il faut faire un choix judicieux de certains paramètres qui influent directement sur la qualité de débruitage. Ces paramètres sont: l'ondelette d'analyse et le niveau de résolution, pour les structures à base de transformée en ondelettes et la taille de la fenêtre du filtre bilatéral.

Pour conclure, l'association de l'estimation bayésienne dans le domaine de transformée en ondelettes et les multicopie bruitées, a permis d'atteindre l'objectif principal dans des applications biologiques, qui est la réduction de l'effet des irradiations sur l'échantillon, en réduisant le temps d'exposition tout en améliorant la qualité des images acquises.

## Chapitre 5

# Débruitage des Images en Mode Cryo-TEM et EFTEM par des Méthodes d'Estimation Bayésienne Non Paramétrique Dans Les Domaines de La Transformée en Contourlettes et sa Variante Contourlettes SD

### Résumé

Dans ce Chapitre, une nouvelle approche de débruitage pour l'amélioration de la qualité des images Cryo-TEM et EFTEM tomographiques, sera détaillée. Cette méthode consiste à traiter les images dans le domaine de la Transformée en contourlettes et contourlettes avec localisation par fréquences saillantes. L'accent sera mis sur la modélisation des coefficients de ces transformées et le choix de *l'a priori*. Une structure de débruitage basée sur plusieurs copies bruitées sera également proposée et appliquée sur des images en mode EFTEM et Cryo-TEM. Les résultats expérimentaux indiquent clairement que les algorithmes proposés sont plus performants que l'algorithme de débruitage bayésien dans le domaine de la Transformée en Ondelette en termes de *SNR* et en terme de qualité visuelle des images débruitées. L'amélioration de la qualité des images EFTEM tomographiques permet l'amélioration de la reconstruction tomographique. Ce résultat est la finalité de ce travail de thèse.

## **5.1 INTRODUCTION**

Dans son esprit curieux l'homme a toujours essayé de comprendre, d'imaginer, d'apprendre. Il y a quelques dizaines d'années il conquérait l'espace, mais depuis quelques années le nouveau défi qu'il s'impose est de conquérir le monde NANO. Les nanomatériaux sont de plus en plus présents dans notre vie quotidienne: ils se trouvent dans une très large gamme de produits, comme par exemple en cosmétique, médecine, industrie pétrolière.

D'autre part, le développement de nouvelles méthodes de synthèse permet de réaliser aujourd'hui des nano-objets et des nanomatériaux toujours plus complexes. Leurs propriétés étant imposées par des caractéristiques telles que la taille, la forme, la structure interne ou la composition chimique, ils demandent des techniques de caractérisation très pointues pour optimiser leur fabrication en fonction de l'application visée.

Afin de progresser encore dans la caractérisation des nanomatériaux chimiquement inhomogènes de morphologie complexe, l'une des orientations possibles serait de combiner la tomographie électronique à une technique d'imagerie chimique tel que l'imagerie filtrée en énergie et d'obtenir ainsi un outil d'analyse doublement sélectif, au caractère 3D de l'objet et à sa composition chimique. Ce mode d'imagerie est basé sur la spectroscopie des pertes d'énergie des électrons traversant l'échantillon dans un microscope électronique et permet d'obtenir, en combinant plusieurs images, une cartographie chimique d'un seul élément [LUC, 2010].

C'est dans ce contexte que se situe cette partie de nos contributions. L'objectif principal de notre étude est de définir une méthode de débruitage efficace qui permet d'améliorer la qualité de ces images 'EFTEM' caractérisées, bruitées ce qui va à son tour améliorer la qualité du volume reconstruit tout en préservant ses détails.

Rappelons pour mémoire que le débruitage est un problème inverse, c'est un problème d'estimation de l'image non bruitée depuis des observations bruitées tout en préservant les caractéristiques de l'image originale. Les techniques d'image de débruitage peuvent être classés en deux catégories, les méthodes de débruitage dans le domaine spatiale [Don, 1995] [Oli, 2009], et les méthodes de débruitage dans le domaine de la transformée [CHA, 2000] [DON, 1994]. Le débruitage dans le domaine

de transformation a suscité un intérêt considérable en vue d'amélioration de sa performance à la récupération des signaux depuis les observations bruitées. En fait, la méthode de seuillage dans le domaine des ondelettes, proposée par Donoho [DON, 1994], est la plus démonstrative dans laquelle un seuillage simple est utilisé pour enlever le bruit d'une image. Cependant, l'orthogonalité de la décomposition avec les ondelettes et l'échantillonnage critique font apparaître des effets d'aliasing visibles autour des contours. De plus, le nombre d'orientations est limité et fixe, et les contours sont redondants d'un niveau de résolution à un autre, ce qui requiert un grand nombre de coefficients d'ondelettes pour les représenter. Dans [ZHA, 2010], l'analyse en composantes principales a été proposée pour surmonter les inconvénients de la transformée en ondelettes dans les images hautement structurées. Toutefois, ces composants sont fortement affectés par le bruit. Dans [ELA, 2006], l'algorithme de K-SVD pour « singular value decomposition » a été proposé toujours dans la même optique. Cependant, la recherche exhaustive dans les dictionnaires prédéterminés peut exiger un très long temps d'apprendre. Une autre technique de débruitage des images est le débruitage par patchs appelé moyennes non-locales (non-local means) [YIN, 2013] [DON, 2013]. Contrairement aux filtres habituels qui réalisent une moyenne des valeurs du groupe de pixels localisés autour d'un pixel cible afin de réduire le bruit, le filtre non-local means réalise une moyenne de la totalité des valeurs des pixels contenus dans l'image, pondérées en fonction de leur similarité avec le pixel cible. Le résultat d'un tel filtrage permet de réduire la perte de détails dans l'image, comparé aux filtres réalisant localement des moyennes. Dans [DAB, 2007], un algorithme semblable à des algorithmes d'estimation de mouvement (en anglais : Motion estimation) a pour but de trouver un bloc similaire (bloc cible) au bloc à débruiter à partir d'une ou plusieurs images de référence qui peuvent apparaître future ou passées par rapport à l'image courante. Cet algorithme, a été utilisé pour débruiter l'image suivie d'un seuillage dans le domaine de la transformée, connu sous le nom de BM3D. Cependant, les corrélations entre blocs est fortement dépendante du bruit. Afin d'améliorer la sparsité et afin de capturer avec précision l'information directionnelle dans les images naturelles qui réside dans les contours, d'autres transformées multi-échelles et multirésolution, comme la transformée de paquets d'ondelettes [FAT, 2012], les ondelettes complexes de Kingsbury [SEL, 2005] [RAB, 2006], curvelettes [STA,



2002], les contourlettes [VET, 2005] [ESL, 2003], ont été proposées. Beaucoup de ces transformées sont redondantes et permettent de décomposer les images en sous-bandes orientées. La raison de se tourner vers ces représentations redondantes est d'avoir la propriété de presque "invariance" par translation et d'obtenir une meilleure sélectivité directionnelle. Les propriétés de ces transformées se traduisent par une amélioration des algorithmes de débruitage des images.

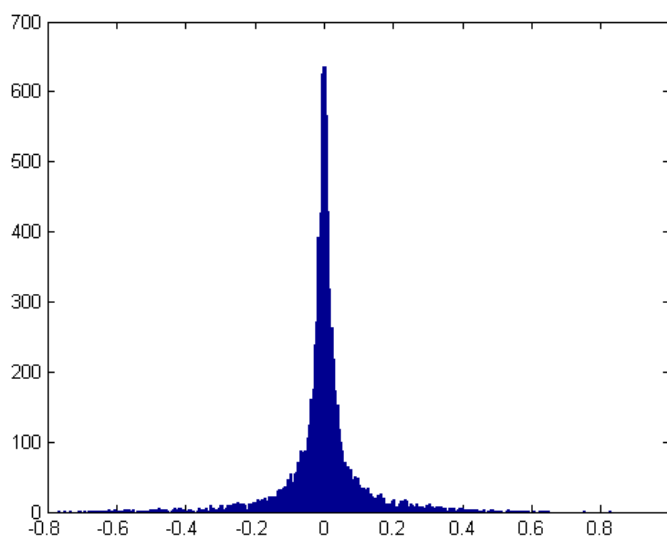
La transformée en contourlettes possède non seulement les principales propriétés des ondelettes (à savoir, sa multirésolution, sa bonne localisation en espace et en fréquence, ainsi que sa décimation critique), mais offre aussi une grande sélectivité directionnelle. Dans cette optique, il a été démontré dans [Do, 2001] que le débruitage des images dans le domaine contourlettes, est supérieure à celui dans le domaine des ondelettes. La plupart des algorithmes de débruitage d'image dans le domaine des contourlettes ont été développés en se basant sur les fonctions de seuillage (shrink or kill), dans lequel les coefficients de petites amplitudes sont simplement mis à zéro, tandis que le reste est resté inchangé dans le cas de seuillage dur, et rétréci dans le cas de seuillage doux.

Ces dernières années, des modèles statistiques ont été adoptés dans le domaine des transformées dans lequel les coefficients de l'image et les coefficients du bruit sont modélisés comme des champs aléatoires. Des méthodes bayésiennes sont alors utilisées pour développer des fonctions de seuillage pour l'estimation des coefficients sans bruit à partir des observations dégradées. Il est à noter que les distributions *a priori* pour l'image originale et le bruit, influent directement sur la performance du processus de débruitage. Différentes distributions *a priori* ont été utilisées pour caractériser les images dans l'espace des transformées tel que le caractère parcimonieux des coefficients de représentation des images [CHA, 2000] [LAR, 2006] [RAB, 2006] [ZHA, 2008].

Les coefficients des contourlettes sont loin d'avoir un comportement gaussien. En effet, les PDFs dans les espaces transformées sont leptokurtiques (un pic prononcé) avec des queues lourdes comme c'est illustré dans la Figure 5.1. Une façon de modéliser ce comportement est d'ajuster des modèles de distribution partant des observations précédentes (PDFs leptokurtiques à queues lourdes). A titre d'exemple, Mallat [MAL, 1989] et ensuite Simoncelli [SIM, 1999] ont proposé la distribution gaussienne généralisée (Generalized Gaussian Distribution GGD) pour

modéliser les coefficients contourlettes. Cette distribution GGD a été également adoptée dans [MIN, 2001].

Motivées par les résultats de la modélisation, nous proposons dans cette thèse une nouvelle technique de débruitage des images dans le domaine de la Transformée en contourlettes. Il s'agit d'un estimateur bayésien non-linéaire non paramétrique de type maximisation d'espérance conditionnelle a posteriori (ECP) pour obtenir les coefficients débruités de la Transformée en contourlettes. L'algorithme est basé sur la famille de distributions alpha-stable comme un *a priori* pour modéliser ces coefficients. Nous supposons que ces derniers sont indépendants et identiquement distribués *iid*, modélisés par la distribution alpha-stable univarié. Ensuite, nous adoptons le formalisme bayésien, où nous appliquons la règle de Bayes pour combiner l'information contenue dans les données d'observation (image bruitée) et celle contenue dans la loi *a priori* afin d'obtenir l'expression analytique de la distribution marginale *a posteriori*. Les deux cas: (a) une seule copie bruitée et (b) multicopie bruitées, seront pris en considération. L'accent sera mis sur l'application de l'algorithme proposé sur les données EFTEM tomographiques.



**Figure 5.1:** Distributions marginales des coefficients de l'image Barbara avec: les contourlets, ces lois marginales sont clairement non gaussiennes, caractérisées par des densités symétriques centrées en 0 avec des queues relevées (leptokurtique). Kurtosis=11.71.

Ce chapitre propose un bilan global des travaux de débruitage dans le domaine de contourlettes présentés dans ce manuscrit ainsi que la finalité de ce travail, mais également les principales perspectives de recherche susceptibles de prolonger ces travaux.

## 5.2 ALGORITHME DE DEBRUITAGE DES IMAGES DANS LE DOMAINE DE LA TRANSFORMÉE EN CONTOURLETTES A BASE DE LA FAMILLE DE DISTRIBUTION ALPHA-STABLE

La transformée en contourlettes est un nouveau schéma de décomposition d'images, qui fournit une représentation éparse des données aussi bien aux résolutions spatiales que fréquentielles [VET, 2003] [VET, 2005]. Il existe un certain nombre d'autres structures, telles que l'ondelette complexe [SEL, 2005], la transformée ridgelettes [CAN, 1999], la transformée en curvelettes [CAN, 2000], qui représentent également, l'image comme un ensemble compacte de niveaux de résolutions spatiales et directionnelles. Cependant, la plupart de ces structures ne sont pas flexibles dans le sens où on ne peut pas utiliser un nombre différent de directions à chaque échelle. En outre, étant donné que la transformée en contourlette a été introduite dans le domaine discret, elle permet de surmonter le problème des artefacts de blocs des curvelets.

Afin de modéliser les coefficients de la transformée en contourlette d'une image, nous optons pour la distribution alpha stable symétrique comme un *a priori* pour les coefficients de la Transformée en contourlettes d'une image bruitée. Ce choix est justifié par le comportement des distributions marginales non gaussien et à queue lourde comme c'est illustré dans la Figure 5.1. Une variable aléatoire  $X \sim S_\alpha(\mu, \beta, \gamma)$  avec la distribution alpha-stable univariée est décrite par sa fonction caractéristique comme nous l'avons introduit dans l'équation 4.13, donnée par [NIK, 1995].

Dans cette étude, nous traitons d'abord le cas du débruitage à une seule copie bruitée. Ensuite la structure de débruitage à multicopie bruitées sera détaillée. Les algorithmes seront appliqués sur plusieurs jeux de données TEM, essentiellement sur les images EFTEM tomographiques (tomo.).

### 5.2.1 Algorithme de Débruitage pour une Seule Copie Bruitée

Dans l'approche Bayésienne, l'information *a priori* est imposée aux coefficients de la Transformée en contourlette pour décrire leur distribution. Rappelons pour plus de clarté dans l'exposé, que le modèle général du problème de débruitage:

$$Y = X + \varepsilon \quad (5.1)$$

Où  $X$  l'image originale qu'on veut estimer,  $Y$  les observations bruitées ( les projections à plusieurs angles dans le cas des images tomo.) et  $\varepsilon$  le bruit qui contamine nos images test. Par l'application de la transformé en contourlette sur nos images bruités  $Y$ , nous obtenons:

$$y_j^d(m, n) = x_j^d(m, n) + n_j^d(m, n) \quad (5.2)$$

D'après l'équation (5.2),  $Y$  est décomposée en  $j$  niveaux ou  $j = 1, \dots, J$  et en  $d$  directions où  $d = 1, \dots, D$ .  $y_j^d(m, n)$ ,  $x_j^d(m, n)$ ,  $n_j^d(m, n)$  sont les coefficients de la Transformée en contourlette à la position  $(m, n)$  et l'échelle  $j$  de l'image bruitée, l'image originale et le bruit, respectivement. Nous supposons dans le modèle d'estimation donné sous la forme (5.2), que les coefficients de l'observation  $y_j^d(m, n)$  à chaque échelle et orientation, et du signal à estimer  $x_j^d(m, n)$  sont des variables aléatoires *iid* et indépendantes du bruit blanc gaussien  $n_j^d(m, n)$ .

Les coefficients de détail à chaque échelle et chaque orientation du signal à estimer  $x_j^d(m, n)$  suivent une distribution  $\alpha$ -stable symétrique.

$$x \sim S\alpha S(0, 0, \gamma = \sigma^\alpha) \quad (5.3)$$

et le modèle probabiliste associé à  $y$  sachant  $x$  est gaussien :

$$y/x \sim N(0, \sigma_B^2) \quad (5.4)$$

Posons  $\theta_1 = \{\alpha, \sigma\}$  et  $\theta_2 = \{\sigma_B\}$ ,  $\alpha$  l'exposant caractéristique,  $\sigma_B$  la déviation standard du bruit et  $\gamma$  la déviation standard des coefficients.

Une fois les coefficients de la Transformée en contourlette de l'observation,  $y$  sont déterminés, nous cherchons la distribution *a posteriori* de  $x$ . Par conséquent, la

PDF marginale de  $y$  s'écrit sous la forme suivante, comme c'est déjà démontré dans le Chapitre 4:

$$P(y|\theta; H) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \sum_{j=1}^N P(j) (\sigma_j^2 + \sigma_B^2)^{-\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{y^2}{2(\sigma_j^2 + \sigma_B^2)}\right) \quad (5.5)$$

La méthode McCulloch [MCC, 1986] permet une estimation initiale et rapide des paramètres  $\alpha$  et  $\gamma$  sous la restriction sur l'exposant:  $0.6 \leq \alpha \leq 2$ , et l'initialisation des paramètres  $P(j)$  et  $\sigma_j$ . Le niveau du bruit  $\sigma_B$  est estimé à partir des orientations de l'échelle la plus fine en utilisant l'estimateur robuste de Donoho & Johnstone [DON, 1992]

$$\hat{\sigma}_B = \frac{y_{mn}^d}{0.6745} \quad (5.6)$$

La forme analytique de l'estimateur conditionnel ECP pour *l'a priori SaS* des coefficients de la Transformée en contourlettes,  $x$ , sur l'ensemble des hyperparamètres  $\theta$ , permet de réaliser le débruiteur bayésien, et est donné par

$$\hat{x} = x_{ECP}(y|\theta) = \frac{\sum_j P(j) \frac{y_j^d \sigma_j^2}{\sigma_j^2 + \sigma_B^2} \Phi(y_j^d; \sigma_j^2 + \sigma_B^2)}{\sum_j P(j) \Phi(y_j^d; \sigma_j^2 + \sigma_B^2)} \quad (5.7)$$

Nous résumons l'algorithme en trois étapes essentielles

---

**Algorithme de débruitage dans le domaine de la Transformée en contourlettes pour une seule copie bruitée**

---

**étape 1:** Calcul des coefficients de la Transformée en contourlettes des données bruitées

$$y_j^d(m, n) = \langle x, \psi_{j,k} \rangle = x_j^d(m, n) + n_j^d(m, n)$$

**étape 2:** Appliquer l'algorithme de débruitage bayésien qui est basé sur la distribution  $\alpha$ -stable sur les coefficients de la Transformée en contourlettes.

$$\hat{x}_j^d = \frac{\sum_j P(j) \frac{y_j^d \sigma_j^2}{\sigma_j^2 + \sigma_B^2} \Phi(y_j^d; \sigma_j^2 + \sigma_B^2)}{\sum_j P(j) \Phi(y_j^d; \sigma_j^2 + \sigma_B^2)}$$


---

**étape 3:** Reconstruction des données  $\hat{X}$  par synthèse des coefficients débruités de la Transformée en contourlettes

$$\hat{X} = \sum c_{L,k} \phi_{L,k}(n) + \sum_{j \in Z, j \geq L} \hat{x}_j^d \psi_{j,k}(n)$$

$\hat{X}$  est l'image débruitée.

---

Notons que nous avons suivi les mêmes étapes de l'algorithme de débruitage dans le domaine de la Transformée en ondelettes. La différence entre les deux propositions réside dans le domaine de Transformées. En fait, l'intérêt d'exploiter la Transformée en contourlettes est qu'elle offre plusieurs orientations, ce qui permet à son tour d'améliorer la qualité sans perdre en résolution.

### 5.2.2 Algorithme de débruitage à multicopie bruitées

Soit  $X = \{X_{ij}\}$  la matrice  $M \times M$  de l'image originale à recouvrer. Le signal  $X$  est transmis à travers un canal à bruit blanc gaussien additif,  $K$  fois successives. A la réception, nous aurons  $K$  copies d'observations bruitées.

$$Y^k = X + \varepsilon^k, k = 1, \dots, K \quad (5.8)$$

Tel que  $Y^k$  est la  $k^{\text{ième}}$  copie bruitée,  $\varepsilon^k$  sont les variables aléatoires du bruit blanc gaussien  $N(0, \sigma_k^2)$ , de la  $k^{\text{ième}}$  copie. Les échantillons du bruit entre les différentes copies sont indépendants.

Soit la transformée en contourlette de la  $k^{\text{ième}}$  observation bruitée  $Y^k = X + \varepsilon^k$ , notée par  $c^k$  :

$$c^k = s + \zeta^k, k = 1, \dots, K \quad (5.9)$$

Tel que  $c^k$  la transformée en contourlette de  $Y^k$ ,  $s$  la Transformée en contourlettes de  $X$  et  $\zeta^k$  la transformée en contourlettes de  $\varepsilon^k$ .

Rappelons pour mémoire que l'information pertinente de l'image  $X$  sera essentiellement concentrée dans peu de coefficients de détail de la transformée en contourlettes de l'image observée, alors que les petites valeurs sont majoritairement attribuées au bruit qui contamine uniformément tous les coefficients de la

Transformée en contourlettes. Il est aussi fort conseillé de garder intacts les coefficients d'approximation ce qui se justifie par le fait que ces termes basses-fréquences contiennent une part d'information importante de l'image à estimer  $X$ . Nous employons la distribution  $S\alpha S$  pour modéliser les coefficients de détail de la Transformée en contourlettes.

### 5.2.2.1 Combinaison de l'estimation Bayésienne et calcul de la moyenne

Quand plusieurs copies bruitées sont disponibles, comme dans le cas des images acquises par le microscope électronique, la méthode standard consiste à utiliser le (pixel moyen) sage de la pondération de l'estimation. Soit  $\zeta^k \sim N(0, \sigma_k^2)$ ,  $k = 1, \dots, K$ , la variable bruit de la  $k^{ième}$  copie, et soit  $Z$  la moyenne pondérée de  $c^k = s + \zeta^k$ .

$$Z = \sum_{k=1}^K \tau_k c^k = s + \sum_{k=1}^K \tau_k \zeta^k, \quad (\tau_k = 1) \quad (5.10)$$

Il est bien connu que les optimaux  $\tau_k^*$  soient

$$\tau_k^* = \left[ \frac{\frac{1}{\sigma_k^2}}{\sum_{i=1}^K \left( \frac{1}{\sigma_i^2} \right)} \right] \quad (5.11)$$

et la déviation standard résultante est

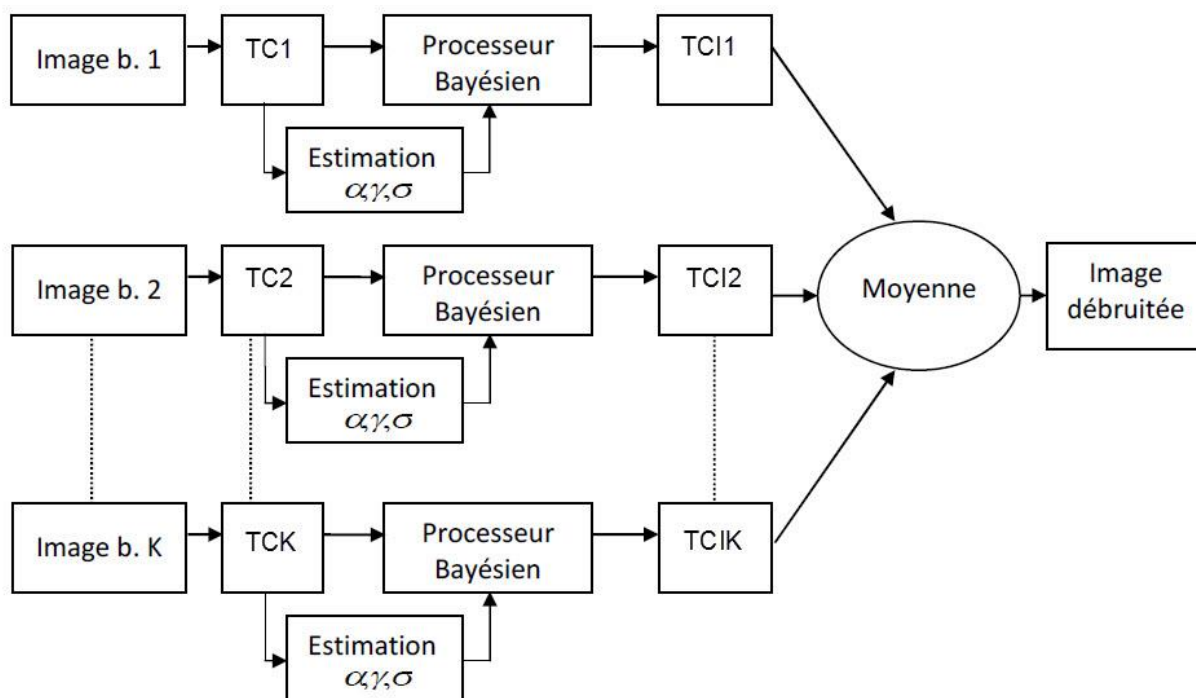
$$\sigma_{total}^2 = Var(Z - s) = Var\left(\sum_{k=1}^K \tau_k^* \zeta^k\right) = \left(\sum_{k=1}^K \left(\frac{1}{\sigma_k^2}\right)\right)^{-1} \quad (5.12)$$

Où  $Var(\cdot)$  désigne la variance.

La Figure 5.2 représente la structure du débruitage par combinaison de l'estimation bayésienne dans le domaine de la Transformée en contourlettes et calcul de la moyenne.  $TC$  est la transformée en contourlettes, image  $b$  est l'image bruitée,  $TCI$  est la transformée en contourlettes inverse.

La méthode proposée dans le domaine de la Transformée en contourlettes SD pour le débruitage des images acquises par le microscope électronique, suit les

mêmes étapes de l'algorithme de débruitage dans le domaine de la Transformée en contourlettes.



**Figure 5.2:** Structure du débruitage par combinaison de l'estimation bayésienne dans le domaine de la Transformée en Contourlets et calcul de la moyenne.

### 5.3 DEBRUITAGE DES IMAGES EN MODE Cryo-TEM ET EFTEM DANS LE DOMAINE DE LA TRANSFORMEE EN CONTOURLETTES SD

Notre objectif a été d'investiguer le potentiel d'une transformée multirésolution directionnelle, en l'occurrence, la transformée en contourlettes et contourlettes SD dans le débruitage des images réelles Cryo-TEM et EFTEM tomo par la méthode d'estimation non paramétrique déjà détaillée. Rappelons que l'originalité de la transformée en contourlettes SD par rapport à la Transformée en contourlettes, est qu'au lieu d'utiliser la Pyramide Laplacienne redondante, on utilise une nouvelle structure pour la Pyramide de la décomposition multiéchelle, permettant ainsi de réduire l'aliasing des Bancs de Filtres Directionnels (BFD) dans le domaine fréquentiel. . Cette différence de structure entre les contourlettes et les contourlettes



SD est bien détaillée dans la Figure 2.17 du Chapitre 2 de cette thèse. Cet avantage est bien exploité pour améliorer notre algorithme de débruitage.

Nous avons ainsi effectué le débruitage sur des séries d'images acquises par le microscope électronique toujours au sein du laboratoire d'Institut Curie d'Orsay, INSERM U759. Le cas de plusieurs copies bruitées est également appliqué. La nouvelle série d'images test, que nous allons utiliser, est celles des images EFTEM tomo. Nous résumons cet algorithme comme suit:

---

**Algorithme de débruitage dans le domaine de la Transformée en contourlettes SD pour une seule copie bruitée**

---

**étape 1:** Calcul des coefficients de la Transformée en contourlettes des données bruitées

$$y_{SDj}^d(m, n) = \langle X, \psi_{j,k} \rangle = x_{SDj}^d(m, n) + n_{SDj}^d(m, n)$$

**étape 2:** Appliquer l'algorithme de débruitage bayésien qui est basé sur la distribution  $\alpha$ -stable sur les coefficients de la Transformée en contourlettes SD.

$$\hat{x}_{SDj}^d = \frac{\sum_j P(j) \frac{y_{SDj}^d \sigma_j^2}{\sigma_j^2 + \sigma_B^2} \Phi(y_{SDj}^d; \sigma_j^2 + \sigma_B^2)}{\sum_j P(j) \Phi(y_{SDj}^d; \sigma_j^2 + \sigma_B^2)}$$

**étape 3:** Reconstruction des données  $\hat{X}$  par synthèse des coefficients débruités de la Transformée en contourlettes SD

$$\hat{X} = \sum c_{L,k} \phi_{L,k}(n) + \sum_{j \in Z, j \geq L} \hat{x}_{SDj}^d \psi_{j,k}(n)$$

$\hat{X}$  est l'image débruitée.

---

## 5.4 NATURES DES DONNEES

Le jeu de données que nous avons utilisé pour tester les algorithmes de débruitage proposés dans cette partie, est constitué de deux ensembles: (a) série d'image de cristaux 'catalase', acquises à différents temps d'exposition, (b) série de tilt en mode EFTEM, pour la reconstruction du volume. Cette dernière série qui représente des images tomo, est le meilleur critère de performance des algorithmes de débruitage proposés dans ce travail.

Dans ce qui suit, nous détaillerons d'avantage les deux séries d'images test.

#### 5.4.1 Données 'Catalase'

Le filtrage des données de microscope électronique, qui est souvent utilisé pour augmenter le contraste et le *SNR* des images EM, peut également réduire de manière significative la résolution. Pour l'évaluation de notre algorithme de débruitage, nous nous sommes basées sur les critères suivants: contraste, *SNR* résolution, qualité visuelle de l'image débruitée. Pour les images EFTEM tomo, nous avons évalué, en plus des critères suscités, la qualité du volume reconstruit, ainsi que les projections après reconstruction tomographique. Nous avons utilisé des cristaux 2D catalase, une structure cristalline bien connue à partir de laquelle les mesures de résolution peuvent être calculées avec précision en utilisant un logiciel dédié appelé (2dx) [9]. Les cristaux utilisés pour l'acquisition des images, colorées négativement et montées sur des grilles revêtues de carbone ont été commandés auprès d'EMS [7]. Les images ont été acquises par un JEOL 2200FS, pistolet à émission électronique de champ 200kv électron, le microscope (JEOL Ltd®) à un grossissement nominal de 30000x (taille des pixels: 0,33 nm / px) en utilisant un Gatan UltraScan 1000. L'acquisition des données est produite à différents temps d'exposition : 20 copies de 0.05s temps d'exposition, 10 copies de 0.1s, 5 copies de 0.2s, 2 copies de 0.5s, 1 exemplaire de 1s, et pour deux zones: zone1 et zone2. La différence entre la zone1 et zone2 réside dans l'ordre d'acquisition qui influe sur le résultat du débruitage.

L'ordre des acquisitions, intentionnellement déterminé par les biologistes, a été pris en considération parce qu'il influe directement sur les images.

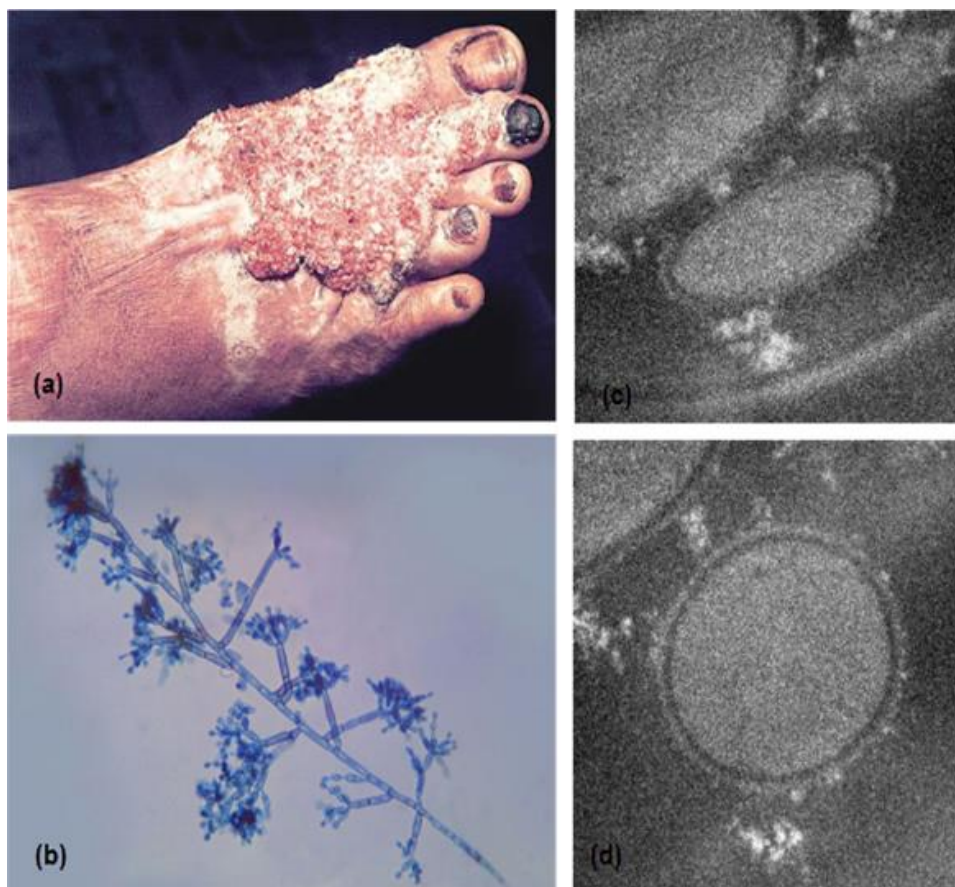
#### 5.4.2 Images EFTEM Tomo '*Fonsecaea pedrosoi*'

La chromomycose est une maladie à long terme de la peau présente principalement dans les climats tropicaux ou sous-tropicaux. Cette maladie est due à différents types de champignons présents sur des épines ou échardes qui s'implantent sous la peau principalement sur les bras et les jambes, comme c'est illustré dans la Figure 5.3 (a). La chromomycose s'étend lentement; elle est rarement fatale mais est très difficile à soigner. Les options de traitements incluent des médicaments et de la chirurgie. Parmi les champignons les plus fréquemment

impliqués se trouve le champignon *Fonsecaea pedrosoi* comme c'est montré sur la Figure 5.3 (b), de la famille des *Herpotrichiellaceae*.

Dans cette étude, des échantillons de *Fonsecaea pedrosoi*, ont été traités par de la ferritine cationisée afin de détecter des zones anioniques au niveau de la membrane cellulaire en visualisant la distribution de fer.

L'acquisition des données EFTEM a été réalisée à l'aide d'un microscope électronique à transmission JEOL2200FS équipé d'un filtre à perte d'énergie permettant d'imager l'échantillon à différentes énergies. Pour obtenir une carte de répartition du fer dans l'échantillon, il a été nécessaire de faire des acquisitions à différentes pertes d'énergies (650 eV, 680 eV et 710 eV, comme c'est illustré dans la Figure 5.3 (c) et 5.3.(d)), permettant d'extraire le signal spécifique du fer.



**Figure 5.3:** La chromomycose, (a) Exemple de chromomycose sur le pied d'un patient [5], (b) Image en microscopie optique de *Fonsecaea pedrosoi* ramifié [6], (c) et (d) Images en microscopie en perte d'énergie à 710 eV de *Fonsecaea pedrosoi* unicellulaire à différent angles. La perte d'énergie de 710 eV contient le signal spécifique du fer en plus d'un signal non spécifique.

Comme il est important d'avoir une information en trois dimensions, une acquisition tomographique a été réalisée en inclinant l'échantillon dans le microscope à différents angles de  $-60^\circ$  à  $+60^\circ$  avec un incrément de  $2^\circ$  en suivant un schéma de Saxton produisant ainsi 76 angles différents et un total de  $76 \times 3 = 228$  images.

Pour extraire le signal spécifique du fer, l'utilisation de trois fenêtres de perte d'énergie permet d'utiliser les deux premières qui ne contiennent pas le signal de fer pour estimer le niveau d'intensité non dû spécifiquement au fer dans la troisième image qui elle contient également le signal de fer.

Dans cette étude, une loi de type puissance  $a E^{-r}$  est utilisée pour extrapoler la valeur d'intensité non spécifique. Une fois les cartes de fer obtenues à chaque angle, le débruitage par l'algorithme à base de contourlettes et sa variante contourlettes SD est appliqué sur ces images. L'étape d'alignement est ensuite effectuée. Enfin, la reconstruction tomographique des images EFTEM débruitées et alignées. Nous avons effectué la reconstruction tomographique 3D en se basant sur la méthode itérative OS-SART avec 10 itérations et un coefficient de relaxation de 0.1. Nous renvoyons le lecteur à la référence [WAN, 2003] pour complément de description sur la méthode OS-SART.

## 5.5 CALCUL DU 'SNR' POUR LES DONNEES CATALASE

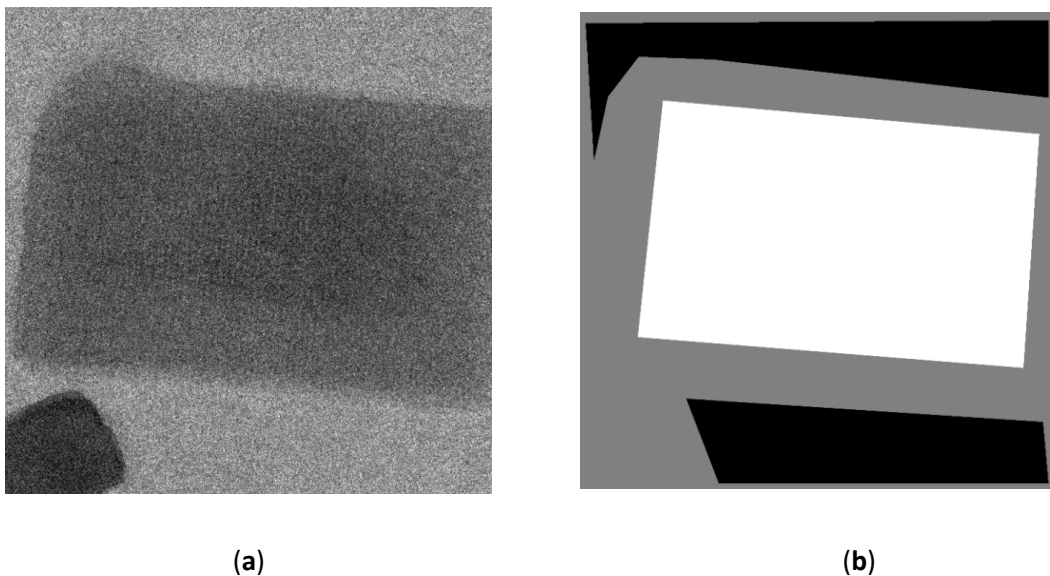
Pour évaluer précisément les performances de nos algorithmes, nous avons calculé le *SNR* avant et après débruitage. Cependant, contrairement aux images synthétiques où le bruit est ajouté à l'image originale, dans le cas d'images TEM, l'image d'origine n'est pas disponible. Ainsi, il était nécessaire de définir la zone du bruit et la zone où se trouve notre objet. Pour ce faire, nous avons créé un masque pour chaque image en utilisant le logiciel ImageJ 1.48 V. Chaque image est ensuite multipliée par le filtre correspondant comme indiqué sur la Figure 5.4 (b). La valeur moyenne du bruit est calculée à partir de la zone du bruit alors que la moyenne du signal est calculée à partir de la zone de notre objet (catalase).

Ainsi, le *SNR* est calculée en utilisant la formule suivante:

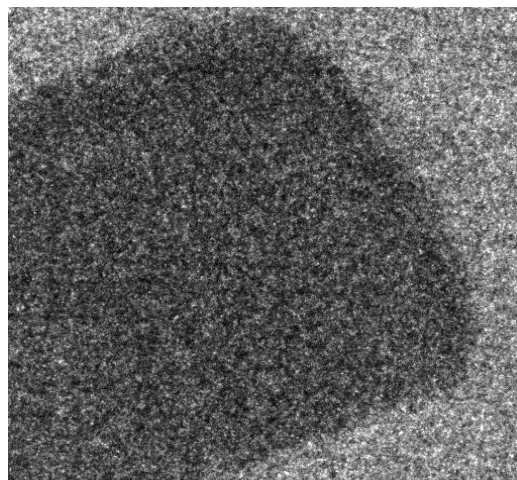
$$SNR = 10 \log_{10} \left[ \frac{\bar{A}_x - \bar{A}_\varepsilon}{\sigma_\varepsilon} \right]^2 \quad (5.13)$$

Où  $\bar{A}_x$  est la valeur moyenne du signal,  $\bar{A}_\varepsilon$  est la valeur moyenne du bruit et  $\sigma_\varepsilon$  est l'écart type du bruit.

Le masque comporte trois valeurs (0, 1 et 2). La valeur 0 est la zone du bruit. Les zones où la valeur du masque est égale à 1; sont entre le bruit et l'échantillon; et ces zones de l'image ne sont pas prises en compte dans le calcul. La valeur du masque qui est égale à 2, correspond à l'échantillon et le bruit à la fois. Cela nous permet d'effectuer le calcul seulement à des endroits précis sur les images.



**Figure 5.4:** (a) L'image de catalase 2048 × 2048, zone 1, temps d'exposition 0.1s. (b) masque de l'image de catalase 2048 × 2048, zone 1, temps d'exposition 0.1s.



**Figure5.5:** Agrandissement de l'image catalase512 × 512, la zone 1, et le temps d'exposition 0.05s.

Dans notre expérience; nous avons effectué un zoom sur l'image du catalase (512 × 512); ce qui nous permet de voir la différence entre l'image bruitée et l'image débruitée; notamment les contours de notre catalase comme c'est illustré dans la Figure 5.5.

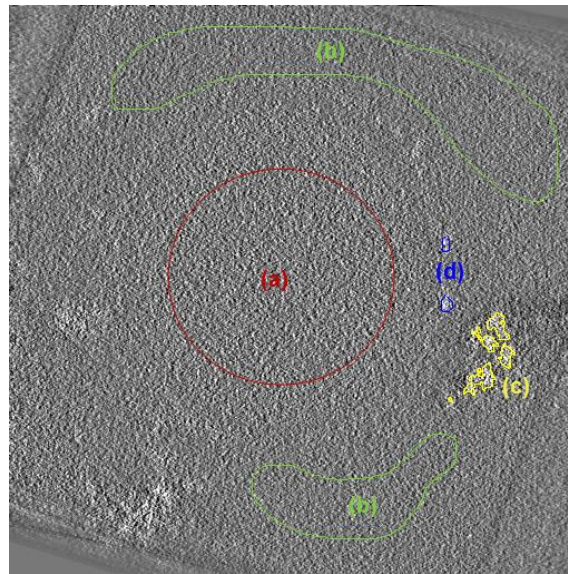
## 5.6 QUALITE DE DEBRUITAGE POUR LES DONNEES 'FONSECAEA PEDROSOI'

Afin d'évaluer la robustesse et la précision de l'algorithme de débruitage proposé, nous avons calculé le contraste de Weber ainsi que le *SNR* dans un agrégat ferritine chargé en fer dans le volume 3D reconstruit en utilisant la résine comme fond (Figure 5.6). Le contraste de Weber mesure la perception que l'on a d'un objet de luminance  $L$  placé sur un fond de luminance  $L_{fond}$  [LAU, 2014]. La loi de Weber-Fechner qui définit le contraste  $C_W$ , est donnée par :

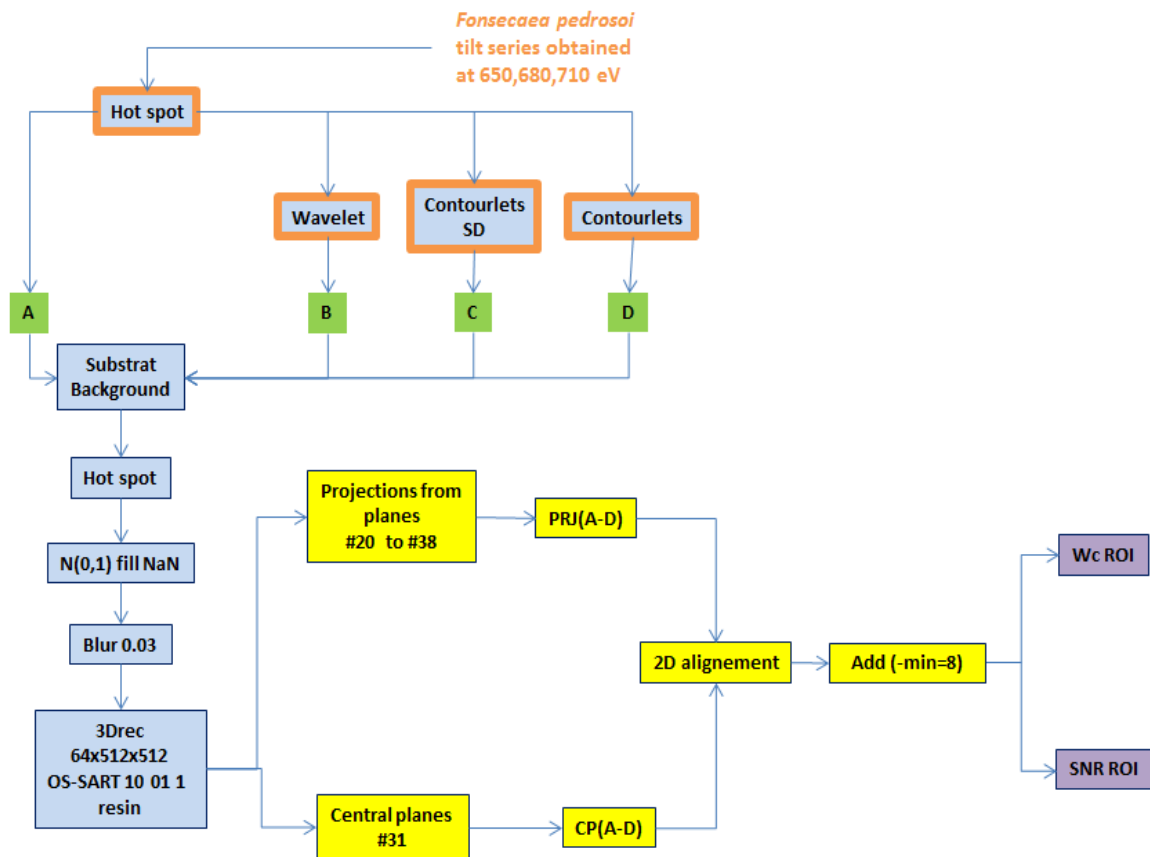
$$C_W = \frac{L_{zone} - L_{fond}}{L_{fond}} \quad (5.14)$$

$L_{zone}$  et  $L_{fond}$  désignent respectivement la luminance de l'objet et du fond directement aux bords de l'objet. Ce contraste mesure la perception que l'on a d'un objet de luminance  $L$  placé sur un fond de luminance  $L_{fond}$ .

Pour réaliser la reconstruction tomographique à partir des images de fer à différents angles d'inclinaison et évaluer les différents algorithmes, nous avons utilisé le workflow montré dans la Figure 5.7. Les logiciels utilisés lors de ce processus de calcul des critères, ont été les plugins d'ImageJ [8] EFTEM-TomoJ [CED, 2013] pour calculer les images de fer par soustraction du signal non spécifique de fer, et TomoJ [CED, 2007] pour le calcul de la reconstruction 3D. Brièvement, après avoir enlevé le bruit du type « salt and pepper » par un algorithme de détection des points chauds "hot spots" et de filtrage médian, quatre copies des images ont été réalisées pour obtenir les images contenant un signal spécifique de fer par la méthode de trois-fenêtres après débruitage, ou non (référence contrôle), par ondelettes, contourlets SD ou contourlettes standard.



**Figure 5.6 :** Plan central (numéro 31 des sections 0 à 63) du volume de fer reconstruit. Les niveaux de gris sont des voxels directement proportionnels à la quantité de fer présent. (a) cytoplasme, (b) résine, (c) agrégat utilisé pour l'évaluation des algorithmes et (d) paroi.



**Figure 5.7:**Le workflow montre les différentes étapes suivies pour l'évaluation de notre algorithme de débruitage.

Les images spécifiques de fer ont été utilisées pour calculer les quatre volumes de distribution de fer correspondantes en suivant un protocole standard de reconstruction : suppression des hot spots, normalisation gaussienne des histogrammes et alignement des images en substituant les valeurs vides des images après alignement par  $NaN$ , filtre « gaussien Blur » dans au bord des images (entre la taille originale et ce dernière moins 3% de la taille des images en X et en Y) pour éviter des artefacts lors de la combinaison des images dans le processus de projection-rétroprojection et finalement reconstruction par la méthode algébrique ART d'ordre supérieur (Order statistics Simultaneous algebraic reconstruction method 'OS-SART', avec 10 itérations, coefficient de relaxation 0.1. L'actualisation s'effectue à chaque comparaison d'une image expérimentale avec l'ensemble des projections théoriques, contraste type résine en microscopie électronique à transmission).

Une fois les quatre volumes obtenus, des analyses de la qualité des volumes ont été réalisés sur le plan central de la reconstruction ou sur la projection des 19 plans centraux (du 20 au 38). Pour garantir que les comparaisons sont réalisées sur exactement les mêmes régions d'intérêt, les images correspondantes au plan central et les projections ont été alignées entre elles.

Egalement, comment les descripteurs de qualité utilisés atteignent des valeurs positives, la valeur de pixel minimum (8 dans notre cas) a été ajouté avant de les calculer. Ces descripteurs ont été le contraste de Weber et le  $SNR$  local.

Afin de calculer le contraste de weber dans la zone d'agrégat, nous avons utilisé la formule suivante :

$$C_A = \left[ \frac{\bar{A} - \bar{R}}{\bar{R}} \right] \quad (5.15)$$

Où  $C_A$  est le contraste dans la zone d'agrégat.  $\bar{A}$  et  $\bar{R}$  sont les moyennes des valeurs des pixels dans les zones d'agrégat et de la résine respectivement.

Pour calculer le  $SNR$  dans la zone d'agrégat, nous avons utilisé les formules suivantes:

$$SNR_A = 10 \log_{10} \left[ \frac{\bar{A} - \bar{R}}{\sigma_R} \right]^2 \quad (5.16)$$

$\sigma_R$  est l'écart type des valeurs de pixel dans la zone de la résine.



## 5.7 RESULTATS ET DISCUSSIONS (DONNEES Cryo-TEM)

Nous présentons dans cette partie les résultats de débruitage d'images cryo-TEM catalase en appliquant tout d'abord la structure d'une seule copie dans laquelle chaque image est débruitée séparément, puis nous montrons les résultats obtenus en utilisant la structure de multicopie. Dans cette dernière structure, nous avons calculé la moyenne des images débruitées et ensuite calculé le  $SNR_{out}$  à partir de l'image résultante finale.

Dans nos expériences sur l'estimateur bayésien dans le domaine des ondelettes (basé sur nos travaux précédents [SOU, 2013]), nous avons choisi l'ondelette mère 'sym8' et un niveau de décomposition égal à trois pour atteindre la meilleure qualité des images débruitées. Pour notre estimateur bayésien dans les domaines de contourlettes et les contourlettes SD, nous avons sélectionné les niveaux de décomposition pour les bancs de filtre directionnel à chaque niveau pyramidale égal à [2 3 4 5], filtre pkva et nous n'avons pas sous-échantillonné la sous-bande passe-bas du premier niveau de décomposition en se basant sur les travaux de Yu [YUE, 2006].

### 5.7.1 Première structure 'd'une seule copie'

Nous comparons la performance de l'estimateur bayésien que nous avons proposé dans le domaine des contourlettes et les contourlettes SD avec celui proposé dans [LAR, 2006].

Tout d'abord, nous avons calculé le  $SNR_{in}$  pour toutes les images de la zone1 avant le débruitage et le  $SNR_{out}$  pour les images après le débruitage. Nous avons également calculé la moyenne du  $SNR_{in}$  et  $SNR_{out}$  de chaque série d'image à 0.05 s, 0.1 s, 0.2 s, 0.5 s et 1 s. Les valeurs des  $SNR$  sont reportées dans le Tableau 5.1. La Figure 5.8 montre les images de la catalase avant et après le débruitage par les méthodes proposées. Ces images nous permettent d'évaluer la qualité des images débruitées. A partir du Tableau 5.1, nous pouvons constater que nous avons considérablement amélioré le  $SNR$  pour toutes les images bruitées en utilisant le débruiteur bayésien dans le domaine des contourlettes par rapport à celui proposé par Boubchir [LAR, 2007] dans le domaine de la transformée en ondelettes.

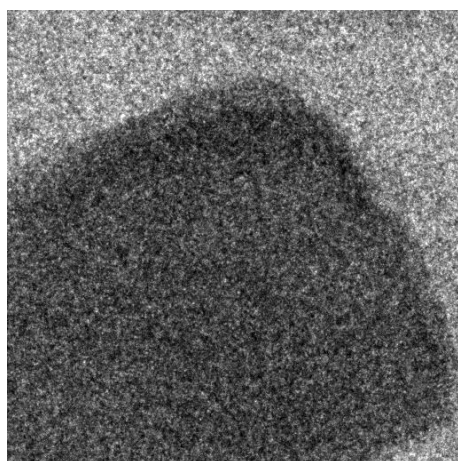
**Tableau 5.1:** Le  $SNR_{out}$  du catalase après l'application de de l'estimateur Bayésien dans le domaine des ondelettes (DWT) contourlets (CT) et les contourlets SD (CTSD).

Images	$SNR_{in}$ (dB)	$SNR_{out}$ (dB)		
		Bayésien dans DWT	Bayésien dans CT	Bayésien dans CTSD
0.05s_1	9.1166	13.9593	17.8131	19.6782
0.05s_2	8.9658	13.6485	16.7772	19.2051
0.05s_3	9.1184	14.0995	16.4769	19.0817
0.05s_4	9.0222	13.8463	17.4416	19.1799
0.05s_5	9.1427	14.2458	16.5566	18.6347
0.05s_6	9.0856	13.9043	17.5439	19.9940
0.05s_7	8.9427	13.7417	17.5398	20.3357
0.05s_8	8.7014	13.7578	17.4200	18.1818
0.05s_9	8.8151	13.8131	16.2238	18.5918
0.05s_10	9.2293	14.5171	16.6850	19.6981
0.05s_11	8.9786	14.0618	17.8385	19.9707
0.05s_12	8.8766	13.6726	18.1250	19.2492
0.05s_13	8.7797	13.7597	16.4788	18.4656
0.05s_14	9.2302	13.9938	18.1627	19.0698
0.05s_15	8.7073	13.9168	17.2837	18.4448
0.05s_16	8.9424	13.9458	16.9121	21.3077
0.05s_17	8.6589	13.4699	17.4719	18.5097
0.05s_18	9.2351	14.3087	16.4817	19.8011
0.05s_19	8.7326	13.4320	16.5471	18.0423
0.05s_20	8.9453	13.9619	15.8638	19.5211
MOYENNE_0.05s	8.961325	13.90282	17.08216	19.24815
0.1s_1	15.7499	20.0007	22.3827	23.7175
0.1s_2	15.5526	19.9711	21.8719	23.9655
0.1s_3	15.9268	20.5442	22.3254	24.4462
0.1s_4	15.6543	19.6158	24.3029	24.7552
0.1s_5	15.4476	19.4643	22.4469	23.7101
0.1s_6	16.2155	20.4828	24.2061	24.9250
0.1s_7	14.3256	18.3053	20.7924	22.0617
0.1s_8	14.0977	18.2095	20.6396	21.8724
0.1s_9	13.0810	16.6382	18.3037	20.4235
0.1s_10	15.2419	19.3726	22.8133	24.7107
MOYENNE_0.1s	15.12929	19.26045	22.00849	23.45878
0.2s_1	22.9465	26.8124	29.2039	30.6730
0.2s_2	22.7931	26.6525	28.9076	30.4631
0.2s_3	22.6746	26.3368	29.0428	30.7096
0.2s_4	22.8597	26.7064	29.4987	30.5284
0.2s_5	22.9655	26.9566	29.6484	30.5413
MOYENNE_0.2s	22.84788	26.69294	29.26028	30.58308
0.5s_1	28.9003	31.4976	33.1765	33.7052
0.5s_2	28.9398	31.6083	33.5279	33.9979
MOYENNE_0.5s	28.92005	31.55295	33.3522	33.85155
1s	33.1927	35.2226	36.0073	36.6940

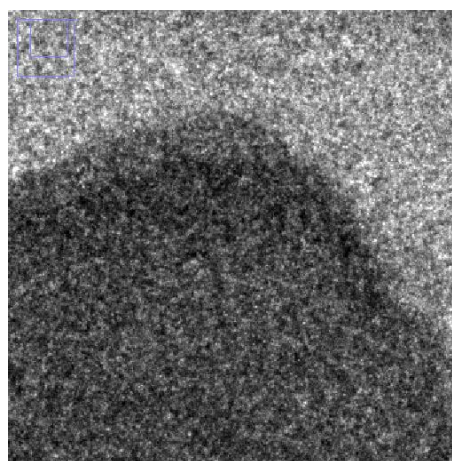
La Figure 5.8 montre les résultats de débruiteur-bayésien dans les trois domaines: les ondelettes, les contourlette et contourlettes SD. A partir de la qualité visuelle des images débruitées, nous remarquons que le nouvel algorithme proposé est plus performant que le débruiteur bayésien dans le domaine de la transformée en ondelettes. Cependant, nous ne négligeons pas certains artefacts flous qui apparaissent dans les images débruitées. Ces artefacts (mentionnés dans [YUE, 2006]) contribuent à l'un des inconvénients majeurs dans l'adoption de cette méthode. Pour cette raison, nous avons proposé d'utiliser le domaine des contourlettes SD comme alternative des contourlettes, afin d'assurer la réduction du bruit ainsi que d'atténuer ces artefacts. Comme on s'y attendait, le Tableau 5.1 montre que le  $SNR_{out}$  après le débruitage des images de la catalase en utilisant le débruiteur bayésien dans le domaine des contourlettes SD est plus élevé que le  $SNR_{out}$  après le débruitage dans le domaine de la transformée en ondelettes et dans le domaine de la transformée en contourlette.

Aussi, nous pouvons clairement remarquer à partir de la Figure 5.8 que les contourlettes SD ont la capacité de conduire à une meilleure qualité par rapport aux autres méthodes de débruitage.

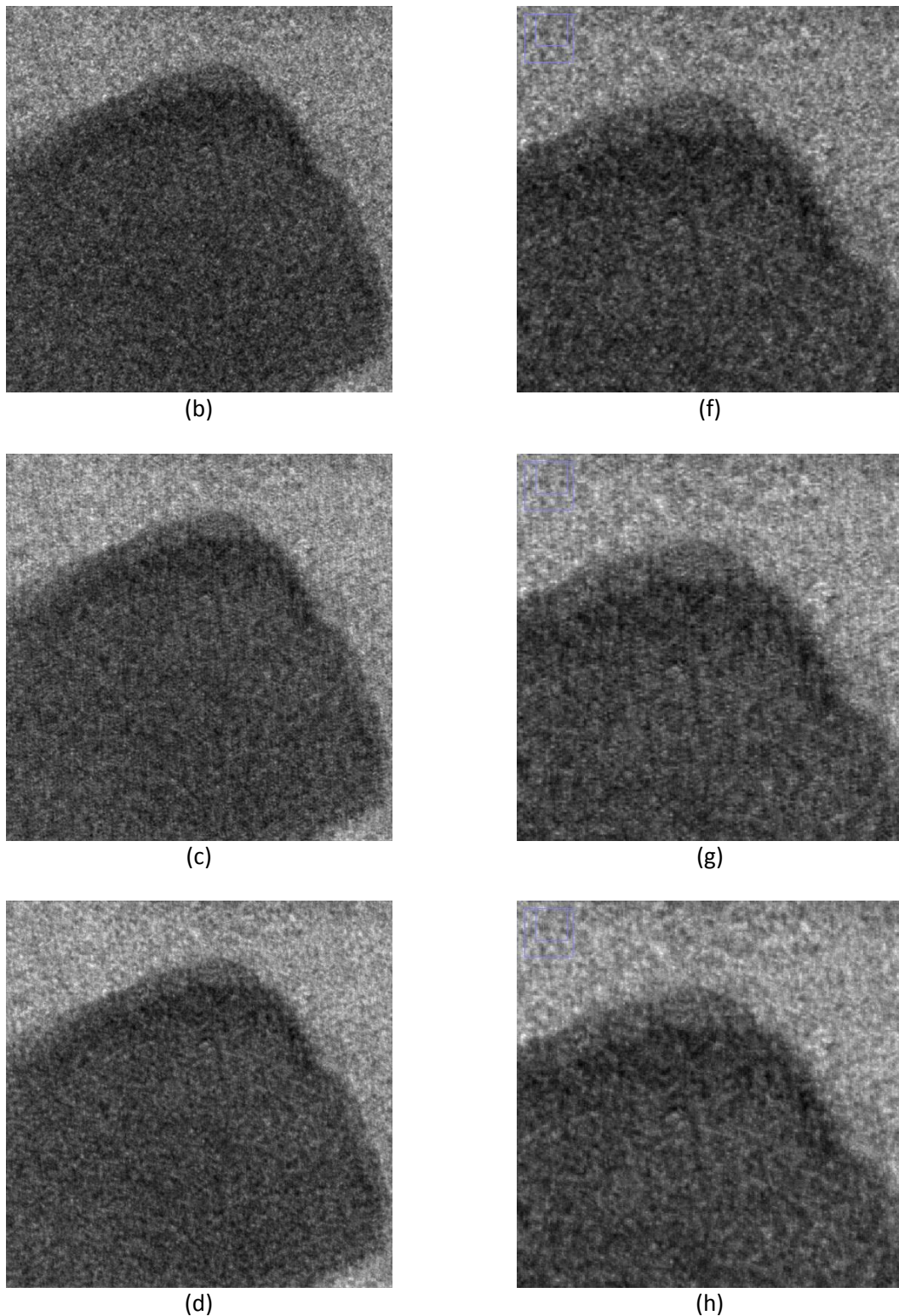
Nos méthodes améliorent clairement la performance du débruiteur bayésien dans le domaine des contourlettes (CT) et contourlettes (CTSD). Notons que la valeur du  $SNR$  la plus élevée est obtenue pour un temps d'exposition 1s. Notre objectif est de réduire le temps d'exposition et avoir la meilleure valeur du  $SNR$  à la fois. Cette remarque est à la base de développer la structure à multicopie bruitées.



(a)



(e)



**Figure 5.8:**(a) Image originale 0.1s\_1. (b) L'estimateur Bayésien (DWT). (c) L'estimateur Bayésien (CT). (d) L'estimateur Bayésien (CTSD). (e) L'image original zoomée 0.1s\_1 (f) l'image0.1s\_1zoomée et débruitée en utilisant l'estimateur bayésien(DWT). (g) l'image0.1s\_1zoomée et débruitée en utilisant l'estimateur bayésien(CT). (h) l'image0.1s\_1zoomée et débruitée en utilisant l'estimateur bayésien (CTSD).

### 5.7.2 Structures de Débruitage à 'multicopie bruitées'

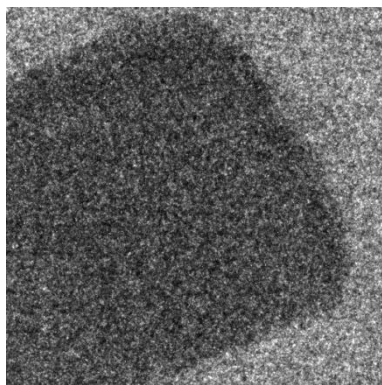
Pour les la structure à multicopie bruitées, nous avons comparé les performances des méthodes proposées en calculant le  $SNR$  pour différent nombres de copies bruitées. Le  $SNR_{in}$  est la valeur moyenne de  $SNR_{in}$  de chaque série dans le Tableau 5.1. Le Tableau 5.2 montre les résultats obtenus. La Figure 5.9 représente l'image 0.05 s\_1 de la catalase avant et après le débruitage en utilisant sept et vingt copies respectivement. Sachant que ces images sont très bruitées car elles sont acquises avec un temps d'exposition très faible.

D'après le Tableau 5.2, il est clair que nos méthodes donnent les meilleurs résultats en termes de  $SNR$  et qualité visuelle dans toutes les situations. Cette constatations a tendance à se reproduire pour les deux implémentations les contourlettes et les contourlettes SD. Ces améliorations sont très prononcées, surtout pour l'image de temps d'exposition très faible 0.05 s (très bruitée), Le  $SNR_{out}$  atteint est supérieur au  $SNR_{out}$  de l'image débruitée à 1 s.

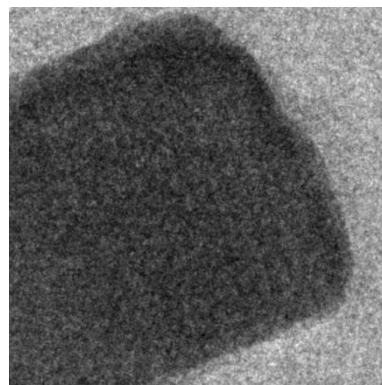
**Tableau 5.2:** Le  $SNR_{out}$  du catalase après l'application de de l'estimateur Bayésien dans le domaine des ondelettes (DWT) contourlets (CT) et les contourlets SD (CTSD) 'multicopie'.

Images	Moyenne de $SNR_{in}$	Nombre des copies	$SNR_{out}$		
			L'estimateur Bayésien DWT	L'estimateur Bayésien CT	L'estimateur Bayésien CTSD
0.05s	8.961325	3	22.4353	25.6364	27.3479
		5	26.4296	29.3206	30.8367
		7	28.7677	31.5373	32.9777
		9	30.4237	33.0430	34.2913
		11	31.7434	34.1565	35.3560
		15	33.3985	35.5766	36.5513
		17	33.8908	35.9850	36.9173
		20	34.7928	36.7953	37.6634
0.1s	15.12929	3	28.0105	29.7354	30.9450
		5	31.5391	33.1076	33.9182
		7	33.8048	35.1647	35.8558
		10	34.7072	35.5889	36.1114
0.2s	22.84788	2	31.1815	33.2577	34.5045
		3	33.7801	35.6552	38.1932
		5	36.7699	38.5647	39.1394
0.5s	28.92005	2	34.4354	35.8070	36.1945

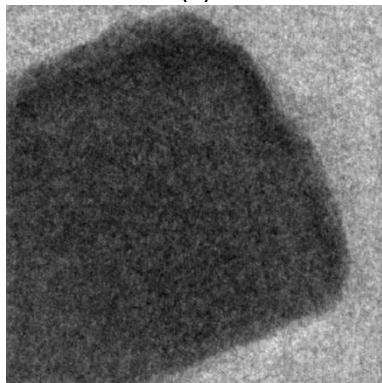
La Figure 5.9 montre les catalase 0.05s avant et après le débruitage en utilisant la structure à multicopie bruitées. Les méthodes proposées ont donné une meilleure qualité visuelle où la plupart du bruit est enlevée soit au niveau des régions lisses ou au long des contours. Nous attribuons la performance supérieure de notre algorithme à la représentation directionnelle des contourlettes, qui peut capturer efficacement et représenter les singularités au niveau des contours des objets lisses dans des images naturelles TEM.



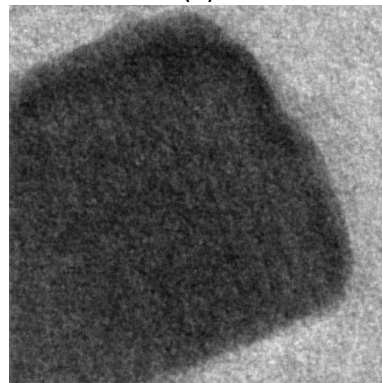
(a)



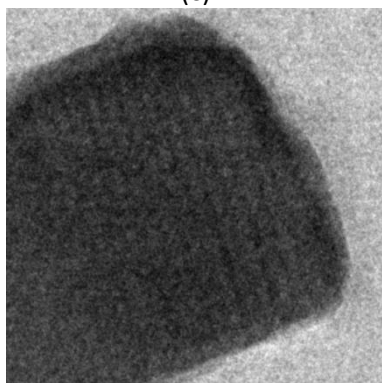
(b)



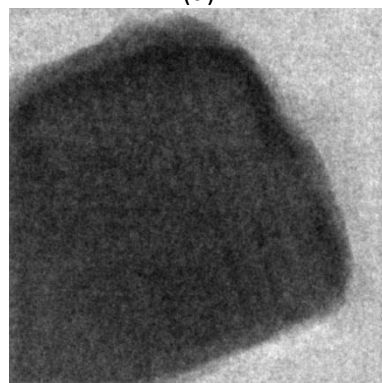
(c)



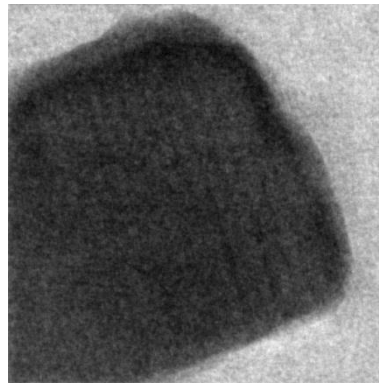
(d)



(e)

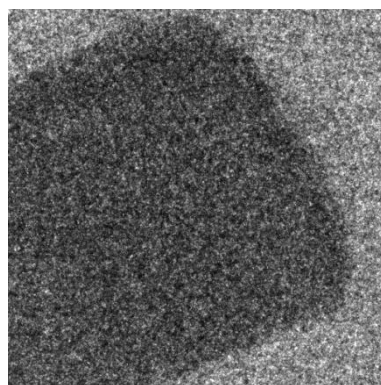


(f)

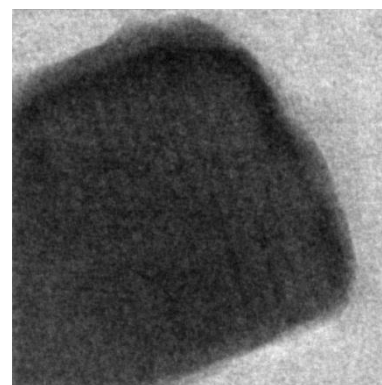


(g)

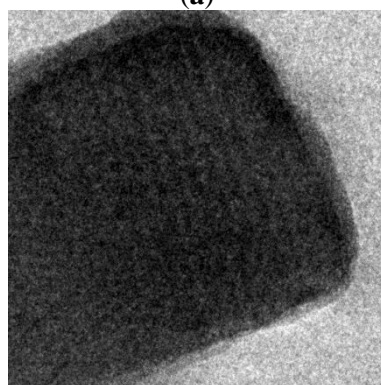
**Figure 5.9:** Résultats de débruitage en appliquant la structure à multicopie bruitées. (a) Image Originale 0.05 s\_1. (b) l'image moyenne (7 copies) après le débruitage par le débruiteur Bayésien dans (DWT). (c) l'image moyenne (7 copies) après le débruitage par le débruiteur Bayésien dans (CT). (d) l'image moyenne (7 copies) après le débruitage par le débruiteur bayésien dans (CTSD). (e) l'image moyenne (20 copies) après le débruitage par le débruiteur Bayésien dans (DWT). (f) l'image moyenne (20 copies) après le débruitage par le débruiteur Bayésien dans (CT). (g) l'image moyenne (20 copies) après le débruitage par le débruiteur Bayésien dans (CTSD).



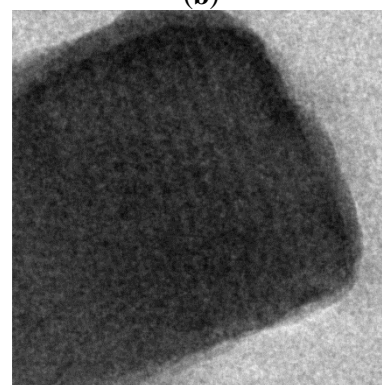
(a)



(b)



(c)



(d)

**Figure 5.10:** Résultat de débruitage en appliquant la structure à multicopie bruitées, temps d'exposition 0.05s et 1s. (a) L'image originale 0.05s\_1 avant le débruitage. (b) l'image moyenne (20 copies) après le débruitage par le débruiteur bayésien dans (CTSD). (c) Image originale 1s avant le débruitage. (d) Image 1s débruitée en utilisant le débruiteur Bayésien dans (CTSD).

Dans la Figure 5.10, nous comparons les résultats de la structure à multicopie bruitées après le débruitage de l'image de catalase à temps d'exposition très faible 0.05s  $SNR_{out} = 36.9173$  dB pour 17 copies et  $37.6634$  dB pour 20 copies dans le domaine CTSD, tandis que la meilleure valeur du  $SNR_{out}$  atteinte pour un temps d'exposition 1s est  $36,69$  dB (temps d'exposition élevée). Il est clair que l'image résultante du catalase à temps d'exposition 0,05s après le débruitage est meilleure que l'image résultante de catalase à temps d'exposition 1s, pas uniquement en termes de la valeur de  $SNR$ , mais aussi en termes de qualité visuelle.

### 5.8 RESULTATS ET DISCUSSIONS (IMAGES TEST: EFTEM)

Nous présentons dans cette partie les résultats de débruitage d'images EFTEM *Fonsecaea pedrosoi* en appliquant la méthode de débruitage dans le domaine de la transformée en ondelettes et les méthodes proposées dans ce travail de doctorat. Le Tableau 5.3 montre l'amélioration obtenue dans la zone d'agrégat de l'image débruitée par rapport à l'image de contrôle en termes du contraste  $Wc_{agg}$  et de  $SNR_{agg}$ . Cette amélioration est définie par :

$$Wc_{agg} = \left[ \frac{C_A - C_c}{C_c} \right] \quad (5.17)$$

$$SNR_{agg} = \left[ \frac{SNR_A - SNR_c}{SNR_c} \right] \quad (5.18)$$

Où  $Wc_{agg}$  est la valeur d'amélioration du contraste de Weber dans la zone d'agrégat,  $C_A$  est le contraste de Weber dans la zone d'agrégat de l'image débruitée,  $C_c$  est le contraste de Weber dans la zone d'agrégat de l'image de contrôle.

$SNR_{agg}$  est la valeur d'amélioration du  $SNR$  dans la zone d'agrégat, où  $SNR_A$  est le  $SNR$  dans la zone d'agrégat de l'image débruitée et  $SNR_c$  est le  $SNR$  dans la zone d'agrégat de l'image de contrôle.

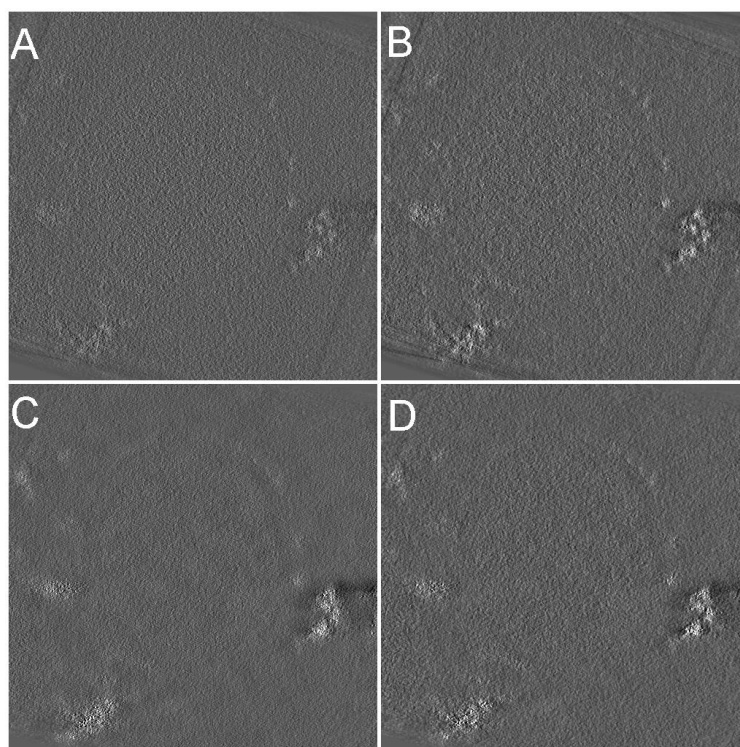
Les valeurs de l'amélioration de  $SNR$  local et de contraste de Weber sont calculées pour les différents algorithmes testés (référéncés par B, C ou D dans la Figure 5.11 par rapport au contrôle (référéncé par A dans la Figure 5.11).



En tout état de cause, que se soit pour le plan central, les projections, le  $SNR$  ou le contraste, le meilleur résultat est obtenu pour l'algorithme bayésien dans le domaine des contourlettes et contourlettes SD. Ce résultat montre encore une fois, que l'algorithme proposé est plus efficace pour le débruitage des images de microscopie électronique. Ce résultat est cohérent avec celui obtenu avec la catalase.

**Tableau 5.3:** L'amélioration obtenue des différentes valeurs de  $Wc\_agg_A$  et de  $SNR_A$  par rapport au Contrôle.

	Projection		central plane	
	$Wc\_agg$	$SNR\_agg$ (dB)	$Wc\_agg$	$SNR\_agg$ (dB)
<b>Contrôle (A)</b>	0	0	0	0
<b>L'estimateur Bayésien DWT (B)</b>	0,77	0,85	0,98	4,93
<b>L'estimateur Bayésien CTSD (C)</b>	1,24	1,19	1,34	6,55
<b>L'estimateur Bayésien CT (D)</b>	1,37	1,26	1,67	7,28



**Figure 5.11:** Le plan central du volume reconstruit des (A) images originales. (B) débruitées par l'estimateur Bayésien DWT. (C) débruitées par l'estimateur Bayésien CTSD. (D) débruitées par l'estimateur Bayésien CT.

Néanmoins, pour les images EFTEM, l'amélioration obtenue par les contourlettes et contourlettes SD sont très proches. Ceci peut être en rapport avec le calcul du signal spécifique au fer et l'application des algorithmes de reconstruction 3D après avoir réalisé le débruitage. Cette hypothèse est supportée par le calcul de la valeur moyenne du SNR global des séries d'inclinaison, à différentes énergies (Tableau 5.4). Ces séries d'inclinaison sont utilisées pour obtenir le signal spécifique au fer et qui sont utilisées pour la reconstruction tomographique. En effet, pour toutes les énergies, la méthode bayésienne dans le domaine des contourlettes ou contourlettes SD permet d'obtenir une valeur du SNR plus grande que les approches bayésiennes dans le domaine des ondelettes.

**Tableau 5.4:** La valeur moyenne du  $SNR_{out}$  global des séries d'inclinaison, à différentes énergies.

	$SNR_{out}$ (dB)		
	650 (eV)	680 (eV)	710 (eV)
<b>Contrôle (A)</b>	28,08	29,01	29,61
<b>L'estimateur Bayésien DWT (B)</b>	30,22	31,36	31,99
<b>L'estimateur Bayésien CTSD (C)</b>	31,11	32,33	33,09
<b>L'estimateur Bayésien CT (D)</b>	31,03	32,26	32,97

## 5.9 CONCLUSION

Nous avons proposé des algorithmes de débruitage d'images à base d'estimateur bayésien de type ECP dans le domaine de la Transformée en contourlettes et contourlettes SD.

Du fait du caractère creux des représentations parcimonieuses, la plupart des coefficients de détail de l'image bruitée sont nuls et seuls quelques-uns sont significatifs. Ainsi, la répartition de ces coefficients est caractérisée par une densité centrée en zéro avec des queues relevées. C'est exactement cette propriété qui est révélée par la PDF SaS que nous avons adopté dans nos algorithmes. Deux cas distincts sont considérés dans cette partie: débruitage à une seule copie et

débruitage à multicopie bruitées. Les algorithmes proposés sont testé sur plusieurs jeux de données, précisément sur des images Cryo-TEM à multicopie bruitées, et les images EFTEM tomographiques.

Les résultats expérimentaux, obtenus dans le domaine de Contourlettes et sa variante, montrent que les performances de nos débruiteurs s'avèrent supérieures à celles des débruiteurs développés dans un contexte bayésien dans le domaine de la Transformée en Ondelettes. Cette performance reste liée au mode d'acquisition et au nombre de copies bruitées. Les algorithmes proposés appliqués sur les images EFTEM ont permis d'obtenir de cartes chimiques tridimensionnelles des éléments moins bruités avec des signaux plus contrastés comme c'est illustré dans la Figure 5.11.

Pour conclure, dans ce Chapitre, nous avons mis l'accent sur la finalité des développements effectués au cours de ce travail, qui est la réduction du temps d'exposition, et de ce fait, la réduction du dommage induit par le faisceau électronique sur l'échantillon biologique tout en améliorant la qualité visuelle des séries d'images. Cette amélioration, pour les images tomo, permet à son tour l'amélioration du volume 3D. L'importance de ce résultat, découle du fait qu'il intervient de manière déterminante dans l'analyse postérieure (visualisation, segmentation) des structures biologiques.

Enfin, il reste un aspect qui est en cours de développement pour améliorer la performance des algorithmes proposés. Il s'agit de l'estimation locale des caractéristiques du bruit.

# Conclusion Générale et Perspectives

A la fin d'une thèse, la pression du temps tend vers le maximum tandis que la motivation converge vers un minimum local. Dans ces conditions, toute aide est la bienvenue!

Dans le cadre de ce travail, le développement proposé a été consacré à l'amélioration du premier bloc dans la chaîne du processus de reconstruction tomographique 3D des images EM, qui est le bloc de prétraitement. Cette étape est un composant-clé en tomographie électronique. C'est en effet une étape particulièrement indispensable qui intervient de manière déterminante dans l'analyse des structures biologiques. Le besoin croissant de traiter ces données de nature bruitée, et le besoin de réduire le dommage causé par l'irradiation sur l'échantillon biologique, étaient la motivation majeure de ce travail de thèse.

La contribution principale apportée par ce travail de thèse est d'avoir développé de nouvelles structures fiables de débruitage d'images. L'enjeu du travail était d'établir un compromis entre la qualité des images EM et la réduction de temps d'exposition dans l'acquisition. L'accent a été mis sur le problème des images acquises en mode énergie filtrée (EFTEM). L'approche proposée est inspirée d'une part, des idées avancées dans les transformées multirésolution directionnelles d'images et d'autre part, du modèle d'estimation bayésienne dans le domaine de ces transformées. Notre but a été d'investiguer le potentiel de l'estimation bayésienne dans le domaine d'une transformée multirésolution directionnelle, en l'occurrence, la transformée en contourlet SD, dans le débruitage des images EM à multicopie bruitées.

Nous avons, tout au long de cette thèse, travaillé sur un jeu de données spécifique et préparé spécialement pour tester les algorithmes proposés. Nous avons utilisé différents ensembles d'images EM.

Nous avons ainsi évoqué dans le premier Chapitre de cette thèse, le problème du bruit présent dans les images acquises par le microscope électronique à transmission. En effet, ils existent différents modes d'acquisition dans la microscopie électronique. Néanmoins, suite aux particularités du matériel biologique,

indépendamment du mode, il y a des questions qui nécessitent d'être résolues pour améliorer la qualité des observations. Dans ce Chapitre, nous avons passé en revue certaines de ces problématiques, qui amènent finalement à une question fondamentale: comment réduire le dommage des irradiations sur l'échantillon, durant l'acquisition, en réduisant le temps d'exposition, sans perdre du contraste, ni de l'information.

Dans le deuxième Chapitre nous avons présenté les motivations de notre choix: débruitage des images dans le domaine des transformées directionnelles. Une synthèse des nouvelles transformées directionnelles conçues récemment pour pallier aux problèmes induits par la transformée en Ondelettes, est effectuée à la fin de ce Chapitre. L'accent a été mis sur l'intérêt de la transformée en contourlet et sa variante la transformée en contourlets SD.

Nous avons entièrement dédié les Chapitres 3, 4 et 5 à nos principales contributions qui ont fait l'objet de publications et communications internationales [SOU, 2013] [SOU, 2014] [SOU, 2015]. Nous avons d'abord repris le formalisme principal du problème de débruitage dans le domaine des transformées dans le Chapitre 3. Nous avons ensuite détaillé l'algorithme de débruitage, à base de transformée en ondelettes et l'algorithme de débruitage à base de filtrage bilatéral, appliqués sur le premier ensemble d'images test EM.

Nous avons développé, dans le Chapitre 4, les structures de débruitage basées sur l'estimation bayésienne dans le domaine de la transformée en Ondelettes. Nous avons focalisé cette étude sur la modélisation des coefficients d'ondelettes, ou nous avons opté pour le modèle  $\alpha$ -stable. Le choix de ce modèle est justifié par des tracés du comportement des coefficients d'ondelettes. Nous avons montré l'intérêt du formalisme bayésien pour estimer les coefficients d'ondelettes non bruités. Nous avons ensuite exposé la structure de débruitage à multicopie bruitées et son intérêt dans la réduction du temps d'exposition. Nous avons montré que plus le nombre de copies bruitées est important, plus le temps d'exposition est réduit et plus le  $SNR_{out}$  est amélioré. En effet, un des objectifs de notre travail, dans le cas de multicopie bruitées, était de réduire le temps d'exposition sans pour autant détériorer la qualité de l'image acquise.

Nous avons décrit dans le Chapitre 5, la méthode proposée de débruitage à base de l'estimation bayésienne dans le domaine de la transformée en contourlet et sa variante SD. Nous avons étudiés différentes situations. L'évaluation comparative de la méthode développée par rapport au travail de Boubchir [LAR, 2007], a montré que la nouvelle méthode se révèle plus performante en termes des critères suivants: le SNR et la qualité visuelle.

### Perspectives

Les résultats obtenus sont encourageants est nous laisse espérer différentes perspectives. Ainsi, différentes voies peuvent être envisagées en ce qui concerne l'amélioration de l'approche qui a été développée:

Tout d'abord, nous souhaitons étudier d'autres *a priori* qui peuvent être calculés analytiquement. Nous désirons aussi élargir notre étude sur les performances de notre débruiteur à multicopie bruitées en considérant une autre distribution du bruit.

Nous envisagerons également, d'associer une méthode de segmentation appropriée aux algorithmes de débruitage proposés.

## Annexe A

### Approximation analytique de la PDF $\alpha$ -stable

---

La PDF d'une VA stable existe et est continue, mais à quelques exceptions près, citées ci-dessus, aucune forme analytique n'est connue. Dans [MCC, 1986], McCulloch a développé des algorithmes efficaces pour approcher la densité des lois SaS pour  $\alpha > 0.85$ . D'autres auteurs suggèrent d'approcher la densité en inversant l'expression de la fonction caractéristique avec la transformée rapide de Fourier, mais le problème réside dans le calcul des intégrales impropres.

#### A.1 Approximation analytique de la PDF $\alpha$ -stable

En appliquant la transformée de Fourier inverse (IFFT) à la fonction caractéristique d'une VA  $\alpha$ -stable  $\psi_X(\omega)$  d'une VA  $\alpha$ -stable donnée par l'expression (A. 1) :

$$f_X(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \exp(-i\omega x) \psi_X(\omega) d\omega \quad (\text{A.1})$$

On obtient une représentation intégrale des fonctions PDFs  $\alpha$ -stable :

$$f_{\alpha,\beta,\mu,\sigma} = \begin{cases} \frac{1}{\pi} \int_0^{\infty} \exp(-\sigma^\alpha z^\alpha) \cos \left[ (x - \mu)z + \beta z^\alpha \tan\left(\frac{\alpha\pi}{2}\right) \right] dz & \text{si } \alpha \neq 1 \\ \frac{1}{\pi} \int_0^{\infty} \exp(-\sigma^\alpha z^\alpha) \cos \left[ (x - \mu)z + \beta z^\alpha \frac{2}{\pi} \log|z| \right] dz & \text{si } \alpha = 1 \end{cases} \quad (\text{A.2})$$

Cette intégrale peut être évaluée analytiquement seulement pour  $\alpha = 2$  (distribution gaussienne),  $\alpha = 1$  (distribution de Cauchy) et pour  $\alpha = 1/2$  (distribution de Lévy).

Dans Nolan [NOL, 1997], l'auteur a prouvé l'existence d'une intégrale exacte équivalente à celle de l'équation (A.2), où cette fois-ci, les bornes d'intégration sont

finies. Cette approche exacte, bien que plus stable numériquement, reste très lente en calcul. Elle n'offre cependant pas d'expression analytique pour le débruiteur Bayésien.

Nous présentons maintenant une méthode rapide et numériquement très stable, basée sur le modèle de mélange de gaussienne, pour obtenir l'expression analytique du PDF avec des valeurs de paramètres arbitraires [LAR, 2006] :

### **A.1.1 Modèle de Mélange de gaussiennes**

La notion de mélange, donnée par le théorème suivant, émane du fait qu'une variable aléatoire  $\alpha$ -stable peut être représentée en fonction de deux variables aléatoires indépendantes, l'une suit une loi  $\alpha$ -stable symétrique et l'autre suit une loi  $\alpha$ -stable positive

#### **A.1.1.1 Corollaire du Théorème de mélange d'échelles**

Soit  $X$  une variable aléatoire gaussienne  $X \sim \mathcal{N}(0, 2\gamma_x^2)$  Il existe une variable aléatoire  $\alpha$ -stable positive :

$$Y \sim S_{\frac{\alpha_z}{2}}(-1, 0, (\cos(\frac{\pi\alpha_z}{4}))^{\frac{2}{\alpha_z}}) \quad (\text{A.3})$$

$Y$  indépendante de  $X$ , telle que :

$$Z = \sqrt{Y}X \sim S_{\alpha_z}(0, 0, \gamma_x) \quad (\text{A.4})$$

Si on définit  $Z = \sqrt{Y}X$ , la PDF de  $Z$  est déduite par la propriété de marginalisation des densités de probabilités :

$$\begin{aligned} f_Z(z) &= \int_0^{+\infty} f_{Z|V}(Z|v) f_V(v) dv \\ &= \frac{1}{\sqrt{4\pi\gamma_x}} \int_0^{+\infty} \exp(-\frac{z^2}{4\gamma_x v^2}) f_V(v) v^{-1} dv \end{aligned} \quad (\text{A.5})$$

Où  $V = \sqrt{Y}$  et  $f_V = h(v)$  représente la fonction de mélange. L'échantillonnage de  $f_Z(z)$  sur un ensemble de points fini  $N$  permet d'obtenir une approximation du modèle de mélange de gaussiennes pour la PDF



$$P_{\alpha,0,\mu,\gamma}(z) \approx \frac{\sum_{j=1}^N v_j^{-1} \exp\left(-\frac{(z-\mu)^2}{4\gamma_x v_j^2}\right) h(v_j)}{\sqrt{4\pi\gamma_x} \sum_{j=1}^N h(v_j)} \quad (\text{A.6})$$

Cette expression analytique de la PDF SaS est seulement une approximation, puisque l'intégrale continue a été approchée par une somme finie. Pour une bonne approximation, l'équation (A.5) doit être échantillonnée sur un grand ensemble de points. Pour réduire la complexité du modèle dans l'équation (A.6), on emploie un nombre restreint de composants et l'échantillonnage de l'équation (A.5) se fait pour quelques points seulement. Dans ce cas, l'affinage de cette approximation brute, en utilisant l'algorithme "Maximisation d'Espérance" (algorithme EM), permet d'obtenir une meilleure approximation.

### A.1.2 Approximation des PDFs SaS par le modèle de mélange de gaussiennes

Le modèle de mélange de gaussiennes, retenu dans la section précédente, permet d'aboutir à une estimation de la PDF SaS. Pour une bonne approximation, on emploie l'algorithme de mélange de gaussiennes présenté sous la forme suivante :

#### étape1

Initialisation des paramètres de la distribution alpha stable:  $\left(\frac{\alpha}{2}, \beta = -1, \mu = 0, \gamma = \left(\cos\left(\frac{\pi\alpha}{4}\right)\right)^{\frac{2}{\alpha}}\right)$

La fonction caractéristique est donnée par :

$$\varphi_Y(t) = \exp\left\{-\left(\cos\left(\frac{\pi\alpha}{4}\right)\right)^{\frac{2}{\alpha}} |t|^\alpha [1 + j \operatorname{sign}(t) W(t, \alpha)]\right\} \quad (\text{A.7})$$

Où

$$W(t, \alpha) = \begin{cases} \tan\left(\frac{\pi\alpha}{2}\right) & \text{si } \alpha \neq 1 \\ -\frac{2}{\pi} \log|t| & \text{si } \alpha = 1 \end{cases} \quad (\text{A.8})$$

#### étape2

Evaluer la PDF stable positive  $f_Y$  en N points en appliquant la transformée de Fourier rapide inverse à la fonction caractéristique  $\varphi_Y(t)$  donnée par l'équation (A.7), où N représente le nombre de gaussiennes. On choisi N = 16.

**étape3**

La PDF de la variable aléatoire  $V = \sqrt{Y}$ , dite fonction de mélange, est obtenue par :

$$h(v) = 2vf_Y(v^2) \quad (\text{A.8})$$

**étape4**

La substitution de la fonction de mélange, calculée dans l'étape (3), dans l'équation (A.6) permet d'obtenir l'approximation analytique de la PDF SaS :

$$P_{\alpha,0,0,\gamma}(z) = \frac{\sum_{j=1}^N v_j^{-1} \exp\left(-\frac{(z)^2}{4\gamma_x v_j^2}\right) f_Y(v_j^2)}{\sqrt{4\pi\gamma} \sum_{j=1}^N f_Y(v_j^2)} \quad (\text{A.8})$$

**étape5**

Affinage de l'approximation par l'algorithme EM . L'étape précédente est utilisée comme étape d'initialisation pour l'algorithme EM. Pour un mélange de gaussiennes, nous cherchons à estimer

$$P_{\alpha,0,0,\gamma}(z) = \sum_{j=1}^N P(z|j)P_j \quad (\text{A.9})$$

Où les  $P_j$  sont les propositions du mélange avec  $\sum_{j=1}^N P_j = 1$  et  $P(z|j)$  sont des PDFs normales. Les variables cachées sont les sources d'un ensemble de  $M$  observations  $\{z_m\}$  . Nous commençons par une première estimation des paramètres  $P(z_m | j)$  et  $P_j$ , puis nous alternons l'étape "Espérance" et l'étape "Maximisation" de l'algorithme EM. L'algorithme est alors présenté sous la forme itérative suivante

- Initialisation : estimation des paramètres  $P(z_m | j)$  et  $P_j$

$$P(j) = \frac{h(v_j)}{\sum_{j=0}^N h(v_j)} \quad (\text{A.10})$$

et

$$P(z_m|j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_j^2}} \exp\left(-\frac{z_m^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (\text{A.11})$$

Où :

$$\sigma_j = \sqrt{2\gamma}v_j \quad (\text{A.12})$$

# Bibliographie

- [ABR, 1998] Abramovich .F, Sapatinas .T, Silverman .B. « Wavelet thresholding via a bayesian approach ». *J. R. Statist. Soc.* 60 :725–749.
- [AMO , 2004] Al-Amoudi. A, Chang. JJ, Leforestier. A, McDowall. A, Salamin. LM, Norlén. LP, Richter. K, Blanc. NS, Studer. D, Dubochet. J. «Cryo-electron microscopy of vitreous sections». *EMBO J.* 15 Sep 2004. 23(18):3583-8.
- [ANT, 1999] Antoine .JP, Murenzi .R, Vandergheynst .P. « Directional wavelets revisited : Cauchy wavelets and symmetry detection in patterns ». *Appl. Comp. Harm. Analysis.* 1999.6(3) :314–345.
- [BOV, 2005] Bovik .A. C. « Handbook of Image and Video Processing ». *Communications, Networking and Multimedia. Academic Press, Inc., Orlando, FL, USA.* 2005. ISBN 0121197921.
- [BUR, 1983] Burt .P. J, Adelson .E. H. «The Laplacian pyramid as a compact image code ». *IEEE Trans. Commun.* Apr 1983. 31: 532–540.
- [CAN, 1999] Candes .E.J, Donoho .D.L. «Ridgelets: A key to higher-dimensional intermittency? ». *Philos. Trans. Roy. Soc.* 1999. 357(1760):2495-2509.
- [CAN, 2000] Candes .E.J, Donoho .D.L. «Curvelets: a surprisingly effective non-adaptive representation for objects with edges in Curve and Surface Fitting ». *Vanderbilt Univ. Press.* 2000.
- [CAN, 2000] Candes .E.J, Donoho .D.L. «Curvelet, multiresolution representation, and scaling laws ». *SPIE Wavelet Applications in Signal and Image Processing VIII.* 2000.4119.
- [CAN, 2002] Candès .E, Donoho .D. L. «Recovering edges in ill- posed inverse problems: optimality of curvelet frames ». *Annals of Statistics.* June 2002. 30(3):784–842.
- [CAN, 2004] Candès .E. J, Donoho .D. L. «New tight frames of curvelets and optimal representations of objects with piecewise C<sup>2</sup> singularities ». *Commun on Pure and Appl. Math.* Feb 2004. 219–266.
- [CED, 2007] Cédric .M, Boudier .T, Sorzano C.O.S, Sergio .M. «TomoJ: tomography software for 3D reconstruction in transmission electron microscopy ». *BMC Bioinformatics.* 2007.

- [CED, 2013] Cédric .M, Aschman .N, Cunha .M, Oikawa, Sorzano .C.O.S, Sergio .M. «EFTEM-TomoJ: 3D chemical mapping by EFTEM including SNR improvement by PCA and volume improvement by noise suppression during the ART reconstruction process». *Microsc. Microanal.*2013.28:1-9.
- [CHI, 1997] Chipman .H, Kolaczyk .E, McCulloch .R. « Adaptive bayesian wavelet shrinkage». *J. Am. Statist. Ass.*1997. 92 :1413–1421.
- [CHA, 2000] Chang .SG, Yu .B, Vetterli .M. «Spatially adaptive wavelet thresholding with context modeling for image denoising». *IEEE Transactions on Image Processing.*2000. 9:1522-1531.
- [CHA, 2009] Chahira .S. «Extraction Automatique de Points D'intérêt à Base de la Transformée en Contourlets Non Sous-échantillonnée pour le Recalage des Images». *Thèse présentée pour l'obtention du diplôme de Doctorat en Sciences, université de Constantine.* 2009.
- [CHA, 2010] Chandez .F, Montarou .G. «Analyse avec le logiciel ImageJ d'un lot d'images en microscopie par immunofluorescence de cellules de fibroblastes irradiées en X à l'E.S.R.F». *PCCF RI 1004.* 24 Juillet 2010.
- [CLY, 2000] Clyde .M, George .E. « Flexible empirical bayes estimation for wavelets». *J. R. Statist. Soc. B.*2000.62:681–698.
- [CRO, 1998] Crouse .M, Nowak .R, Baraniuk .R. « Wavelet-based statistical signal processing using hidden markov models». *IEEE Transactions on Signal Processing.*1998. 46(4):886–902.
- [DAB, 2007] Dabov .K, Foi .A, Katkovnik .V, Egiazarian .K. «Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering». *IEEE Transactions on Image Processing.*2007.16(8):2080-2095.
- [DAU, 1988] Daubechies .I. « Orthonormal bases of compactly supported wavelets». *Comm. Pure & Appl. Math.* 1988. 41(7):909–996.
- [DAU, 1992] Daubechies .I. «Ten Lectures on Wavelets». *Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, PA, USA.* 1992.
- [DEA, 1983] Deans .S. « The Radon Transform and Some of its Applications». *John Wiley & Sons, New York.*1983.
- [DEM, 1977] Dempster .A.P, Laird .N.M, Rubin .D.B. «Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm». *Journal of the Royal Statistical Society Series B.*1977. 39(1):1–38.

- [DON, 1992] Donoho .D.L. «De-noising by Soft Thresholding». *Technical Report No.409*.Stanford University. December 1992.
- [DON, 1994] Donoho .D.L, Johnstone .I. «Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage». *Biometrika*.1994. 81(3):425–455.
- [DON, 1996] Donoho .D. L., Iain .MJ, Gérard .K, Dominique .P. «Density estimation by wavelet thresholding».1996.24(2):508-539.
- [DON, 1998] Donoho .D. L. «Widgelets : Nearly minimax estimation of edges». *Annals of Statistics*. 1998. 27(3), 859–997.
- [DON, 2013] Dong .W, Zhang .L, , Shi .G, Li .X. «Nonlocally centralized sparse representation for image restoration». *IEEE Transactions on Image Processing*. 2013. 22(4) :1620-1630.
- [DUM, 1973] DuMouchel .W.H. «On the Asymptotic Normality of the Maximum Likelihood Estimant One Sampling Form  $\alpha$ -stable Distribution». *Annals of Statistics*.1973.1: 984-957.
- [ELA, 2006] Elad .M, Aharon .M. «Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries». *IEEE Transactions on Image Processing*.2006. 15 :3736-3745.
- [ERS, 2010] Ersen .O, Hirlimann .C. «High-resolution 3D analytic tomography of nano-objects». *Microscopy: Science, Technology, Applications and Education*. 2010.
- [ESL, 2003] Eslami .R, Radha .H. «The contourlet transform for image denoising using cycle spinning». *Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers*. 2003.1982-1986.
- [FAM,1971] Fama .E.F, Roll .R. «Parameter Estimates For symmetric Stable Distribution». *Journal of the American Statistical Association*.1971.66: 817-836.
- [FAT, 2012] Fathi .A, \_Naghsh-Nilchi .A. «Efficient image denoising method based on a new adaptive wavelet packet thresholding function». *IEEE Transactions on Image Processing*. 2012. 21(9) : 3981-3990.
- [FER, 2012] Fernandez .JJ. «Computational methods for electron tomography». *Micron*. 2012. 43(10):1010-30.
- [FLO, 1998] Florack .L, Kuijper.A. «The topological structure of scale-space images». *Technical report, NL*.1998.
- [HUB, 1962] Hubel .D. H, Wiesel T. N. «Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex». *Physiology J*. 1962.160:106–154.

- [JAC, 1998] Jacques .D, Jeremy .N, Bertrand .K. «L'ADN devant le souverainScience, démocratie et génie génétique». *Ed Georg*. 1998.
- [JAI, 1989] Jain A. K. « Fundamentals of Digital Image Processing». *Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, USA*.1989.
- [JEN, 2001] Jensen. G. «Alignment Error Envelopes for Single Particle Analysis». *Structural Biology J*. 2001. 133(2-3):143-155.
- [JOH, 1998] Johnstone .I, Silverman .B. « Empirical Bayes approaches to mixture problems and wavelet regression». *Technical report, Department of Mathematics, University of Bristol, UK*.1998.
- [JOH, 1998] John .G, Henk .J, Heijmans .M. « Multiresolution signal decomposition schemes. part1 : Linear and morphological pyramids». *Technical report, CWI, Centre for Mathematics and Computer Science, Amsterdam, The Netherlands*.1998.
- [KIN, 1998] Kingsbury .N. G. « The dual-tree complex wavelet transform : a new technique for shift invariance and directional filters». *In Proc. IEEE Digital Signal Process.Workshop, Bryce Canyon, UT, USA*. Aug 1998.9-12.
- [KNA, 1980] Knappek .E, Dubochet .J. « Beam damage to organic material is considerably reduced in cryo-electron microscopy ». *Molecular Biology J*. 5 août 1980.141: 147-161.
- [KUR, 2001] Kuruoglu .EE. «Density Parameter Estimation of Skewed  $\alpha$ -Stable Distribution». *Transaction on Signal Processing*. 2001. 49 (10).
- [KUR, 2003] Kuruoglu .EE. «Analytical Representaion For Positive  $\alpha$ -Stable Densities Processing». *IEEE International Conference On Acoustics Speech And Signal Processing ICASSP*. 2003.6: 729-732.
- [KUT, 2010] Kutyniok .G, Labate .D. « Shearlets. the first five year. Technical Report 44/2010, Mathematisches Forschungsinstitut Oberwolfach». *Mini-Workshop: Shearlets*. 2010.
- [LAR, 2006] Larbi .B, Fadili .J.M. «A Closed-Form Nonparametric Bayesian Estimator In The Wavelet Domain Of Images Using An Approximate A-Stable Prior». *Pattern Recognition Letters* 27. 2006.1370–1382.
- [LAR, 2007] Larbi .B. «Approches bayésiennes pour le débruitage des images dans le domaine des transformées multi-échelles parcimonieuses orientées et non orientées». *Thèse de doctorat, university caen/basse-normandie*. 2007.

- [LAU, 2014] Laurent .G. «Ecrans plats et vidéoprojecteurs - 2e éd. - Principes, fonctionnement et maintenance». *Kindle Edition*.2014.
- [LEV, 1954] Lévy .P. «Théorie de l'addition des variables aléatoires». *Paris: Gautier-Villars*. 1954.
- [LOA, 2010] Loana .A. «Transformée complexe en ondelettes : application au débruitage». *Thèse de doctorat Traitement signal et telecommunication, Université européenne de Bretagne*. 2010.
- [LUC, 2005] Lucic. V, Forster. F, Baumeister. W. «Structural studies by electron tomography: from cells to molecules». *Annual Review of Biochemistry*. 2005. 74: 833–865.
- [LUC, 2010] Lucian. R. «Tomographie électronique analytique: développement de la cartographie chimique 3D à l'échelle du nanomètre et applications aux catalyseurs hétérogène».2010.
- [MCC, 1986] McCulloch .J. H. «Simple consistent estimators of stable distribution parameters». *Communication on Statistics-Simulation*. 1986. 15(4):1109-1136.
- [MAÏ, 2010] Maïtine .B. «Quelques méthodes de filtrage en Traitement d'Image». Available: <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00512280v1>
- [MAL, 1989] Mallat .S. «A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation». *IEEE trans. PAMI*.1989. 11(7):674–693.
- [MAL, 1999] Mallat .S. «A wavelet tour of signal processing». *Academic Press, San Diego, 2nd edition*.1999.
- [MES, 2006] Messaoudi. C, Loubresse. NG, Boudier. T, Dupuis-Williams. P, Marco. S. «Multiple-axis tomography: applications to basal bodies from *Paramecium tetraurelia*». *Biomed Nanotechnol J*. Jul 2006. 98(7):415-25.
- [MES, 2007] Messaoudi. C, Boudier. T, Sanchez Sorzano. C, Marco. S. «TomoJ: tomography software for three-dimensional reconstruction in transmission electron microscopy». *BMC Bioinform*. 2007. 8:288.
- [MEY, 1990] Y. Meyer. «Ondelettes et Opérateurs». *Hermann*. Paris.1990.
- [May, 2000] Maymon .S, Friendmann .J, Messer .H. «A New Method for Estimating Parameters of a Skewed Alpha-Stable Distribution». *IEEE conference*. 2000.
- [MID, 2003] Midgley .P.A, Weyland .M. «3D electron microscopy in the physical sciences the development of Z-contrast and EFTEM tomography – Ultramicroscopy». 2003. 96:413–431.



- [MIN, 2001] Minh .D. «Directional multiresolution image representations». *PhD dissertation, School Comput. Commun. Sci., Swiss, Inst. Technol.* 2001.
- [MÜL, 2001] Müller. SA, Engel. A. «Structure and mass analyses by scanning transmission electron microscopy». *Micron J.* Jan 2001. 32(1):21-31.
- [MOU, 1999] Moulin .P, Liu .J. « Analysis of multiresolution image denoising schemes using generalized gaussian and complexity priors». *IEEE Transactions on Information Theory.*1999. 45(3) :909–919.
- [NEW, 1672] Newton .I. « New theory about light and colors». *Philosophical Transactions of the Royal Society.*1672. 7(80) : 3075–3087.
- [NIK, 1995] Nikias .C, Shao .M. «Signal processing with alpha-stable distributions and applications». *New York: Wiley.*1995.
- [NOL, 1997] Nolan .J. P. «Statist. -Stochastic Models».1997.13.
- [Oli, 2009] Oliveira .J, Bioucas-Dias J.M, Figueire M.A. «Adaptive total variation image deblurring: A majorization-minimization approach». *EURASIP Signal Processing.*2009. 89:1683-1693.
- [PAO, 2015] Paolo. B. « MICROSCOPE ÉLECTRONIQUE », Encyclopædia Universalis, consulté le 3 juin 2015. Available:<http://www.universalis.fr/encyclopedie/microscope-electronique/>
- [PAR, 2006] Paris .S, Durand .F. « A fast approximation of the bilateral filter using a signal processing approach». *European Conference on Computer Vision.*2006.
- [PEN, 2002] Pennec. E.« Bandelettes et représentation géométrique des images». *Thèse de doctorat.* 2002.
- [PER, 2000] Percival .D. B, Walden .A. T. « Wavelet Methods for Time Series Analysis». *Cambridge press.*2000.
- [PEY, 2005] Peyré .G, Mallat .S.«Image approximation with geometric bandelets». *Preprint CMAP.* 2005.
- [PHI, 2002] Philippe .P, Bruyant. «Analytic and Iterative Reconstruction Algorithms in SPECT». *Nuclear Medicine J.* 2002. 43:1343-1358.
- [RAB, 2006] Rabbani .H, Vafadust .M, Gazor .S, Selesnick .I. « Image denoising employing a bivariate cauchy distribution with local variance in complex wavelet domain». *Digital signal processing workshop.12th-signal processing education workshop.*2006. 203-208.

- [RAD, 1917] Radon .J. « Über die bestimmung von funktionen durch ihre integralwerte längs gewisser mannigfaltigkeiten». *Berichte Saechsische Akademie der Wissenschaften, Leipzig. Math. Nat.*1917.69:262–277.
- [RAM, 2006] Ramin .E, Hayder .R. «Translation-Invariant Contourlet Transform and Its Application to Image Denoising». *IEEE Transactions on Image Processing*. November 2006.
- [SAN, 2015] San Martín. C. «Transmission electron microscopy and the molecular structure of icosahedral viruses». *Arch Biochem Biophys*. 10 Jun 2015. 581: 59–67.
- [SAX, 1984] Saxton. WO, Baumeister. W, Hahn. M. «Three-dimensional reconstruction of imperfect two-dimensional crystals». *Ultramicroscopy* .1984. 13:57-70.
- [SEL, 2005] Selesnick .I. W, Baraniuk .R, Kingsbury .N. «The dual-tree complex wavelet transform». *IEEE Signal Processing Magazine*.2005.22(6): 123-156.
- [SIM, 1992] Simoncelli .E.P, Freeman .W.T, Adelson .E.H, Heeger .D.J. «Shiftable multiscale transforms». *IEEE Trans. Information Theory*. March 1992. 38: 587–607.
- [SIM, 1996] Simoncelli .E. P, Adelson .E. H. « Noise removal via bayesian wavelet coring». *In Third Int'l Conf on Image Proc.*1996.1 :379–382.
- [SIM, 1999] Simoncelli .E. P. « Bayesian denoising of visual images in the wavelet domain». *Springer-Verlag*.1999. 291–308.
- [SOU, 2013] Soumia .SA, Zoubeida .M, Abdeldjalil .O, Sylvain .T, Cedric .M, Sergio .M . «Bilateral Filtering and Wavelets Based Image Denoising: Application to Electron Microscopy Images with Low Electron Dose». *Network Security J*. May 2013.1.
- [SOU, 2014] Soumia .SA, Zoubeida .M, Abdeldjalil .O, Sylvain .T, Cedric .M, Sergio .M . «Non parametric denoising methods based on wavelets: Application to electron microscopy images in low exposure time». *AIP Conf. Château Clos Lucé, Parc Leonardo Da Vinci, Amboise, France*. 21–26 September 2014.
- [SOU, 2015] Soumia .SA, Zoubeida .M, Abdeldjalil .O, Sylvain .T, Cedric .M, Sergio .M . «Nonparametric Denoising Methods Based on Contourlet Transform with Sharp Frequency Localization: Application to Low Exposure Time Electron Microscopy Images». *Entropy* .2015. 17(5):3461-3478.
- [STA, 2002] Starck .J. L, Candes .E. J, Donoho .D. L. « The curvelet transform for image denoising». *IEEE Transactions on Image Processing*.2002.11(6):670-684.

- [STE, 2006] Stéphane .M, Gabriel P. «Traitements géométrique des images par bandelettes». *CMAP, Ecole polytechnique*. 30 mai 2006.
- [THI, 2015] Thierry .J. C, Livolant .F, Schultz .P. «Les enjeux de la microscopie électronique en biologie ». Available:<http://www.cnrs.fr/cw/dossiers/doscel/decouv/xtxt/zhist/mElectronique/>
- [TOM, 1998] Tomasi .C, Manduchi .R .« Bilateral filtering for gray and color images». 1998. 839–846.  
Available:[citeseer.ist.psu.edu/tomasi98bilateral.html](http://citeseer.ist.psu.edu/tomasi98bilateral.html)
- [VET, 1984] Vetterli .M. «Multi-dimensional subband coding: Some theory and algorithms». *Signal Processing*.1984. 6:97–112.
- [VET, 2003] Do .M .M, Vetterli .N. M. «Contourlets, in Beyond Wavelets», *G.V. Welland Ed. New York: Academic*. 2003.
- [VET, 2005] Do .M, Vetterli .N. M. «The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation». *IEEE Trans Image Process*. Dec 2005. 14: 2091–2106.
- [VID, 1998] Vidakovic .B. «Nonlinear wavelet shrinkage with Bayes rules and Bayes factors». *Journal of the American Statistical Association*.1998.93(441) :173–179.
- [VID, 1999] Vidakovic .B. «Statistical Modeling by Wavelets». *New York : John Wiley & Sons*.1999.
- [WAN, 2003]Wang .Ge, Ming .J. «Ordered-subset simultaneous algebraic reconstruction techniques (OS-SART) ». *Journal of X-Ray Science and Technology*. November 2003.12(3).
- [WAR, 2014] Ward. RJ, Zucca. FA, Duyn. JH, Crichton. RR, Zecca. L. «The role of iron in brain ageing and neurodegenerative disorders». *Lancet Neurol J*. Oct 2014. 13(10):1045-60.
- [WEY, 2001] M. Weyland «Two and three dimensional nanoscale analysis, new techniques and applications» *A dissertation submitted for degree of Doctor of Philisophy at the University of Cambridge*. Dec 2001.
- [WOL, 2014] Wolf .SG, Houben .L, Elbaum .M. «Cryo-scanning transmission electron tomography of vitrified cells». *Nature Methods*. Apr 2014.11(4):423-8.
- [XIN, 1995] Xinyu .M, Nikias C.L. «Parameter Estimation and Blind Channel Identification Impulsive Signal Environment». *Transaction Signal Processing*.1995.43 (12).

[YIN, 2013] Yin .M, liu .W, Zhao .X, Guo .Q, Bai .R. «Image denoising using trivariate prior model in nonsubsampling dual-tree complex contourlet transform domain and non-local means filter in spatial domain». *Optik*. 2013. 124 :6896-6904.

[YUE, 2006] Yue .L, Minh .N, Do. « New Contourlet Transform with Sharp Frequency Localization». *IEEE*. 2006.1629 -1632.

[ZEN, 2001] Zeng .G.L. «Image reconstruction a tutorial – Computerized Medical Imaging and Graphics». 2001. 25: 97-103.

[ZHA, 2008] Zhang .B, Fadili .JM, Stark .JL. « Wavelets, ridgelets, and curvelets for poisson noise removal». *IEEE Transactions on Image Processing*.2008. 17(7) :1093-1108.

[ZHA, 2010] Zhang .L, Dong .W, Zhang .D, Shi .G. «Two-stage image denoising by principal component analysis with local pixel grouping». *Pattern Recognition*.2010. 43(4) :1531-1549.

[ZHU, 1997] Zhu. J, et al. «Three-dimensional reconstruction with contrast transfer function correction from energy-filtered cryoelectron micrographs: procedure and application to the 70S Escherichia coli ribosome». *Structural Biology J*.1997. 118(3): 197-219.

[ZOU, 2015] Zoubeida .M, Nabil .C, Amina .S, Abdelwahab .B. «A Quantitative Comparative Study of Back Projection, Filtered Back Projection, Gradient and Bayesian Reconstruction Algorithms in Computed Tomography (CT) ». *Probability and Statistics J* .2015. 4(1): 12-31.

[ZUO, 2000] Zuo .J.M. «Electron detection characteristics of a slow-scan CCD camera, imaging plates and film, and electron image restoration». *Microsc. Res. Tech*. 2000, 49: 245–268.

[1] <https://www.flickr.com/photos/93452909@N00/176059674>

[2] <http://fr.slideshare.net/sidjena70/electrn-microscopy-sid>

[3] <http://www.stem.lps.u-psud.fr>

[4] <http://www.leica-microsystems.com/science-lab/brief-introduction-to-high-pressure-freezing/>

[5] <http://doctorsgates.blogspot.fr/2011/03/case-of-chromoblastomycosis.html>

[6] [https://pt.wikipedia.org/wiki/Fonsecaea\\_pedrosoi](https://pt.wikipedia.org/wiki/Fonsecaea_pedrosoi)

[7] <https://www.emsdiasum.com/microscopy/technical/datasheet/80014.aspx>

[8] <http://imagej.nih.gov/ij/>

[9] <http://www.2dx.unibas.ch/>

# Publications/Communications

- [1] Sid Ahmed S., Messali Z., Ouahabi A., Trépout S., Messaoudi C., Marco Garrido S., ' Nonparametric Denoising Methods Based on Contourlet Transform with Sharp Frequency Localization: Application to Low Exposure Time Electron Microscopy Images', *Entropy* **2015**, Vol. 17, No. 15, pp. 3461-3478.
- [2] Sid Ahmed S., Messali Z., Ouahabi A., Trépout S., Messaoudi C., Marco Garrido S., ' Bilateral Filtering and Wavelets based Image Denoising: Application to Electron Microscopy Images with Low Electron Dose', *International Journal on Recent Trends in Engineering and Technology*, May 2013, Vol. 11, No. 1, pp. 153-164.
- [3] Sid Ahmed S., Messali Z., Ouahabi A., Trépout S., Messaoudi C., Marco Garrido S., ' Non Parametric Denoising Methods Based on Wavelets: Application to Electron Microscopy Images in Low Exposure Time, *34th International Workshop on Bayesian Inference and Maximum Entropy Methods in Science and Engineering*', *MaxEnt. 21-26 September 2014, Château Clos Lucé, Parc Leonardo Da Vinci, Amboise, France.*
- [4] Sid Ahmed S., Messali Z., Ouahabi A., Marco Garrido S., ' Wavelets Based Image Denoising: Application to EFTEM Imaging ', *Second International Conference on Electrical Engineering and Control Applications, ICEECA'14, 18-21 November 2014, Constantine.*
- [5] Sid Ahmed S., Messali Z., Chouiter M., ' Public Software: TomoJ, eTomo and Tomtoolbox for STEM and EFTEM Tomography of Biological Samples' *8<sup>th</sup> International Workshop on Systems, Signal Processing and their Applications (WOSSPA), 12-15 May 2013, Algiers.*
- [6] Sid Ahmed S., Messali Z., Ouahabi A., Trépout S., Messaoudi C., Marco Garrido S., ' Image Denoising in Transform Domain', *National Seminar on Electronics Design of Programmable Electronic Systems for Telecommunications C7COM, 18 Juin 2014, Bordj Bou Arréridj.*
- [7] Sid Ahmed S., Messali Z., Ouahabi A., Trépout S., Messaoudi C., Marco Garrido S., ' Use of Non Parametric Methods Based on Contourlet and Contourlet Transform with Sharp Frequency Localization for denoising of Low SNR Images', *XIV Colloque de la Societe Française des Microscopies, 30 juin au 3 juillet 2015, Nice. France.*