

N° d'ordre :

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



UNIVERSITE DJILLALI LIABES
FACULTE DES SCIENCES EXACTES
SIDI BEL ABBES

THESE ***DE DOCTORAT EN SCIENCES***

Présentée par

HORCH ABDELKADER

Spécialité : Informatique

Option : Traitement D'image

Intitulée

*Surveillance et détection de changement de la
déforestation dans les images SAR*

Soutenue le 09/02/2022

Devant le jury composé de :

Président: Pr. Adjoudj Réda, Univ. Djilali Liabés, Sidi Bel Abbès

Examineurs: Pr. Debbat Fatima, Univ. Mustapha Stambouli, Mascara

Pr. Rahmoun Abdellatif, ESI, Sidi Bel Abbès

Pr. Messadi Mahammed, Univ. Abou Bekr Belkaid, Tlemcen

Directeur de thèse: Pr. Taleb Nasreddine, Univ. Djilali Liabés, Sidi Bel Abbès

Co-Directeur de thèse: Pr. Gafour Abdelkader, Univ. Djilali Liabés, Sidi Bel Abbès

Année universitaire: 2021 – 2022

Abstract: Deforestation has become a major problem consisting of a continuous regression of forested areas in the world, and for this purpose, an efficient detection of these changes has become more than necessary. In this work, a new method for deforestation change detection is proposed. This approach is based on a supervised fusion of local texture features extracted from SAR images. ALOS PALSAR (Advanced Land Observation Satellite Phased Array type L-band Synthetic Aperture Radar) multi-temporal data have been used in this work. Normalised radar cross-section (NRCS) and polarimetric features extracted from HH and HV polarised data allowed recognizing different categories of land covers termed as NRCS classification. Greylevel co-occurrence matrix (GLCM) texture features were extracted by using different moving window sizes applied on local regions previously obtained by binarisation of the NRCS results. A total of 300 samples of regions and five GLCM characteristics have been used here. The detection of deforestation appears clearly in the resulted images with a very satisfactory precision of the reached regions, and the obtained results of the proposed supervised approach have indeed led to very good detection results of the deforestation change.

Résumé: La déforestation est devenue un problème majeur qui consiste à une régression continue des zones forestières du monde, et pour cette raison, une détection efficace de ces changements est devenue plus que nécessaire. Dans ce travail, une nouvelle méthode de détection du changement de la déforestation est proposée. Cette approche repose sur une fusion supervisée des caractéristiques de texture locale extraite des images radar SAR (Synthetic Aperture Radar) ou RSO (Radar à synthèse d'ouverture), où des images ALOS (satellite d'observation terrestre avancée) PALSAR (Radar à synthèse d'ouverture avec une bande de type L synchrone) ont été utilisées dans ce travail. Une classification NRCS (Normalized radar cross-section, ou section transversale du radar normalisée) a été réalisée à partir des caractéristiques polarimétriques extraites des données SAR polarisées HH (Horizontal- Horizontal) et HV (Horizontal-Vertical), permettant de reconnaître différentes catégories de couvertures terrestres. Des caractéristiques de type texture utilisant les matrices de co-occurrence (GLCM), ont été extraites en appliquant différentes tailles de fenêtres mobiles aux régions locales précédemment obtenues dans la classification NRCS. Au total, 300 échantillons des différentes classes de régions et cinq caractéristiques GLCM ont été utilisés dans cette étude. L'approche proposée a donné de très bons résultats de détection du changement, où la déforestation apparaît clairement dans les images obtenues avec une précision très satisfaisante des régions atteintes.

ملخص : أصبحت إزالة الغابات مشكلة كبيرة تتمثل في الانحدار المستمر لمناطق الغابات في العالم ولهذا السبب أصبح الاكتشاف الفعال لهذه التغييرات أكثر من اللازم إزاء حد أو تخفيض معدلات قطع الأشجار. في هذا العمل، تم اقتراح طريقة جديدة للكشف عن التغييرات الواقعة للغابات حيث يعتمد هذا النهج على دمج خواص نسيجية محلية مستخرجة من صور الرادار نوعية الفتحة الاصطناعية SAR (Synthetic Aperture Radar)، ولقد تم استخدام صور القمر الصناعي المتقدم لرصد الأرض (ALOS) الذي يعطي صور الرادار ذو الفتحة الاصطناعية مع شريط L-متزامن النوع (PALSAR). تم إجراء تصنيف NRCS (مقطع عرضي تطبيعي للرادار) مع خصائص الاستقطاب المستخرجة من بيانات SAR المستقطبة HH (أفقي- أفقي) و HV (أفقي- عمودي) التي سمحت للتعرف على فئات مختلفة من الغطاء الأرضي. أيضا لقد تم استعمال الميزات النسيجية المستخرجة من الصور SAR باستخدام مصفوفات التواجد المشترك GLCM من خلال تطبيق أحجام مختلفة من الإطارات المتحركة على المناطق المحلية التي تم الحصول عليها مسبقاً في تصنيف NRCS. أخيراً لقد تم استخدام ما مجموعه 300 عينة من الفئات لمختلف المناطق وخمس خصائص GLCM في هذه الدراسة حيث لقد تم الحصول على نتائج جيدة للغاية تكشف عن التغيير باستعمال النهج المقترح ، حيث تظهر إزالة الغابات بوضوح في الصور التي تم الحصول عليها بدقة مرضية للغاية من ناحية المناطق المتضررة.



REMERCIEMENTS

En tout premier lieu, je remercie **Allah**, le tout Puissant, et Miséricordieux, de m'avoir donné la chance, la force et la patience, pour pouvoir terminer ce modeste travail.

Je tiens à remercier mon directeur de thèse, Monsieur **Taleb Nasreddine**, Professeur à l'Université Djillali Liabes, et directeur du laboratoire RCAM, pour avoir dirigé cette thèse durant toutes ces années. Ces précieux conseils aussi bien scientifiques que pratiques, m'ont permis d'avancer efficacement. Son soutien et son aide m'ont été d'une grande utilité. Je désire lui témoigner toute ma reconnaissance pour la confiance qu'il m'a accordée et je souhaite que ce travail soit à la hauteur de ses espérances.

Je tiens ensuite à remercier mon co-directeur de thèse, Monsieur **Gafour Abdelkader**, Professeur à l'Université Djillali Liabes Sidi Bel Abbés, qui, avec mon encadreur, ont permis mon inscription au niveau de l'institut d'informatique.

Je souhaite exprimer mes profonds remerciements et ma gratitude à Monsieur **Djemal Khalifa**, Maître de conférences HDR à l'Université d'Evry Val d'Essone, qui a accepté de me recevoir au sein de son équipe au laboratoire IBISC, et qui a contribué à la réalisation de ce travail. Son aide et ses conseils ont été très importants pour l'avancement de cette thèse.

Mes sincères remerciements s'adressent également à Monsieur le professeur **Adjoudj Réda** qui m'a honoré en acceptant de présider mon jury de soutenance.

Je remercie aussi Messieurs les professeurs **Rahmoun Abdellatif** de l'ESI Sidi Bel Abbés, **Messadi Mahammed** de l'Université de Tlemcen, et Madame la professeure **Debbat Fatima** de l'Université de Mascara pour avoir accepté d'examiner et d'évaluer ce travail. Qu'ils reçoivent toute ma gratitude et ma reconnaissance.

Je remercie mes deux collègues Dr. **Chaouch Djamel Eddine**, et Dr. **Azzeddine Hocine Abdelhak**, sans oublier le Dr. **Mokaddem Allel** pour leurs précieuses aides et précieux encouragements.

Je remercie ma chère maman et mon cher père, auxquels je dois tout, pour leurs encouragements et leur soutien dans les bons et mauvais moments de ma vie.

Je remercie ma chère épouse **Meriem B.** qui a toujours cru en moi, pour son soutien, son aide, son amour, ses précieux conseils, ses encouragements et sa patience.

Enfin, j'adresse mes plus sincères remerciements à mes frères, mes collègues, ma famille et mes amis, qui m'ont soutenu et encouragé au cours de la réalisation de cette thèse.

Je dédie ce modeste travail à :

Mes parents,

Mon épouse,

Mes adorables filles Firdaous et Malek,

Mes frères,

Et mes défunts grands parents.

Table des matières

Introduction Générale	15
1 Introduction	15
2 Objectifs.....	17
3 Contributions et organisation de la thèse.....	17
Chapitre 1 Surveillance et détection de changement des forêts en Amazonie	20
1.1 Introduction	20
1.2 La Forêt Amazonienne	20
1.3 Contexte historique	20
1.4 Choix des données SAR et travaux réalisés	24
Références Chapitre1	26
Chapitre 2 Données Radar à Synthèse d'Ouverture (SAR).....	29
2.1 Introduction	29
2.2 Fonctionnement du Radar	31
2.2.1 Principes de Base	31
2.2.2 Caractéristiques des ondes RADAR	33
2.3 Radar a synthèse d'ouverture (SAR).....	35
2.3.1 Principes de l'imagerie SAR.....	35
2.3.2 Caractéristiques des images SAR	37
2.3.3 Formation des images Radar SAR	40
2.3.4 Les coefficients de rétrodiffusion	42
2.3.5 Modes d'Acquisitions des Radar SAR	44
2.4 Particularité de l'imagerie SAR	46
2.4.1 Le bruit Speckle	46
2.4.2 L'imagerie Multi-temporelle	47
2.5 Radar à Synthèse d'Ouverture Avancé (ASAR).....	48
2.5.1 L'interférométrie.....	49
2.5.1.1 L'interférométrie SAR Transversale	50
2.5.1.2 L'interférométrie SAR Différentielle.....	51
2.5.2 La Polarimétrie.....	53
2.5.2.1 Définition	53

2.5.2.2	Les types de Polarisation	53
2.5.2.3	La polarisation et ses applications.....	55
2.5.2.4	La matrice de diffusion	58
	Références Chapitre 2	60

Chapitre 3 | Méthodes de traitement des images Radar à Synthèse d'Ouverture SAR..64

3.1	Introduction	64
3.2	Transformées multidimensionnelles Ondelettes	64
3.2.1	Fréquence locale	64
3.2.2	Transformée en Ondelettes Discrète (TOD).....	66
3.3	Filtrage du bruit Speckle dans les images SAR	69
3.3.1	Les filtres heuristiques classiques.....	70
3.3.2	Les filtre avec hypothèse sur l'image	72
3.3.2.1	Les filtres Statistiques	72
3.3.2.2	Les filtres Adaptatifs	73
3.3.2.3	Les filtres Multirésolution.....	74
3.4	Les Textures	74
3.4.1	Les classes de textures	76
3.4.1.1	Les textures structurelles.....	76
3.4.1.2	Les textures aléatoires	77
3.4.1.3	Les textures directionnelles.....	77
3.4.2	Méthodes d'analyse et d'extraction des textures	78
3.4.2.1	Les approches structurelles	78
3.4.2.2	Les approches statistiques	79
3.4.2.3	Les approches fréquentielles	80
3.4.3	Matrices de Cooccurrences	80
3.4.4	Caractéristiques de texture de Haralick	82
	Références Chapitre 3	84

Chapitre 4 | Détection de la déforestation, application des méthodes et approche proposée.....87

4.1	Site d'étude et données SAR.....	87
4.1.1	Région d'étude	87

4.1.2	Acquisition et type de données SAR	87
4.2	Méthodes de reconnaissance des régions forestières utilisant les fonctions de texture NRCS et GLCM.....	88
4.2.1	Étape de prétraitement des données	89
4.2.2	Extraction des caractéristiques de rétrodiffusion (NRCS), et texture (GLCM).....	89
4.2.3	Extraction des caractéristiques polarimétriques.....	90
4.2.4	Approche de suivi de la déforestation et détection des changements.....	92
	Références Chapitre 4	97
Chapitre 5 Résultats et discussion		100
5.1	Résultats de la classification des caractéristiques NRCS et polarimétriques.....	100
5.2	Résultats des caractéristiques de texture GLCM.....	106
5.3	Discussion des résultats de détection de la déforestation.....	109
	Références Chapitre5	118
Conclusion Générale.....		120

Liste des figures

Figure 1.1. Les zones de déforestation en Amazonie	22
Figure 1.2. Evolution de la déforestation utilisant des images Landsat.....	23
Figure 1.3. Suivi du déboisement annuel et accumulé de 1975 à 2014	24
Figure 2.1. Satellites équipés d'antenne SAR.....	30
Figure 2.2. Trajectoire et type de scan du satellite SAR (RADARSAT-2)	30
Figure 2.3. Emission et réception des échos par l'antenne	31
Figure 2.4. Principe d'émission d'une onde électromagnétique par une antenne radar	33
Figure 2.5. Le spectre électromagnétique	34
Figure 2.6. Principe de la synthèse d'ouverture SAR.....	36
Figure 2.7. Reconstuction image SAR selon le type de Surface	37
Figure 2.8. Mécanismes de Rétrodiffusion	38
Figure 2.9. Atténuation atmosphérique et pénétration des ondes SAR en fonction des bandes de fréquence (X, C, L)	39
Figure 2.10. Diffusion d'ondes électromagnétiques par une surface.....	40
Figure 2.11. Les étapes de traitement des données SAR, (1) Compression des données brutes effectuée par une convolution avec la fonction de référence de plage (range), (2) Compression azimutale effectuée par une convolution avec la fonction de référence azimutale, qui change de plage proche à éloigné. Le symbole «*» représente la Convolution	42
Figure 2.12. Le mode d'acquisition SAR « Stripmap ».....	44
Figure 2.13. Mode d'acquisition SAR « Spotlight ».....	45
Figure 2.14. Mode d'acquisition SAR « ScanSAR ».....	45
Figure 2.15. Formation du bruit Speckle, (a) Cellules de résolution et diffuseur pour chaque pixel, (b) Représentation de la somme cohérente des diffuseurs d'une cellule de résolution	46
Figure 2.16. Une pile d'images SAR multi-temporelles prise à des dates différentes	48

Figure 2.17. Interférométrie SAR transversale utilisant des antennes se déplaçant sur des trajectoires de vol parallèles mais mutuellement décalées	51
Figure 2.18. DInSAR de deux images TerraSAR-X prises avec six mois de différence.....	52
Figure 2.19. Orientation des ondes électromagnétiques	53
Figure 2.20. Les quatre combinaisons obtenues après l’envoi et la réception des ondes dans les différentes directions, (a) VV polarisation Identique verticale, (b) HH polarisation Identique Horizontale, (c) polarisation Croisée VH, (d) polarisation Croisé HV	54
Figure 2.21. (a) Image SAR VV SIR-C sur un site en France, (b) corrélation entre deux images SAR SRI-C VV et HH.....	55
Figure 2.22. Trois images de polarisation différentes d’une zone du sud de l’Allemagne photographiée par le JPL AIRSAR lors de la campagne MAC Europe en 1989, (a) Polarisation HH, (b) Polarisation VV, (c) Polarisation HV	57
Figure 2.23. Images SAR de RADARSAT 2, (a) VH, (b) VV, (c) couleur composite RGB	58
Figure 3.1. Pavages temps-fréquences associés aux représentations, (a) Dirac, et (b) Fourier	65
Figure 3.2. Pavages temps et fréquences associés aux représentations, (a) temps-fréquence, et (b) temps-échelle.....	66
Figure 3.3. Décomposition multi-résolution ondelettes.....	67
Figure 3.4. Base de Haar, (a) Fonction d’ échelle $\phi(x)$, (b) Ondelette ψ Haar (x)	68
Figure 3.5. (a) Schéma typique : décomposition en détails horizontaux, verticaux et obliques, (b) Décomposition typique de l’image Lena sur 3 niveaux	69
Figure 3.6. Mécanisme de filtrage linéaire spatial	71
Figure 3.7. Exemples d’images de l’album de Brodatz, avec différentes formes et textures	76
Figure 3.8. Exemples de textures structurales où l’image (a) représente une texture de brique, (b) une texture de métal, et (c) une texture de peau de serpent	77
Figure 3.9. Exemples de textures aléatoires où l’image (a) représente une texture de pierre, (b) une texture de cellule microscopique	77
Figure 3.10. Exemples de textures directionnelles. (a) texture bois dans une direction unique, (b) texture empreinte digitale dans plusieurs directions	78
Figure 3.11. Fonctionnalités basées sur les approches statistiques.....	79

Figure 3.12. Les quatre directions utilisées par la matrice GLCM.....	81
Figure 3.13. Exemple de calcul d'une matrice GLCM. (a) image à 3 niveaux de gris, (b) valeurs numériques des niveaux de gris de l'image (a), (c) Matrice GLCM résultante	81
Figure 4.1. Images ALOS / Palsar et localisation de la région d'étude à Santarem, État du Para au Brésil	87
Figure 4.2. Données ALOS PALSAR utilisées dans cette étude.....	88
Figure 4.3. Résultats de réduction du "speckle". (a) Image SAR originale, (b) filtre Médian fenêtre 4x4, (c) Filtre de Lee.....	89
Figure 4.4. Sous-images PALSAR multi-temporelles 2007 PALSAR polarimétriques, (a) HH (1600x1400), (b) HV (1600x1400), (c) image composite RVB, (d) échantillon (380 × 340) extrait du carré noir de l'image (c)	92
Figure 4.5. (a) Image PALSAR 2007 HH (1024x1024). (b) Image binaire après segmentation NRCS, la zone blanche représente la forêt. (c) Composite couleur obtenu des images HH & HV polarisées.....	93
Figure 4.6. Organigramme de l'approche de détection de changement proposée	96
Figure 5.1. (a1-a4) Quatre sous-images SAR 2007 HH. (b1-b4) Images binaires de la région forêt. (c1-c4) Images binaires de la région pâturage. (d1-d4) Images binaires de la région eau	101
Figure 5.2. Diagrammes de récurrence des coefficients de rétrodiffusions, (a) diagramme de l'image (a1) de la Figure 5.1, (b) diagramme de l'image (a4) de la Figure 5.1.....	102
Figure 5.3. (a) Classification NRCS σ^0 (sigma naught) de l'image SAR (HV) 2007, (b) Classification NRCS σ^0 (sigma naught) de l'image SAR (HH) 2007, (c) diagramme de récurrence de l'image SAR (HV) 2007, (d) diagramme de récurrence de l'image SAR (HH) 2007.....	104
Figure 5.4. Les quatre paires d'image PALSAR polarisées multi temporelles (de 2007 à 2010), et leurs images composites (RVB) correspondantes	105
Figure 5.5. Caractéristique de texture GLCM en utilisant trois tailles (3 × 3, 5 × 5 et 7 × 7) de fenêtres glissantes à l'image (a2) Figure 5.1	106
Figure 5.6. Caractéristique de texture GLCM en utilisant une fenêtre glissante de taille (5 × 5) aux images (a1, a3, et a4) Figure 5.1	107
Figure 5.7. (a) Classification NCRS d'une sous image SAR 2007, (b,c,d) classification GLCM (contraste, entropie, et corrélation) respectivement, (f,g,h) fusion des images (b,c,d)	

avec l'image NRCS (a) respectivement utilisant la méthode de décomposition en ondelettes.
 (e) fusion des images (f,g,h) utilisant la formule (4.7) 108

Figure 5.8. Histogrammes de récurrence des coefficients de rétrodiffusion des images SAR multi temporelles où : (a) SAR 2007, (b) SAR 2008, (c) SAR 2009, (d) SAR 2010 110

Figure 5.9. Diagrammes de récurrence des coefficients de rétrodiffusions des images SAR multi temporelles de 2007 à 2010 111

Figure 5.10. Résultats de la classification NRCS & GLCM des images SAR multi temporelles. (a) Image SAR 2007. (b) Image SAR 2008. (c) Image SAR 2009. (d) Image SAR 2010. La couleur Bleu = eau, jaune et vert clair = Culture \ Pâturage, Orange foncé et clair = Terres forestières, brun foncé = Rivière à sec 115

Figure 5.11. Résultats de classification de la fusion des images SAR multi temporelles à niveau de gris. (a) Fusion des images SAR 2007 et 2008, (b) Fusion des images SAR 2007 et 2009, et (c) Fusion des images SAR 2007 et 2010 117

Liste des Tables

Table 2.1. Fréquences et longueurs d'ondes des bandes radar.....35

Table 5.1. Rapport et valeurs moyennes σ_{HH}/HVO des différentes classes de l'image SAR 2007..... 103

Table 5.2. Les cinq caractéristiques GLCM extraites localement (où : Con., Cor., Enr., Entr., et Hom. représentent Contraste, Corrélation, Energie, Entropie, et Homogénéité respectivement) des images SAR 2007 et 2010, et trois régions de chacune des trois classes principales (Forêts, Pâturage, et Eau). 109

Table 5.3. L'évolution de la région forestière entre 2007 et 2010 112

Table 5.4. L'évolution de la déforestation, comparaison entre les résultats de PRODES (INPE) et les nôtres. 112

Liste d'Abréviations

ASF	Alaska Satellite Facility
ASAR	Advanced Synthetic Aperture Radar
DInSAR	Differential Interferometric Synthetic Aperture Radar
DAAC	Distributed Active Archive Center
ESA	European Space Agency
FBD	Fine Beam Dual
GLCM	Gray Level Cooccurrence Matrix
HH / VV	Horizontal Horizontal / Vertical Vertical
HV / VH	Horizontal Vertical / Vertical Horizontal
InSAR	Interferometric Synthetic Aperture Radar
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (Institut National de Recherches spatiales)
IBAMA	Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos (Institut brésilien de l'environnement et des ressources naturelles renouvelables)
IDM	Inverse Difference Moment
JAXA	Japan Aerospace Exploration Agency
METI	Ministry of Economy, Trade and Industry
NRCS	Normalized Radar Cross Section
ORNL	Oak Ridge National Laboratory
PolSAR	Polarimetric Synthetic Aperture Radar
PRODES	Programme de Calculs de la Déforestation en Amazonie
Radar	Radio Detection And Ranging
RAR	Real Aperture Radar
RTC	Radiometrically Terrain Corrected

SAR	Synthetic Aperture Radar
SLC	Single Look Complex
TF	Transformée de Fourier
TOD	Transformée en Ondelettes Discrète

Introduction Générale

Introduction Générale

Introduction

La déforestation est l'une des problématiques les plus concrètes représentant une grande menace pour les différentes espèces de cette planète, et auxquels différentes organisations de protection des forêts font face. Depuis les années soixante dix, la population mondiale a connu une accélération dans le rythme de la croissance démographique, ce qui a mené à la recherche de nouvelles approches de gestion des ressources de la Terre. En 1992 s'est tenue une conférence des Nations Unies tenue à Rio de Janeiro portant le titre de « sommet de la Terre ». Cette conférence a marqué un tournant décisif dans la quête d'une gestion à long terme des ressources mondiales. L'évaluation du stock des ressources mondiales, ainsi que l'étude des menaces écologiques liées aux changements globaux, sont devenues des thèmes prioritaires pour la communauté scientifique mondiale. Dans ce contexte, les forêts du monde entier et particulièrement les forêts tropicales, sont prioritaires en raison de leurs fonctions écologiques considérées comme poumons de la Planète, réserves de biodiversité, et patrimoine génétique mondial.

Les forêts tropicales représentent à peu près la moitié des forêts du monde avec un pourcentage avoisinant les 40 %, et se situent en grande partie en Amérique dans le bassin amazonien qui constitue à lui seul le tiers des réserves forestières tropicales de la Terre. Durant les années 1980, il a été constaté que les forêts amazoniennes perdaient de leurs superficies, suite au développement du nord du Brésil sur le plan économique, produisant ainsi l'accélération du processus de déforestation.

Plusieurs solutions ont été proposées pour réduire ou contrôler ce phénomène qui a fait couler beaucoup d'encre. Du point de vue scientifique, un suivi réel de l'évolution spatiotemporelle de la déforestation en milieu tropical était la meilleure solution. Mais avec quels outils et comment quantifier de manière efficace ce dernier ?

La surveillance aérienne des forêts reste le moyen le plus efficace pour détecter et suivre les changements sur une grande surface en toute discrétion. Durant les années soixante dix, l'acquisition d'images par les satellites d'observation de la Terre a amené à percevoir la télédétection comme une source d'informations renouvelables permettant d'évaluer régulièrement les atteintes aux forêts du monde.

Il existe deux types de données aériennes qui sont les plus utilisées dans le domaine de la surveillance terrestre. Le premier type consiste en les données satellitaires optiques qui ont connu une grande évolution technologique depuis leur apparition. Ces données permettent d'acquérir des images d'une grande qualité et d'une grande précision avec des couleurs naturelles de la zone ciblée. Par contre leur principal inconvénient est que ces dernières utilisent les échos de la lumière du Soleil comme source principale d'imagerie, donc dans des conditions climatiques pluvieuses ou nuageuses, ces satellites sont inefficaces.

Le deuxième type consiste en les images Radar non optiques qui, à l'inverse des images satellitaires optiques, n'ont pas besoin d'une source de lumière externe mais utilisent leur propre source de lumière sous forme d'ondes électromagnétiques à partir d'une antenne dont le principe est d'émettre des radiations, et de recevoir le signal rétrodiffusé. Ces ondes permettent de prendre des photos dans n'importe quelle condition climatique et météorologique. Cependant, la qualité des images Radar est inférieure par rapport aux images satellitaires optiques à cause des interférences produites par les ondes électromagnétiques émises et le manque du spectre optique qui permet d'obtenir des images en couleurs. Néanmoins, avec l'évolution de la télédétection radar, de nouvelles techniques d'échantillonnage et de traitements cohérents du signal renvoyé, ont permis d'améliorer la résolution azimutale d'un radar mobile en construisant une ouverture synthétique nommée radar à synthèse d'ouverture (RSO), ou Synthetic Aperture Radar (SAR), produisant des images radar de meilleure qualité.

Les conditions climatiques jouent un rôle très important dans le choix d'équipements de surveillance à utiliser, car ces derniers représentent un défilement bien plus complexe qu'une simple alternance entre saison sèche et humide dans le monde. La saison des pluies dans la forêt amazonienne dure entre septembre et mai, ce qui laisse seulement trois mois pour la période sèche. Par conséquent, pour un suivi satellitaire optique, la durée est donc très courte. Par contre un suivi radar n'a aucun problème face aux conditions climatiques spécifiques de cette région.

Ceci nous amène aux types de données satellitaires à utiliser pour la surveillance et la télédétection des forêts, sachant que les conditions climatiques de l'Amazonie avantagent l'utilisation des données RADAR qui ne sont pas affectées par ces dernières. Suite aux différentes études menées dans le domaine de détection de la déforestation des forêts Amazoniennes, l'objectif principal de cette thèse est de proposer une solution permettant de

détecter et suivre la déforestation en Amazonie en utilisant les images PALSAR multi-temporelles polarimétriques. Les données SAR utilisées dans cette thèse sont des images du satellite ALOS PALSAR produites par l'agence d'exploration spatiale Japonaise (JAXA), de la région de Santarém au Brésil.

Objectifs

Le travail entrepris dans le cadre de cette thèse vise à comparer les performances des différentes approches adoptées pour la détection de changement de la déforestation, à savoir :

- Utiliser uniquement les coefficients de rétrodiffusions (NRCS).
- Utiliser uniquement les caractéristiques texturales de la matrice de Co-occurrence à niveau de gris (GLCM).
- Combiner les deux.
- Etudier la possibilité d'extraire les caractéristiques de texture d'une classe spécifique et non de toute l'image. Sachant que les images SAR ont une très grande taille, et les travaux de recherche se focalisent en générale sur une classe d'occupation du sol spécifique telle que les rivières, l'agriculture, et les forêts.

Contributions et organisation de la thèse

Suite aux problématiques précédemment posées, et en se basant sur l'état de l'art des travaux réalisés dans le but de surveiller la déforestation en Amazonie, notre contribution est la proposition d'une nouvelle approche supervisée, utilisant un algorithme de fusion des caractéristiques de texture NRCS et GLCM locales extraites des images SAR pour la surveillance et la détection des changements de la déforestation en Amazonie, en utilisant des données multi-temporelles SAR à polarisation double du radar ALOS PALSAR. Le terme local signifie que l'extraction d'informations concernera une classe spécifique telle que la forêt ou les rivières pour un traitement ciblé et efficace, et non toute l'image qui pourra comporter différents types de classes dans une même région.

La thèse est divisée en cinq chapitres. Les trois premiers chapitres sont consacrés à l'état de l'art sur l'utilisation des données SAR dans la surveillance et la détection de changement des forêts. Les deux derniers chapitres discutent des méthodes et approches proposées, et des résultats obtenus.

- **Le premier chapitre** présente une synthèse sur les travaux réalisés dans le contexte de la surveillance et la détection des zones forestières en mettant l'accent sur la forêt amazonienne, avec un historique sur le commencement de la dégradation de la zone forestière en Amazonie, et son évolution au fil des années.
- **Le deuxième chapitre** est consacré à la présentation des données Radar à synthèse d'ouverture SAR. Une introduction sur le commencement et l'évolution du radar est présentée, suivie des principes de fonctionnement de base de ce dernier. On mettra l'accent sur les radars à synthèse d'ouverture SAR et leurs particularités, tout en citant leurs principales caractéristiques, et les modes de formation et d'acquisition de leurs images. En dernier lieu, on parlera de l'interférométrie et de la polarimétrie, deux nouvelles générations de Radar à Synthèse d'Ouverture Avancée (ASAR), qui ont vu le jour suite à l'évolution de l'imagerie SAR.
- **Le troisième chapitre** est dédié aux méthodes de traitement des images radar à synthèse d'ouverture SAR. Une introduction est présentée, suivie des transformées multidimensionnelles ondelettes, leurs avantages, et leurs différents types. Sont aussi discutés le filtrage du bruit multiplicatif qui entache les images radars SAR, les différents types de filtres et les méthodes rencontrées dans la littérature. Nous nous intéresserons en dernier lieu aux textures, caractéristiques très importantes et omniprésentes dans les différents types d'images et qui jouent un très grand rôle de distinction dans la perception visuelle grâce à leurs formes et motifs.
- **Le quatrième chapitre** expose les différentes méthodes utilisées pour la détection de la déforestation, incluant l'approche proposée comme contribution de cette thèse. Dans une première phase, la région étudiée et les types de données utilisés sont présentés. Dans une deuxième phase, seront présentés les méthodes de reconnaissance des régions forestières utilisant les coefficients de rétrodiffusion NRCS et de texture GLCM, incluant notre approche qui consiste en la fusion des textures locales pour la détection des changements et de la déforestation.
- Les résultats obtenus et une discussion sont présentés dans **le cinquième chapitre**.

Chapitre 1

Surveillance et détection de
changement des forêts en Amazonie

1.1 Introduction

La surveillance et la détection de changement en utilisant les images radar SAR est un domaine de recherche très riche qui ne cesse d'évoluer grâce aux nombreux chercheurs qui s'intéressent de plus en plus au développement et à la création de différentes méthodes et techniques de traitement et d'extraction d'information et ceci dans plusieurs domaines de recherche, que ce soit dans celui de la surveillance terrestre, écologique, météorologique, ou militaire.

Les données SAR sont la solution la plus adéquate compte tenu de leur disponibilité quel que soient les conditions climatiques dans lesquelles elles ont été prises, mais aussi au vu de l'importance des informations qu'elles contiennent. L'un des domaines de recherche les plus intéressants de la télédétection est la surveillance et la détection de changement des zones forestières du monde afin de contrôler la déforestation, sachant que cette dernière est considérée comme une grande menace pour les différentes espèces de cette planète dont l'espèce humaine. L'Amazonie est considérée comme la deuxième plus grande forêt dans le monde et est la plus menacée par ce phénomène de déforestation.

1.2 La Forêt Amazonienne

Avec une superficie de sept million de kilomètres carrés (7 million Km²), la forêt Amazonienne est la plus grande zone forestière tropicale de la planète et représente 40% des forêts du monde. Le bassin amazonien s'étend dans neuf pays au nord de l'Amérique du sud représentant 5% de la surface terrestre. Le Brésil englobe à lui seul 67% de la forêt amazonienne. L'Amazonie est un réservoir de biodiversité exceptionnelle car elle abrite, à elle seule plus de la moitié des espèces animales et végétales terrestres [1.1], et elle joue un rôle très important et essentiel dans la stabilisation du climat mondial en plus de son fleuve qui alimente un cinquième de la planète en eau douce [1.2]. Malgré cette diversité de sources naturelles, cette zone forestière est en danger de disparition à cause de la déforestation qui représente une grande menace, suite à l'abattage des arbres appelés aussi « l'or vert », première source naturelle de cette forêt.

1.3 Contexte historique

L'Eco système fait face à différents types de changements (climatique, terrestre, politique, etc.), qui ont un impact direct sur notre mode de vie, sachant que plusieurs pays

dans le monde sont noyés dans la famine et l'insécurité, et que cette instabilité ne fera qu'empirer si aucune initiative n'est prise pour protéger la vie de toutes les espèces sur notre planète.

Dans ce contexte, un sommet des nations unies a été établi pour étudier les cas d'instabilité dans le monde sachant que l'une des principales causes du déséquilibre est la déforestation. Cette dernière est entrain de se propager de plus en plus en affectant un éco système complet et non juste une catégorie principale. Le but du sommet était de créer et d'adopter un programme de développement durable à l'horizon 2030 à partir de 2015 et où presque tous les chefs d'état présent ont adopté à l'unanimité ce programme, avec comme objectif principal de sortir le monde de l'extrême pauvreté, combattre l'inégalité et préserver la planète de toutes formes de dégradation incluant la dégradation forestière, comme cité dans l'objectif numéro 15 du document des nations unies (United Nations 2015).

***Objectif 15** - Préserver et restaurer les écosystèmes terrestres, en veillant à les exploiter de façon durable, gérer durablement les forêts, ..., enrayer et inverser le Processus de dégradation des sols et mettre fin à l'appauvrissement de la biodiversité.*

Le but de ces objectifs est d'impliquer les pays concernés à devoir promouvoir la gestion durable des différents types de forêts dans le monde pour mettre un terme à la déforestation, et ceci en restaurant les forêts dégradées, et en encourageant le boisement et le reboisement pour accroître les zones forestières dans le monde.

C'est dans ce contexte historique que cette thèse est réalisée sachant que l'un des pays les plus concernés par ces objectifs est le Brésil puisque il abrite la deuxième plus grande forêt dans le monde qui est l'Amazonie. La forêt amazonienne représente **40%** des forêts tropicales du monde et c'est la plus touchée par la déforestation avec le pourcentage le plus élevé dans le monde. Selon le centre de recherche spatiale brésilienne (**INPE**) seulement **1%** de la couverture végétale du territoire avait été coupée en **1970**, et c'est durant cette même année que le gouvernement brésilien a mis en place le plan d'intégration nationale qui a eu comme objectif le développement du nord du Brésil sur le plan économique en favorisant la construction de grandes infrastructures et l'installation de grandes entreprises, chose qui a contribué à l'accélération du processus de la déforestation [1.3].

Le phénomène de la déforestation ne s'est pas propagé uniformément en Amazonie, certainement pour des causes différentes. Car on peut voir dans la Figure 1.1 [1.4], que le déboisement est principalement concentré dans la partie sud de l'Amazonie et se déplace

progressivement vers le nord. Cette réglementation est principalement liée à la construction (ou à l'amélioration) des principales infrastructures de transport. Cette répartition de déforestation qui englobe en grande partie les régions brésiliennes en partant de l'est dans la région de Balem à l'ouest dans la région d'Arce, est nommée «l'arc de la déforestation» par les chercheurs à cause de sa forme de croissant, à cause de plusieurs fronts pionniers qui progressent en Amazonie. On pourrait ajouter que la temporalité de déforestation diffère de période en période, car les vagues de déboisement des années 1990 n'avaient pas les mêmes causes ni les mêmes buts que ceux des années précédentes ou suivantes [1.4].

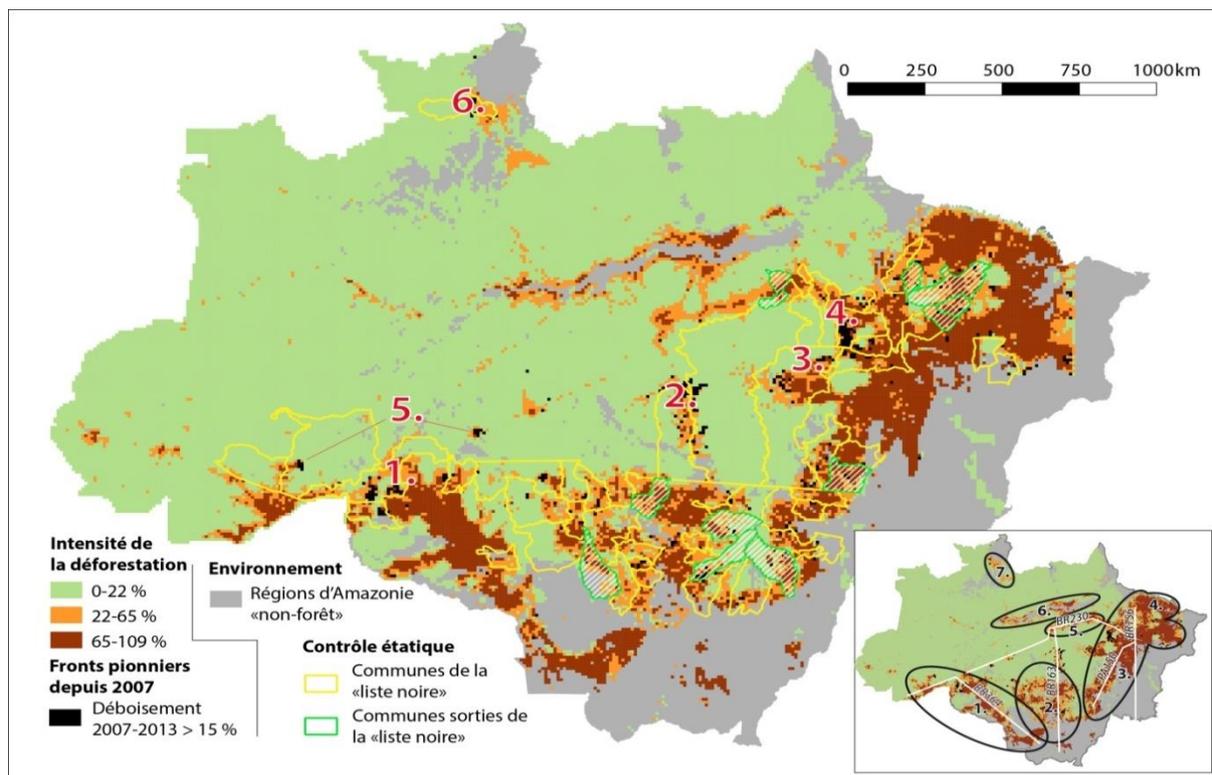


Figure 1.1. Les zones de déforestation en Amazonie

C'est durant cette même période que le gouvernement brésilien avait commencé à réaliser des suivis de la déforestation Amazonienne qui ne cessait de s'accroître, et ceci avec la mise en place des dispositifs de suivi régulier de la déforestation en Amazonie en réponse aux préoccupations internationales. En 1975 le projet RADAMBRASIL a vu le jour, dédié à couvrir différentes régions du territoire brésilien par des images RADAR aériennes aéroportées. Par la suite, sous la pression croissante des défenseurs de l'environnement, le gouvernement démocratique brésilien a décidé à partir de 1988 de suivre en continu les pertes forestières avec le projet d'estimation de la déforestation par satellite PRODES qui fournit jusqu'à aujourd'hui un suivi annuel des taux de déboisement. En 2004 le taux de

déforestation des forêts brésiliennes a atteint 17% (environ 700 000 km²), l'un des taux de déforestation les plus élevés jamais connus dans cette région. Suite à ce taux alertant l'INPE installe un nouveau programme de détection de la déforestation en temps réel nommé DETER. Le programme DETER utilise les images satellitaires quotidiennes du capteur MODIS et LANDSAT, ainsi que les images du capteur ALOS PALSAR pour effectuer un suivi de la déforestation en temps quasi réel (Figure 1.2).

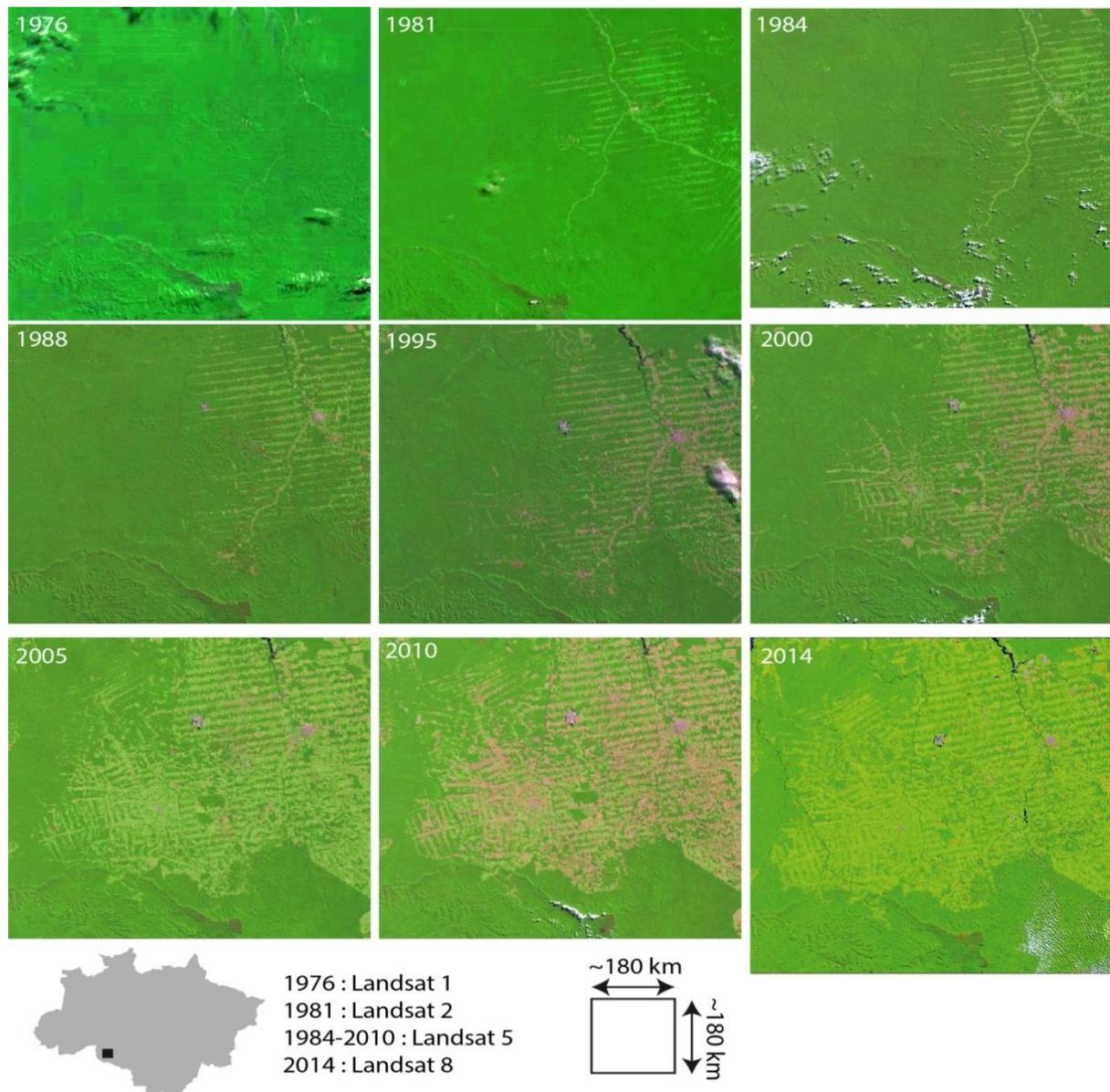


Figure 1.2. Evolution de la déforestation utilisant des images Landsat

DETER a une sensibilité de 25 hectares avec un système d'alerte qui fonctionne toute l'année permettant la mise à jour de la base de données de l'agence de protection de l'environnement IBAMA toutes les deux semaines. Tandis que le projet PRODES a une

sensibilité de 6,5 hectares, et permet de fournir une estimation annuelle de la déforestation (mesurée en août chaque année). Avec ces programmes, la déforestation a atteint un taux de 2% (environ 5000 km²) de forêt perdues par an jusqu'en 2012 (Figure 1.3) [1.4].

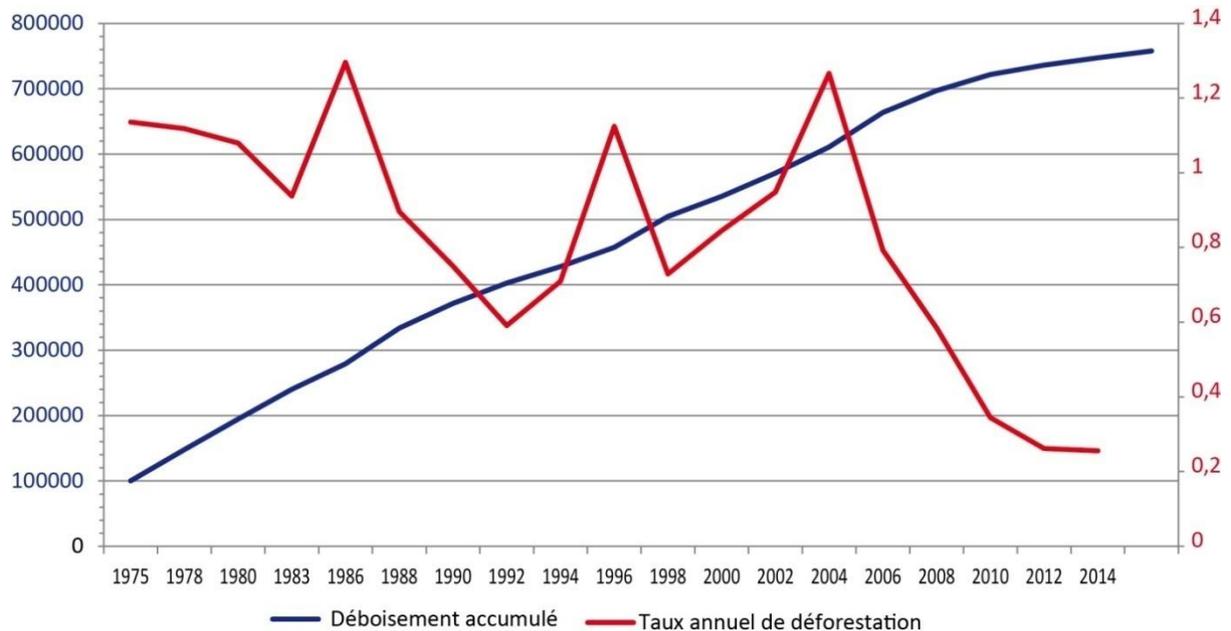


Figure 1.3. Suivi du déboisement annuel et accumulé de 1975 à 2014

1.4 Choix des données SAR et travaux réalisés

Cette thèse est réalisée dans le but de contribuer à la détection des changements dans les forêts amazoniennes en utilisant des images radar PALSAR du satellite ALOS. Cependant l'utilisation des données radar seules pendant une longue durée de l'année peut-elle donner de bons résultats de surveillance et de détection de changement ? Ceci nous amène à se poser d'autres questions qui sont les suivantes :

- Est-ce-que l'utilisation des images SAR uniquement peut être fiable et donnera de bons résultats de surveillance sans l'intervention d'image satellitaire optique ?
- Les Radars SAR peuvent t-ils fournir des images avec une grande qualité et une haute résolution pour un bon traitement ?
- Existe-t-il de nouvelles techniques d'acquisitions qui peuvent fournir des avantages dans l'amélioration de la qualité et la diversité des images SAR?

Après une première étude des questions précédentes, il s'est avéré que plusieurs travaux ont été menés pour la surveillance de la déforestation en utilisant des images radar SAR, à commencer par Saatchi qui a étudié les caractéristiques radars des sites de formation et la cartographie de la déforestation amazonienne [1.5]. Almeida-Filho a également évalué le potentiel d'utilisation des images SAR multi-temporelles pour la surveillance de la déforestation dans la forêt amazonienne, en se basant sur l'utilisation des différentes bandes de fréquence des ondes électromagnétiques émises par les antennes radars, et une meilleure sensibilité des forêts par rapport à la bande L [1.6].

D'autres études ont montré l'utilité de l'utilisation de l'interférométrie et de la polarimétrie, des nouvelles caractéristiques et une révolution pour l'imagerie SAR. La polarimétrie SAR ou (PolSAR) est l'extension de la technologie SAR monocanal pour acquérir toutes les informations sur les propriétés de diffusion du milieu, avec des travaux récents basés sur l'utilisation d'images SAR multi-temporelles de polarisation double (HH et HV) ou quadruple (HH, HV, VH et VV), H pour horizontal, et V pour vertical. Les résultats obtenus ont montré que les images SAR polarimétriques ont permis une meilleure classification et détection de la déforestation en utilisant les coefficients de rétrodiffusion de la section transversale (NRCS), qui représentent l'unité de mesure des images SAR [1.7-1.9]. En ce qui concerne la végétation, la polarimétrie est sensible à la morphologie, et à la constante diélectrique des plantes qui est directement liée à leur consistance, et teneur en eau. De plus, la polarimétrie permet de discriminer les contributions comme le sol et les parties végétales d'une forêt. Quant à l'interférométrie, elle peut fournir des informations quantitatives sur la structure en couches de la végétation, comme la profondeur et la densité des forêts [1.10].

Les caractéristiques texturales des images SAR sont un autre critère très important dans le domaine de la télédétection Radar. Les textures ont été utilisées dans diverses études au fil du temps, pour explorer et extraire de très importantes données à partir des images SAR en plus des valeurs de rétrodiffusion. Plusieurs études ont montré que la classification basée sur les caractéristiques de texture peut donner de meilleurs résultats et améliorer leur interprétation [1.11]. L'une des méthodes les plus utilisées pour l'extraction des caractéristiques de texture sont les textures de Haralick, basée sur les matrices de Cooccurrence (GLCM) pour extraire des statistiques de second ordre à partir d'images SAR [1.12].

Références Chapitre1

- [1.1] K. Winemiller, P. B. McIntyre, L. Castello, E. Fluet-Chouinard, T. Giarrizzo, S. Nam, I. G. Baird, et al. : “Balancing Hydropower and Biodiversity in the Amazon, Congo, and Mekong” Science, vol. 351, no. 6269, pp. 128–29, 2016.
- [1.2] Callède Jacques, Gérard Cochonneau, Fabrício Vieira Alves, Jean-Loup Guyot, Valdemar Santos Guimaraes, and Eurides De Oliveira : “Les Apports En Eau de l’Amazone A l’Ocean Atlantique”, Revue Des Sciences de L’eau, Lavoisier (Hermes Science Publications), vol. 23, no. 3, pp. 247-273, 2010.
- [1.3] Food and Agriculture Organisation: “Global Forest resources assessment”, FAO Forestry Paper 163, FAO, Rome, 2010.
- [1.4] M.T. François: “Is Brazil now in control of deforestation in the Amazon?”, Cybergeog: Eur. J. Geography, 769, 2015, doi: 10.4000/ cybergeog.27484.
- [1.5] S. Saatchi, J. Soares: “Mapping Amazon Deforestation and Land Use in Amazon Rainforest by Using SIR-C Imagery”, Remote Sensing of Environment, vol. 59, no. 2, pp. 191-202, 1997.
- [1.6] R. Almeida-Filho, A. Rosenqvist, Y. Shimabukuro, et al.: “Evaluation and perspectives of using multitemporal L-band SAR data to monitor deforestation in the brazilian amazônia”, IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 2, no. 4, pp. 409-412, 2005.
- [1.7] S. Sheldon, X. Xiangming, B. Chandrashekar: “Mapping evergreen forests in the Brazilian Amazon using MODIS and PALSAR 500-m mosaic imagery”, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 74, pp. 34–40, 2012.
- [1.8] L. Veraldo, G. Richard: “Evaluating SAR polarization modes at L-band for forest classification purposes in Eastern Amazon, Brazil”, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, vol. 21, pp. 122–135, 2013.
- [1.9] S. Attarchi, G. Richard: “Classifying complex mountainous forests with L-Band SAR and Landsat data integration: a comparison among different machine learning methods in the Hyrcanian Forest”, Remote Sensing, vol. 6, pp. 3624-3647, 2014.
- [1.10] D. Massonnet, K. L. Feigl: “Radar interferometry and its application to changes in the Earth's surface” Reviews of Geophysics, vol. 36, no.4, pp. 441-500, 1998.
- [1.11] C. Milton, S. Diogenes, F. Corina Da Costa, et al.: “Window size selection for texture image generation from SAR data: a case study for a brazilian amazon test site”, proceedings of the 2nd latino-American seminar on Radar remote sensing, Santos, Sao Paulo, Brazil, pp. 107-

115, Sep. 1998.

- [1.12] R. Haralick, K. Shanmugam, I. Dinstein: “Textural features for image classification”, IEEE Transaction on Systems Man Cybernetics, vol. 3, no. 6, pp.610–621, 1973.

Chapitre 2

Données Radar à Synthèse d'Ouverture
(Synthetic Aperture Radar, SAR)

2.1 Introduction

Le Radar (Radio Detection And Ranging) est une technologie de détection et de mesure à distance d'objets lointains ou de télémétrie. Cette technologie a vu le jour en 1904 suite aux expérimentations de Christian Hulsmeyer, un inventeur d'origine allemande qui avait développé un appareil de détection des navires à une distance allant jusqu'à 3 km appelé le « Telemobiloskop ». Cet appareil considéré comme l'ancêtre du radar n'a pas connu un grand intérêt et a été mis dans les oubliettes.

Ce n'est que dans les années quarante que le radar a revu le jour avec des données orientées dans le sens de la détection, car il a été considéré comme une arme décisive durant la deuxième guerre mondiale, et c'est avec le succès obtenu pendant cette guerre que l'intérêt de développer cette technologie est apparu. C'est dans les années cinquante que les premières applications du Radar en tant que imageur ont vu le jour avec l'apparition de la technologie radar à ouverture réelle RAR (Real Aperture Radar). Une antenne RAR est embarquée sur un avion ou un satellite et transmet un faisceau d'ondes radioélectriques à angle étroit dans la direction de vol de l'appareil appelée direction d'azimut, et reçoit la rétrodiffusion des cibles qui sera transformée en une image radar à partir des signaux reçus. Cependant cette technologie est limitée par la contrainte de la taille de l'antenne RAR par rapport à la résolution d'azimut, car il est difficile de fixer une si grande antenne (de 1 km de diamètre par exemple) pour obtenir une résolution de 25 mètres avec la bande L, à 100 km de distance d'une cible [2.1].

En 1951, Carl Wiley, un ingénieur et mathématicien américain, a inventé le concept du radar à synthèse d'ouverture SAR (Synthetic Aperture Radar) pour remédier aux problèmes rencontrés face à l'utilisation de la technologie RAR. L'idée était d'étudier la possibilité d'utiliser une optique cohérente pour la reconstruction de l'imagerie SAR en utilisant les techniques d'affûtage du faisceau Doppler, et compresser par la suite la grande quantité de données SAR collectées. Le premier corrélateur numérique est apparu vers la fin des années 60 soixante suivi de l'apparition des systèmes en temps réel en début des années soixante-dix [2.2]. Cette année sera aussi l'année de lancement du Satellite SEASAT, le premier satellite équipé d'une antenne SAR dédiée à la télédétection des océans et de la Terre, et ainsi qu'à la surveillance des phénomènes océanographiques. Les images obtenues par ce dernier ont permis de reconnaître la puissance et les avantages d'un tel système, ce qui a favorisé l'essor de la télédétection par la suite.

C'est à partir des années 90 qu'une série de satellites équipés d'antennes SAR sera lancée pour le développement de la collecte des images radar SAR avec les satellites ERS-1, ERS-2 et ENVISAT gérés par l'agence spatiale européenne ESA (European Space Agency), les satellites JERS-1, ALOS-1, et ALOS-2 gérés par l'agence aérospatiale d'exploration japonaise JAXA (Japan Aerospace Exploration Agency), les satellites Radarsat-1, et Radarsat-2 pour le centre aérospatial canadien, et aussi TerraSAR-X pour le centre aérospatial allemand, sans oublier une longue série de satellites internationaux qui ont été lancés à ce jour (Figure 2.1).

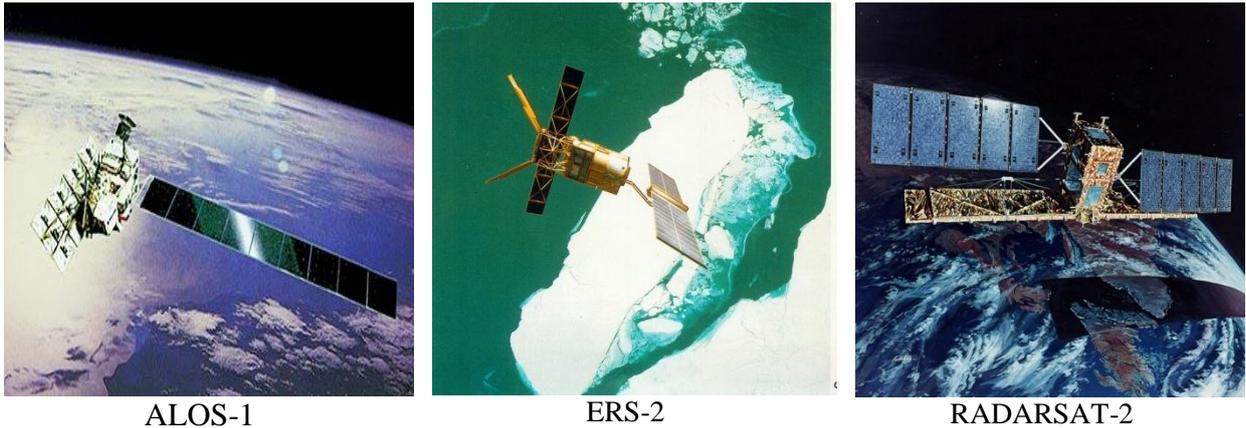


Figure 2.1. Satellites équipés d'antenne SAR

Les données SAR complètent de manière efficace les informations apportées par les images optiques (SPOT, Landsat...) sur les objets terrestres. Elles permettent un suivi permanent et global indépendamment des conditions climatiques et météorologiques des régions cartographiées. Par ailleurs, la réponse du signal radar est particulièrement sensible à la topographie, à la rugosité et à l'humidité de la surface : certains objets renvoient un fort signal en direction de l'antenne nommé réflecteur (Figure 2.2).

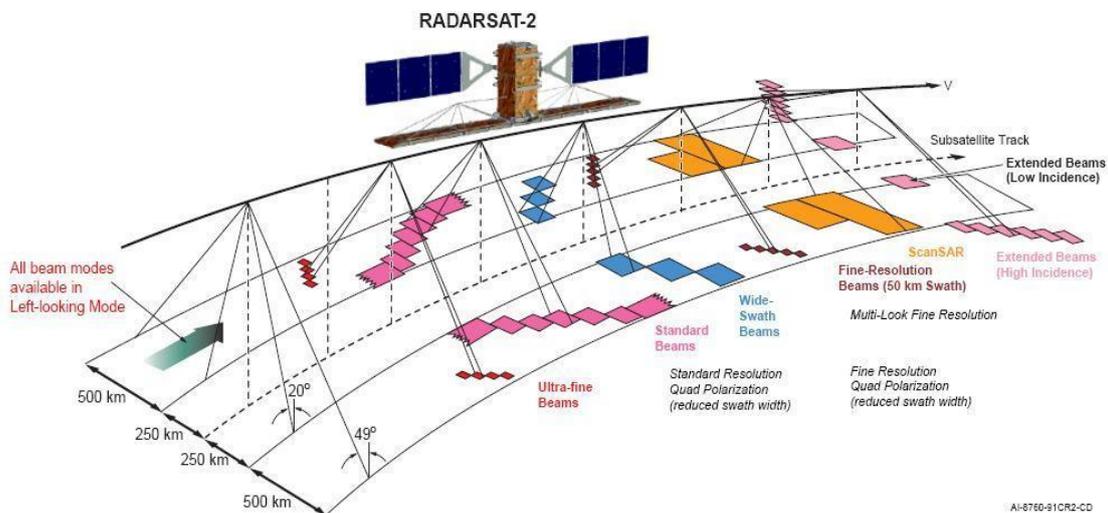


Figure 2.2. Trajectoire et type de scan du satellite SAR (RADARSAT-2)

Le radar utilise une seule fréquence pour l'éclairage; il n'y a donc pas de couleur associée à l'imagerie radar brute, contrairement à l'imagerie optique qui est éclairée par toutes les différentes couleurs de la lumière visible ambiante. Cependant, le radar offre un avantage significatif en ne dépendant pas de la lumière naturelle, qui est la capacité de prendre des images à travers les nuages, et pendant la nuit aussi, car les longueurs d'onde utilisées dans le radar sont plus longues que celles de la lumière visible et sont moins sensibles aux limites entre l'air et les gouttelettes d'eau dans les nuages. Ce système d'imagerie est appelé système d'éclairage actif, contrairement aux systèmes d'imagerie optique appelés passifs qui nécessitent l'éclairage du Soleil. L'antenne montée sur un avion ou un vaisseau spatial, transmet un signal radar dans une direction latérale vers la surface de la Terre. Le signal réfléchi, connu sous le nom d'écho, est rétrodiffusé depuis la surface et est reçu une fraction de seconde plus tard sur la même antenne (Figure 2.3).

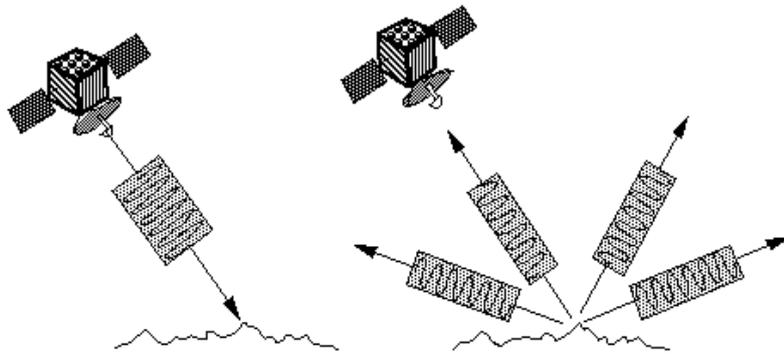


Figure 2.3. Emission et réception des échos par l'antenne

2.2 Fonctionnement du Radar

2.2.1 Principes de Base

Le principe de fonctionnement du radar se base sur la technique d'émission et de réception d'ondes électromagnétiques produites par un oscillateur et transmises par une antenne, où la vitesse de propagation de ces ondes est généralement considérée comme constante dans le milieu de propagation. Si on considère que v est la vitesse de propagation des ondes et t le temps de cette dernière, alors on peut mesurer la distance d avec la relation suivante :

$$d = vt \quad (2.1)$$

Mais le problème se pose dans le cas où les antennes radar sont en mouvement ce qui est le cas le plus courant car ces dernières sont embarquées généralement à bord d'avions ou de

satellites. Dans ce cas, quand l'antenne est à la fois émettrice et réceptrice, elle ne peut détecter l'onde réfléchi pendant que le signal est émis, cela implique que la portée minimale du radar qui est la moitié de la durée de l'impulsion soit multipliée par la vitesse de l'onde. En pratique, si l'onde est rétrodiffusée par un objet, l'information de la position de cet objet est obtenue en utilisant la relation suivante :

$$dr = \frac{vt}{2} \quad (2.2)$$

où dr est la distance de rétrodiffusion du signal par rapport à l'objet détecté comme montré dans la Figure 2.4. Ce phénomène physique est appelé le phénomène d'écholocation qui est utilisé en générale dans les appareils d'imagerie ultrasonore comme les échographes dans le domaine médicale, ou aussi par quelques animaux tel que les dauphins et les chauves souris. L'objectif principal de cette technique est de filmer des plans des surfaces cibles avec la meilleure résolution possible qui dépendra de la dimension du capteur ou de l'antenne radar, et ceci pour distinguer les objets distincts se trouvant dans différentes positions et ceci grâce à leurs signal rétrodiffusé qui est caractérisé par une certaine couleur et luminance pour chaque type d'objet. Ensuite les plans cartographiés seront numérisés en échantillonnant les données reçues dans le domaine spatial et temporel. Concernant le domaine spatial, on parle souvent de la case temps qui est définie par la durée Δt entre deux signaux de l'onde émise. Une case temps correspond aussi à un échantillon spatial qui définit la distance de l'objet par rapport à l'antenne appelée case distance et représenté par Δdr , exprimée par la relation suivante:

$$\Delta dr = \frac{v\Delta t}{2} \quad (2.3)$$

L'énergie d'une onde électromagnétique émise est localisée dans le lobe de l'antenne radar comme montré dans la Figure 2.4, où l'antenne est placée à une certaine altitude et l'émission de l'onde est réalisée avec un angle θ d'incidence au sol x correspondant à une case de sol représentée par Δx par rapport à une case distance qui sont liées par la fonction suivante :

$$\Delta x = \frac{\Delta dr}{\sin \theta} \quad (2.4)$$

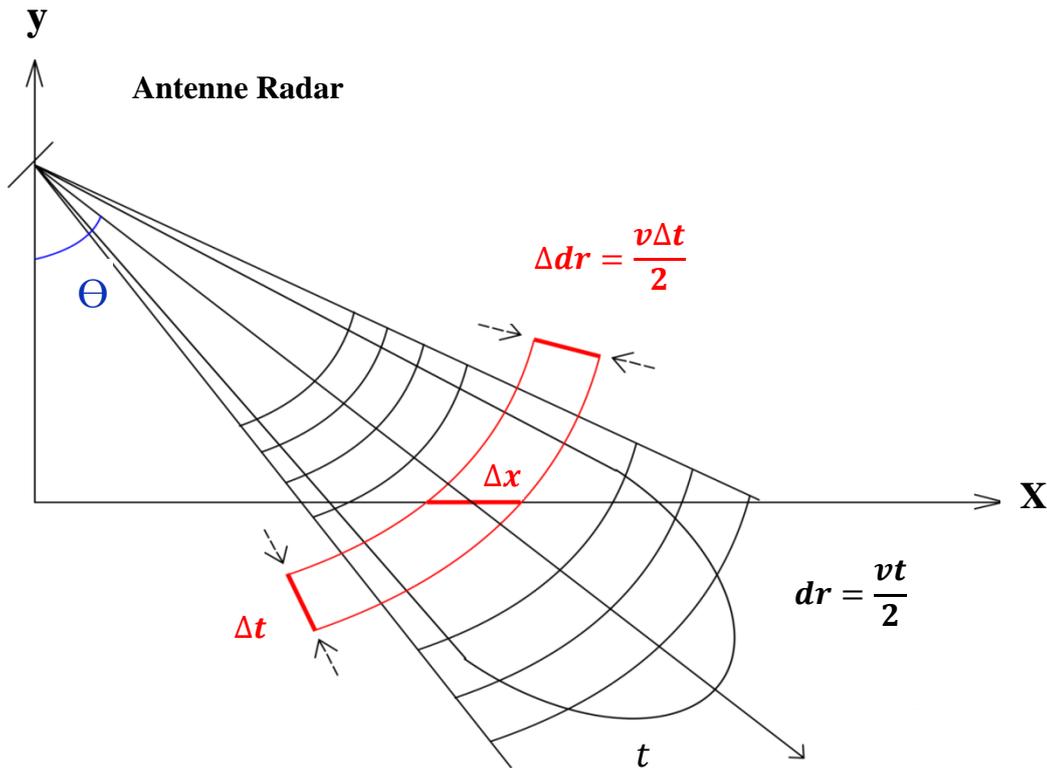


Figure 2.4. Principe d'émission d'une onde électromagnétique par une antenne radar

2.2.2 Caractéristiques des ondes RADAR

Les ondes électromagnétiques émises par les antennes radar présentent des caractéristiques particulières qui les différencient des autres systèmes, car les rayonnements de ces ondes sont capables de se propager à de très grandes distances sans modification importante à cause de leurs natures cohérentes. Cependant cette cohérence provoque des interférences après réflexion sur la surface de la Terre résultant un effet de bruit appelé « SPECKLE » qui entache les images radar produites. La particularité des ondes radar et leur longueur qui est très grande par rapport à la longueur d'onde des autres domaines tels que la lumière visible qui se situe entre 400 et 700 nanomètres. Les ondes radar quand à elles ont une longueur d'onde qui se situe entre 10^6 nanomètres et presque 1 mètre comme montré dans la Figure 2.5; ce qui signifie qu'elles dépassent la lumière visible d'un million et jusqu'à presque cent millions de fois, ce qui est une différence très importante.

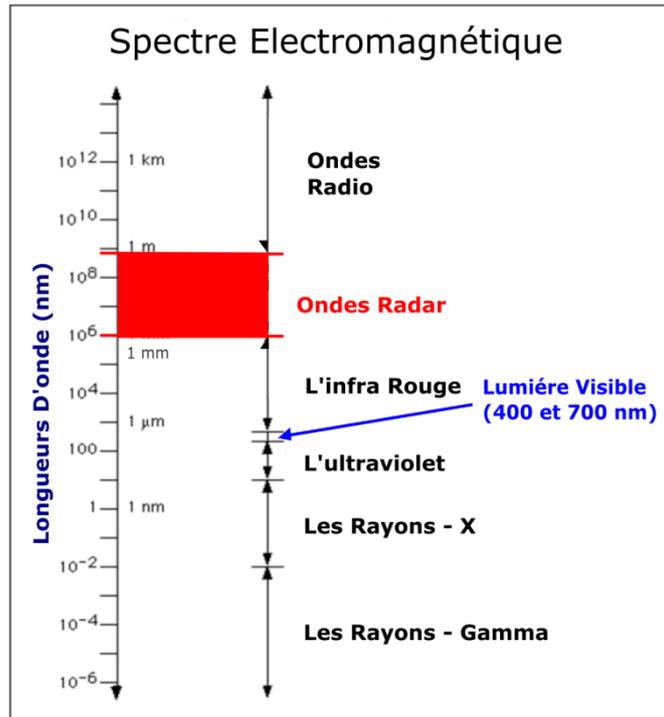


Figure 2.5. Le spectre électromagnétique

Grâce à l'intervalle important où se situent les ondes radar, leurs caractéristiques vont différer selon la longueur d'onde. Généralement, les ondes radar qui ont une courte longueur d'onde sont facilement réfléchies par la surface de la matière. Par contre celles qui ont une longue longueur d'onde pénètrent dans la matière suivant certaines mesures qui sont :

- Si la taille d'un objet est supérieure à la moitié ($1/2$) de la longueur d'onde, les ondes ne pénétreront pas l'objet mais seront réfléchies sur celui-ci,
- Si la taille de l'objet est inférieure à un quart ($1/4$) de la longueur d'onde, les ondes pénétreront dans l'objet,
- Si la taille de l'objet est égale à la moitié ($1/2$) de la longueur d'onde alors les ondes pénétreront dans ce dernier et seront également réfléchies.

De ce fait, les ondes radar sont codées par des lettres par rapport à leurs longueurs d'onde et leurs fréquences, sachant que les ondes SAR utilisent principalement les Bandes L, C, et X. Le tableau 2.1 résume les différentes bandes radar avec leurs fréquences et leurs longueurs d'ondes.

Tableau 2.1. Fréquences et longueurs d'ondes des bandes radar

Bandes Radar	Longueur d'onde (Centimètre)	Fréquence (Giga hz)
Ka	0.75 à 1.13	26.5 à 40
K	1.13 à 1.66	18 à 26.5
Ku	1.66 à 2.40	12.5 à 18
X	2.40 à 3.75	08 à 12.5
C	3.75 à 7.5	04 à 08
S	7.50 à 15	02 à 04
L	15 à 30	01 à 02
P	30 à 100	0.3 à 01

2.3 Radar a synthèse d'ouverture (SAR)

2.3.1 Principes de l'imagerie SAR

Le radar à synthèse d'ouverture (SAR) est un capteur radio actif qui transmet des signaux électromagnétiques à la Terre et reçoit des signaux réfléchis pour observer les caractéristiques physiques, les montées, les descentes, et les pentes de la surface de la Terre. La particularité du SAR est l'ouverture synthétique qui est construite en déplaçant une antenne à ouverture réelle à travers une série de positions le long de la piste de vol.

Le SAR contrairement au RAR qui utilise une antenne à taille réelle tire partie de l'historique du Doppler, où des échos radar sont générés par le déplacement vers l'avant du support radar pour synthétiser une grande antenne, permettant ainsi une résolution azimutale élevée de l'image résultante malgré une antenne physiquement petite. Lorsque le radar SAR est en mouvement, une impulsion est transmise à chaque position et les échos de retour passent par le récepteur et sont enregistrés dans une mémoire appelée mémoire d'écho. Comme le radar se déplace par rapport au sol, les échos renvoyés sont décalés par effet Doppler négativement lorsque le radar s'approche d'une cible, et positivement lorsqu'il s'en éloigne. La comparaison des fréquences Doppler à des fréquences de référence va permettre aux signaux renvoyés d'être focalisés sur un seul point, augmentant ainsi effectivement la longueur de l'antenne (Figure 2.6).

L'opération de mise au point appelée 'traitement SAR' est effectuée numériquement sur des systèmes informatiques rapides où ces derniers permettent de faire correspondre correctement la variation de fréquence Doppler pour chaque point de l'image. Cela nécessite une connaissance très précise du mouvement relatif entre la plateforme et les objets imagés. Le SAR transmet plus de 1000 impulsions par seconde au sol au cours de son déplacement le long d'une ligne droite, il reçoit à la fois l'amplitude et la phase des ondes réfléchies contrairement au radar ordinaire qui ne détecte que l'amplitude. En traitant les données reçues, une résolution élevée équivalente à celle d'une grande antenne est possible même si une petite antenne est utilisée. Cela équivaut à utiliser de nombreux radars à petite ouverture pour obtenir des effets similaires à ceux d'une grande antenne (Figure 2.6) [2.3-2.5].

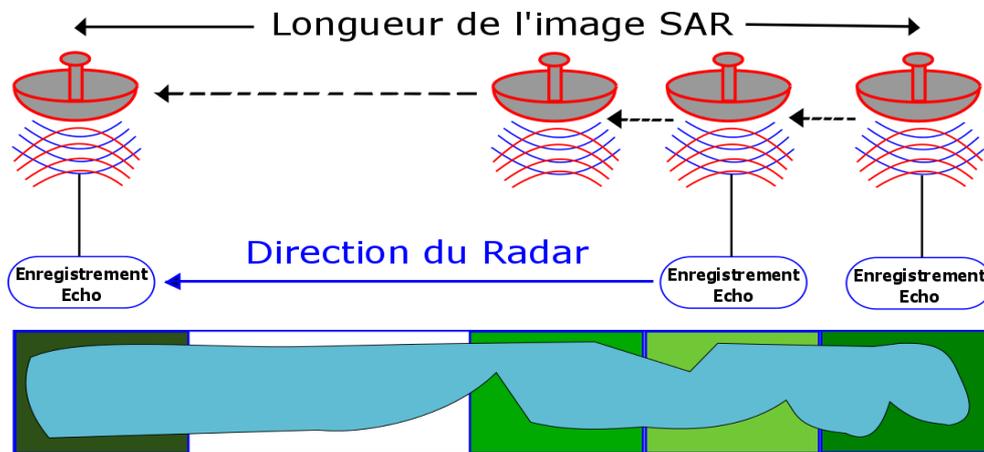


Figure 2.6. Principe de la synthèse d'ouverture SAR

Cependant la conception des antennes radar joue un rôle très important dans l'imagerie SAR, car la plupart des antennes ont une taille assez grande avec une portée de 9 à 15 m (dimension azimutale), et entre 10 et 20 fois la longueur d'onde de la hauteur de l'antenne (dimension en élévation). Cela signifie que les hauteurs d'antenne sont assez importantes. Les antennes SAR spatiales font donc partie des plus grandes structures lancées dans l'espace. Même lorsqu'elles sont pliées, leurs tailles et leurs masses imposantes signifient qu'elles doivent souvent être logées dans un carénage de lanceur de plus grande taille. Dans la littérature, plusieurs études ont été menées pour réduire la taille des antennes SAR pour diminuer les frais des missions SAR [2.6, 2.7].

La contrainte la plus souvent utilisée par les concepteurs SAR pour aider à sélectionner ces paramètres est connue sous le nom de contrainte de zone d'antenne SAR minimale. Cette

contrainte stipule que les antennes utilisées dans les systèmes SAR doivent avoir une certaine surface minimale pour que la conception soit fiable [2.8].

2.3.2 Caractéristiques des images SAR

Les images radar SAR sont composées de nombreux points ou éléments d'image appelés pixels. Chaque pixel de l'image SAR représente une estimation de la rétrodiffusion radar pour cette zone au sol. Les zones les plus sombres de l'image représentent une faible rétrodiffusion des rayons reçus, tandis que les zones les plus claires représentent une forte rétrodiffusion. Les caractéristiques lumineuses signifient qu'une grande partie de l'énergie du radar a été réfléchiée vers le radar, tandis que les caractéristiques sombres impliquent que très peu d'énergie a été réfléchiée. Chaque rétrodiffusion d'une zone cible à une longueur d'onde particulière va varier selon certaines conditions qui sont la taille des diffuseurs dans la zone cible, sa teneur en humidité, la polarisation de ces impulsions, son type et son angle d'observation (Figure 2.7).

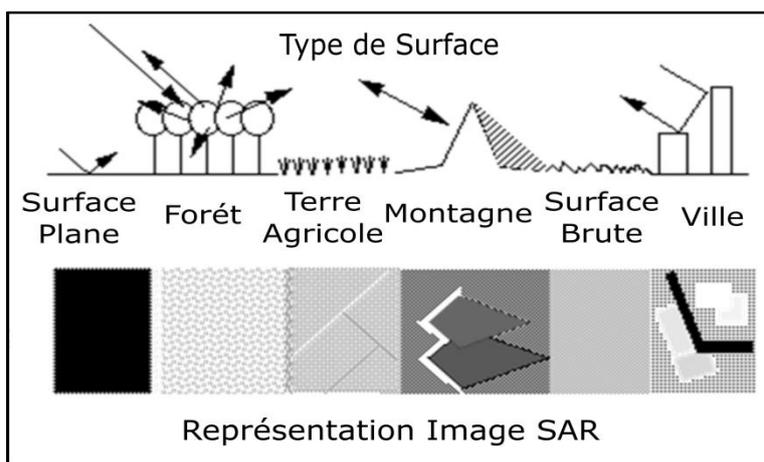


Figure 2.7. Reconstuction image SAR selon le type de Surface

Également connue sous le nom de section transversale radar, la rétrodiffusion (Backscatter) est mesurée en unités de surface comme le mètre carré, et est souvent liée à la taille d'un objet. Si un objet est de même taille ou plus grand que la longueur d'onde, il apparaîtra brillant comme l'effet d'un sol brut ou rugueux. Par contre, si l'objet est plus petit que la longueur d'onde il apparaîtra sombre comme l'effet d'un sol lisse. En général, des règles utiles sont utilisées dans l'analyse des images radar utilisant les caractéristiques géométriques de la cible comme suit (Figure 2.8):

- Les surfaces planes qui reflètent peu ou pas d'énergie apparaîtront toujours sombres dans les images radar,

- Les surfaces rugueuses et la végétation qui est généralement modérément rugueuse sur l'échelle de la plupart des longueurs d'onde radar, apparaîtront comme grises ou grises lumineuses dans une image radar suite à une diffusion volumétrique,
- Les surfaces inclinées vers le radar auront une rétrodiffusion plus forte que les surfaces en pente douce loin du radar et apparaîtront plus lumineuses dans une image radar,
- Certaines zones non éclairées par le radar, comme les pentes arrière des montagnes, sont dans l'ombre, et apparaîtront sombres,
- En ville, lorsque les cités et les bâtiments sont alignés de telle sorte que les impulsions radar entrants sont capables de rebondir sur les rues puis rebondir à nouveau hors des bâtiments (appelé un double rebond) et directement vers le radar, on aura une apparence très lumineuse (blanche), et les avenues bordées d'arbres, que l'on retrouve souvent en milieu urbain, génèrent également une réflexion par double bond, ce qui leur donne des tons clairs dans les images radar,
- Les Routes et autoroutes sont des surfaces planes et ainsi apparaîtront sombres.

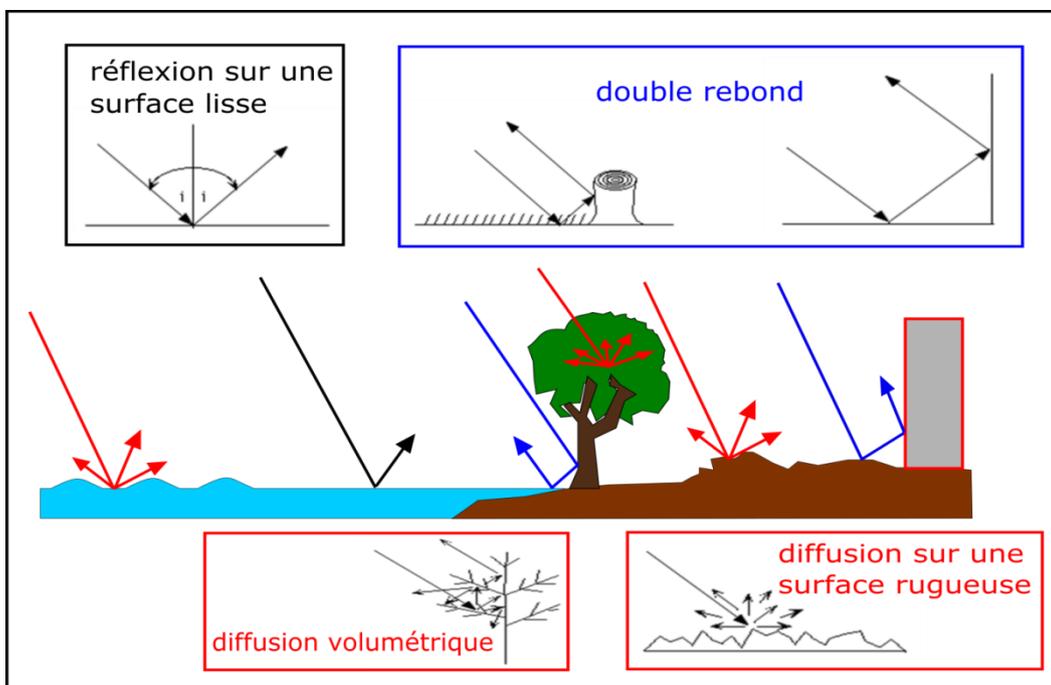


Figure 2.8. Mécanismes de Rétrodiffusion

Les capteurs SAR utilisent des micro-ondes principalement dans les bandes L (15 à 30 cm), C (3,75 à 7,5 cm), et X (2,4 à 3,75 cm). Les caractéristiques des ondes diffèrent selon la

longueur d'onde, car d'une manière générale, plus la longueur d'onde du signal est grande, moins l'atmosphère aura d'influence sur le signal enregistré par le capteur SAR et les ondes pénètrent dans la matière dans une certaine mesure. Cependant les ondes radio qui ont une courte longueur d'onde sont facilement réfléchies par la surface de la matière, ainsi les différentes longueurs d'onde des capteurs SAR permettent d'accéder à différents niveaux d'information:

- **Bande X** : l'onde est atténuée par l'atmosphère, la pénétration est faible permettant uniquement la caractérisation de la canopée,
- **Bande C** : l'atténuation atmosphérique est faible, et la pénétration augmente, il est possible d'obtenir des informations sur la structure de la canopée (feuilles, branches, etc.),
- **Bande L** : il n'y a pas d'atténuation atmosphérique et il est possible d'obtenir des images des couches situées sous la canopée, et donc de détecter la présence d'eau sous forêt, ce qui est impossible en optique (Figure 2.9).

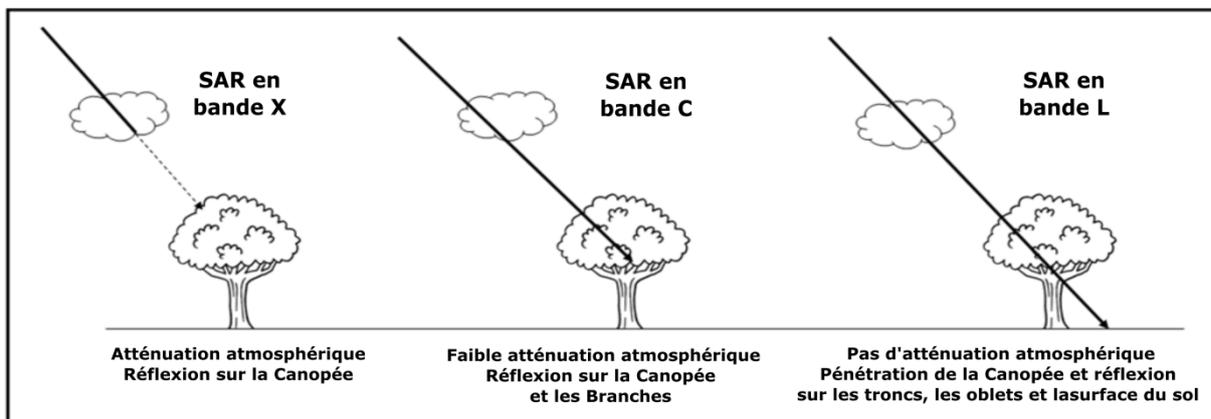


Figure 2.9. Atténuation atmosphérique et pénétration des ondes SAR en fonction des bandes de fréquence (X, C, L)

Les diffusions des ondes électromagnétiques sur les différents types de surfaces ont été le domaine de recherche de plusieurs chercheurs. Les plus célèbres sont les théories de Rayleigh et Mie. L'étude expérimentale de Rayleigh concernant la diffusion de la lumière par les solides a montré qu'un corps solide parfaitement homogène ne diffuse pas la lumière, mais la diffusion est possible soit à cause des tensions internes de la structure qui correspondent à la radiation de la même longueur d'onde, soit à cause du phénomène de la diffusion moléculaire [2.9].

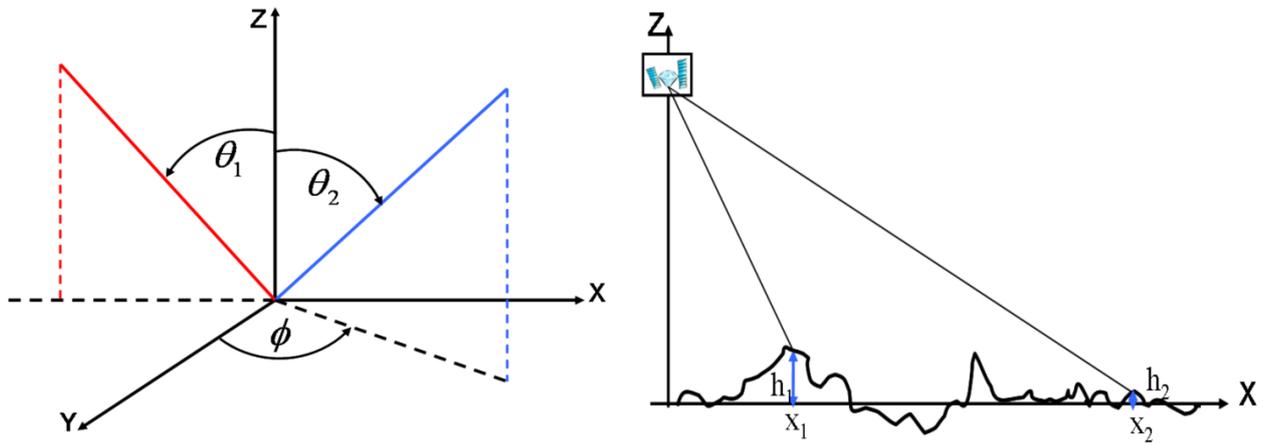


Figure 2.10. Diffusion d'ondes électromagnétiques par une surface

La Figure 2.10 montre la diffusion électromagnétique sur une surface rugueuse selon le critère de Rayleigh qui détermine le degré de rugosité d'une surface permettant ainsi une caractérisation et une interprétation physique de cette dernière. Le calcul de la différence de phase entre deux rétrodiffusions aux positions x_1 et x_2 , et aux hauteurs h_1 et h_2 suivant le type de sol rencontré est possible en utilisant la fonction suivante :

$$\Delta\phi = k[(h_1 - h_2)(\cos \theta_1 + \cos \theta_2) + (x_2 - x_1)(\sin \theta_1 - \sin \theta_2)] \quad (2.5)$$

où k représente le vecteur d'onde incident. Dans le cas où les angles d'émission sont égaux ($\theta_1 = \theta_2$) la fonction devient :

$$\Delta\phi = 2k (h_1 - h_2) \cos \theta_1 \quad (2.6)$$

Le critère de Rayleigh stipule que si la différence de phase $\Delta\phi$ est inférieure à $\frac{\pi}{2}$ alors la surface ciblée tend à être lisse, sinon la surface tend à être rugueuse [2.10]. Les radars utilisent généralement une mesure de rétrodiffusion appelée section transversale radar normalisée NRCS (Normalized Radar Cross Section). Cette mesure représente l'aspect physique de la zone imagée par le radar, et elle est indépendante de la résolution de l'image ou de la taille des pixels. La NRCS est mesurée en décibels (dB) et est généralement décrite par le symbole σ_0 nommé (Sigma Naught). La mesure NRCS va être détaillée dans la section 2.6.

2.3.3 Formation des images Radar SAR

Une scène d'image bidimensionnelle d'une zone cartographiée par radar peut être produite en traitant de manière cohérente l'historique de phase des signaux reçus par le radar SAR. Le plan image est défini par le vecteur (vitesse) de la plate-forme radar et l'axe du faisceau de l'antenne radar. Les deux axes orthogonaux de l'image traitée sont la distance, et la

distance transversale (azimut). La position le long de l'axe de distance est déterminée par le retard de l'impulsion reçue, et la position le long de l'axe de distance transversale est déterminée par le taux de distance cible ou la fréquence Doppler du signal de retour de cible. Les caractéristiques physiques tridimensionnelles de la surface cartographiée sont projetées par des techniques de traitement dans un plan bidimensionnel et forment une matrice de données bidimensionnelle d'échantillons complexes, où chaque échantillon complexe est donné par sa partie réelle et imaginaire, représentant ainsi une valeur amplitude et de phase. La première dimension correspond à la direction de distance (ou temps rapide). Une ligne de distance se compose d'échantillons d'écho complexes après avoir été amplifiés, convertis en bande de base, numérisés, et stockés en mémoire. Chaque fois que le radar parcourt une distance, il acquiert une ligne de distance formant ainsi la deuxième dimension de la matrice de données, appelée azimut (ou temps lent) [2.11]. Contrairement aux capteurs optiques, la visualisation des données SAR brutes (RAW Data) ne donne aucune information utile sur la scène. Ce n'est qu'après le traitement du signal qu'une image est obtenue. Le traitement complet peut être compris comme deux opérations de filtrage adaptées distinctes le long des dimensions de distance et d'azimut.

La première étape consiste à compresser les signaux modulés transmis en une impulsion courte. Au lieu d'effectuer une convolution dans le domaine temporel, une multiplication dans le domaine fréquentiel est adoptée en raison de la charge de calcul beaucoup plus faible. Le résultat est une image compressée de distance, qui ne révèle que des informations sur la distance relative entre le radar et n'importe quel point au sol. En utilisant les relations (2.1) et (2.2) à tout instant t , la distance entre le radar se déplaçant à vitesse constante v , et un point au sol décrit par ses coordonnées $(x, y, z) = (x_0, 0, \Delta h)$ s'obtient facilement en appliquant le théorème de Pythagore :

$$r(t) = \sqrt{r_0^2 + (vt)^2} \approx r_0 + \frac{(vt)^2}{2r_0} \text{ pour } vt/r_0 \ll 1 \quad (2.7)$$

où, sans perte de généralité $t = t_0 = 0$ est le temps d'approche le plus proche, lorsque la distance est minimale et $r(t_0) = r_0 = \sqrt{(H - \Delta h)^2 + x_0^2}$ avec H la hauteur de la plateforme.

La deuxième étape est la compression azimutale qui suit le même raisonnement de base, c'est-à-dire que le signal est convolué avec sa fonction de référence, qui est le conjugué complexe de la réponse attendue d'une cible ponctuelle au sol. En considérant un diffuseur élémentaire à la distance $r(t)$ donnée en (2.7), le signal azimutal peut être modélisé par [2.12] :

$$S_a(t) = A\sqrt{\sigma_0} \exp(i\varphi^{scatt}) \exp\left(-i\frac{4\pi}{\lambda}r(t)\right) \quad (2.8)$$

où A tient compte de la dépendance du signal reçu sur les paramètres du système tels que la puissance d'émission et les pertes. La NRCS (section efficace radar) est donnée par σ_0 qui représente les diffusions d'amplitude, et φ^{scatt} les diffusions de phase. $4\pi r(t)/\lambda$ décrit la variation de phase azimutale due à la distance changeante. i représente la partie imaginaire. La Figure 2.11 résume les étapes de base du traitement SAR de manière simplifiée.

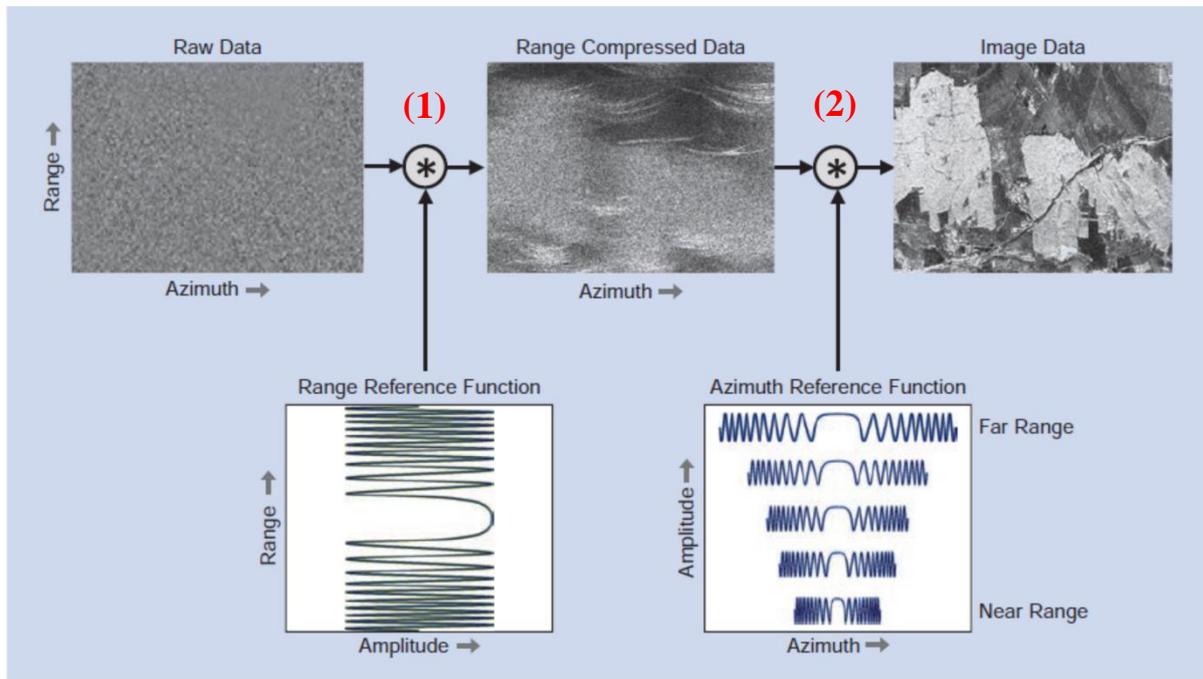


Figure 2.11. Les étapes de traitement des données SAR, (1) Compression des données brutes effectuée par une convolution avec la fonction de référence de plage (range), (2) Compression azimutale effectuée par une convolution avec la fonction de référence azimutale, qui change de plage proche à éloigné. Le symbole « $*$ » représente la Convolution

2.3.4 Les coefficients de rétrodiffusion

L'information enregistrée suite à l'émission et la réception des champs rétrodiffusés par un radar contient des informations sur les caractéristiques telles que l'amplitude et la phase de ces champs l'un par rapport à l'autre permettant de mesurer les propriétés des cibles. On associe à une cible étendue une surface équivalente radar notée σ_{ij} , définie comme étant le rapport entre la puissance diffusée par la cible et la puissance surfacique reçue par la cible lors de l'illumination par l'onde émise par l'antenne. On a donc :

$$\sigma_{ij} = 4\pi R^2 A \frac{P_d}{P_t} \quad (2.9)$$

où P_t représente la puissance transmise par l'antenne en polarisation i , P_d représente la puissance diffusée par la cible, et R représente la distance entre l'antenne émettrice et la cible, sachant que le $4\pi R$ décrit la variation de phase azimutale due à la distance changeante comme vue en (2.8). Pour la caractérisation des cibles de manière générale, la surface équivalente radar est normalisée par la surface au sol de la cible nommée A_c , et on introduit le coefficient de rétrodiffusion σ^0 :

$$\sigma^0 = \frac{\sigma_{ij}}{A_c} \quad (2.10)$$

A partir de (2.9) et (2.10), et utilisant la proportionnalité de la puissance par rapport au carrés des modules des champs électriques, on obtient la relation suivante :

$$\sigma^0 = \frac{4\pi}{A_c} \langle |S_{ij}|^2 \rangle \quad (2.11)$$

On aperçoit que le coefficient de rétrodiffusion σ^0 nommée (Sigma Naught, ou NRCS), n'est donc qu'une estimation directe d'un paramètre de la matrice de diffusion, car il mesure l'intensité du signal SAR, qui est le carré de l'amplitude. Et dans la pratique, une image est un ensemble de pixels caractérisés par un compte numérique **CN** avec :

$$\langle CN \rangle^2 = K \sigma^0 \quad (2.12)$$

où K est une constante d'étalonnage mesurée généralement en décibels (dB) pour obtenir à la fin la relation suivante :

$$\sigma^0 (dB) = 10 \log_{10} \langle CN^2 \rangle - 10 \log(K) \quad (2.13)$$

Les coefficients de rétrodiffusion sont une représentation spatialisée des propriétés locales de rétrodiffusion de la surface terrestre sur une scène donnée. Leur utilisation consiste à la détermination des informations extraites des mesures bidimensionnelles des rétrodiffusions, et c'est de cette manière on peut connaître la relation qui unit les propriétés bio géophysiques de la cible à son coefficient de rétrodiffusion dans une image SAR donnée [2.13, 2.14].

2.3.5 Modes d'Acquisitions des Radar SAR

Les systèmes SAR actuels sont capables de fonctionner dans différents modes d'imagerie en contrôlant le diagramme de rayonnement de l'antenne. Pour une antenne plane, cela se fait en divisant l'antenne en sous-ouvertures et en contrôlant la phase et l'amplitude de chaque sous-ouverture à travers des modules d'émission et de réception (TRM, transmit/receive modules).

Le mode le plus fondamental est le mode Stripmap, où le motif est fixé à un couloir (swath), créant ainsi une image d'une seule bande continue. L'antenne pointe dans une direction fixe ciblant un point précis, ensuite la synthèse de ce dernier s'effectue en prenant en compte toutes les acquisitions, et ceci tant que la cible est toujours présente dans le lobe d'antenne à chaque position où l'antenne physique est passée (Figure 2.12).

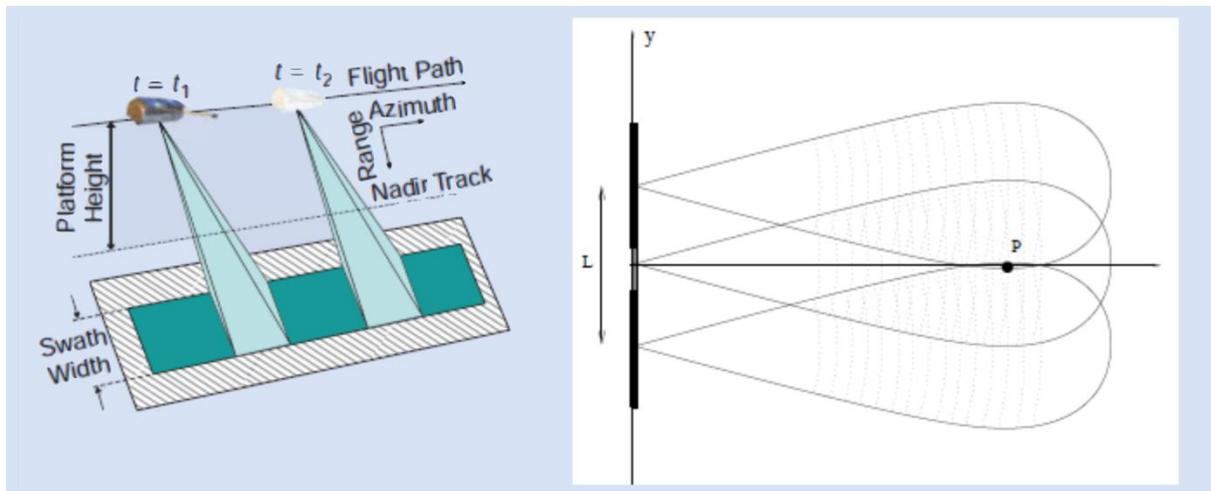


Figure 2.12. Le mode d'acquisition SAR « Stripmap »

Si une meilleure résolution azimutale est requise, le mode Spotlight est utilisé. Ici, la direction de l'antenne est orientée en azimuth vers un point fixe pour éclairer une région donnée, et varie au cours du temps de sorte que la zone imagée reste le plus longtemps possible dans le lobe de l'antenne physique (Figure 2.13). Le long temps d'éclairage se traduit par une longueur d'ouverture synthétique accrue et par conséquent une meilleure résolution. Cependant, le mode Spotlight n'imagine pas une bande continue mais plutôt des taches individuelles le long de la trajectoire de vol du radar.

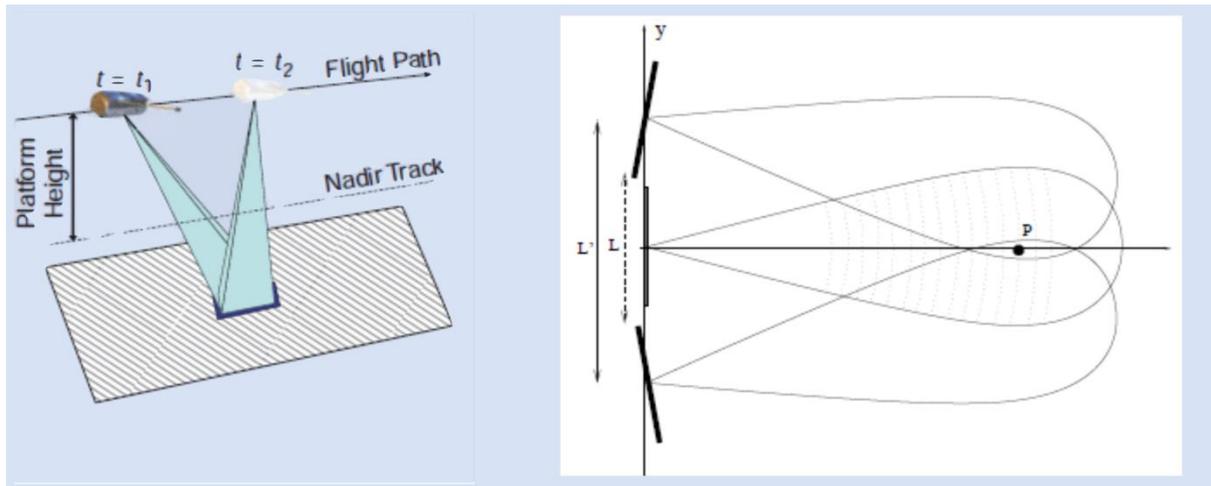


Figure 2.13. Mode d'acquisition SAR « Spotlight »

Dans le cas où un couloir plus large est requis mais le radar est limité par la dimension verticale de l'antenne physique, le système peut être utilisé en mode ScanSAR. Ici, le diagramme d'élévation d'antenne est successivement orienté vers différents angles d'élévation correspondant à de multiples sous-bandes. Chaque sous-bande est éclairée par plusieurs impulsions pendant une durée plus courte que le mode Stripmap. La synchronisation est ajustée de telle sorte que les modèles d'élévation variant dans le temps répètent de manière cyclique l'imagerie de multiples sous-bandes continues. Après un traitement approprié, cela donne une image SAR à large bande. Cependant, la résolution azimuthale est dégradée par rapport au mode Stripmap (Figure 2.14).

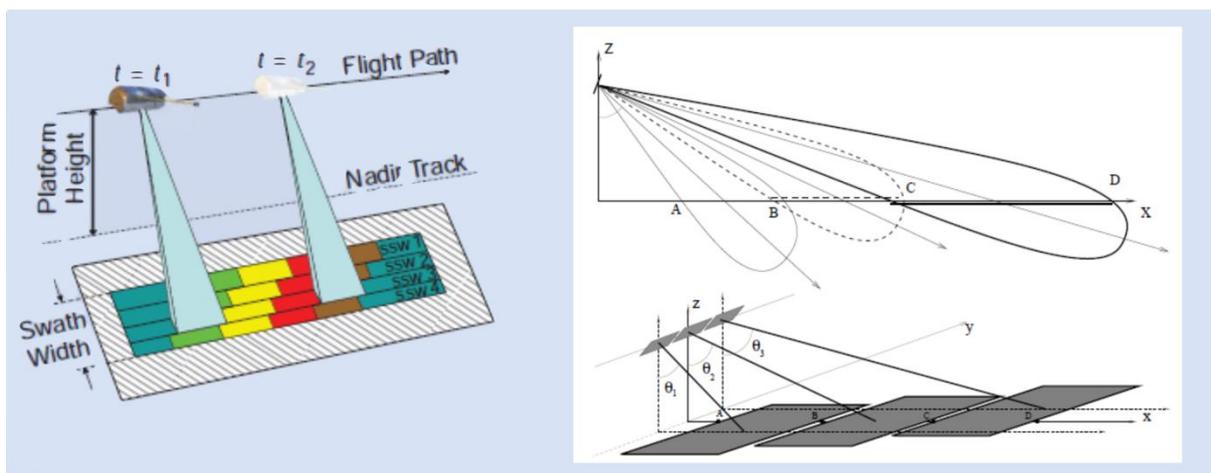


Figure 2.14. Mode d'acquisition SAR « ScanSAR »

2.4 Particularité de l'imagerie SAR

2.4.1 Le bruit Speckle

L'imagerie radar est le résultat d'illumination d'une scène observée par une source qui a des propriétés bien particulières suite au signal rétrodiffusé par une surface ou par un objet. En effet, la prise en compte d'un grand nombre de cibles élémentaires censées représenter le milieu diffusant, conduit à l'apparition d'un phénomène de chatoiement, un signal non constant et d'apparence bruitée. Cet effet de chatoiement particulier observé dans les images SAR est appelé bruit Speckle, un bruit causé par la présence de nombreux diffuseurs élémentaires avec une distribution aléatoire dans une cellule de résolution. La somme cohérente de leurs amplitudes et phases entraîne de fortes fluctuations de la rétrodiffusion d'une cellule de résolution à une autre. Une image radar est constituée de plusieurs cellules de résolution représentant les éléments de l'image (pixels), et il peut exister plusieurs diffuseurs à l'intérieur de chaque cellule de résolution (Figure 2.15).

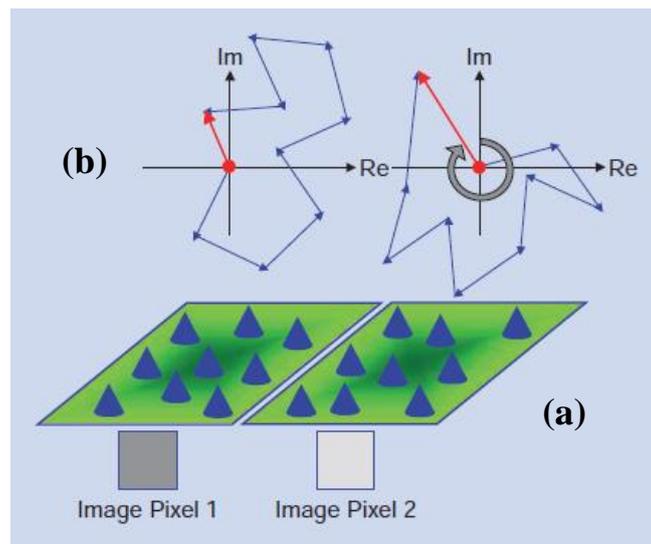


Figure 2.15. Formation du bruit Speckle, (a) Cellules de résolution et diffuseur pour chaque pixel, (b) Représentation de la somme cohérente des diffuseurs d'une cellule de résolution

Le chatoiement se produit dans les images SAR en raison de la somme cohérente de nombreux diffuseurs élémentaires dans une cellule de résolution. La Figure 2.15 montre la distribution des diffuseurs dans chaque cellule de résolution et les valeurs d'amplitude et de phase résultantes. En raison de la distribution aléatoire des diffuseurs, l'intensité et la phase résultantes changent de pixel en pixel, montrant une distribution exponentielle et uniforme

respectivement [2.15]. La réflectivité complexe totale pour chaque cellule de résolution est donnée par :

$$\Phi = \sum_i \sqrt{\sigma_i} \exp(i\varphi_i^{scatt}) \exp\left(-i \frac{4\pi}{\lambda} r_{0,i}\right) \quad (2.14)$$

où i est le nombre de diffuseurs élémentaires dans la cellule de résolution. Le chatoiement est en effet une mesure physique de la structure cellulaire de résolution au niveau de sous-résolution. Bien qu'il soit communément appelé chatoiement, le bruit Speckle est de nature multiplicatif, et ne peut être réduit ni en augmentant la puissance du signal d'émission, ni en utilisant les techniques de de-bruitage classique qui sont basées sur le bruit additif [2.16].

Le bruit speckle est modélisé comme un bruit multiplicatif, par conséquent le signal résultant est le produit du signal speckle et du bruit d'origine. Soit $I(i, j)$ le pixel déformé par le bruit d'une image SAR, et $S(i, j)$ le pixel d'image débruitée qui doit être récupéré, on peut modéliser leurs relation selon la formule suivante :

$$I(i, j) = S(i, j) * N(i, j) \quad (2.15)$$

où $N(i, j)$ représente le bruit multiplicatif, une caractéristique inhérente et spécifique qui est de nature déterministe et aléatoire dans les images SAR.

2.4.2 L'imagerie Multi-temporelle

Les mesures pour prendre des images radar à des temps différents sur plusieurs périodes dans l'année sont l'une des particularités de l'imagerie radar à synthèse d'ouverture (SAR). Les images radar multi-temporelles sont étudiées pour évaluer leur capacité à cartographier les différents types de couverture terrestre. La variabilité temporelle et la rétrodiffusion minimale dans une série chronologique de mesures de rétrodiffusion présentent des caractéristiques uniques sur les différents types de couverture terrestre.

Le suivi temporel dans l'imagerie radar constitue l'un des avantages de la détection de changement dans les images SAR, car les traitements réalisés sur une seule image à une période donnée, peuvent fournir certaines informations à l'instant où l'image a été prise. Cependant pour suivre l'évolution des changements de la région imagée il faut avoir plusieurs images de la même région et les comparer en utilisant plusieurs méthodes de traitement telles que le filtrage, ou la fusion pour détecter les changements apportés à cette région.

Les informations disponibles sont dans ce cas bien supérieures à celles fournies par une image SAR unique, et cette approche est généralement nommée filtrage ou traitement multi-

temporel, par rapport aux images SAR utilisées qui ont été acquises à des dates différentes. L'utilisation du multi temporel est l'une des techniques les plus prometteuses quant au filtrage, mais elle est aussi plus coûteuse que les autres. En effet, elle utilise les différentes images comme des vues incohérentes et applique une méthode de multi-vues. Le point difficile est de disposer d'une pile d'images parfaitement recalées (Figure 2.16). Le recalage doit être opéré sur des données complexes en prenant en compte la trajectoire des acquisitions effectuées par le radar. Un autre domaine qui traite les images radar SAR d'une nouvelle façon est le domaine des Radars à Synthèse d'Ouverture Avancé, proposant de nouvelles techniques d'acquisition pour obtenir des images de haute définition, en plus de plusieurs nouvelles caractéristiques.

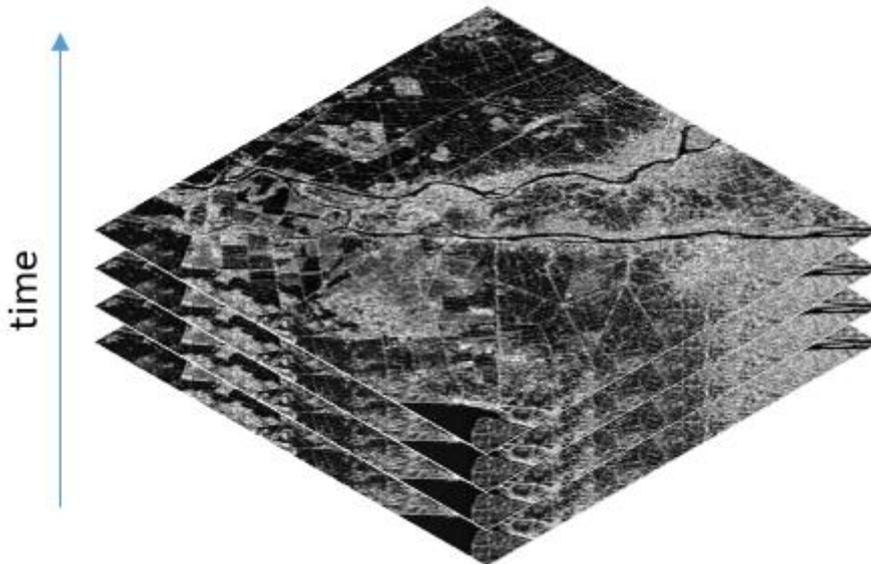


Figure 2.16. Une pile d'images SAR multi-temporelles prise à des dates différentes

2.5 Radar à Synthèse d'Ouverture Avancé (ASAR)

Suite aux différents travaux réalisés en utilisant l'imagerie radar SAR, cet outil est devenu de plus en plus indispensable quand à son utilisation dans différents domaines. Cependant, ces images ont hérité de quelques inconvénients émanant des ondes électromagnétiques émises, tels que le bruit speckle qui entache les images SAR et qui est très difficile à nettoyer, ou la qualité des images SAR qui reste inférieure par rapport à celle des images optiques, du fait que le radar fonctionne en mode panchromatique utilisant un seul canal spectral pour l'obtention des images. Par contre, le satellite optique fonctionne en mode multi-spectral produisant ainsi des images couleurs de haute définition.

Une amélioration de la qualité des images SAR pour les rendre presque aussi importantes que les images optiques était prévisible. Ceci a mené au développement de l'instrument d'acquisition d'imagerie SAR avancé nommé ASAR (Advanced Synthetic Aperture Radar).

Capable de récupérer une variété de mesures géophysiques afin de les exploiter efficacement, le ASAR est un instrument d'imagerie haute résolution tout temps, qui fonctionne jour et nuit, et qui fournit des mesures de rétrodiffusion radar indiquant la structure du terrain, la rugosité de la surface, et la constante diélectrique. Les nouvelles fonctionnalités de l'ASAR comprennent la direction du faisceau pour l'acquisition d'images avec différents angles d'incidence nommée l'interférométrie SAR (InSAR), et la double ou triple ou quad polarisation des images SAR (PolSAR). Les importantes contributions de l'ASAR à la mission mondiale comprennent:

- La mesure des conditions de l'état de la mer à différentes échelles,
- La cartographie des caractéristiques de la dynamique de la calotte glaciaire, et sa répartition dans la mer,
- La détection des changements de la végétation à grande échelle,
- La surveillance de la pollution naturelle et anthropique de l'océan.

2.5.1 L'interférométrie

L'interférométrie SAR est une technique de télédétection puissante et bien établie qui permet la mesure très précise d'importants paramètres géophysiques tels que la topographie de surface, la déformation et l'affaissement du sol, ainsi que les mouvements des glaciers [2.17, 2.18]. Le principe de base de l'interférométrie SAR est de comparer la phase de deux ou plusieurs images radar complexes d'une scène, qui ont été acquises à partir de positions légèrement différentes ou à des moments différents.

Étant donné que la phase de chaque pixel d'image SAR contient des informations de distance précises à une petite fraction de la longueur d'onde du radar, il est possible de détecter et de mesurer de minuscules différences de longueur de trajet avec une précision centimétrique ou même millimétrique. Cette précision exceptionnelle est indépendante de la distance entre le capteur et la scène, ce qui rend l'interférométrie SAR très pertinente pour la télédétection aérienne et spatiale. Au cours des dernières décennies, de nombreuses applications terrestres ont été démontrées en utilisant des avions ou des satellites [2.19, 2.20].

Les images Interférométriques SAR sont généralement acquises soit à partir de trajectoires de vol mutuellement déplacées, ou soit à partir d'une seule et même trajectoire de vol mais à des moments différents. La première est connue sous le nom d'interférométrie transversale et permet, en plus de plusieurs autres applications, une mesure précise de la topographie de surface. La deuxième est connue sous le nom d'interférométrie différentielle en faisant varier la ligne de base temporelle entre les acquisitions interférométriques, des vitesses allant de plusieurs mètres par seconde à quelques millimètres par an peuvent être mesurées avec précision.

2.5.1.1 *L'interférométrie SAR Transversale*

L'imagerie SAR conventionnelle implique une projection de l'espace objet en 3-D vers une image radar 2-D plane où les coordonnées de l'image sont la distance et l'azimut. Cela signifie qu'un seul pixel d'image contient les échos radar focalisés déplacés de celui de la première antenne. Comme illustré sur la Figure 2.17, le déplacement d'antenne provoque pour chaque diffuseur de la scène imagée une différence de plage caractéristique qui peut être évaluée pour récupérer la hauteur de surface. Il devient donc évident que pour les grandes distances r_0 et les lignes de base courtes B_{\perp} , la différence de distance unidirectionnelle Δr sera proportionnelle à la différence de hauteur Δh , où cette proportionnalité peut être exprimée par :

$$\Delta r \cong \frac{B_{\perp}}{r_0 \sin(\theta_i)} \Delta h \quad (2.16)$$

où r_0 est la plage d'inclinaison, θ_i est l'angle d'incidence local, et B_{\perp} est la ligne de base perpendiculaire à la ligne de visée.

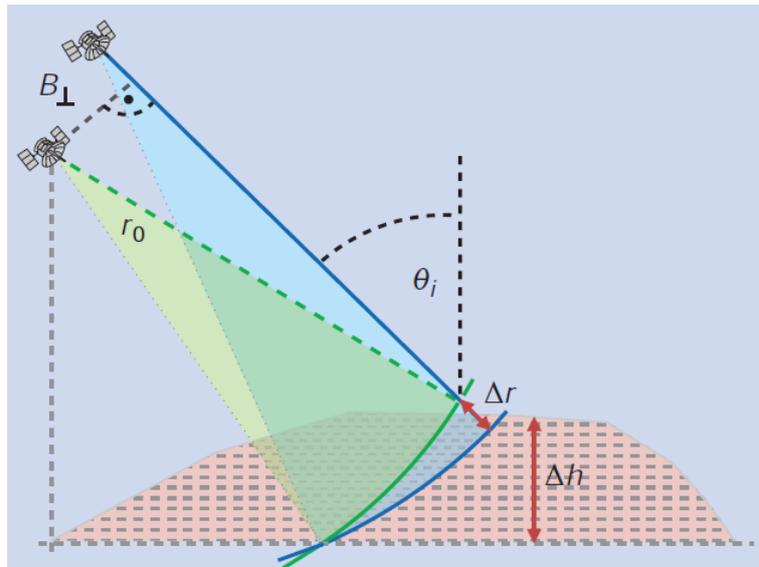


Figure 2.17. Interférométrie SAR transversale utilisant des antennes se déplaçant sur des trajectoires de vol parallèles mais mutuellement décalées

Dans un système de radar cohérent, cette différence de portée Δr correspond à une différence de phase mesurée $\Delta\varphi$ qui est décrite comme suit :

$$\Delta\varphi = m \frac{2\pi}{\lambda} \Delta r \quad (2.17)$$

où λ est la longueur d'onde de la porteuse. Le facteur m prend en compte le fait que la différence de portée est due uniquement au chemin de réception, ou aux chemins de transmission et de réception en même temps. Par conséquent, m est égal à un pour un interféromètre SAR à passe unique, où une seule antenne émet et deux antennes reçoivent les échos diffusés. Par contre m est égal à deux pour un scénario de répétition ou de ping-pong où chaque image radar est acquise avec son propre illuminateur.

2.5.1.2 L'interférométrie SAR Différentielle

L'interférométrie différentielle SAR (DInSAR) est un autre exemple clair d'une technique interférométrique bien établie. Comme avec l'InSAR, la haute sensibilité d'un instrument SAR pour mesurer la distance de propagation de la ligne de mire est exploitée afin de détecter les déplacements de la surface de la Terre à une échelle de longueur d'onde.

Si nous considérons deux images SAR acquises avec un certain temps de séparation, et qui sont combinées pour générer un interférogramme. Idéalement, une configuration de ligne de base nulle entraînerait un interférogramme dont les informations de phase seraient uniquement liées au déplacement de ligne de mire dans la scène. Cependant, en pratique une

certaine ligne de base est toujours présente, ce qui rend l'interférogramme également sensible à la topographie de la scène. Les informations topographiques peuvent être soustraites de l'interférogramme, conduisant à une mesure interférométrique SAR différentielle où des changements subtils de l'écart de distance entre les deux acquisitions (par exemple, en raison d'un affaissement) peuvent être détectés. Après l'élimination de la phase topographique, la phase de l'interférogramme devient :

$$\varphi_{disp} = \frac{4\pi}{\lambda} \Delta r_{disp} \quad (2.18)$$

où Δr_{disp} est le déplacement de la ligne de mire souhaité. Comme on peut le noter dans (2.18), la DInSAR peut atteindre une précision de l'ordre d'une fraction de la longueur d'onde dans la mesure du déplacement, devenant ainsi un outil puissant pour la surveillance de la déformation de grandes surfaces. Similaire à InSAR, la phase différentielle doit être déballée et étalonnée afin d'obtenir des résultats de déplacement absolus (Figure 2.18).

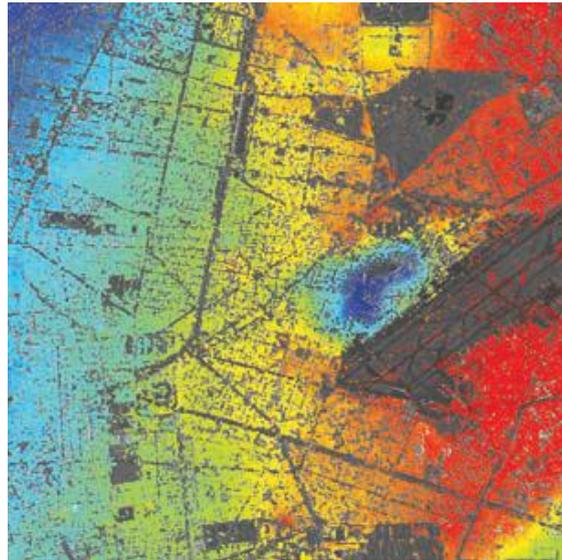


Figure 2.18. DInSAR de deux images TerraSAR-X prises avec six mois de différence

La Figure 2.18 montre un affaissement au-dessus de Mexico estimé avec deux images TerraSAR-X acquises avec une différence de six mois. Le déplacement maximal est d'environ 15 cm dans certaines zones urbaines, ce qui correspond à peu près à un facteur 5 de la longueur d'onde. Les zones à faible cohérence ont été masquées à des fins de visualisation. L'affaissement est dû à l'extraction des eaux souterraines et il s'agit d'un problème bien connu à Mexico [2.21].

2.5.2 La Polarimétrie

2.5.2.1 Définition

La polarimétrie SAR est une technique largement utilisée pour l'extraction d'informations physiques qualitatives et quantitatives des zones terrestres, glaciale, océaniques, ou urbaines, en permettant la mesure et l'exploration des propriétés polarimétriques des diffuseurs artificiels et naturels [2.22]. La lumière est composée de champs électriques et électromagnétiques qui peuvent prendre n'importe quelle direction, cependant le champ électrique de la lumière polarisée est limité à une seule direction. L'idée principale de la polarisation est obtenue en utilisant des antennes SAR polarimétriques pour envoyer et recevoir des ondes polarisées en utilisant deux directions qui sont la direction horizontale (H), et la direction verticale (V).

Les radars peuvent donc transmettre et recevoir des vecteurs de champ électrique horizontaux ou verticaux ou les deux en même temps. Les processus physiques de base responsables du retour à polarisation similaire sont la réflexion de surface quasi-spéculaire et la diffusion en surface ou en volume.

2.5.2.2 Les types de Polarisation

Pour illustrer l'effet de la polarisation, considérons un modèle simple d'un couvert végétal constitué de courts diffuseurs verticaux sur une surface rugueuse, comme le montre la Figure 2.19. En supposant que les diffuseurs agissent comme de courts dipôles verticaux, l'énergie micro-ondes incidente polarisée horizontalement n'interagira pas avec la canopée et se dispersera à partir de la surface en dessous. Inversement, l'énergie micro-onde polarisée verticalement interagira fortement avec les dipôles.

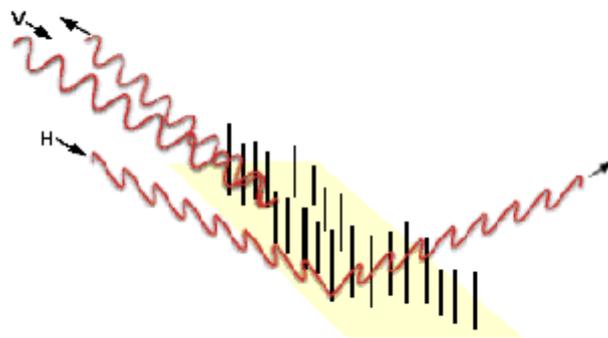


Figure 2.19. Orientation des ondes électromagnétiques

L'instrument ASAR peut fournir des données à double canal, en alternant les modes de polarisation dans les deux directions H et V. En combinant les directions, on peut obtenir différentes combinaisons qui sont (Figure 2.20) :

- Les directions Identiques (HH) et (VV) : c'est le résultat qui se produit après l'émission et la réception d'une onde dans une même direction horizontale ou verticale.
- Les directions Croisées (VH) et (HV) : c'est le résultat qui se produit après l'émission et la réception d'une onde dans différentes directions (émission H et réception V, ou l'inverse émission V et réception H).

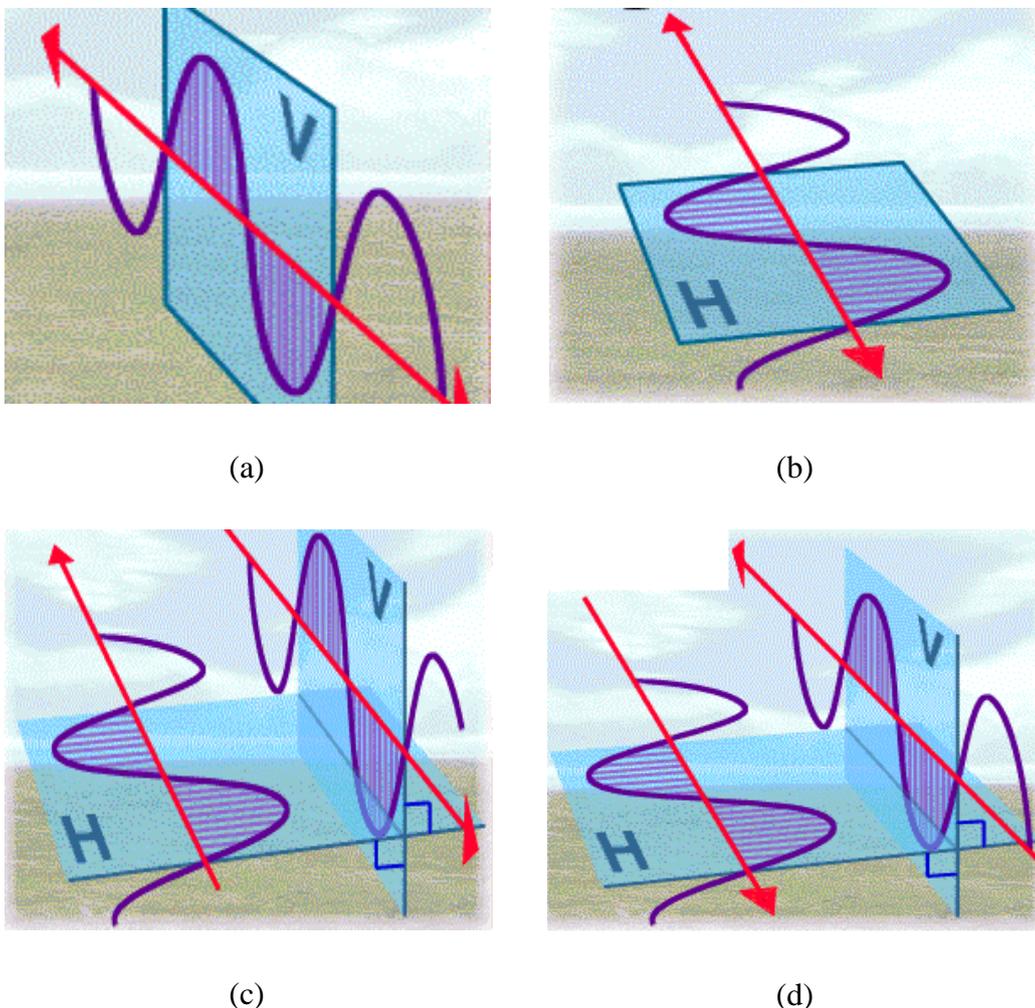


Figure 2.20. Les quatre combinaisons obtenues après l'envoi et la réception des ondes dans les différentes directions, (a) VV polarisation Identique verticale, (b) HH polarisation Identique Horizontale, (c) polarisation Croisée VH, (d) polarisation Croisé HV

2.5.2.3 La polarisation et ses applications

Les données à double polarisation sont très importantes pour une large gamme d'applications telles les études de végétation, des sols, des glaces et de la mer. La polarisation HH, représentée dans la Figure 2.20 (a) est la configuration de polarisation préférée dans un certain nombre d'applications telle que l'étude de l'humidité du sol, car si nous ignorons les différences de densité des cultures, alors les cultures orientées verticalement telle que le blé, ou l'orge vont améliorer la pénétration avec la polarisation HH, permettant à la rétrodiffusion de mieux représenter le régime d'humidité du sol plutôt que la géométrie des cultures. La polarisation HH est très appropriée pour séparer la glace marine et l'eau, car il est moins sensible à la rugosité de l'eau que la polarisation VV (Figure 2.20 (b)), produisant ainsi un contraste amélioré entre les deux types de cibles. La polarisation VV est la configuration préférée dans les études de la rugosité à petite échelle des ondes capillaires à la surface de l'eau, pour l'extraction de la vitesse du vent des surfaces par exemple [2.23, 2.24].

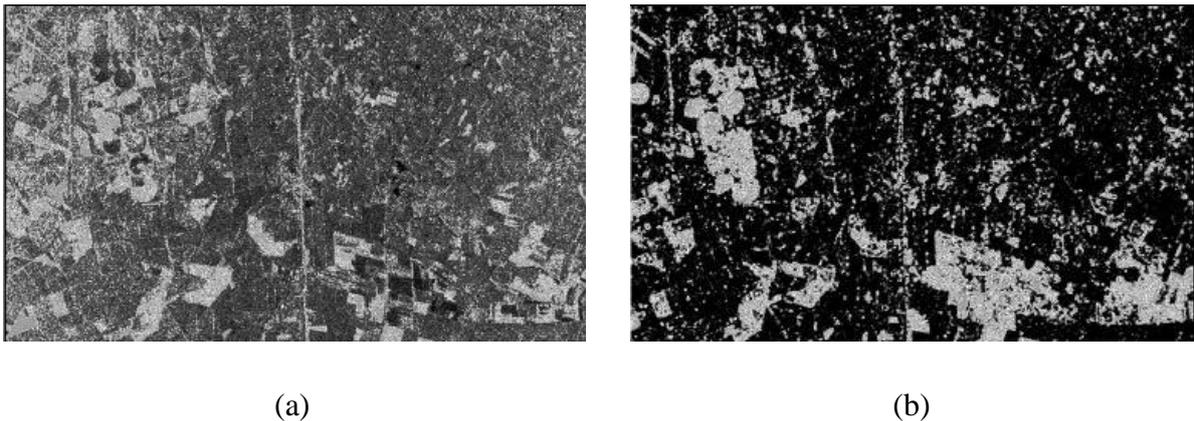


Figure 2.21. (a) Image SAR VV SIR-C sur un site en France, (b) corrélation entre deux images SAR SRI-C VV et HH

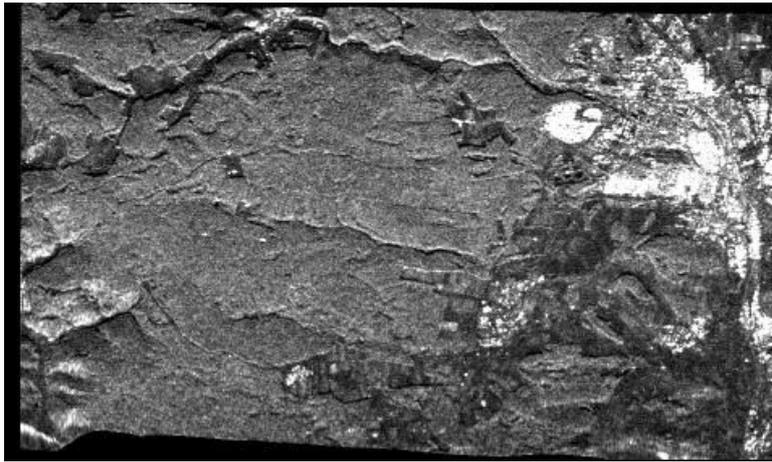
La Figure 2.21 montre une première image à polarisation identique double VV du radar SIR-C, et une deuxième image qui représente une corrélation entre deux images du même radar HH et VV pour démontrer comment l'utilisation de données à double polarisation peut améliorer le contenu de l'information. La Figure 2.21 (a) montre une mauvaise discrimination entre les zones végétales et non végétales, sachant que ceci est dû aux grandes variations de la rétrodiffusion des surfaces de sol nu liées à différentes conditions de rugosité et d'humidité du sol. Cependant, en utilisant les deux polarisations pour produire une image de corrélation HH / VV comme montré dans la Figure 2.20 (b), il devient possible de distinguer les zones non végétales (corrélation élevée) et végétales (faible corrélation). Sur cette image, les zones

(claires) à forte corrélation correspondent aux champs de maïs récemment récoltés. En revanche, les différents états de travail du sol produisent de grandes variations d'intensité de rétrodiffusion dans l'image monocanal [2.25, 2.26].

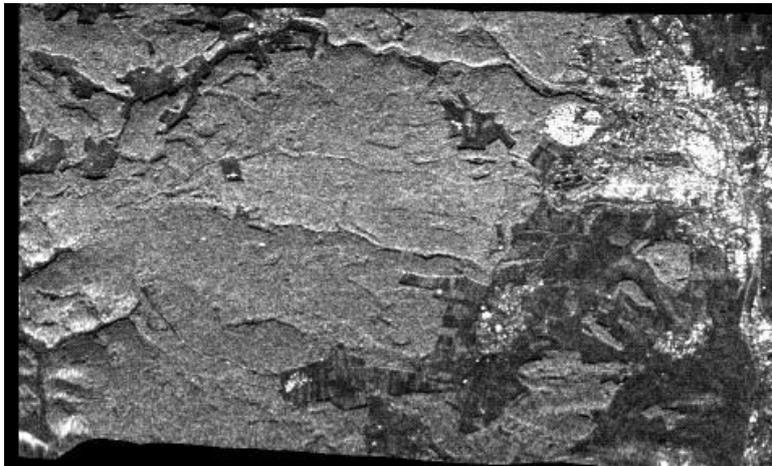
L'utilisation des polarisations croisées VH ou HV est très appropriée pour détecter des cibles à la surface de l'eau qui acceptent la diffusion multiple nécessaire à la dépolarisation. Ces cibles sont par exemple, les superstructures de navires et diverses déformations de la glace. Aussi les applications concernant le sol et la végétation peuvent bénéficier de l'avantage que fournit l'imagerie SAR à polarisation croisée. Pour les études de sol nu, où l'attention se concentre sur la récupération de l'humidité et de la rugosité du sol, l'utilisation de différentes polarisations améliorera l'inversion dans les paramètres du sol. La polarisation croisée fournit une amélioration importante pour la récupération de l'humidité du sol car la rétrodiffusion radar est moins sensible à la rugosité de la surface, et à sa direction des rangées. Concernant la végétation, l'utilisation de la polarisation croisée améliorera la discrimination entre cette dernière (diffusion volumique) et le sol (diffusion en surface). Dans le cas de la foresterie, l'utilisation de la polarisation croisée améliorera la discrimination entre une zone de forêt, et une zone non forestière, et aussi à la récupération des faibles valeurs de biomasse telle que la régénération forestière, la repousse et la plantation.

La zone des images de la Figure 2.22 s'étend sur 12 km de large et comprend des forêts, des champs cultivés et des zones urbaines. On considère que les deux images polarisées de la même manière sont très similaires. Cependant, sur l'image à polarisation croisée, les zones urbaines semblent beaucoup moins lumineuses. En effet, le retour polarisé croisé n'apparaît que par diffusion multiple, tandis que les zones urbaines sont caractérisées par des objets artificiels qui agissent comme des réflecteurs d'angle.

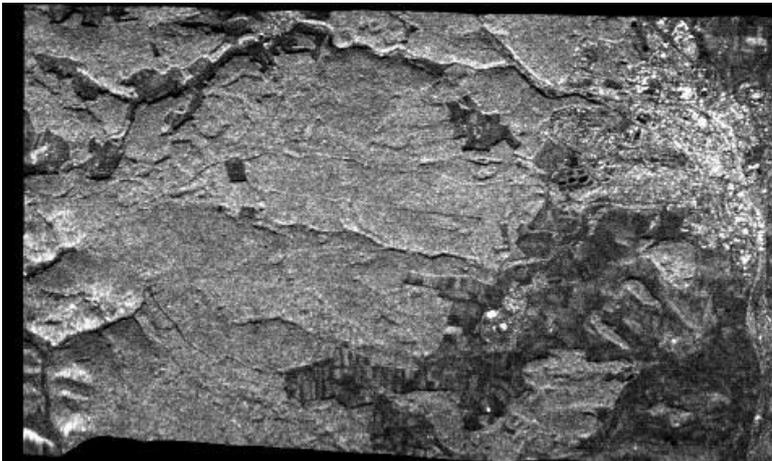
Un autre avantage que fournit la polarisation est la création d'une image SAR colorée à partir des images panchromatiques SAR polarisées en appliquant la méthode des fausses couleurs, dite composite. Cette méthode consiste à l'affectation des trois couleurs primaires de la synthèse additive (Rouge, Vert, et Bleu), aux différentes images polarisées disponibles d'une même région. Les images polarisées doivent être au nombre de trois (le nombre de couleurs disponibles), pour être fusionnées par la suite. En général pour obtenir une image en couleur réelle, il faudrait affecter les trois couleurs primaires à leurs bandes identiques respectives, Le rouge est attribué à la bande rouge, le vert à la bande verte, et le bleu à la bande bleue. Le résultat sera une image composée de couleurs réelles où chaque élément garde sa couleur naturelle, (vert pour la végétation, bleu pour le ciel, rouge pour le sang etc.).



(a)



(b)



(c)

Figure 2.22. Trois images de polarisation différentes d'une zone du sud de l'Allemagne photographiée par le JPL AIRSAR lors de la campagne MAC Europe en 1989, (a) Polarisation HH, (b) Polarisation VV, (c) Polarisation HV

Cependant si les bandes spectrales de l'image ne correspondent pas aux couleurs primaires comme dans le cas des images radar panchromatiques créées non pas à la base des rayons de lumière naturels, mais par la réflexion des ondes électromagnétiques émises par le radar, alors l'image qui en résulte est appelée une image en 'fausses couleurs' ou 'composite', à cause de la couleur des objets de l'image qui n'est pas naturelle.

La Figure 2.23 montre un exemple d'une image RADARSAT2 prise au Pays-Bas en différentes directions polarimétriques, (VH) croisées, (VV) identiques et l'image composite couleur résultante après l'affectation du rouge au canal VV, le vert pour le canal VH, et en dernier le bleu pour le rapport de polarisation (VV / VH) qui sera présenté dans la section 4.2.3 (Extraction des caractéristiques polarimétriques). Les techniques de classification SAR dédiées à la double polarisation permettent une meilleure classification des cibles ponctuelles et des zones cibles distribuées.

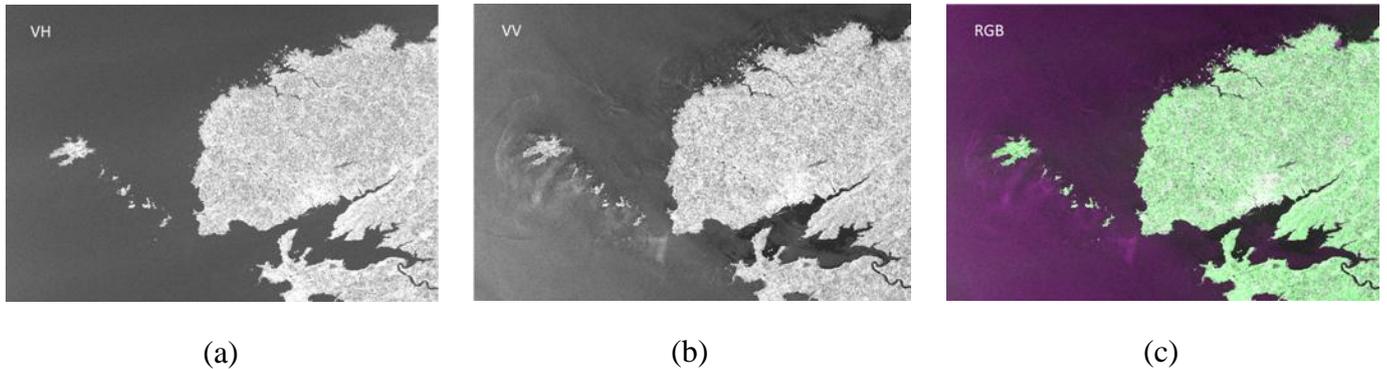


Figure 2.23. Images SAR de RADARSAT 2, (a) VH, (b) VV, (c) couleur composite RGB

2.5.2.4 La matrice de diffusion

Lorsqu'une onde polarisée horizontalement atteint une cible, l'onde diffusée aura des composantes horizontales et verticales. De même, la diffusion d'une onde incidente polarisée verticalement aura des composantes dans deux directions orthogonales. Les composants horizontaux et verticaux forment un ensemble complet pouvant représenter des ondes électromagnétiques. De ce fait, les propriétés de diffusion de la cible sont toutes contenues dans une matrice appelée matrice de diffusion, où cette dernière décrit comment la diffusion transforme le champ électrique de l'onde incidente en champ électrique de l'onde diffusée. La matrice de diffusion est définie par une matrice complexe S reliant les champs électriques incident et rétrodiffusé E_i et E_d :

$$\begin{bmatrix} E_{dv} \\ E_{dh} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_{vv} & S_{vh} \\ S_{hv} & S_{hh} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_{iv} \\ E_{ih} \end{bmatrix} \quad (2.19)$$

où l'indice « i » désigne l'onde incidente, et l'indice « d » désigne l'onde diffusée, et v et h (verticale et horizontale) désignent les directions de l'onde. Une fois que l'on a mesuré la matrice, on pourra calculer l'amplitude et la polarisation de l'onde diffusée, quelque soit la polarisation de l'onde incidente exprimée par le vecteur $[E_{ih}, E_{iv}]$.

Cependant, avec les radars à configurations monostatiques, il est montré par théorème que la plupart des cibles sont réciproques, ce qui veut dire que les termes croisés sont égaux ($S_{hv} = S_{vh}$), et que la matrice de diffusion est symétrique ayant donc au total 5 quantités indépendantes (3 d'amplitude et 2 de phase). Dans le cas des radars SAR de première génération ou la notion de polarisation été absente, on ne pouvait mesuraient qu'un seul de ces 5 paramètres. Alors pour mesurer un paramètre $|S_{hh}|$ par exemple, il fallait avoir une antenne unique polarisée horizontalement pour l'émission et la réception.

Les instruments de nouvelle génération intègrent de plus en plus de paramètres, tels que deux paramètres (2 amplitudes) pour le mode de polarisation alternée de l'ASAR, ou trois paramètres (2 amplitudes et une 1 phase) pour les systèmes qui permettent une acquisition cohérente à double polarisation, ou la totalité des cinq paramètres pour les polarimètres SAR, qui sont équipés de deux antennes qui émettent séquentiellement une onde verticale et une onde horizontale, et reçoivent les composantes verticale et horizontale du champ rétrodiffusé simultanément en mesurant l'amplitude et la phase du signal pour chaque configuration. Ces systèmes, déjà présents dans certains des satellites les plus récents (RADARSAT-2, ALOS/PALSAR), sont vraisemblablement amenés à se généraliser dans le futur.

Références Chapitre 2

- [2.1] I.J. Cutrona, E.N. Leith, C.J. Palermo, and L.J. Porcello. Optical data processing and filtering systems. IRE Transactions on Information theory, vol. 6, no. 3, pp. 386–400, juin 1960.
- [2.2] J.P. Fitch (1988) Optical Processing of SAR Data. In: Synthetic Aperture Radar. Signal Processing and Digital Filtering. Springer, New York, NY
- [2.3] J. C. Curlander and R. N. McDonough, “Synthetic Aperture Radar”, Systems and Signal Processing. New York: Wiley, 1991.
- [2.4] C. Elachi, Spaceborne, “Radar Remote Sensing”, Applications and Techniques. New York: IEEE Press, 1988.
- [2.5] R. K. Raney, “Radar fundamentals: Technical perspective,” in Principles and Applications of Imaging Radar, Manual of Remote Sensing, 3rd ed, R. A. Reyerson, F. M. Henderson, and A. J. Lewis, Eds. New York: Wiley, 1998, vol. 2.
- [2.6] F. T. Ulaby, R. K. Moore, and A. K. Fung, Microwave Remote Sensing: Active and Passive. Reading, MA: Addison-Wesley, 1982, vol. II.
- [2.7] S. W. McCandless Jr., “SAR in space: The theory, design, engineering and application of a space-based SAR system”, Space-Based Radar Handbook, L. J. Cantafio, Ed. Norwood, MA: Artech, 1989, ch. 4.
- [2.8] Freeman, Anthony & Johnson, W.T.K. & Huneycutt, B. & Jordan, Rolando & Hensley, Scott & Siqueira, Paul & Curlander, J.. (2000). “The “Myth” of the minimum SAR antenna area constraint”, Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on. 38. 320 - 324. 10.1109/36.823926.
- [2.9] L. Taurel, J.P. Chapelle. “Diffusion Rayleigh de la lumière par les solides”, J. Phys. Radium, 1951, 12 (8), pp.817-822.
- [2.10] J.A. Ogilvy, “theory of wave scattering from random rough surfaces“, Institute of Physics Publishing, Bristol and Philadelphia, 1992.
- [2.11] K. Tomiyasu, “Tutorial review of synthetic-aperture radar (SAR) with applications to imaging of the ocean surface,” Proc. IEEE, vol. 66, no. 5, May 1978.

- [2.12] I. G. Cumming and F. H. Wong, “Digital Processing of Synthetic Aperture Radar Data: Algorithms and Implementation”, Norwood, MA: Artech House, 2005.
- [2.13] Shimada, M.; Isoguchi, O.; Tadono, T.; Isono, K. “PALSAR radiometric and geometric calibration”. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 2009, 47, 3915–3932.
- [2.14] Lavalley, M.; Wright, T. “Absolute radiometric and polarimetric calibration of ALOS PALSAR products”. Available online: http://earth.eo.esa.int/pcs/alos/palsar/articles/Calibration_palsar_products_v13.pdf (accessed on 20 January 2014).
- [2.15] C. Oliver and S. Quegan, *Understanding Synthetic Aperture Radar Images*. Herndon, VA: SciTech Publishing, 2004.
- [2.16] Ms. Alka Vishwa, Ms. Shilpa Sharma, “Speckle Noise Reduction in Ultrasound Images by Wavelet Thresholding”, *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, Volume 2, Issue 2, February 2012.
- [2.17] P. A. Rosen, S. Hensley, I. R. Joughin, F. K. Li, S. N. Madsen, E. Rodriguez, and R. M. Goldstein, “Synthetic aperture radar interferometry,” *Proc. IEEE*, vol. 88, no. 3, pp. 333–382, Mar. 2000.
- [2.18] D. Massonnet and K. L. Feigl, “Radar interferometry and its application to changes in the Earth’s surface” *Rev. Geophys.*, vol. 36, no. 4, pp. 441–500, 1998.
- [2.19] K. P. Papathanassiou and S. R. Cloude, “Single-baseline polarimetric SAR interferometry,” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol. 39, no. 11, pp. 2352–2363, Nov. 2001.
- [2.20] D. Massonnet, M. Rossi, C. Carmona, F. Adragna, G. Peltzer, K. Feigl, and T. Rabaute, “The displacement field of the Landers earthquake mapped by radar interferometry,” *Nature*, vol. 364, pp. 138–142, 1993.
- [2.21] A. Ortega-Guerrero, D. Rudolph, and J. Cherry, “Analysis of long-term land subsidence near Mexico City: Field investigations and predictive modeling,” *Water Resour. Res.*, vol. 35, no. 11, pp. 3327–3341, 1999.
- [2.22] J.-S. Lee and E. Pottier, *Polarimetric Radar Imaging: From Basics to Applications*. Boca Raton, FL: CRC Press, 2009.

- [2.23] G. Sinclair, "The transmission and reception of elliptically polarized waves," Proc. IRE (through 1962), vol. 38, no. 2, pp. 148–151, 1950.
- [2.24] POLinSAR. 6th International Workshop on Science and Applications of SAR Polarimetry and Polarimetric Interferometry. Frascati, Italy, 2013.
- [2.25] F. Mattia, J.C. Souyris, T. Le Toan, G. De Carolis, et al. "Use of polarization synthesis from polarimetric SAR data for roughness estimation over bare fields", conference: Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1996.
- [2.26] Francesco Mattia, Thuy Le Toan, Jean-Claude Souyris, Giacomo De Carolis, Nicolas Flouy, Franco Posa, "The Effect of Surface Roughness on Multifrequency Polarimetric SAR Data", IEEE transactions on geosciences and remote sensing, vol. 35, no. 4, July 1997.

Chapitre 3

Méthodes de traitement des images

Radar à Synthèse d'Ouverture SAR

3.1 Introduction

Ce chapitre est dédié aux différentes méthodes utilisées pour le traitement des images SAR dans la littérature. Sachant que les buts essentiels de ces recherches sont la restauration, l'extraction, la détection, et la classification des informations concernant les différentes classes contenues dans une image SAR. Pour ce type de données, une analyse au niveau des objets géographiques contenus dans les images paraît une bonne approche pour l'extraction des informations essentielles. Il est donc nécessaire de se doter d'outils de filtrage et de caractérisation de la distribution spatiale pour pouvoir obtenir de bons résultats.

3.2 Transformées multidimensionnelles Ondelettes

3.2.1 Fréquence locale

L'analyse par ondelettes est localisée dans l'espace et en fréquence contrairement à la transformation de Fourier qui se localise uniquement en fréquence. Cette particularité des ondelettes la rend très utile pour l'analyse des signaux non stationnaires, comme c'est le cas pour les images de télédétection. Les ondelettes ont été introduites il y a presque 50 ans pour combler une lacune entre deux modes extrêmes de représentation du signal qui sont :

- La représentation d'une fonction par son graphe classique de \mathbb{R} dans \mathbb{R} , ce qui correspond à une décomposition sur la base continue des distributions de Dirac :

$$f(t) = \int_{\mathbb{R}} f(u) \delta(t - u) du \quad (3.1)$$

Cette représentation donne une information précise en temps, où la valeur $f(t)$ indique l'intensité du signal au temps t . En revanche l'information fréquentielle est nulle. La valeur en un point de f ne donne aucune information sur le « contenu fréquentiel » du signal f

- Et la représentation dans la base de Fourier :

$$f(t) = \int_{\mathbb{R}} \hat{f}(\omega) e^{i\omega t} d\omega \quad (3.2)$$

où à l'inverse de Dirac, la représentation de Fourier donne une information très précise en fréquence, mais ne donne aucune information temporelle.

A de telles fonctions, on associe un pavé temps-fréquence, c'est-à-dire un rectangle dans le plan (t, ω) correspondant aux bases de fonctions de Dirac, et de Fourier représenté sont des pavages de rectangles infiniment fins et allongés, schématiquement représentées dans la Figure 3.1.

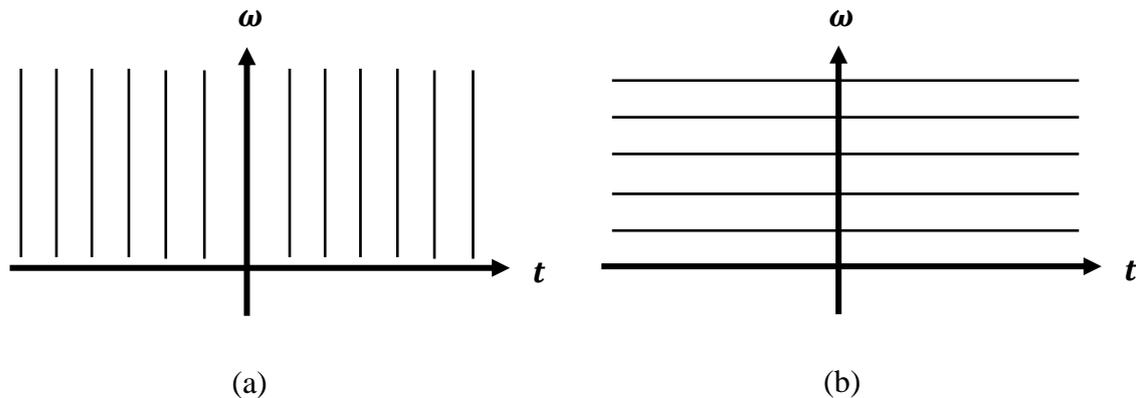


Figure 3.1. Pavages temps-fréquences associés aux représentations, (a) Dirac, et (b) Fourier

Pour bien comprendre ce phénomène, si on prend l'exemple d'une note musicale, en supposant que la courbe f représente un son, la représentation temporelle f permet de lire la localisation temporelle du signal, c'est-à-dire entendre le son ou ne pas l'entendre, sans que l'on puisse savoir quelle est la hauteur du son (la note qui le compose). En revanche, la représentation fréquentielle permet de dire le type de la note (Do, Ré, Mi, Fa, Sol, La, Si) contenue dans la musique, sans permettre de dire quand ces notes (de durée finie) sont jouées. Naturellement, chacune de ces représentations contient les informations de l'autre, puisque la transformation de Fourier (TF) permet de passer de l'une à l'autre. Néanmoins, à chaque fois, seul un type d'information est explicitée.

On peut reformuler les observations ci dessus en disant que les distributions $t \rightarrow \delta(t)$ sont très localisées en espace et très peu en fréquence, et qu'à l'inverse les $t \rightarrow e^{i\omega t}$ ont des résolutions spatiale et fréquentielle respectivement nulle et infinie. La question qui vient naturellement est la suivante : existe-t-il une représentation dans laquelle on puisse lire une information mixte, comme « à tel instant, on entend un la et un do »? Morlet et Gabor ont cherché à concevoir des fonctions de base qui se situent à mi chemin entre ces extrêmes, c'est à dire qui ont à la fois une bonne localisation fréquentielle et une bonne localisation spatiale [3.1,3.2]. Les pavages du plan temps-fréquence donnent une idée de la différence des deux approches. Dans le cas de l'analyse temps-fréquence, le pavage obtenu est un pavage par des domaines rectangulaires qui se déduisent les uns des autres par translation dans le plan temps-

fréquence. Dans le cas de l'analyse temps-échelle, les domaines sont également de surface constante, mais ont une résolution fréquentielle relative constante Fig 3.2.

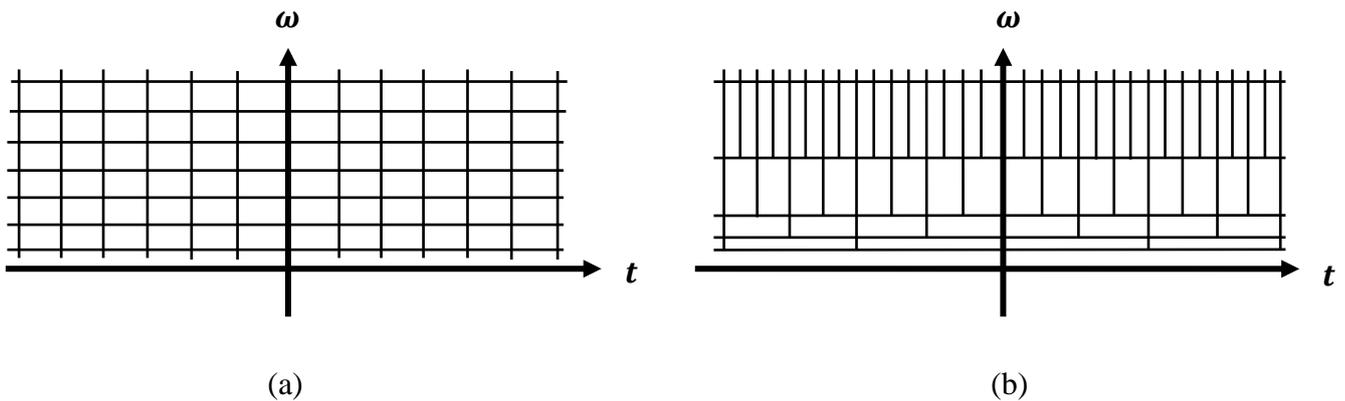


Figure 3.2. Pavages temps et fréquences associés aux représentations, (a) temps-fréquence, et (b) temps-échelle

Les ondelettes que nous allons voir par la suite correspondent à l'analyse temps-échelle, car les avantages de ce mode de décomposition sont multiples. On dispose de moyens efficaces pour construire des bases discrètes pour lesquelles les calculs de transformation sont très rapides, et l'analyse multi-échelles repose sur une forme de fonction unique.

3.2.2 Transformée en Ondelettes Discrète (TOD)

L'approche discrète du problème a l'avantage dans le traitement des problèmes d'échantillonnage de l'espace temps-fréquence avec rigueur, car elle permet de fournir une mesure de l'éventuelle redondance de la transformation obtenue. De plus, les algorithmes de calcul conduisent couramment à des résultats exacts, ce qui rend les transformées en ondelettes discrètes pratiquement les seules utilisées en traitement des images. Les transformées en ondelettes discrètes sont une implémentation utilisant un ensemble discret d'échelles et de translations d'ondelettes obéissant à certaines règles. En d'autres termes, cette transformée décompose le signal en un ensemble d'ondelettes mutuellement orthogonales, ce qui constitue la différence principale avec la transformée en ondelettes continue. Un algorithme de décomposition multi-résolution basé sur la transformation en ondelettes a été proposé par Mallat, où ce dernier décompose une image en entrée en une seule image d'approximation, et un ensemble d'images de détails. À chaque niveau de décomposition la taille des images transformées est réduite par un facteur de deux (Figure 3.3).

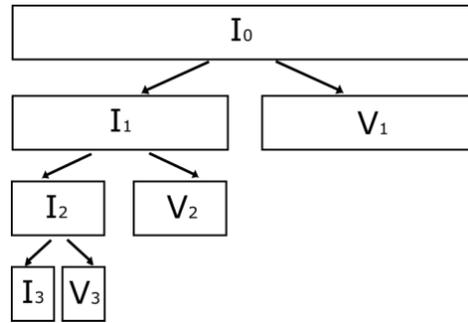


Figure 3.3. Décomposition multi-résolution ondelettes

La transformée en ondelettes discrète retourne un vecteur de données de même longueur que les données d'entrée. Généralement la plupart des valeurs de ce vecteur sont pratiquement nulles. Cela vient du fait qu'elle décompose en un ensemble d'ondelettes (fonctions) orthogonales par translation et par homothétie. On décompose ainsi le signal en un nombre égal ou inférieur de coefficients du spectre d'ondelettes que le nombre de points de données du signal. Un tel spectre d'ondelettes est très bon pour le traitement du signal et la compression, par exemple, car nous n'obtenons ici aucune information redondante. La construction se fait à partir d'une analyse multi-résolution. Soit un ensemble de sous espaces de $L^2(\mathbb{R})$ tel que :

$$\dots \subset V_2 \subset V_1 \subset V_0 \subset \dots \subset V_{j+1} \subset V_j \subset \dots \quad (3.3)$$

où on dit parfois que $\bigcup_{j \in \mathbb{Z}} V_j$ est dense dans $L^2(\mathbb{R})$, sachant que :

$$\bigcup_{j \in \mathbb{Z}} V_j = L^2(\mathbb{R}), \text{ et } \bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V_j = \{0\} \quad (3.4)$$

Cet ensemble définit une analyse multi-résolution où :

(1) $f(x) \in V_j \Leftrightarrow f(2x) \in V_{j+1}$

(2) Il existe une fonction $\emptyset \in V_0$ nommée fonction d'échelle, telle que la famille $\{\emptyset(x - k), k \in \mathbb{Z}\}$ soit une base ortho-normale de V_0 .

Dans la suite (3.3), V_j est interprété comme un espace d'approximation à la résolution 2^j . La condition signifie qu'aucune échelle n'est privilégiée, et les détails additionnels nécessaires pour passer de 2^j à 2^{j+1} seront décrits par le sous-espace W_j , complément orthogonal de V_j dans V_{j+1} :

$$V_j \oplus W_j = V_{j+1} \quad (3.5)$$

Le théorème central de la théorie affirme alors que l'ondelette-mère ψ peut être dérivée à partir de la fonction d'échelle ϕ , en produisant ainsi les ondelettes orthogonales. L'exemple le plus simple est la base de Haar (Figure 3.4):

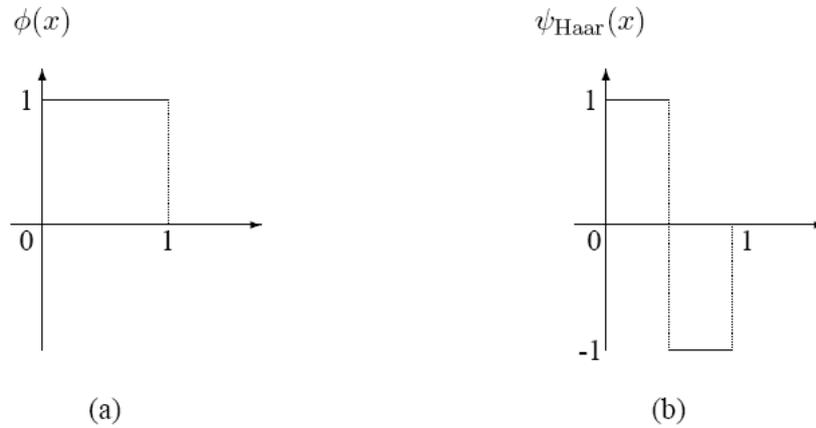


Figure 3.4. Base de Haar, (a) Fonction d'échelle $\phi(x)$, (b) Ondelette $\psi_{\text{Haar}}(x)$

La Figure 3.4. (a) représente la Fonction d'échelle : $\phi(x)$ tel que

$$\phi(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } 0 \leq x < 1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

La Figure 3.4. (b) représente sa transformée Ondelette associée $\psi_{\text{Haar}}(x)$ où

$$\psi_{\text{Haar}}(x) = \begin{cases} 1, & \text{si } 0 \leq x < 1/2 \\ -1, & \text{si } 1/2 \leq x < 1 \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

Pour le passage d'une dimension à deux dimensions, il n'y a pas grand chose à ajouter dans le cas de la T.O. discrète. Cette extension peut se faire par un simple produit tensoriel :

$$2D. = 1D. \otimes 1D.$$

où concrètement, si $\{V_j, j \in \mathbb{Z}\}$ est une analyse multi-résolution de $L^2(\mathbb{R})$, la famille $\{V_j \otimes V_j, j \in \mathbb{Z}\}$ sera une analyse multi-résolution de $L^2(\mathbb{R})$. Dans cette construction, il faut une seule fonction d'échelle $\phi(x, y) = \phi(x)\phi(y)$, mais trois ondelettes comme suit :

$$\Psi^h(x, y) = \phi(x)\psi(y); \quad \Psi^v(x, y) = \psi(x)\phi(y); \quad \Psi^d(x, y) = \psi(x)\psi(y) \quad (3.6)$$

En mettant cette construction en œuvre, on obtient le schéma de base, qui consiste à décomposer une image en une approximation de basse résolution, à laquelle on ajoute successivement trois types de détails, horizontaux, verticaux et obliques (Figure 3.5 (a)). Un exemple bien connu est présenté à la (Figure 3.5 (b)), à savoir la décomposition sur trois niveaux de l'image Lena.

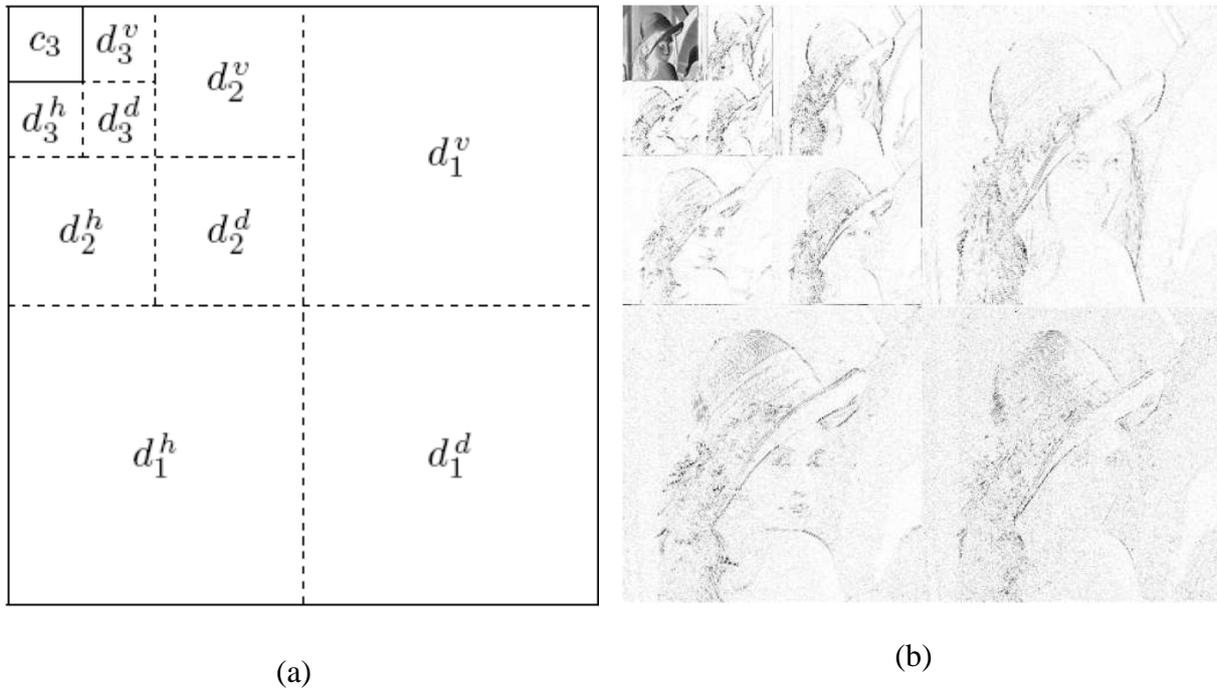


Figure 3.5. (a) Schéma typique : décomposition en détails horizontaux, verticaux et obliques, (b) Décomposition typique de l'image Lena sur 3 niveaux

3.3 Filtrage du bruit Speckle dans les images SAR

La forme assez unique du bruit Speckle qui entache les images radar SAR est un sérieux problème. Ce dernier a mobilisé une présence et un intérêt considérable de la part des chercheurs qui n'ont cessé de produire de nouveaux articles proposant à chaque fois une nouvelle méthode pour le filtrage du chatoiement. On peut dire que si on arrive à produire un filtre idéal permettant la restauration parfaite des images SAR, le problème d'analyse des images radar se ramènera au niveau des images optiques, avec une qualité visuelle qui sera équivalente à celle des images satellitaires. Cependant il est important de signaler que l'opération de filtrage du bruit présent dans les images SAR peut s'avérer réductrice, sachant que ce dernier peut contenir des informations très importantes qu'on ne peut négliger aussi facilement, bien au contraire il faut les conserver pour une bonne interprétation de l'image.

Nous allons présenter dans ce qui suit quelques types de filtres et méthodes utilisés pour le filtrage du bruit dans les images SAR, sachant qu'il existe plusieurs types de filtres et techniques pour réduire ou éliminer le bruit Speckle. Un filtre idéal doit répondre aux objectifs suivants :

- Éliminer le bruit en lissant le plus possible les zones homogènes,
- Le rehaussement des structures de l'image tout en conservant les détails importants tel que les contours, les lignes, ou les surfaces,
- Préserver au maximum les textures de l'image.

3.3.1 Les filtres heuristiques classiques

Cette catégorie de filtre ne prend pas en compte les statistiques des images à traiter mais transforme un ensemble de données d'entrées en un ensemble de sorties filtrées selon une opération mathématique nommée convolution. L'opération de filtrage des images en utilisant un filtre linéaire s'applique soit directement sur les pixels de l'image dans le domaine spatial, soit dans le domaine fréquentiel.

L'équation générale de la convolution est la suivante :

$$g(x) = f(x) * h(x) = \sum_{\forall k} h(x - k) f(k) \quad (3.7)$$

où $g(x)$ est la fonction convoluée, $f(x)$ est la fonction d'origine, et $h(x)$ est le filtre utilisé appelé aussi masque de convolution ou kernel. Le mécanisme de ce type de filtrage est illustré dans la Figure 3.6, où il suffit simplement de déplacer le centre du masque (filtre) pixel par pixel. À chaque pixel, la valeur filtrée est la somme des produits des coefficients du filtre et les pixels voisins.

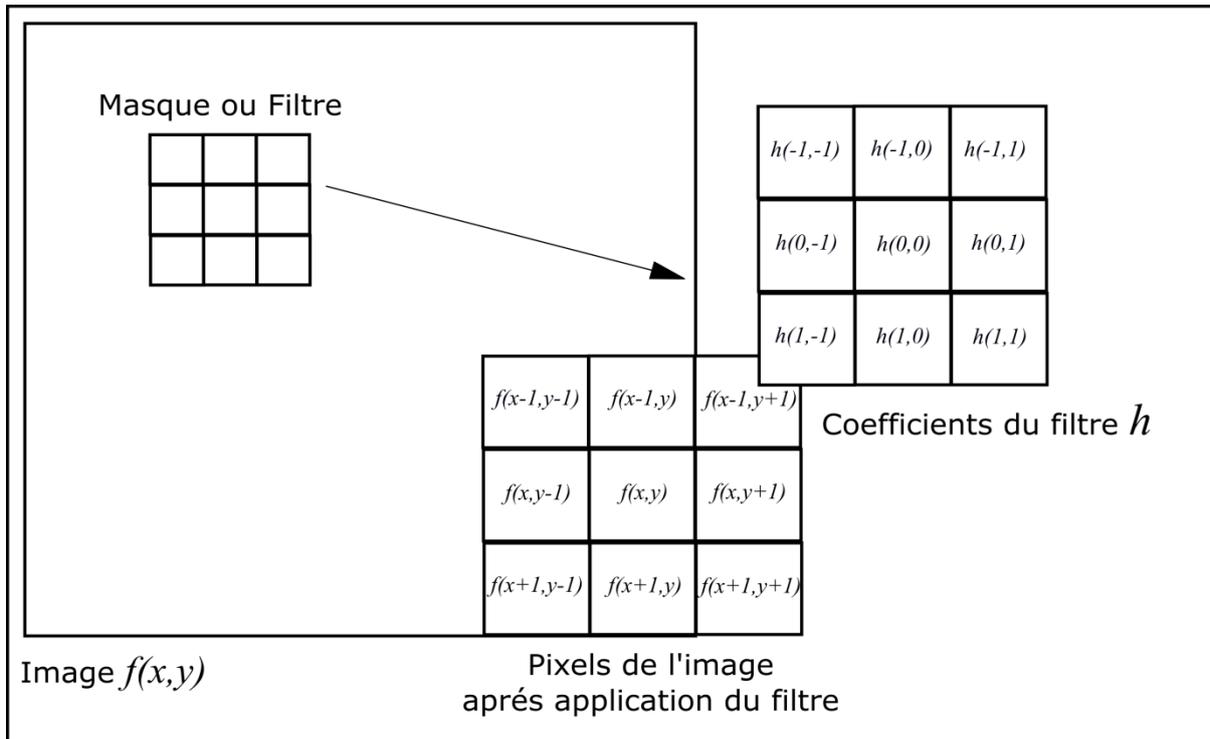


Figure 3.6. Mécanisme de filtrage linéaire spatial

On peut citer quelques filtres linéaires en commençant par le **filtre moyenne** qui est le plus simple et dont l'application consiste à remplacer la valeur d'un pixel par la valeur moyenne de ses pixels voisins. Les résultats de ce filtre sont que les zones homogènes sont bien lissées et le phénomène de chatoiement est réduit, par contre les contours sont rendus flous car plus la taille du masque est grande, plus ces deux aspects s'accroissent.

Il ya aussi le **filtre gaussien** qui donne un meilleur lissage et une meilleure réduction du bruit que le filtre moyenne. Le filtre gaussien est représenté par la fonction :

$$gauss(i, j) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(i^2+j^2)}{2\sigma^2}} \quad (3.8)$$

où la taille du filtre gaussien est représentée par σ , son écart-type qui doit être proportionnel à celui du bruit. Car si σ est plus petit qu'un pixel le lissage n'a presque pas d'effet, sinon s'il est plus grand, la réduction du bruit est plus importante mais l'image filtrée est plus floue. Il faut donc trouver un compromis entre la quantité du bruit à réduire, et la qualité de l'image résultante.

Le **filtre de Wiener** est aussi l'un des filtres linéaires les plus utilisés dans le domaine fréquentiel pour la réduction du speckle dans les images SAR. Il utilise une équation de

convolution dans le domaine temporel, connue pour être convertie en un produit dans l'espace fréquentiel de Fourier.

Par ailleurs, les filtres non linéaires donnent des résultats bien meilleurs que les filtres linéaires. Ces derniers ne peuvent pas s'implémenter comme un simple produit de convolution mais en remplaçant la valeur de chaque pixel par une combinaison non linéaire des valeurs de ses pixels voisins. Le **filtre Médian** est non linéaire et donne de bons résultats de réduction du bruit en préservant assez bien les structures et les contours de l'image [3.3]. Le **filtre de Crimmins** est aussi un filtre non linéaire qui est bien meilleur que le Médian, car il est essentiellement géométrique et permet un débruitage efficace, tout en respectant les structures de l'image. Par contre les textures de l'image filtrée sont dégradées et certaines réponses sont perdues.

3.3.2 Les filtre avec hypothèse sur l'image

3.3.2.1 Les filtres Statistiques

Cette catégorie de filtres prend en compte les statistiques des pixels en recherchant la valeur maximisant un critère de type « a posteriori ». Le but est de rechercher une valeur \hat{p} représentant un estimateur de la valeur réelle de la rétrodiffusion d'un pixel à partir de sa valeur réelle p . Fondé sur un formalisme bayésien, on peut écrire la relation :

$$P_{a\text{ posteriori}}(\hat{p}|p) = \frac{P(p|\hat{p}) P(\hat{p})}{P(p)} \quad (3.9)$$

où $P(\hat{p})$ représente la probabilité « a priori » des textures sous jacentes, et $P(p|\hat{p})$ la loi de probabilité conditionnelle de l'effet du speckle.

Le **filtre MAP** (maximum a posteriori) tout comme la méthode du maximum de vraisemblance permettant d'estimer un certain nombre de paramètres inconnus, revient à trouver la valeur \hat{p} maximisant la loi conditionnelle $P(p|\hat{p})$ qui est estimée dans un voisinage du pixel considéré. Ce filtre introduit des améliorations majeures en partant du principe que les statistiques de premier ordre prennent en compte la variabilité inhérente à la scène explicitement, et où la fonction de densité à restaurer est introduite en tant qu'information a priori.

3.3.2.2 Les filtres Adaptatifs

Les filtres adaptatifs sont basés sur les paramètres statistiques du premier ou du second ordre du bruit speckle présent dans l'image, où les paramètres statistiques du premier ordre du speckle sont traduits par la densité de probabilité de celui-ci, et ceux du second ordre sont exprimés en fonction de la réponse impulsionnelle du système imageur SAR. Les filtres les plus utilisés dans le traitement du speckle des images SAR sont :

Les **filtres de Lee et de Kuan**, des filtres linéaires qui utilisent des fenêtres sur lesquelles sont évaluées des statistiques locales (moyenne et variance). Lee a proposé au début le filtrage du bruit additif, et par la suite d'approximer le modèle multiplicatif d'une image par un modèle linéaire [3.4]. Le filtre de Kuan transforme le modèle multiplicatif du bruit $\hat{R}(i, j) = R(i, j) * u(i, j)$ en un modèle additif sur lequel il applique le critère de minimisation de l'erreur quadratique moyenne (EQMM) tel que :

$$\hat{R}(i, j) = R(i, j) + (u(i, j) - 1) R(i, j) \quad (3.10)$$

où \hat{R} est l'estimation de la réflectivité de l'image sans bruit R , et le bruit additif u , en réduisant l'erreur quadratique moyenne de façon à minimiser $E((\hat{R} - R)^2)$, E signifiant L'espérance mathématique [3.4].

Le **filtre de Frost** est considéré comme une variante du filtre de Wiener adapté au bruit multiplicatif. Frost a proposé que l'image peut être considérée comme une convolution entre un modèle multiplicatif et la réponse impulsionnelle, supposant que la fonction d'intercorrélation de la scène est exponentielle [3.5]. La fonction représentant le filtre de Frost est :

$$I(i, j) = [R(i, j) u(i, j)] * M(i, j) \quad (3.11)$$

où M représente la réponse impulsionnelle qui est obtenue en minimisant l'erreur quadratique moyenne (EQM) utilisant la fonction suivante :

$$M(t) = k_1 e^{(-k_2 c_l^2(t_0)|t|)} \quad (3.12)$$

où k_1 est une constante de normalisation, et k_2 est le paramètre du filtre qui permet de régler la quantité de filtrage, et t_0 est le centre de la fenêtre de calcul, et t les coordonnées du pixel courant exprimées dans la fenêtre centrée sur t_0 .

3.3.2.3 *Les filtres Multirésolution*

Ces filtres utilisent une analyse multirésolution présente dans les transformées multidimensionnelles telles que les ondelettes, où le bruit speckle est traité par une analyse multi échelles. Récemment, diverses méthodes basées sur les ondelettes ont été proposées dans le but de réduire le bruit présent dans les images SAR, en utilisant la méthode de rétrécissement de ces dernières, qui est une procédure de réduction non linéaire tout en réduisant les coefficients d'ondelettes empiriques. Le procédé est basé sur le seuillage dans la scène selon lequel chaque coefficient d'ondelette de l'image est comparé à un seuil donné, et si le coefficient est inférieur au seuil il sera mis à zéro, sinon il sera maintenu ou légèrement réduit en amplitude. L'intuition derrière une telle approche découle du fait que la transformée en ondelettes est efficace pour le compactage d'énergie, donc les petits coefficients d'ondelettes sont plus probables en raison de caractéristiques importantes de l'image, telles que les bords.

À l'origine, Donoho et Johnstone ont proposé l'utilisation d'un seuil universel uniformément dans tout l'arbre de décomposition des ondelettes qui s'est avérée plus efficace [3.6,3.7], par rapport à certaines méthodes de sélection de seuils qui s'adaptent à différentes caractéristiques spatiales. Les approches adaptatives se sont avérées meilleurs utilisant différents types de seuillage tels que celui de Bayes qui est très efficace pour les images contenant un bruit gaussien [3.8]. Aussi le seuillage normale proposé par Lakhwinder et Savita, qui prend en considération les niveaux de l'arbre des ondelettes sans prendre en charge les directions [3.9].

3.4 Les Textures

La texture est une caractéristique très importante et omniprésente dans les différents types d'images, car elle joue un très grand rôle de distinction dans la perception visuelle des êtres vivants. Cette dernière représente une notion particulièrement délicate à aborder car on ne peut définir une texture par une simple définition générique et précise. Littérairement une texture est une répétition spatiale d'un même motif dans différentes directions de l'espace. Henri Maitre [3.10] a défini une structure comme un champ de l'image qui apparaît comme un domaine cohérent et homogène, c'est-à-dire formant un tout pour un observateur, où sa perception reste évidente pour ce dernier. Guiying Li [3.11] a défini la texture comme étant un motif d'information répété à intervalles réguliers, ne pouvant pas avoir les mêmes propriétés pour des facteurs différents.

Dans de nombreux travaux, la notion de texture a été liée à la notion de perception. Gagalowicz [3.12] a cité “ *Le concept de texture est intimement lié à l’observateur humain, il est évident que l’on ne peut dissocier une texture de la manière dont celle-ci est perçue par le système visuel* “. Haralik a développé la définition des textures en les décrivant comme un phénomène à deux dimensions où la première représente la description des éléments de base ou motif qui forme la texture, alors que la deuxième dimension est relative à la description de l’organisation spatiale de ces éléments [3.13].

Dans un sens général, la texture fait référence aux caractéristiques de surface et à l'apparence d'un objet par la taille, la forme, la densité, la disposition et la proportion de ses parties élémentaires. Mais il n'existe pas de définition mathématique exacte de la texture bien que sa perception soit évidente pour un observateur, elle reste très difficile à représenter mathématiquement car il n'est pas évident de représenter les liens spatiaux qui existent au sein d'un même objet, et de définir des descripteurs qui assurent une invariance par changement d'orientation, de direction, de couleur ou d'éclairage pour une image donnée. Un artiste photographe et designer nommé Phil Brodatz [3.14] a établi un catalogue de textures à des fins de synthèse d'images texturées contenant 112 images de différentes textures (bulles, sable, herbe, eau, bois, cellule, etc.) et qui sont utilisées comme référence dans plusieurs travaux de recherches. Ces images de texture sont en niveaux de gris et prises dans des conditions d'éclairage contrôlées. Chaque texture est accompagnée d'une brève description du contenu et des conditions dans lesquelles elle a été prise en plus d'un identifiant unique. La figure suivante (Figure 3.7) représente quelques images de texture tirées de l'album Brodatz.

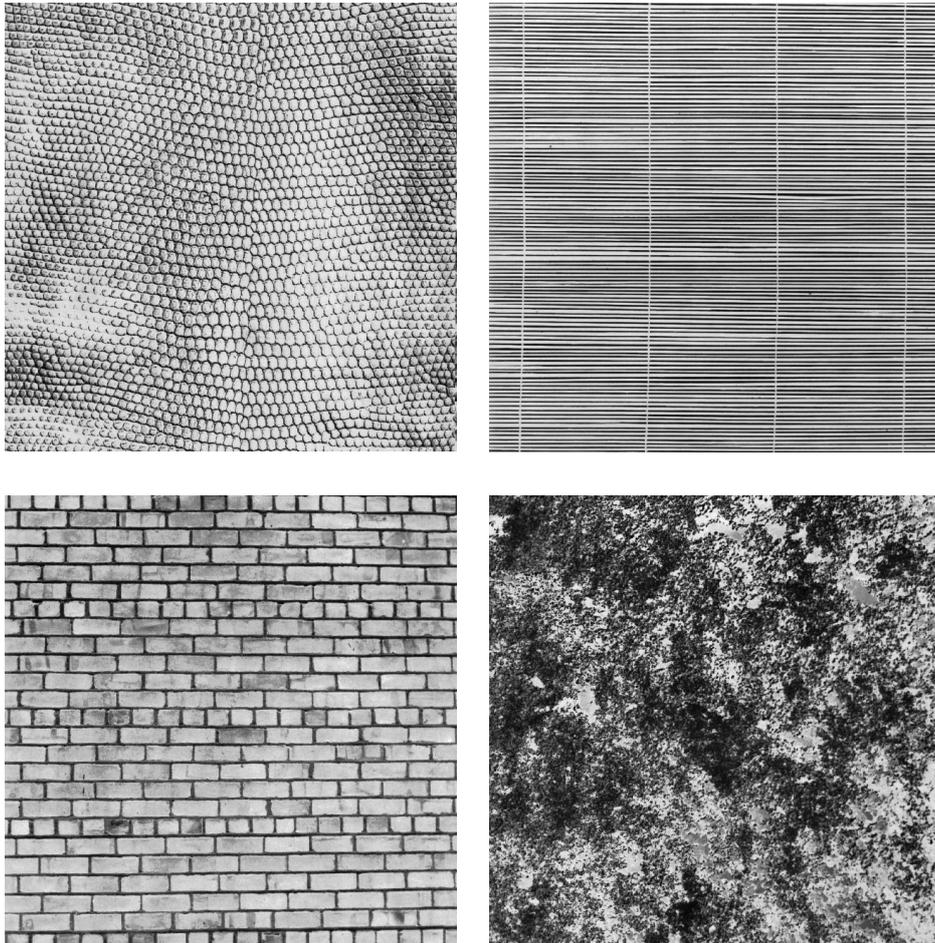


Figure 3.7. Exemples d'images de l'album de Brodatz, avec différentes formes et textures

3.4.1 Les classes de textures

On distingue en pratique trois grandes classes de textures :

- Les textures structurales ou macrostructures,
- Les textures aléatoires ou microstructures,
- Les textures directionnelles.

3.4.1.1 Les textures structurales

Ce type de textures se caractérise par la répétition de ces motifs élémentaires en suivant des règles simples de direction et de placement. Ces macrostructures présentent un aspect régulier, sous formes de motifs répétitifs spatialement placés selon une règle précise suivant une approche structurale déterministe (Figure 3.8.)

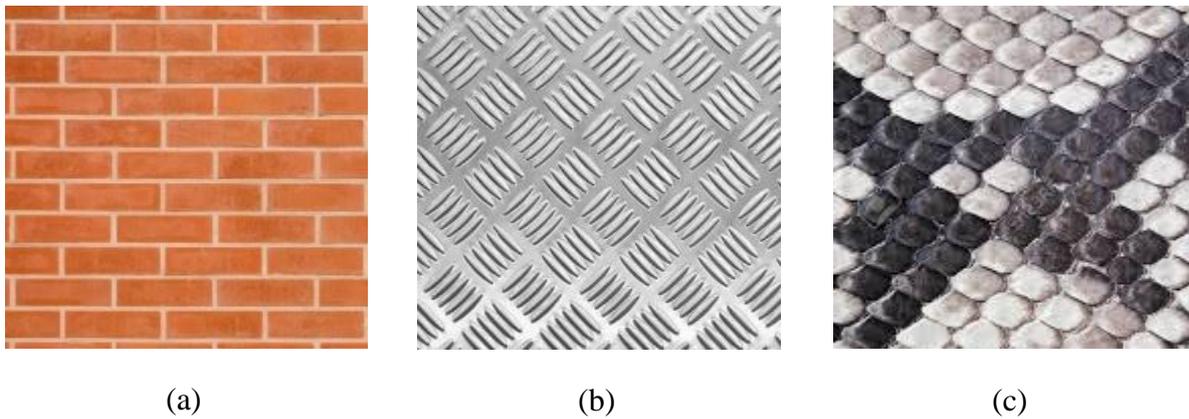


Figure 3.8. Exemples de textures structurales où l'image (a) représente une texture de brique, (b) une texture de métal, et (c) une texture de peau de serpent

3.4.1.2 Les textures aléatoires

Ce type de texture contrairement au type structurel ne contient pas de motif de base, mais se caractérise par une distribution aléatoire des éléments de l'image tout en respectant une certaine homogénéité, d'où le nom de micro-textures qui présentent des primitives microscopiques distribuées de manière aléatoire [3.13] Figure 3.9.

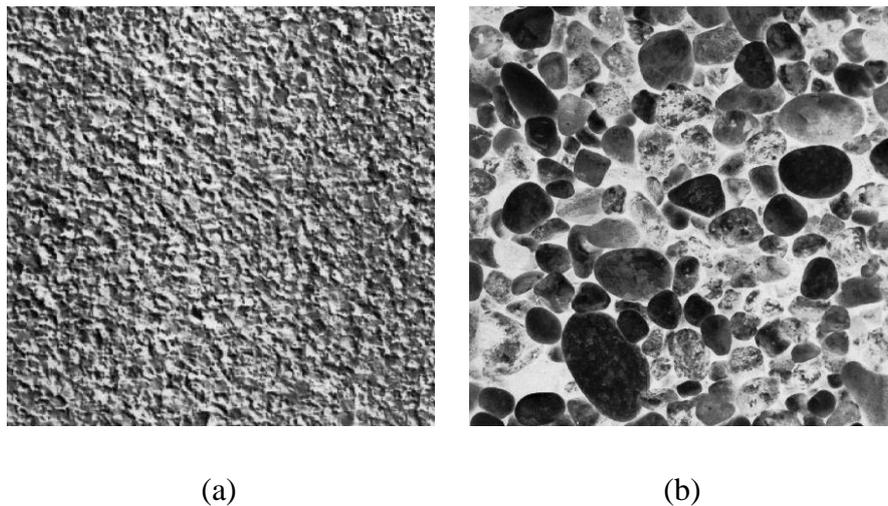


Figure 3.9. Exemples de textures aléatoires où l'image (a) représente une texture de pierre, (b) une texture de cellule microscopique

3.4.1.3 Les textures directionnelles

Cette troisième classe de texture constitue un mélange entre les textures structurales et aléatoires vue précédemment, car elles n'utilisent pas de modèle ou motif de base mais ne sont pas pour autant aléatoires. Les images de ces textures se composent particulièrement de pixels formant des motifs organisés selon des directions bien précises Figure 3.10 [3.15, 3.16].

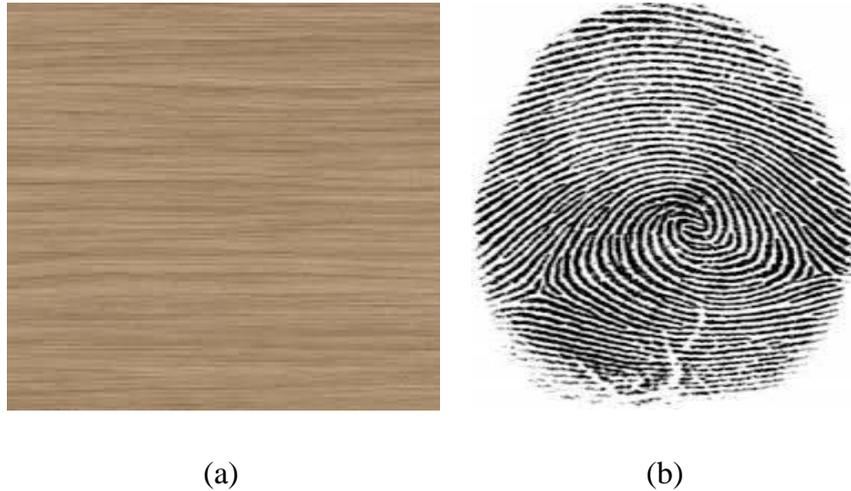


Figure 3.10. Exemples de textures directionnelles. (a) texture bois dans une direction unique, (b) texture empreinte digitale dans plusieurs directions

3.4.2 Méthodes d'analyse et d'extraction des textures

L'extraction de caractéristiques de texture est une fonction clé dans diverses applications de traitement d'image telles que l'imagerie médicale, la récupération d'images basées sur le contenu, et la télédétection utilisant les images SAR [3.17]. Différentes méthodes et approches ont été proposées pour analyser et extraire ce qu'on appelle les caractéristiques texturales, en raison de l'importante signification des informations de texture. L'extraction des attributs de texture constitue une étape fondamentale pour la segmentation ou la classification des images en fonction du domaine d'application, car l'analyse des données extraites va permettre de formaliser les descriptifs de la texture par des paramètres mathématiques ou statistiques en fonction du type de texture pour l'identification de cette dernière. Il existe plusieurs méthodes d'analyse des textures en fonction de leurs classes, les approches les plus connues sont :

- Les approches structurelles,
- Les approches statistiques,
- Les approches fréquentielles.

3.4.2.1 Les approches structurelles

Les méthodes structurelles prennent en compte les informations de contexte et de structure de l'image, ces méthodes conviennent particulièrement aux textures macroscopiques qui se caractérisent par des méthodes d'analyse basées sur la similarité des données. Ces méthodes d'analyse texturale sont fondées sur la description de primitives et sur la formalisation des relations spatiales entre ces derniers, partant du principe que les textures

ordonnées possèdent des primitives bien définies par une hiérarchie d'arrangement spatiale qui se répètent dans les images en différentes dispositions, suivant une certaine loi.

L'avantage d'extraction de caractéristiques basée sur l'approche structurale est qu'elle fournit une bonne description symbolique de l'image. Cependant cette fonction est plus utile pour la synthèse d'images que pour les tâches d'analyse, sachant que les étapes d'analyse consistent d'abord à identifier les éléments constitutifs, puis à définir par la suite les règles de placement. Les deux structures les plus importantes dans cette classe macro sont les structures de graphe et syntaxiques.

3.4.2.2 Les approches statistiques

Ces approches caractérisent indirectement la texture selon les propriétés non déterministes qui gèrent les relations entre les niveaux de gris d'une image. Les méthodes statistiques sont utilisées pour analyser la distribution spatiale des valeurs de gris en calculant des caractéristiques locales à chaque point de l'image et en dérivant un ensemble de statistiques à partir des distributions de ces derniers. Ces méthodes peuvent être classées en statistiques de premier ordre qui traite un pixel, ou de second ordre traitant une paire de pixels, ou d'ordre supérieur pour un traitement de trois pixels ou plus Figure 3.11.

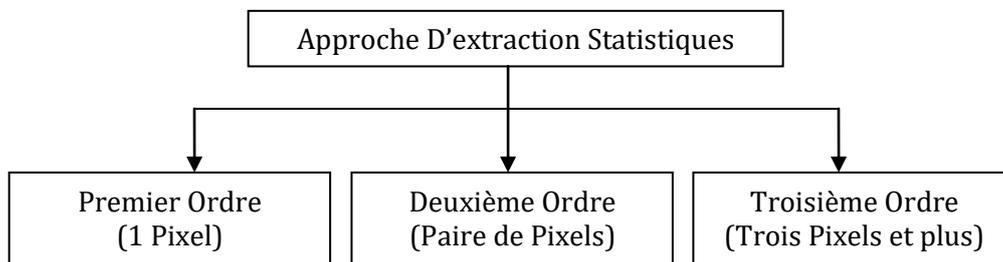


Figure 3.11. Fonctionnalités basées sur les approches statistiques

Les statistiques de premier ordre estiment les propriétés comme la moyenne et la variance des valeurs de pixels individuelles en supprimant l'interaction spatiale entre les pixels de l'image. La moyenne Moy et la variance Var sont définies par :

$$Moy = \frac{1}{N} \sum_{i,j} I(i,j) \quad Var = \frac{1}{N} \sum_{i,j} (I(i,j) - Moy)^2$$

où $I(i,j)$ représente la valeur de niveau de gris du pixel (i,j) , et N un facteur de normalisation qui correspond au nombre total des pixels de l'image.

Les statistiques de second ordre et d'ordre supérieur estiment les propriétés d'au moins deux valeurs de pixels se produisant à des emplacements spécifiques les uns par rapport aux

autres. Les caractéristiques statistiques de second ordre les plus populaires pour l'analyse de texture sont dérivées de la matrice de Cooccurrence qui sera détaillées dans la section **3.4.3**.

3.4.2.3 Les approches fréquentielles

Les méthodes de transformation telles que les transformées de Fourier, de Gabor et d'ondelettes vues dans les sections précédentes, représentent une image dans l'espace dont le système de coordonnées a une interprétation étroitement liée aux caractéristiques d'une texture. Les méthodes basées sur les transformées de Fourier ont une faiblesse dans une localisation spatiale, donc elles ne sont pas efficace. Les filtres de Gabor fournissent des moyens pour une meilleure localisation spatiale mais leur utilité est limitée en pratique car il n'y a généralement pas de résolution de filtre unique permettant de localiser une structure spatiale dans des textures naturelles. Ces méthodes impliquent la transformation d'images originales en utilisant des filtres, et le calcul de l'énergie des images transformées entières, ce qui n'est adéquat pour certaines applications qui sont basées sur une partie de l'image d'entrée et non la totalité de l'image.

3.4.3 Matrices de Cooccurrences

La matrice de Cooccurrence est une des approches les plus connues et les plus utilisées sur les caractéristiques de texture SAR dans diverses applications pour explorer et extraire des connaissances très importantes des images radar. Plusieurs études ont montré que la classification basée sur les caractéristiques de texture peut donner de meilleurs résultats et améliorer leur interprétation [3.18-3.20]. La matrice de Cooccurrence effectue une analyse statistique de second ordre utilisant une paire de pixels. Elle se base sur les relations qui existent entre les niveaux de gris des couples de pixels de l'image avec un déplacement suivant une certaine direction, d'où le nom de matrice de cooccurrence à niveau de gris GLCM (Gray Level Cooccurrence Matrix) [3.13, 3.21].

Les textures d'Haralick basées sur les GLCM sont largement utilisées dans la littérature et connues sous le nom de dispositif statistique pour extraire des statistiques de second ordre des images SAR [3.21]. La matrice GLCM est calculée sur la base de deux paramètres : la distance entre la paire de pixels A et la direction D, où A est mesuré en nombre de pixels et D peut prendre quatre directions (0° , 45° , 90° et 135°) avec des intervalles compris entre -1 et 1 comme montré dans la Figure 3.12. Le but de l'utilisation de GLCM est de représenter la corrélation spéciale entre les pixels, de décrire l'image sélectionnée en utilisant l'intervalle des pixels en niveaux de gris adjacents et la distance entre eux.

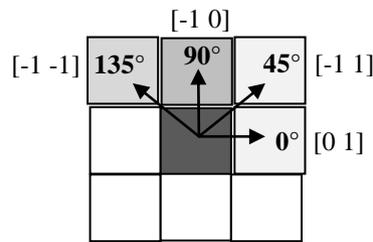


Figure 3.12. Les quatre directions utilisées par la matrice GLCM

L'équation de la matrice GLCM basée sur la méthode des statistiques du second ordre est exprimée comme suit :

$$GLCM_{[dx,dy]}(u, v) = \frac{1}{(N - dx)(M - dy)} \sum_{i,j} A(i, j)$$

$$\text{Avec } A(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{si } u = I(i, j) \text{ et } v = I(i + dx, j + dy) \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.14)$$

où $[dx, dy]$ représente l'intervalle des directions de la matrice de cooccurrence GLCM montrée dans la Figure 3.12. (dx) peut prendre les valeurs (-1 ou 0), et (dy) peut prendre les valeurs (-1, 0, ou 1). $(N$ et $M)$ représentent la taille de la matrice GLCM, et (u, v) les niveaux de gris quantifiés de l'image $I(i, j)$.

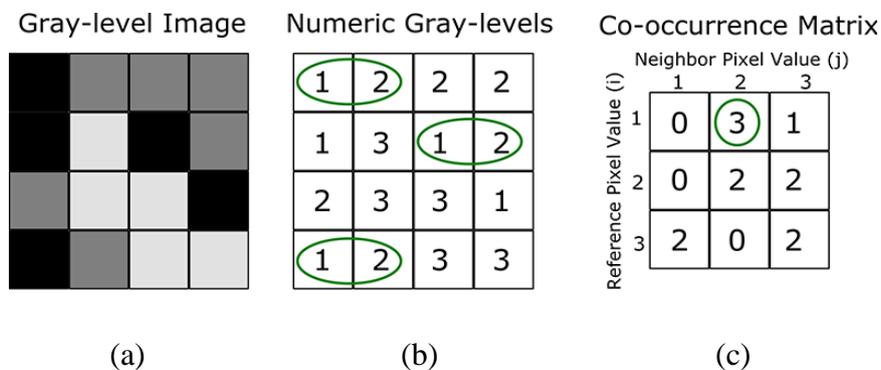


Figure 3.13. Exemple de calcul d'une matrice GLCM. (a) image à 3 niveaux de gris, (b) valeurs numériques des niveaux de gris de l'image (a), (c) Matrice GLCM résultante

La Figure 3.13 montre comment sont calculées les valeurs de la matrice GLCM d'une image à niveaux de gris. L'élément (1,2) dans le GLCM contient la valeur 3 car il y a trois instances dans l'image où deux pixels adjacents horizontalement ont les valeurs 1 et 2. L'élément (1,3) dans la GLCM contient la valeur 1 car il n'y a qu'une seule instance dans l'image où deux pixels horizontalement adjacents ont les valeurs 1 et 3, etc.

3.4.4 Caractéristiques de texture de Haralick

Haralick a décrit quatorze (14) caractéristiques statistiques de texture qui peuvent être extraites de la matrice GLCM à partir d'une image à niveau de gris [3.21]. Baraldi et Parmiggiani [3.22] ont discuté de six paramètres statistiques (énergie, entropie, contraste, corrélation, variance, et Homogénéité connus aussi sous le nom de IDM 'Inverse Difference Moment') qui sont considérés comme les plus pertinents parmi les 14 caractéristiques de texture proposées à l'origine par Haralick [3.21]. Shijin et Sara [3.23, 3.24] ont montré que cinq caractéristiques statistiques (Contraste, Corrélation, Energie, Homogénéité et Entropie) des six paramètres discutés par Baraldi [3.22] sont considérées comme les meilleures pour l'extraction des caractéristiques de texture des images SAR. Le contraste est calculé à partir du carré de la variance (sixième paramètre), donc il forme un ensemble. Ces cinq caractéristiques sont décrites comme suit :

- **Le Contraste :** Utilisé pour mesurer l'intensité du contraste entre un pixel et son voisin, également appelée aussi variance de la somme des carrés, elle est décrite par la formule :

$$\sum_{i,j} (i - j)^2 p(i, j) \quad (3.15)$$

- **La Corrélation :** Sert à mesurer la corrélation d'un pixel par rapport à son voisin, elle est décrite par la formule :

$$\sum_{i,j} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)p(i, j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (3.16)$$

- **L'énergie :** Sert à mesurer la somme des carrés des éléments, elle est décrite par la formule :

$$\sum_{i,j} (p(i, j))^2 \quad (3.17)$$

- **L'homogénéité (IDM):** Sert à mesurer la proximité de la distribution des éléments dans le GLCM par rapport à la diagonale du GLCM

$$\sum_{i,j} \frac{p(i, j)}{1 + (i - j)^2} \quad (3.17)$$

- **L'entropie :** Sert à la mesure du caractère aléatoire pouvant être utilisée pour caractériser la texture (augmentation avec l'irrégularité de la texture).

$$\sum_{i,j} p(i,j)(-\ln p(i,j)) \quad (3.19)$$

où $p(i,j)$ représente un élément de la matrice de cooccurrence GLCM, avec i et j qui représentent les lignes et les colonnes de cette dernière.

Références Chapitre 3

- [3.1] F. Hlawastch, "Linear and Quadratic Time-Frequency Signal representation", IEEE SP Magazine, Boudreaux-Bartels, pp. 21-67, 1992.
- [3.2] I. Daubechies, "Ten Lectures, on wavelets", SIAM, Philadelphia, 1992.
- [3.3] P.M. Narendra, "A separable median filter for image noise smoothing", IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. 3, no. 1, pp. 20-29, 1981.
- [3.4] J.S. Lee, "Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar images", Comp. Graphics Image Process., vol. 17, pp. 24–32, 1981.
- [3.5] V.S. Frost, J.A. Stiles, K.S. Shanmugan et J.C. Holtzman, "A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell. , vol. 4, pp. 157–165, 1982.
- [3.6] D.L. Donoho, "Denoising and soft thresholding", IEEE Transactions information Theory, vol. 41, pp. 613-627, 1995.
- [3.7] D.L. Donpho, and I.M. Johnstone, "Adaptive to unknown smoothness via wavelet shrinkage", Journal of American statistical assoc., vol. 90, no. 90, pp. 1200-1224, 1995.
- [3.8] S. Grace Chang, "adaptive Wavelet Thresholding for Image denoising and compression", IEEE transactions on Image processing, vol. 9, no. 9, Sept. 2000.
- [3.9] Lakhwinder Kaur, Savita Gupta, R.C. Chauhan, "Image denoising using Wavelet Thresholding", Proceedings of the Third Indian Conference on Computer Vision, Graphics&Image Processing , 2002.
- [3.10] H. Maitre, "Le traitement des images", Hermes Science Publications, 2003.
- [3.11] L. Guiying, L. Dengsheng, M. Emilio, D. Luciano, B. Mateus, "A comparative analysis of ALOS PALSAR L-band and RADARSAT-2 C-band data for land-cover classification in a tropical moist region", ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 70, pp. 26-38, juin 2012.
- [3.12] A. Gaglawicz, "Vers un modèle de texture" PhD thesis, Université Paris VI, 1983.
- [3.13] R.M. Haralick, "Statistical and structural approaches to texture", Proceedings of the IEEE, no 5, vol.67, mai 1979.
- [3.14] p. Brodatz "Texture a photographic album for artist and designers", New York, Dover, 1966.
- [3.15] S. Mavromatis, "Analyse de texture et Visualisation scientifique", PhD thesis, université de

la Méditerranée, 2001.

- [3.16] J. D. Costa, “Analyse statistiques de textures directionnelles”, PhD thesis, Université Bordeaux I, 2001.
- [3.17] L. Guiying, L. Dengsheng, M. Emilio, D. Luciano, B. Mateus, “The roles of textural images in improving land-cover classification in the Brazilian Amazon”, *International Journal of Remote Sensing*, vol. 35, no. 24, pp. 8188-8207, 2014.
- [3.18] L. Na, B. Lorenzo, C. Zengping, et al.: “A novel technique based on the combination of labeled co-occurrence matrix and variogram for the detection of built-up areas in high-resolution SAR images”, *Remote Sens.*, vol. 6, no. 5, pp. 3857-3878, 2014.
- [3.19] Na, L., L. Yang, L. Songlin, et al.: “Port surveillance by using co-occurrence matrix on multi-temporal SAR image”. *Proc. SPIE 9244, Image and Signal Processing for Remote Sensing*, Amsterdam, Netherlands, Oct. 2014.
- [3.20] K. Sachin, M. Neha, A. Nidhi, et al.: “Texture analysis and classification of polarimetric SAR images using histogram measures”. *2nd Int. Conf. on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN)*, IEEE, Noida, India, pp. 506–511, 2015.
- [3.21] R. Haralick, K. Shanmugam, I. Dinstein, “Textural features for image classification”, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 3, pp. 610–621, 1973.
- [3.22] A. Baraldi, F. Parmiggiani, “An investigation of the textural characteristics associated with gray level cooccurrence matrix statistical parameters”, *Computer Science, Mathematics IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1995.
- [3.23] A. Sara, G. Richard, “Classifying complex mountainous forests with l-band SAR and Landsat data integration: a comparison among different machine learning methods in the Hyrcanian forest”, *Remote Sensing*, vol. 6, no. 5, pp. 3624-3647, 2014.
- [3.24] K. Shijin, V. Dharun, “Extraction of Texture Features using GLCM and Shape Features using Connected Regions, *International journal of engineering and technology*”, vol. 8, no. 6, pp. 2926-2930, 2017.

Chapitre 4

Détection de la déforestation,
application des méthodes, et approche
proposée

4.1 Site d'étude et données SAR

Dans le cadre de cette thèse, des images SAR de type PALSAR du satellite japonais ALOS, ont été utilisées pour réaliser cette étude, la zone ciblée se situe en Amazonie, plus exactement dans la région de Santarem au Brésil.

4.1.1 Région d'étude

La région d'étude est située au cœur de la forêt Amazonienne, dans la ville de Santarem à mi-chemin entre Manaus et Belem, à l'état de Para (Brésil). Considérée comme la deuxième plus grande ville, elle couvre une superficie de 22,887 km², et sa plus haute altitude est de 51 m. Santarem est située au confluent du Rio Amazonas (fleuve Amazone) et du Rio Tapajós, dans la deuxième plus grande forêt du monde après la forêt de la taïga nord-américaine, avec un climat tropical et une très courte saison sèche. Les résolutions spatiales des différentes zones d'images SAR sont approximativement comprises entre 60 et 70 km², et la végétation est constituée principalement d'une forêt tropicale ombrophile dense Figure 4.1.



Figure 4.1. Images ALOS / Palsar et localisation de la région d'étude à Santarem, État du Para au Brésil

4.1.2 Acquisition et type de données SAR

Les images SAR utilisées dans cette étude ont un format de fichier de type image taggée géoréférencée (GeoTIFF) avec des informations de projection appropriées. Fine Beam Dual (FBD) est le mode d'acquisition des données PALSAR à double polarisation en mode identique (HH), et Croisé (HV) [4.1]. Les données SAR sont des images PALSAR multi-temporelles prises à différentes dates. Ces images GeoTIFF ALOS PALSAR ont été fournies par l'agence japonaise d'exploration aérospatiale, et autorisées par le ministère japonais de l'économie, du commerce et de l'industrie (© JAXA / METI).

Les spécifications techniques concernant les données SAR sont : Amérique du Sud, Santarem, Brésil, flux 84, centre d'archivage actif et de distribution d'alaska (ASF DAAC, Alaska Satellite Facility Distributed Active Archive Center), en collaboration avec le laboratoire national Ridge (ORNL DAAC, Oak Ridge National Laboratory Distributed Active Archive Center). Ces données ont été téléchargées du Site Web de l'Alaska Satellite Facility (ASF DAAC) à la date du 25 mars 2015.

Les données PALSAR ont été acquises le 13 juin 2007, et le 3 août 2009 pendant la saison sèche qui est très courte, avec une durée de moins de trois mois, ainsi que le 30 avril 2008, et le 6 novembre 2010 au début et à la fin de la saison des pluies qui dure presque huit à neuf mois, comme détaillé dans le Tableau 4.1.

Tableau 4.1. Données ALOS PALSAR utilisées dans cette étude

Nom du site /land-unit	Type de données	Mode d'acquisition	Latitude	Longitude	Date d'Acquisition	Type de Végétation
Santarem -Km77-					06 Novembre 2010	Pâturage- Terres cultivées-
Pâturage / Amérique du sud	Geo TIFF	FBD (HH + HV)	-3.011896	-54.53652	03 Aout 2009 30 Avril 2008 13 Juin 2007	Mosaïque de végétation naturelle

Les données ASF PALSAR ont été acquises au format SLC (Single Look Complex) à plage oblique et transformées en images GeoTIFF à correction radio-métrique du terrain (RTC) (image géocodée). La correction radiométrique est une étape très importante, qui permet d'avoir des valeurs de rétrodiffusion plus exactes après la suppression de l'impact lumineux trompeur causé par la réflexion d'une pente ou d'un plancher. Ne laissant que la rétrodiffusion, qui révèle les caractéristiques du sol telles que les terres forestières, qui est l'objectif principal de notre travail dans cette thèse. Ces données SAR ont la particularité d'être polarisées, en mode double polarisation (HH, HV), et leur qualité est très bonne avec une haute résolution de (5375 x 4821) pour chaque image.

4.2 Méthodes de reconnaissance des régions forestières utilisant les fonctions de texture NRCS et GLCM

Dans cette section, nous présentons les différentes étapes avec les méthodes utilisées pour surveiller et détecter les changements de déforestation dans la zone amazonienne au Brésil. Ces étapes consistent principalement à l'extraction d'informations de type facteur de

rétrodiffusion NRCS polarimétrique, et texture GLCM, afin de détecter les zones forestières et la déforestation par la suite.

4.2.1 Étape de prétraitement des données

L'étape de prétraitement des images SAR consiste à la préparation de ces données pour l'étape suivante (l'extraction d'informations). Tout d'abord, sachant que les images PALSAR ont une très grande résolution (5375 x 4821), elles sont subdivisées en plusieurs sous-images de taille (1024 × 1024) pixels. Par la suite, ces sous-images sont filtrées pour réduire le bruit de chatoiement « speckle ». Cependant, les images PALSAR du satellite ALOS utilisées dans cette étude, ont été enregistrées avec les nouvelles techniques d'acquisition d'images avancées ASAR, réduisant ainsi le taux de bruit « speckle » par rapport à d'autres images SAR prises avec des radars classiques (ancienne génération). Les filtres de Lee et Médian ont été choisis en raison des bons résultats obtenus en termes d'informations texturales et de préservation des bords [4.2]. La Figure 4.2 montre les résultats de réduction de bruit « speckle » d'une sous-image (taille 1024x1024) utilisant les filtres Médian et Lee.

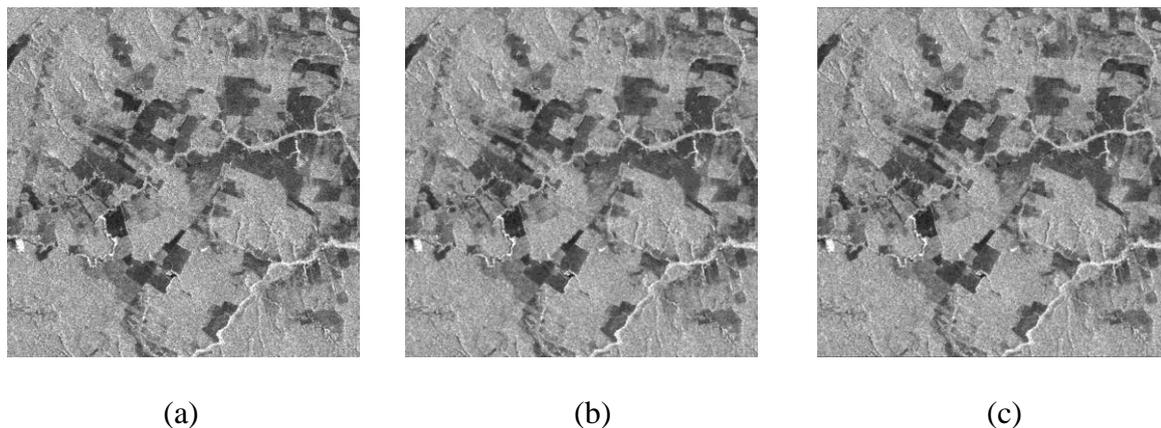


Figure 4.2. Résultats de réduction du “speckle”. (a) Image SAR originale, (b) filtre Médian fenêtre 4x4, (c) Filtre de Lee

4.2.2 Extraction des caractéristiques de rétrodiffusion (NRCS), et texture (GLCM)

L'étape de traitement consiste à l'extraction de différents types d'informations contenues dans les images SAR. Dans une première étape on va extraire les coefficients de rétrodiffusion sigma naught σ^0 en utilisant l'équation (2.20). En fonction du type de l'image SAR, on obtient la formule de conversion pour calculer les coefficients NRCS exprimés comme suit :

$$\sigma_{1.5 Product}^0 = 10. \log_{10} \langle DN^2 \rangle + CF \quad (4.1)$$

$$\sigma_{1.1 Product}^0 = 10. \log_{10} \langle I^2 + Q^2 \rangle + CF - A \quad (4.2)$$

où σ^0 (sigma naught) représente les coefficients de rétrodiffusion NRCS. DN et (I,Q) représentent les caractéristiques des pixels.

En fonction du type de l'image, le format 1.1 veut dire qu'elle est dans un état brut ou complexe (ne peut être affichée directement comme image simple), contenant les informations d'amplitude, de phase et de localisation. Dans ce cas I et Q représentent la partie réelle et imaginaire du format 1.1 nommé SLC (Single Look Complex). Le format 1.5 signifie que la donnée SAR a subi un prétraitement pour extraire le signal d'amplitude qui va permettre son affichage. CF est le facteur d'étalonnage (CF = -86 dB), et A est un nombre de calibrage. Les études ont révélé que le facteur CF est réparti de manière presque identique entre les différents modes, donc il peut être utilisé pour convertir des images SAR dans tous les modes [4.3]. Cette transformation va permettre de caractériser différentes régions (eau, arbres, végétation, etc.) en utilisant les coefficients de rétrodiffusion NRCS résultants, qui représentent une mesure normalisée de l'intensité des pixels généralement exprimés en dB (décibel). Chaque région locale est spécifiée par un intervalle de ces coefficients qui vont permettre par la suite de produire une image binaire par des seuils bien choisis, pour une classification des régions de l'image.

Dans une deuxième étape on va extraire les textures de rétrodiffusion, en utilisant la matrice de cooccurrence et les textures statistiques de Haralick présentées dans la section 3.4.3. L'extraction des caractéristiques de texture GLCM locale à été réalisée en appliquant la technique des fenêtres glissantes avec différentes dimensions, afin d'obtenir la meilleure à utiliser pour la segmentation.

Il est à noter que la sélection de la dimension des fenêtres est l'un des problèmes déjà rencontrés dans l'extraction des textures GLCM [4.4]. On a utilisé des fenêtres glissantes avec trois tailles différentes (3×3 , 5×5 et 7×7 pixels) pour générer des images de texture GLCM, et pour en choisir la meilleure dimension par la suite.

4.2.3 Extraction des caractéristiques polarimétriques

Les données PALSAR utilisées dans cette étude sont des images polarisées, pouvant produire quatre modes de polarisation parallèles (HH, VV), ou croisés (HV, VH), formant ainsi la matrice polarimétrique complète extraite de la formule (2.15), et définie comme suit:

$$\begin{pmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{pmatrix} \quad (4.3)$$

où $S_{k,j}$, représente la matrice complexe, k est le signal polarisé émis et j le signal polarisé reçu, avec $k, j \in \{H, V\}$.

Il faut savoir que les caractéristiques polarimétriques ont été utilisées dans différentes études pour mieux décrire les paramètres de la végétation, et dans des travaux récents comme information supplémentaire dans plusieurs méthodes de classification. Ce type de caractéristiques améliore la précision de la classification plutôt que l'utilisation de l'approche d'extraction des coefficients de rétrodiffusion seule [4.5-4.7].

Afin de mieux limiter la structure géométrique des régions sélectionnées et pour avoir une meilleure classification, on a appliqué trois entités polarimétriques sur les images PALSAR à double polarisation identique horizontale (HH), et Croisée verticale horizontale (VH) qui sont :

- L'application de la méthode composite de couleurs (fausses couleurs) vue en section 2.5.2.3, afin d'établir une relation entre les éléments des images SAR et les ondes reçues. En affectant les canaux rouge et vert à l'image parallèle HH et le canal bleu à l'image croisée HV, on a obtenu un jeu de couleurs intuitif composé de rose, vert, noir et un peu de gris foncé et clair comme indiqué sur la Figure 4.3. Le vert qui représente la canopée des arbres, et le gris clair pour les végétations basses qui prennent la plus grande partie de l'image comme le montre clairement la Figure 4.3 (d). Le rose représente la culture ou le pâturage, et le noir, la rivière ou l'eau. Le radar SAR a la capacité de pénétrer la végétation et de rebondir sur l'eau, ce qui en fait l'outil idéal pour cartographier les forêts et les inondations dans les régions forestières [4.7-4.9].
- L'extraction des Coefficients de rétrodiffusion polarimétriques en utilisant les formules :

$$\sigma_{HH}^0 = \langle S_{HH} S_{HH}^* \rangle \quad (4.4)$$

$$\sigma_{HV}^0 = \langle S_{HV} S_{HV}^* \rangle \quad (4.5)$$

- Le calcul du ratio entre les deux matrices complexes S_{HH} et S_{HV} en utilisant la formule:

$$r_{crosspol} = 10 \cdot \log \left(\frac{|S_{HH}|^2}{|S_{HV}|^2} \right) \quad (4.6)$$

où $\langle \rangle$ indique un moyennage spatial, σ_{HH}^0 est le coefficient de rétrodiffusion polarisé, et S la matrice de diffusion avec le mode de polarisation sélectionné représenté par HH et HV. $r_{crosspol}$ représente le rapport de polarisation croisée (HH / HV) calculé en dB [4.10-4.12].

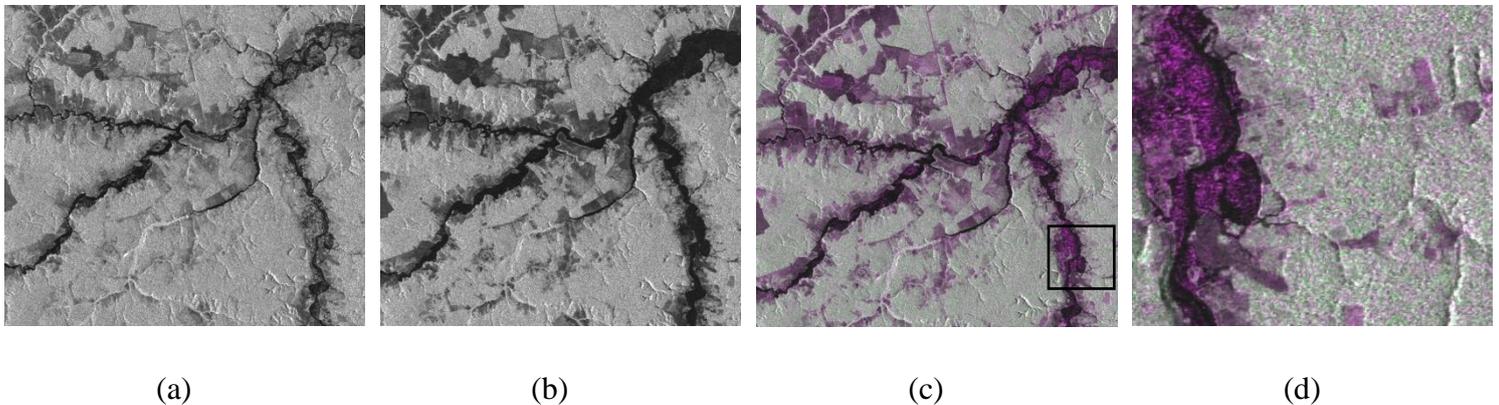


Figure 4.3. Sous-images PALSAR multi-temporelles 2007 PALSAR polarimétriques, (a) HH (1600x1400), (b) HV (1600x1400), (c) image composite RVB, (d) échantillon (380×340) extrait du carré noir de l'image (c)

4.2.4 Approche de suivi de la déforestation et détection des changements

Nous proposons dans cette étude une approche de surveillance et de suivi de la déforestation qui est décomposée en plusieurs étapes détaillées comme suit :

Premièrement après l'étape d'extraction des coefficients de rétrodiffusion NRCS et les caractéristiques de texture GLCM, et l'application de la méthode de couleurs composites pour les images polarimétriques PALSAR multi-temporelles, on a proposé de fusionner ces résultats pour obtenir une meilleure classification des différentes régions, par rapport à celles obtenues en se basant sur les résultats des méthodes NRCS, GLCM, et couleurs composites séparées.

Deuxièmement, notre approche consiste à extraire les textures GLCM d'une région précise localement telle que la végétation, sachant que les méthodes de texture GLCM s'appliquent sur toute l'image et non pas sur une partie précise. Donc on a proposé d'extraire les textures GLCM des régions trouvées par la classification NRCS comme le montre la Figure 4.4 pour obtenir différentes valeurs de texture locale à comparer.

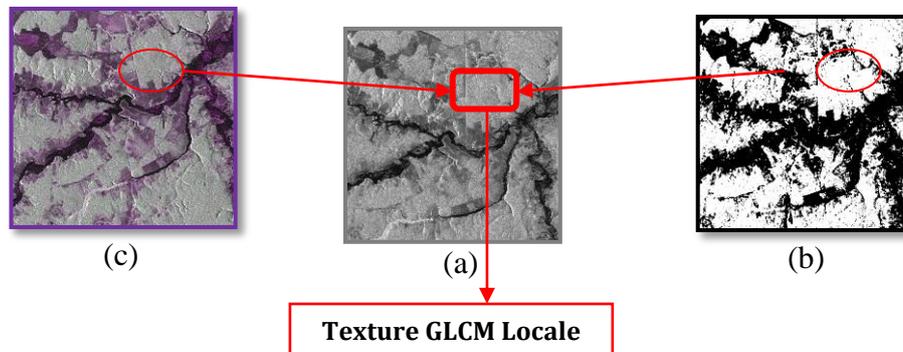


Figure 4.4. (a) Image PALSAR 2007 HH (1024x1024). (b) Image binaire après segmentation NRCS, la zone blanche représente la forêt. (c) Composite couleur obtenu des images HH & HV polarisées

Les caractéristiques extraites visent à obtenir des résultats plus précis concernant le type de zone ciblée, en particulier la végétation, et la détection des changements de déforestation. L'approche de détection de changement proposée est présentée sous forme d'organigramme, illustré dans la Figure 4.5.

L'extraction et la classification des caractéristiques NRCS n'est pas totalement automatique, elle nécessite certains paramètres comme le choix des intervalles NRCS. Donc notre approche utilise un algorithme supervisé et non totalement automatique. Les différentes étapes de notre algorithme sont :

- (1) Prétraitement des images en les découpant et en filtrant le bruit « speckle ».
- (2) Utilisation de la formule (4.1) pour générer les coefficients de rétrodiffusion NRCS (σ^0).
- (3) Sélection manuelle des intervalles de valeurs NRCS (dB), et génération des images binaires en attribuant la couleur blanche à la région sélectionnée, et la couleur noire pour le reste des régions. Trois régions ont été détectées sachant que les coefficients NRCS résultants représentent les caractéristiques des éléments de nos

images SAR, où chaque région peut être représentée par un intervalle de valeurs (voir chapitre 5, Figure 5.1).

- (4) Génération d'une matrice de diffusion en utilisant les données à double polarisation parallèle (HH) et croisée (HV) afin d'obtenir plus d'informations pour une meilleure classification. Des matrices de diffusion ont été obtenues en utilisant la formule (4.3), tandis que les formules (4.4) et (4.5) ont été utilisées pour calculer les coefficients de rétrodiffusion NRCS polarimétriques, et la formule (4.6) pour le rapport de polarisation croisée (HH / HV) dans le but de distinguer les différences entre les deux types de polarisations des images HH et HV (voir chapitre 5, Figure 5.3 et Tableau 5.1).
- (5) Application de la technique des fausses couleurs aux images polarimétriques SAR en affectant une couleur RVB (Rouge, Vert, ou Bleu) à chaque paramètre de la matrice de diffusion.

L'extraction des caractéristiques de texture GLCM de notre approche a été réalisée en deux étapes distinctes, l'algorithme de la première étape est présenté comme suit :

- (6) Génération des matrices GLCM à partir des sous-images PALSAR 2007, dans les quatre directions ($d = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ et 135°) (chapitre 3, Figure 3.12), et la fusion de ces dernières en utilisant l'équation (3.14) [4.13], à une distance $d_i = 1$ entre les paires de pixels [4.14, 4.15].
- (7) Application des cinq caractéristiques de texture de haralick (Contraste, Corrélation, Energie, Homogénéité, et Entropie) (section 3.4.4), aux matrices GLCM obtenues d'une sous images SAR 2007 en utilisant les fonctions (3.15) à (3.19). Trois tailles (3×3 , 5×5 et 7×7) de fenêtres glissantes GLCM ont été appliquées pour chacune des caractéristiques (voir chapitre 5, Figure 5.5).
- (8) Application de la fenêtre glissante (5×5) en raison des bons résultats obtenus, pour le calcul des cinq caractéristiques de texture pour toutes les autres sou-images SAR 2007 (voir chapitre 5, Figure 5.6).

- (9) Application de la technique des fausses couleurs aux images de texture GLCM obtenues précédemment pour mieux montrer les résultats de la fusion de ces derniers.
- (10) Fusion des caractéristiques NRCS et GLCM générées à partir de la même sous-image SAR 2007 [4.16,4.17], en utilisant une décomposition en ondelettes à l'aide des méthodes appliquées aux coefficients d'approximations et aux coefficients de détails [4.18] (voir chapitre 5, Figure 5.7). En dernier, somation des images résultantes de la fusion des coefficients NRCS et GLCM avec les ondelettes en utilisant la fonction suivante :

$$Af_{(i,j)} = \sum_1^n Wf_{(i,j)} \quad (4.7)$$

où $Af_{(i,j)}$ est l'image résultante finale, n le nombre de caractéristiques de texture GLCM sélectionnées (5 au maximum), et $Wf_{(i,j)}$ l'image résultante de la fusion des fonctionnalités GLCM et NRCS avec les ondelettes (voir chapitre 5, Figure 5.7).

Dans la deuxième étape, une moyenne de texture GLCM a été calculée pour certaines régions locales à partir des images GLCM générées de 2007 à 2010 à l'aide d'une fenêtre modérée (30×30), et les résultats sont repris dans le Tableau 5.2 (voir chapitre 5). Les régions locales ont été choisies à partir de la classification NRCS pour connaître le type de chaque région traitée parmi les différentes classes. Les résultats obtenus ont permis de distinguer les différents types de données comme la couverture terrestre, les montagnes complexes et les forêts [4.19-4.21], ainsi pour la détection des changements de déforestation.

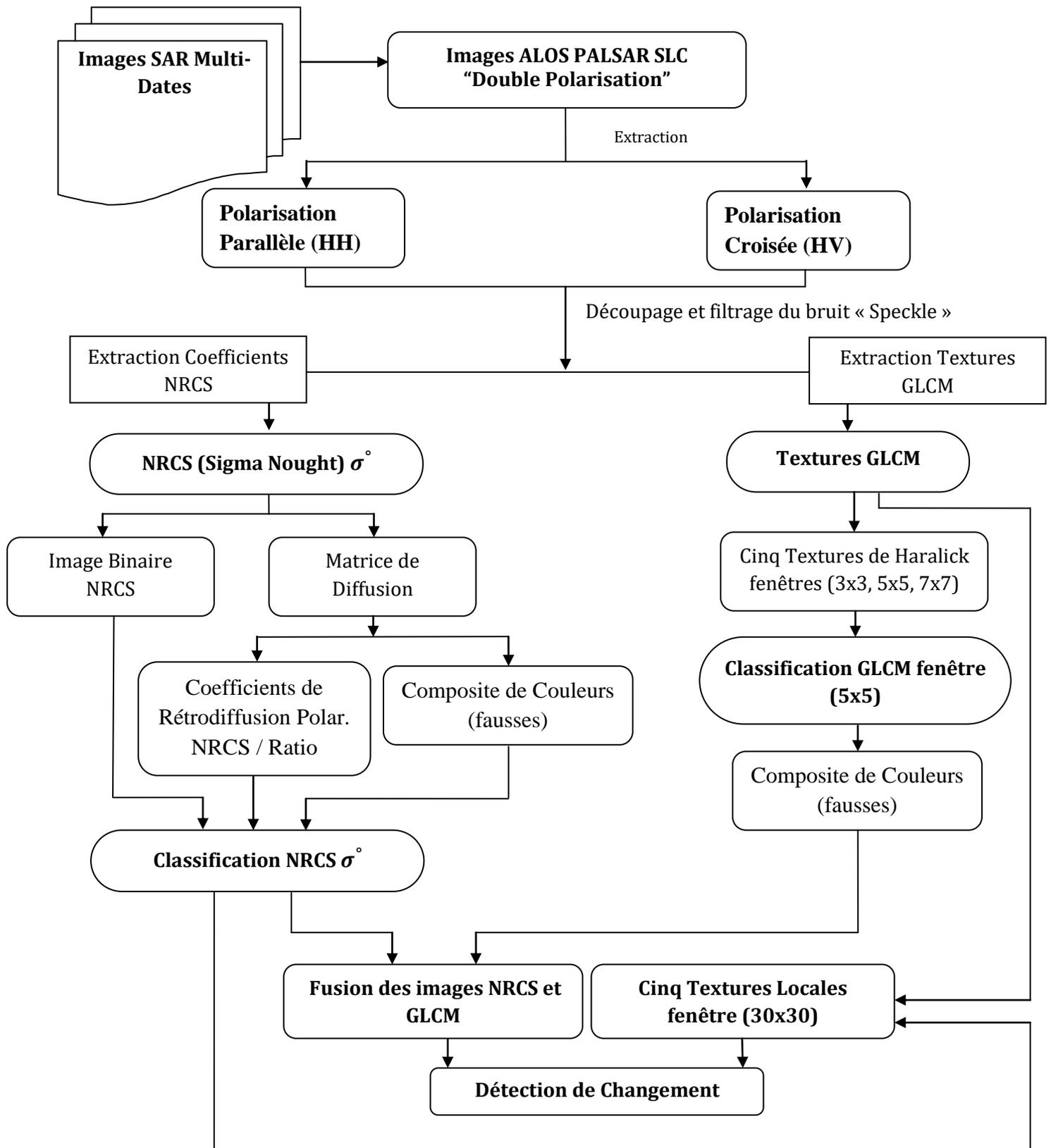


Figure 4.5. Organigramme de l'approche de détection de changement proposée

Références Chapitre 4

- [4.1] A. Rosenqvist, M. Shimada, N. Ito, et al.: “ALOS/PALSAR: a pathfinder mission for global-scale monitoring of the environment”, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 45, no. 1, pp. 3307–3316, 2007.
- [4.2] J. Lee, J. Wen, T. Ainsworth et al.: “Improved sigma filter for speckle filtering of SAR imagery”, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47, no. 1, pp. 202–213, 2009.
- [4.3] M. Shimada, O. Isoguchi, T. Tadono, et al.: “PALSAR radiometric and geometric calibration”, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47, no. 12, pp. 3915–3932, 2009.
- [4.4] L. Na, B. Lorenzo, C. Zengping, et al.: “A novel technique based on the combination of labeled co-occurrence matrix and variogram for the detection of built-up areas in high-resolution SAR images”, *Remote Sens.*, vol. 6, no. 5, pp. 3857–3878, 2014.
- [4.5] L. Veraldo, G. Richard: “Evaluating SAR polarization modes at L-band for forest classification purposes in eastern Amazon, Brazil”, *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.*, vol. 21, pp. 122–135, 2013.
- [4.6] A. Lonnqvist, Y. Rauste, M. Molinier, et al.: “Polarimetric SAR data in land cover mapping in boreal zone”, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 48, no. 10, pp. 3652–3662, 2010.
- [4.7] R. Avtar, W. Takeuchi, H. Sawada: “Full polarimetric PALSAR-based land cover monitoring in Cambodia for implementation of REDD policies”, *Int. J. Digit. Earth*, vol. 6, no. 3, pp. 255–275, 2013.
- [4.8] P. Brivio, R. Colombo, R., Maggi, et al.: “Integration of remote sensing data and GIS for accurate mapping of flooded areas”, *Int. J. Remote Sens.*, vol. 23, no. 3, pp. 429–441, 2002.
- [4.9] K. Victor: “Remote sensing of floods and flood-prone areas”, *J. Coast. Res.*, vol. 31, no. 4, pp. 1005–101, 2015.
- [4.10] H. Skriver, W. Dierking, P. Gudmandsen, et al.: “Applications of synthetic aperture radar polarimetry”. Workshop on ‘POLinSAR’ Applications of SAR Polarimetry and Polarimetric Interferometry, Frascati, Italy, pp. 11–16, Jan. 2003.
- [4.11] S. Quegan, T. Toan, H. Skriver, et al.: “Crop classification with multitemporal polarimetric SAR data”. Workshop on ‘POLinSAR’ Applications of SAR Polarimetry and Polarimetric Interferometry, Frascati, Italy, pp. 30–38, Jan. 2003.
- [4.12] J. Buckley: “Environmental change detection in prairie landscapes with simulated

- RADARSAT 2 imagery”. Proc. of the IEEE Int. Geoscience and Remote Sensing Symp. IGARSS, Toronto, Canada, pp. 3255–3257, Jun. 2002.
- [4.13] Z. Xin, C. Jintian, W. Weisheng, et al.: “A study for texture feature extraction of high-resolution satellite images based on a direction measure and gray level co-occurrence matrix fusion algorithm”, *Sensors*, MDPI, vol. 17, no. 7, pp. 1474, 2017.
- [4.14] C. Milton, S. Diogenes, F. Corina Da Costa, et al.: “Window size selection for texture image generation from SAR data: a case study for a Brazilian Amazon test site”. Proc. of the 2nd Latino-American Seminar on Radar Remote Sensing, Santos, Sao Paulo, Brazil, pp. 107–115, Sep. 1998.
- [4.15] C. Oliver, S. Quegan: “Understanding synthetic aperture radar images” (Artech House, Boston), p. 480, 1988.
- [4.16] S. Fernanda, C. Felix, A. Daniel, et al.: “Spatial and temporal changes in the land use and cover of the paraíba valley in são paulo, Brazil: development of future scenarios”, *Revista Brasileira de Geografia Física*, vol. 11, no. 5, pp. 1732–1747, 2018.
- [4.17] O. Luciana, C. Corina, J. Sidnei, et al.: “Evaluation of optical and radar images integration methods for LULC classification in Amazon region”, *IEEE J. Sel. Topics Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, vol. 11, no. 9, pp. 3062–3074, 2018.
- [4.18] M. Misiti, Y. Misiti, G. Oppenheim, J. Poggi: “Les ondelettes et leurs applications”, Hermes, Paris, 2003.
- [4.19] A. Sara, G. Richard: “Classifying complex mountainous forests with l-band SAR and landsat data integration: a comparison among different machine learning methods in the hyrcanian forest”, *Remote Sens.*, vol. 6, no.5, pp. 3624–3647, 2014.
- [4.20] K. Shijin, V. Dharun: “Extraction of texture features using GLCM and shape features using connected regions”, *Int. J. Eng. Technol.*, vol. 8, no. 6, pp. 2926–2930, 2017.
- [4.21] C. Huang, L. Davis, J. Townshend: “An assessment of support vector machines for land cover classification”, *Remote Sens.*, vol. 23, no. 4, pp. 725–749, 2002.

Chapitre 5

Résultats et discussion

5.1 Résultats de la classification des caractéristiques NRCS et polarimétriques

La transformation NRCS appliquée aux images SAR 2007 HH et HV afin d'obtenir les coefficients de rétrodiffusion renvoyés de la scène, a permis de trouver différentes valeurs allant de -22,0 dB à -1,0 dB, qui couvrent trois classes de région principale (pâturage, eau et forêt). La Figure 5.1 nous montre ces différentes classes extraites de quatre sous-images SAR 2007 HH (1024x1024), sous forme d'images binaires où la région cible est représentée par la couleur blanche, et le reste des régions par la couleur noir. La première classe avec des valeurs de rétrodiffusion NRCS inférieures à -14,5 dB représente l'eau dans les différentes images. La deuxième classe représente la terre moyenne ou le pâturage avec des valeurs de rétrodiffusion comprises entre -14 dB et -6,5 dB. La troisième et dernière classe représente la forêt avec le nombre de valeurs de rétrodiffusion NRCS le plus élevé dans toutes les images SAR, comprises entre -6 dB et -1 dB.

La Figure 5.2 montre les diagrammes de récurrence des coefficients de rétrodiffusions des images SAR (a1, et a4) présentées dans la Figure 5.1. On note que dans les deux diagrammes les valeurs de rétrodiffusion les plus répandues sont celles de la forêt avec les coefficients les plus élevés, suivi par les valeurs des pâturages et des zones d'eau. Les coefficients NRCS représentant les forêts ont une valeur de $-4 \text{ dB} \pm 0,9 \text{ dB}$ dans les différentes sous-images SAR, avec une répétition allant jusqu'à 22300 fois représentée par un point vert comme le montre le diagramme (b) de la Figure 5.2. Les coefficients NRCS représentant les pâturages ont une valeur de $-6 \text{ dB} \pm 1 \text{ dB}$ dans les différentes sous-images SAR, avec une répétition allant jusqu'à 8068 fois, représentée par un point marron comme le montre le diagramme (a) de la Figure 5.2. Les valeurs NRCS représentant les zones d'eau se situent dans un intervalle entre -20 dB et $-14,5 \text{ dB}$ dans les différentes sous-images SAR, avec une répétition allant jusqu'à 3520 fois représentée par un point bleu comme le montre le diagramme (a) de la Figure 5.2, alors que dans le diagramme (b) ces valeurs sont quasi inexistantes avec une répétition de 26 fois.

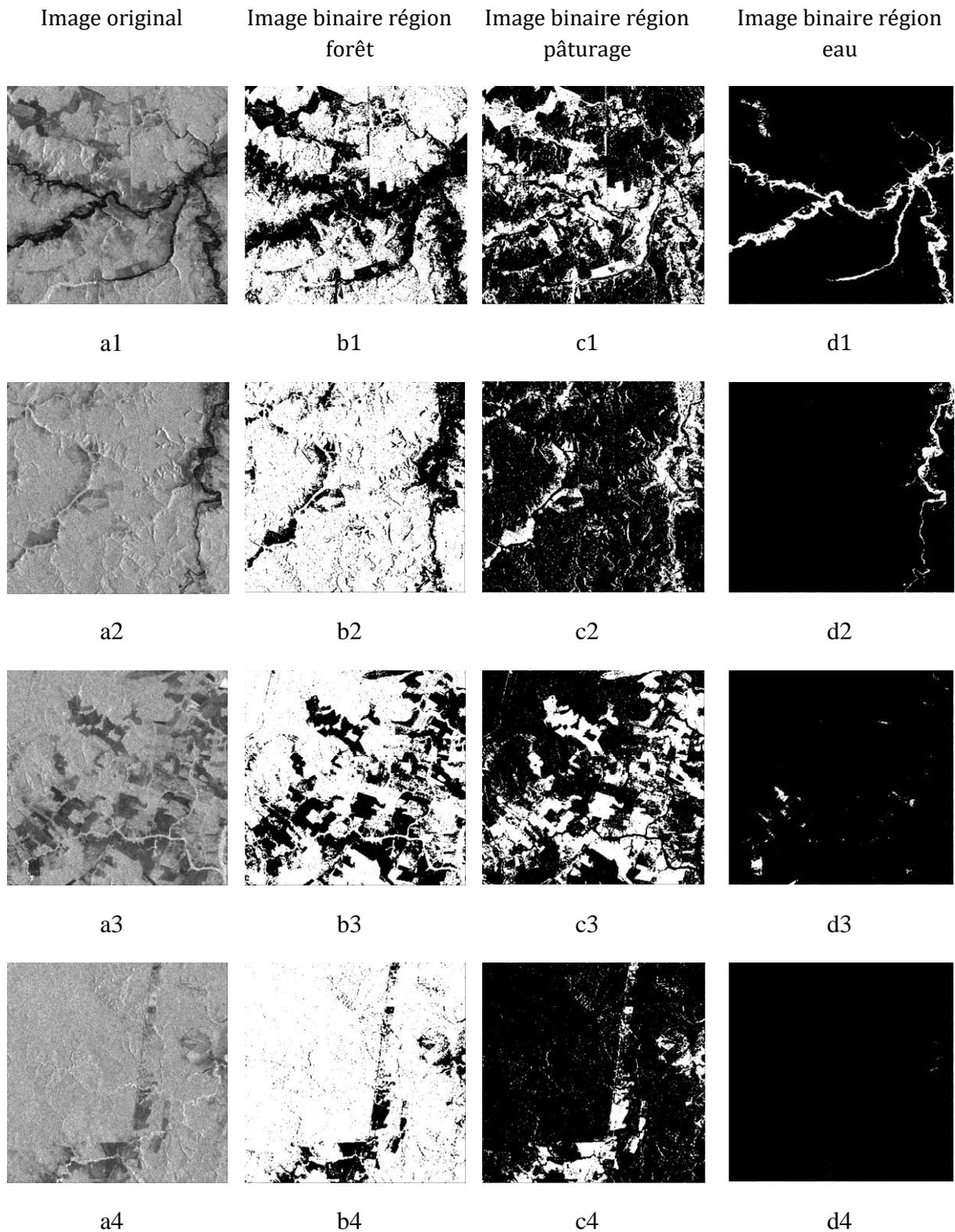
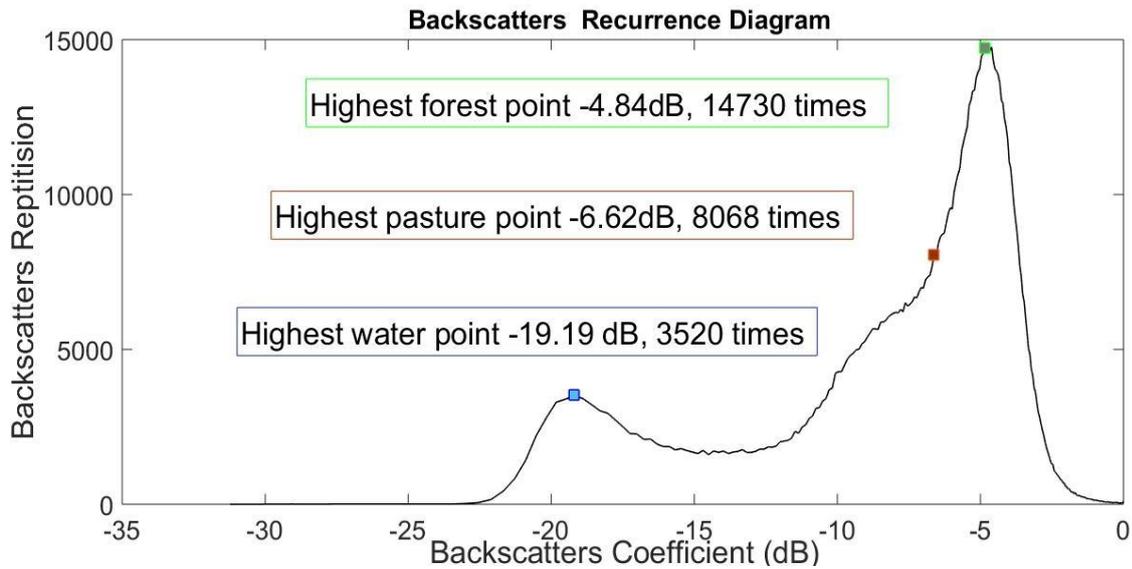
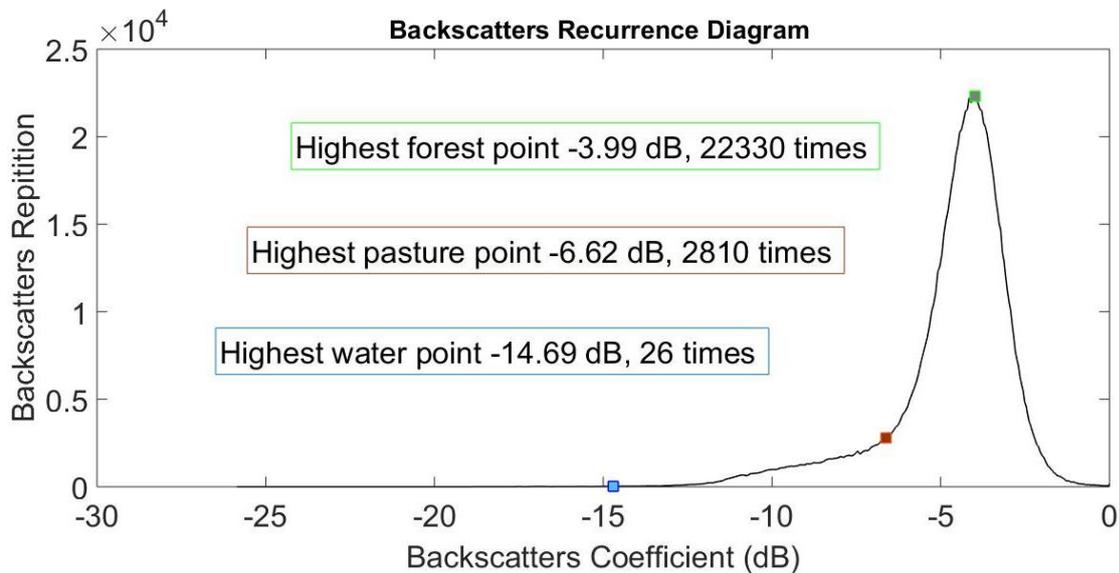


Figure 5.1. (a1-a4) Quatre sous-images SAR 2007 HH. (b1-b4) Images binaires de la région forêt. (c1-c4) Images binaires de la région pâturage. (d1-d4) Images binaires de la région eau



(a)



(b)

Figure 5.2. Diagrammes de récurrence des coefficients de rétrodiffusions, (a) diagramme de l'image (a1) de la Figure 5.1, (b) diagramme de l'image (a4) de la Figure 5.1

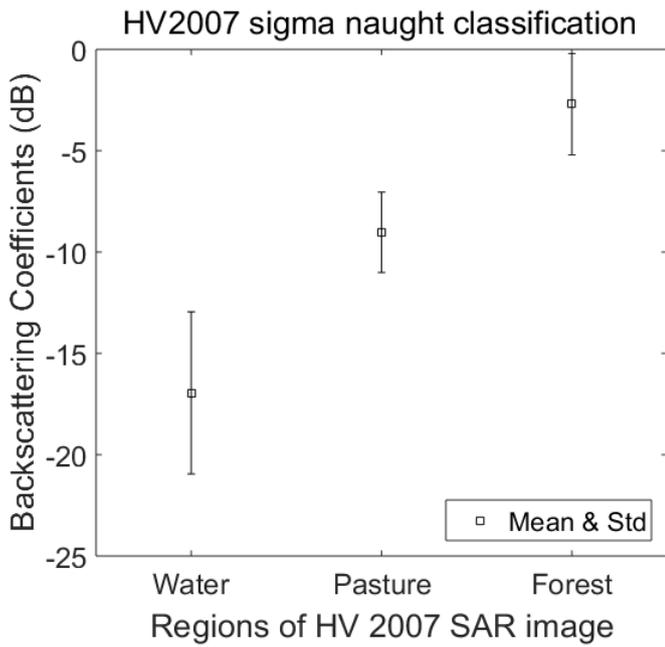
L'étape suivante consiste à l'extraction des informations contenues dans les données SAR polarisées identiques (HH) et croisées (HV) pour obtenir une meilleure classification. La Figure 5.3 montre les résultats de la classification des régions NRCS σ^0 (sigma naught) avec l'écart type de chaque région, ainsi que les diagrammes de récurrence des rétrodiffusions des images SAR HH et HV 2007. Le tableau 5.1 affiche la nouvelle classification après l'application des formules (4.4), (4.5) et (4.6) pour distinguer les différences entre les images dans les différents types de polarisations (HH) et (HV) en calculant le rapport de

polarisation $r_{crosspol}$. Les résultats des valeurs NRCS obtenus vont permettre de créer de nouveaux intervalles pour les régions de l'image produisant une nouvelle classification.

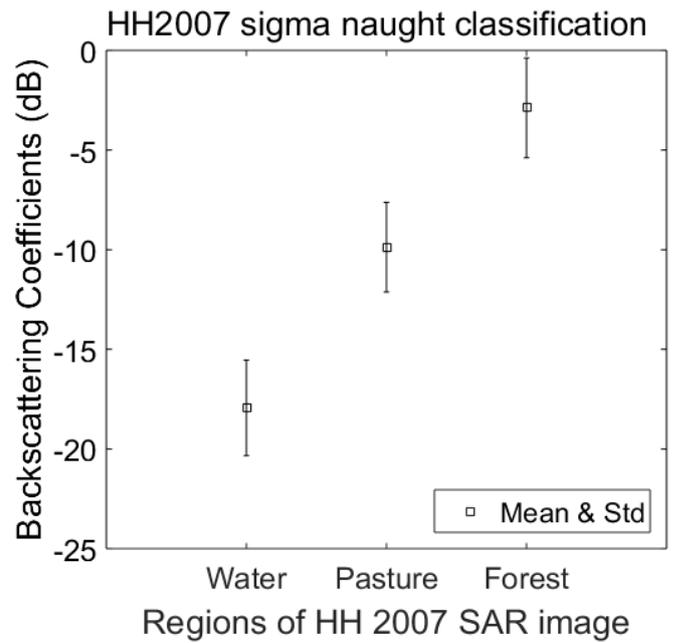
Tableau 5.1. Rapport et valeurs moyennes $\sigma_{HH/HV}^0$ des différentes classes de l'image SAR 2007.

Classe	$\sigma_{HH}^0(dB)$	$\sigma_{HV}^0(dB)$	$r_{crosspol}(dB)$
Végétations Basse	-2.39	-1.94	1.81
Arbres (Foret haute)	-4.83	-4.41	0.79
Cultures	-11.75	-9.2	2.12
Pâturages	-9.12	-6.74	2.6
Eau	-17.92	-16.5	0.71

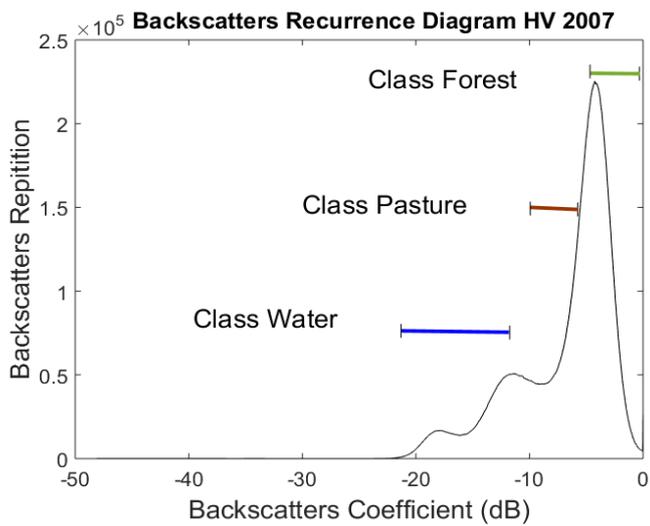
La Figure 5.4 montre les images PALSAR multi temporelles utilisées dans cette thèse (de 2007 à 2010), et le résultat d'application de la méthode composite de couleurs (fausses couleurs) vue dans la section 2.5.2.3 sur les images SAR entières.



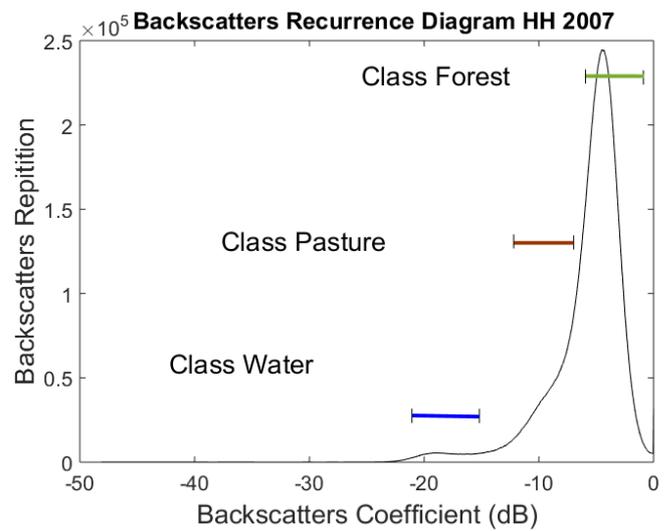
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 5.3. (a) Classification NRCS σ^0 (sigma naught) de l'image SAR (HV) 2007, (b) Classification NRCS σ^0 (sigma naught) de l'image SAR (HH) 2007, (c) diagramme de récurrence de l'image SAR (HV) 2007, (d) diagramme de récurrence de l'image SAR (HH)

2007

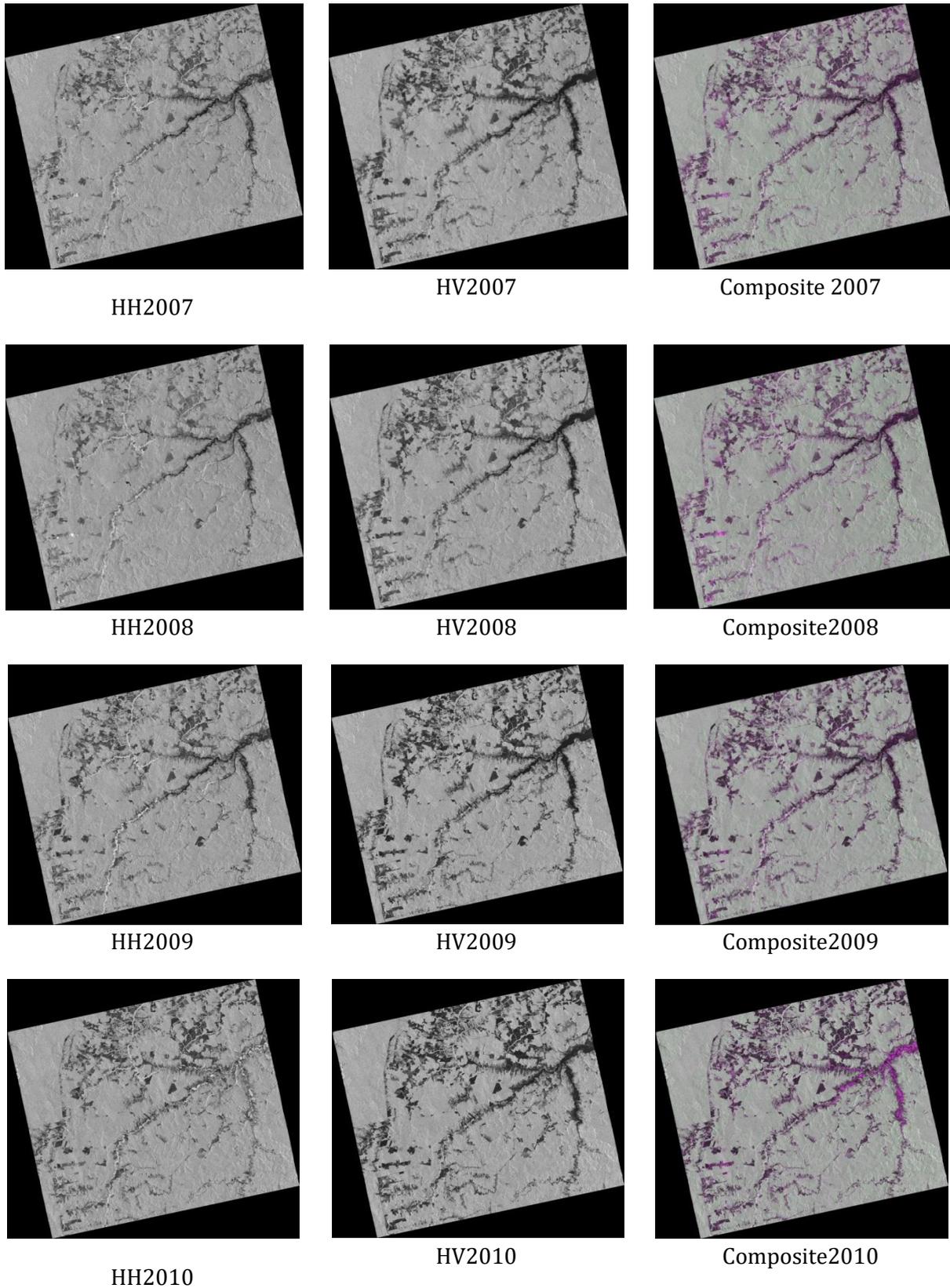


Figure 5.4. Les quatre paires d'image PALSAR polarisées multi temporelles (de 2007 à 2010), et leurs images composites (RVB) correspondantes

5.2 Résultats des caractéristiques de texture GLCM

La Figure 5.5 affiche les images obtenues après l'application des cinq textures GLCM (Contraste, Corrélacion, Energie, Homogénéité, et Entropie) en utilisant les fonctions (3.32) à (3.36) à l'image (a2) de la Figure 5.1. Après avoir effectué une comparaison visuelle des images de texture résultantes, on a remarqué que l'utilisation de la plus petite fenêtre (3×3) affiche d'une part de meilleurs contours pour les régions, et d'autre part moins d'informations sur les caractéristiques de texture des différentes classes. Par ailleurs, on a remarqué que tant que la taille de la fenêtre glissante augmente, meilleures les informations de textures sont, avec un effet de flou, diminuant ainsi l'efficacité des contours.

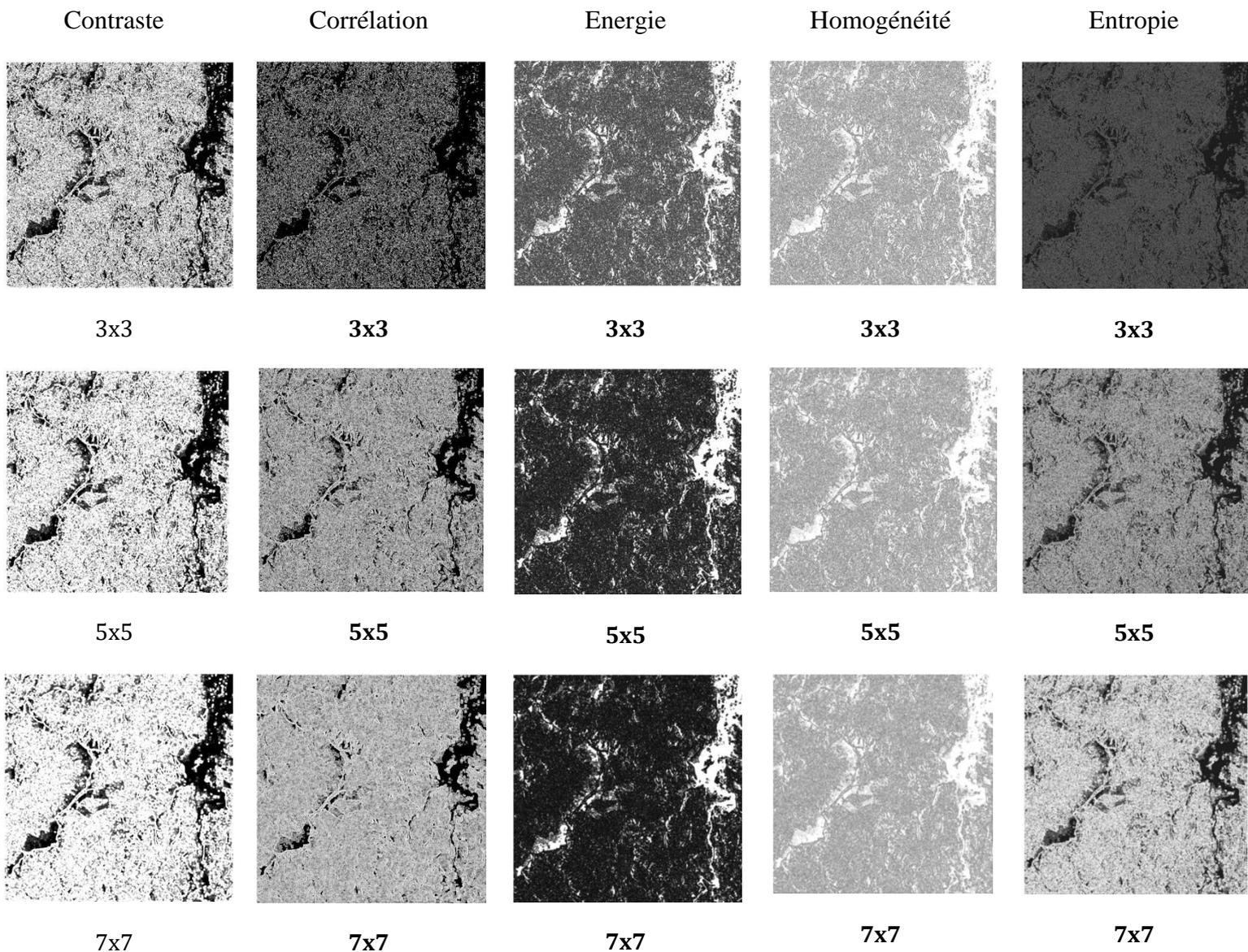


Figure 5.5. Caractéristique de texture GLCM en utilisant trois tailles (3×3 , 5×5 et 7×7) de fenêtres glissantes à l'image (a2) Figure 5.1

En se basant sur les résultats obtenus, on a choisi l'application d'une fenêtre glissante de taille (5×5), qui donne de meilleures informations et un meilleur effet de contour pour la segmentation. C'est aussi le même choix avec la fenêtre du noyau (glissante) utilisée dans les articles [5.1,5.2]. La Figure 5.6 affiche les différentes images résultantes des caractéristiques de texture GLCM (5 x 5) appliquées aux images restantes (a1, a3, et a4) de la Figure 5.1.

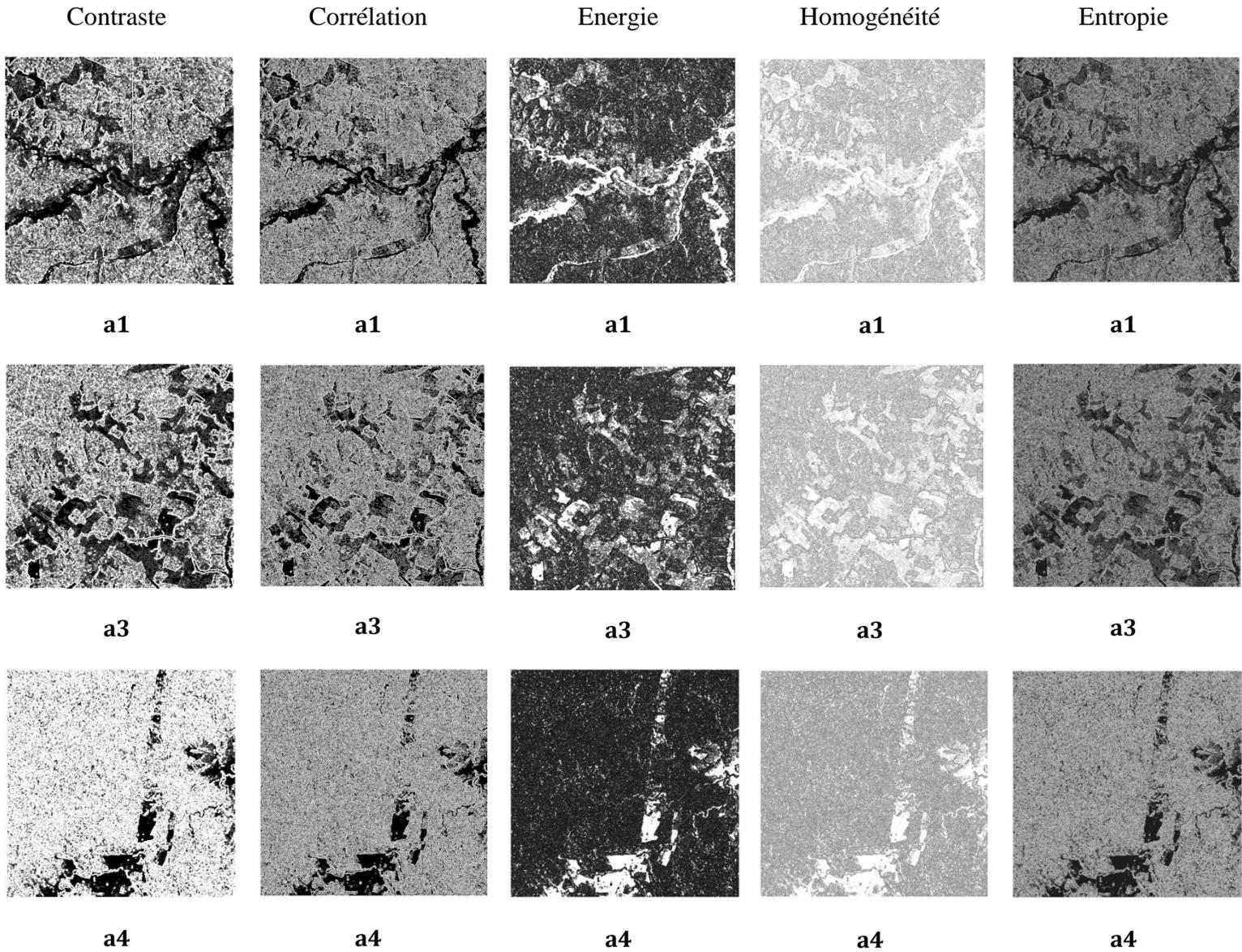


Figure 5.6. Caractéristique de texture GLCM en utilisant une fenêtre glissante de taille (5 × 5) aux images (a1, a3, et a4) Figure 5.1

La Figure 5.7 représente la classification des sous images SAR en utilisant les différents types de caractéristiques extraites par les méthodes proposées, qui sont affichées en

couleur après l'application de la méthode de fausses couleurs pour distinguer les différentes classes, et afin de mieux montrer les résultats de la fusion par la suite.

L'image (a) de la Figure 5.7, représente une classification des caractéristiques NRCS uniquement, et les images (b, c, d) de la Figure 5.7 affichent une classification des textures GLCM seules. Les images (f, g, h) de la Figure 5.7, représentent le résultat de la fusion des différentes images de texture GLCM (b, c, d) avec l'image NRCS (a) respectivement, en utilisant la méthode des ondelettes citée en section 4.2.4. En dernier, l'image (e) de la Figure 5.7 représente le résultat de la fusion finale des images (f, g, h) en utilisant l'équation (4.7) de la section 4.2.4.

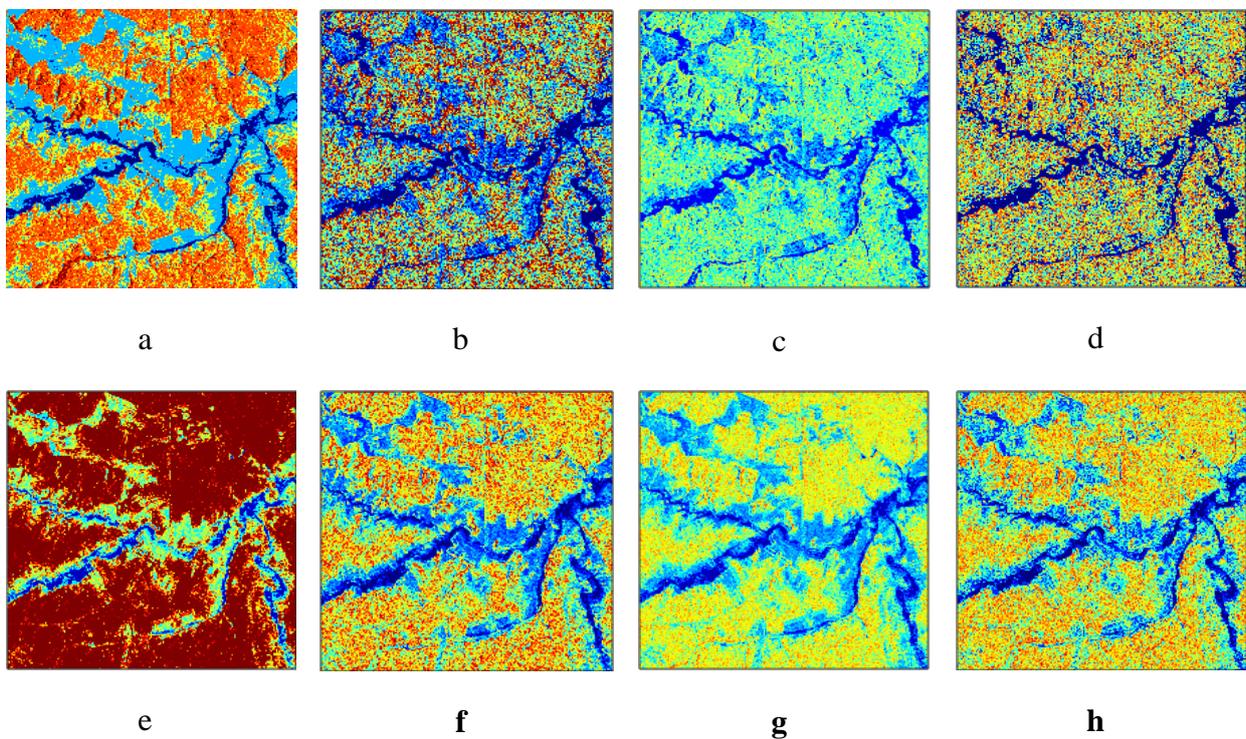


Figure 5.7. (a) Classification NRCS d'une sous image SAR 2007, (b,c,d) classification GLCM (contraste, entropie, et corrélation) respectivement, (f,g,h) fusion des images (b,c,d) avec l'image NRCS (a) respectivement utilisant la méthode de décomposition en ondelettes. (e) fusion des images (f,g,h) utilisant la formule (4.7)

Tableau 5.2. Les cinq caractéristiques GLCM extraites localement (où : Con., Cor., Enr., Entr., et Hom. représentent Contraste, Corrélation, Energie, Entropie, et Homogénéité respectivement) des images SAR 2007 et 2010, et trois régions de chacune des trois classes principales (Forêts, Pâturage, et Eau).

Images SAR		2007					2010				
Textures GLCM		Con.	Cor.	Enr.	Entr.	Hom.	Con.	Cor.	Enr.	Entr.	Hom.
Forêts	Region1	0.196	0.671	0.344	0.720	0.902	0.206	0.610	0.350	0.585	0.896
	Region2	0.144	0.733	0.399	0.498	0.927	0.217	0.859	0.277	0.727	0.894
	Region3	0.137	0.615	0.583	0.585	0.931	0.196	0.669	0.413	0.625	0.902
Paturages\ Cultures	Region1	0.102	0.655	0.611	0.370	0.948	0.127	0.746	0.484	0.498	0.936
	Region2	0.149	0.823	0.315	0.585	0.925	0.145	0.779	0.362	0.498	0.927
	Region3	0.101	0.859	0.369	0.554	0.949	0.100	0.692	0.585	0.337	0.950
Eau	Region1	0.231	0.935	0.260	0.857	0.902	0.289	0.931	0.188	0.891	0.887
	Region2	0.158	0.788	0.343	0.498	0.920	0.381	0.956	0.108	0.975	0.837
	Region3	0.183	0.721	0.326	0.495	0.908	0.332	0.870	0.121	0.787	0.839

Le tableau 5.2 montre les résultats de la deuxième étape, pour l'extraction des valeurs de caractéristiques des textures locales GLCM, où trois échantillons (30 x 30) ont été sélectionnés parmi les trois classes principales (terres forestières, pâturages et eau) de la classification NRCS. Les caractéristiques de texture locales du GLCM ont été extraites des images multi-temporelles SAR (2007, et 2010).

5.3 Discussion des résultats de détection de la déforestation

Les résultats obtenus à partir de la caractérisation des coefficients de rétrodiffusion et ceux de la classification NRCS, en plus des caractéristiques polarimétriques et la technique composite de fausses couleurs, ont été très satisfaisants. La figure 5.2 montre clairement les diagrammes de récurrence des différentes régions extraites de la figure 5.1. Cela a conduit à l'application de ces procédures proposées à toutes les images SAR multi-temporelles (de 2007 à 2010) utilisées dans notre travail [5.3]. La Figure 5.8 montre les différents histogrammes de récurrence des coefficients de rétrodiffusion des images SAR utilisées dans cette thèse.

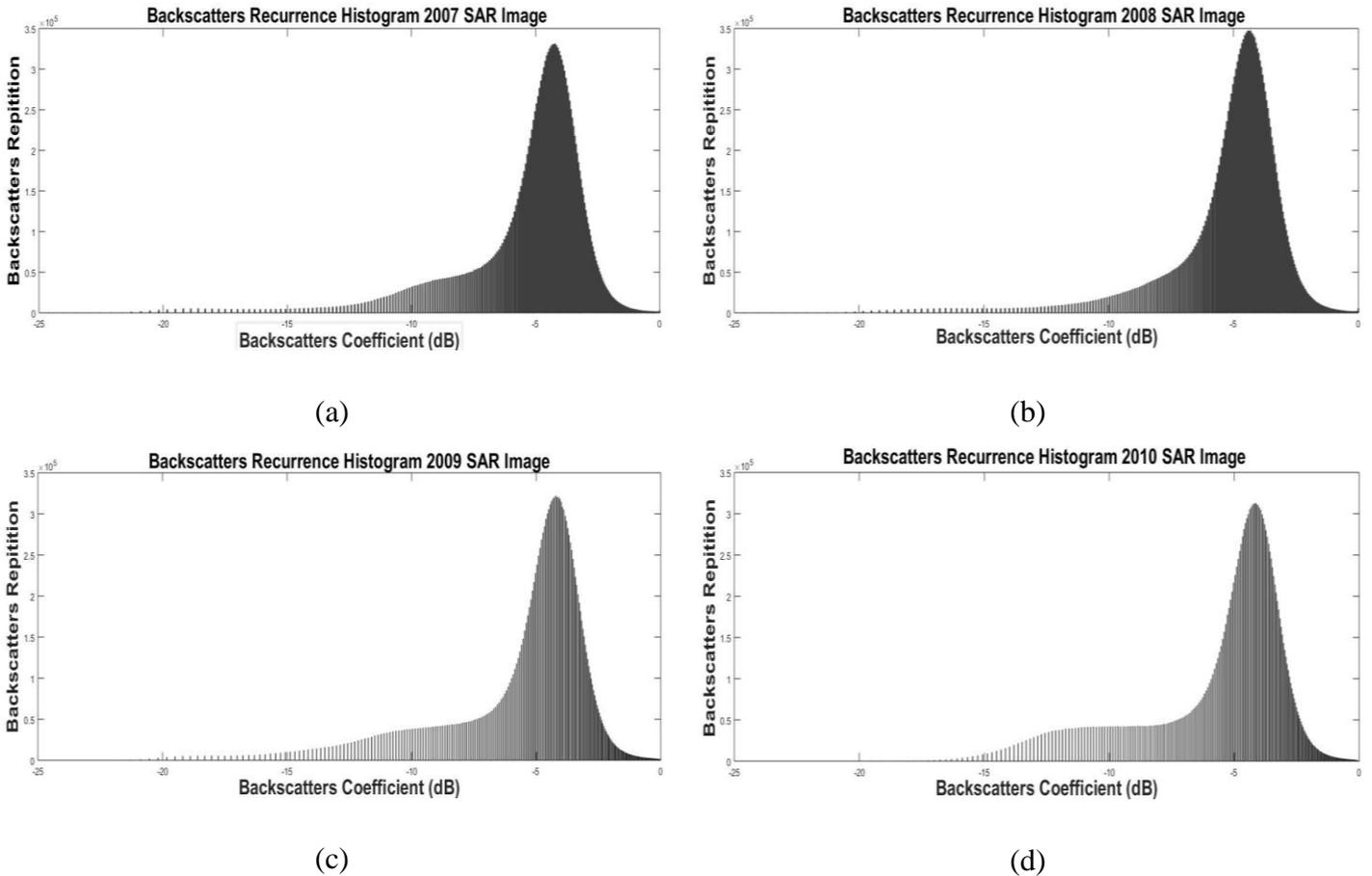


Figure 5.8. Histogrammes de récurrence des coefficients de rétrodiffusion des images SAR multi temporelles où : (a) SAR 2007, (b) SAR 2008, (c) SAR 2009, (d) SAR 2010

Après avoir effectué une comparaison entre les quatre histogrammes de la Figure 5.8, un changement dans les axes des coefficients de rétrodiffusion a été remarqué. Dans les deux premiers histogrammes (a) et (b), la surface du graphe entre -6,5 dB et -1 dB est pleine, ce qui signifie que les densités de la région forestière sont presque les mêmes. Cependant dans l'histogramme (c), une rupture de certains coefficients de rétrodiffusion dans l'intervalle des forêts a été remarquée, et la surface a été réduite en densité, mais aussi pour l'histogramme (d) où la densité est encore clairement plus faible pour la zone d'eau située entre -20 dB et -14,5 dB.

La Figure 5.9 nous montre plus clairement les changements qui se sont produits dans les différentes classes de toutes les images SAR multi temporelles au fil du temps (de 2007 à 2010) dans un graphique. Sachant que le diagramme SAR 2007 représente l'état initial, un changement a été détecté dans le deuxième diagramme SAR 2008, où une diminution des terres cultivées (entre -14,5 dB et -6,5 dB) et une augmentation de la superficie forestière avec une répétition allant jusqu'à 350000 fois contre 330000 pour le diagramme SAR 2007.

Ceci signifie qu'il y a eu une croissance dans les régions forestières durant cette année. Cependant, c'est à partir de l'année 2009 qu'on a constaté que le diagramme SAR 2009 affiche une légère diminution dans la superficie forestière avec une répétition allant jusqu'à 328000 fois. Cela se poursuit dans les derniers diagrammes SAR 2010 avec une répétition jusqu'à 315000 pour la superficie forestière, et une augmentation du niveau des régions cultivées avec une répétition jusqu'à 42300 fois, qui est la valeur la plus élevée de tous les diagrammes, (en cultivant les parties cédées du fleuve dû à la réduction de son débit au fil du temps à cause de la sécheresse) avec un intervalle compris entre -16,5 dB et -14,5 dB. Ces résultats ont permis d'extraire la résolution spatiale (km²) des différentes régions des images SAR, et de suivre l'évolution des changements des zones au fil des années.

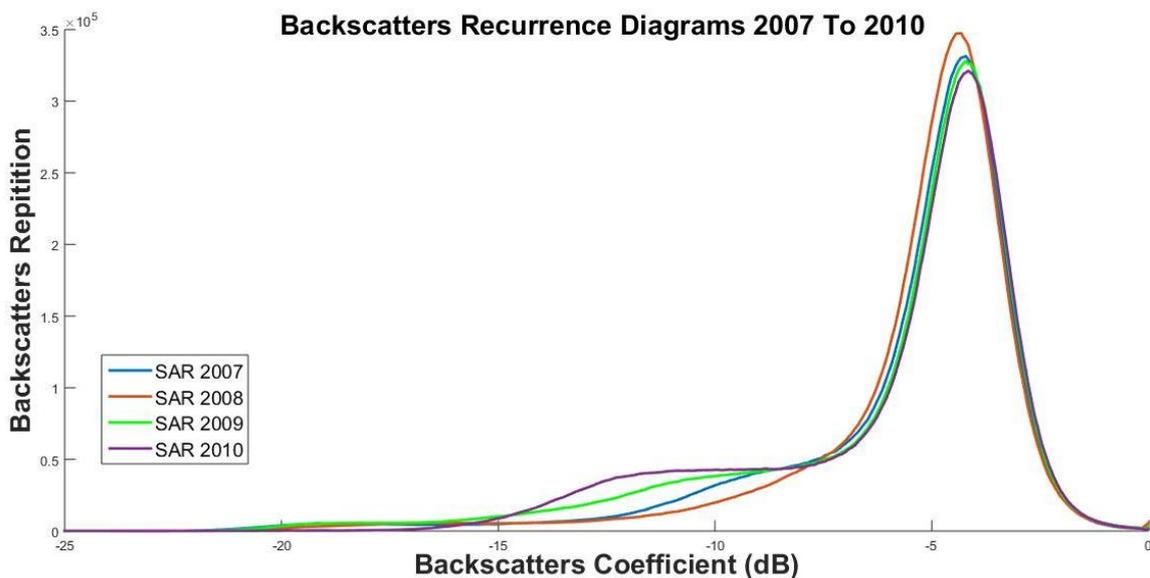


Figure 5.9. Diagrammes de récurrence des coefficients de rétrodiffusions des images SAR multi temporelles de 2007 à 2010

Le Tableau 5.3 montre l'évolution de la zone déboisée de Santarem entre 2007 et 2010 sur la base de nos résultats. Comme on peut le voir, il y a une stabilité de la superficie forestière entre 2007 et 2008, mais la déforestation apparaît clairement dans les années suivantes avec un taux de perte de superficie forestière d'environ 4,78% en 2009 et 1,77% en 2010 (Tableau 5.4), soit plus de 227 km² de zone déboisée, sachant que la taille des images PALSAR utilisées dans cette étude est de 4200 km².

Table 5.3. L'évolution de la région forestière entre 2007 et 2010

Année	Forêts (km ² /%)	Pâturage (km ² /%)	Autre (km ² /%)
2007	3613 / 86,03	560 / 13,34	27 / 0,63
2008	3682 / 87,67	493 / 11,75	25 / 0,58
2009	3509 / 83,56	634 / 15,11	57 / 1,33
2010	3445 / 81,03	719 / 17,12	36 / 1,85

Table 5.4. L'évolution de la déforestation, comparaison entre les résultats de PRODES (INPE) et les nôtres.

Année	Estimation de la canopée forestière en Amazonie INPE	Evolution déforestation			
		Evolution déforestation Amazonie (INPE) (km ² / diff. / %) Classe Forêt	Evolution déforestation Para (INPE) (km ² / diff. / %) Classe Forêt	Santarem (Nos résultats) (km ² / diff. / %)	
				Image PALSAR Global	Classe Forêt
2007	3.448.153	11.651 / état initiale	5500 / état initiale	4200/ état initiale	3613 / état initiale
2008	3.451.565	12.911 / -1260 / -10,81%	5607 / -107 / -1,94%	3682 / -69 / -1,63%	3682 / -69 / -1,90%
2009	3.426.846	7.464 / 5447 / 29,58%	4281 / 1326 / 24,10%	3509 / 173 / 4,11%	3509 / 173 / 4,78%
2010	3.433.519	7.000 / 464 / 3,95%	3870 / 411 / 7,45%	3445 / 64 / 1,53%	3445 / 64 / 1,77%

Afin de comparer nos résultats [5.3] avec des données réelles, nous avons utilisé les informations sur l'occupation des sols fournies par le programme amazonien de calculs de la déforestation PRODES (Programa de Cálculo do Desflorestamento da Amazônia) de l'INPE. Le Tableau 5.4 montre l'évolution de la zone déboisée en comparant les données PRODES concernant l'Amazonie et l'état de Para, avec nos résultats obtenus à partir des données Pal

SAR de Santarem (une localité de Para) [5.4], on peut remarquer la relative similitude des données obtenues avec nos résultats. En considérant les données de l'année 2007 comme état initial, nous avons remarqué une réduction de la déforestation dans les trois zones (Amazonie, Para, et Santarem) durant l'année 2008, avec un pourcentage de -1.94% pour la région de Para dont -1.90% pour Santarem à elle seule, contre un taux de -10,81% pour l'Amazonie [5.3]. Après une recherche approfondie sur la cause de ce faible rehaussement des forêts durant cette période, il s'est avéré que depuis l'ouverture du port de Cargill à Santarém en 2003, les superficies de culture de soja dans l'état du Para se sont multipliées par près de 300 [5.5]. Cependant le développement fulgurant du secteur agricole continue de provoquer une pression exercée sur la forêt amazonienne, qui est menacée par l'avancée des pratiques agricoles [5.6], auxquelles s'associent de nombreux effets néfastes d'ordre social et environnemental, tels que l'exclusion sociale, la déstructuration des territoires, et les impacts environnementaux (la déforestation, les effets sur le climat, et la pollution) [5.7]. En 2006 Greenpeace publie le rapport « Eating up the Amazon » pour alerter l'opinion publique sur la destruction de la forêt amazonienne liée à la voracité des cultures de soja, causant la fermeture momentanée du port de Cargill par le gouvernement brésilien en 2007 avec un moratoire qui est renouvelé pour un an. Donc c'est durant cette année qu'il y a eu une pause concernant les cultures de soja à Santarem, permettant ainsi le renouvellement d'une partie des forêts détruites, d'où le résultat de -1.90% qui nous a aidé à détecter ce changement. Les années suivantes nous ont montré la réapparition du phénomène de la déforestation dans les trois régions avec 24,10% pour la région de Para, 4,78% pour Santarem et 29,58% pour l'Amazonie, ce qui représente un taux très élevé de déforestation durant l'année 2009. Pour l'année 2010, la déforestation a continué d'évoluer mais avec des taux bien réduits de 7,45% pour Para, 1,77% pour Santarém et 3,98% pour l'Amazonie (Tableau 5.4).

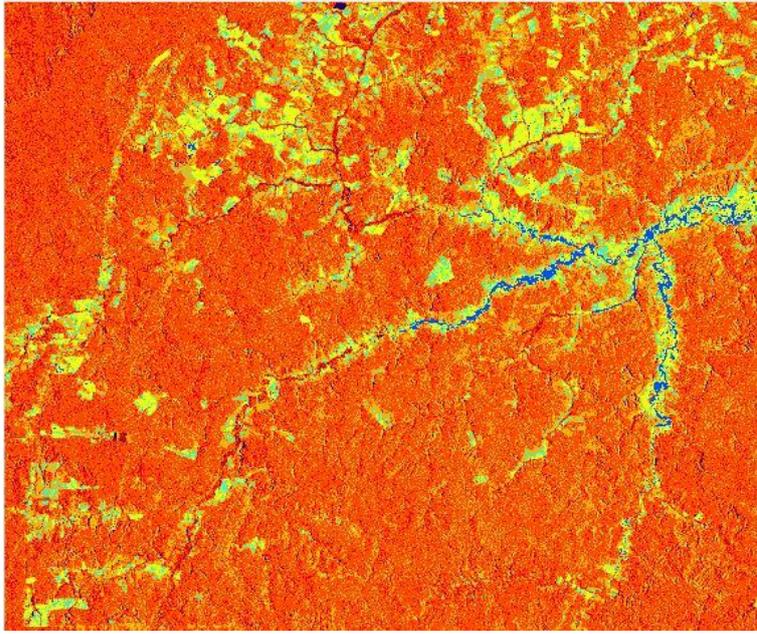
Les résultats des caractéristiques de texture GLCM ont également été très bénéfiques en choisissant une taille de fenêtre (5x5) pour la technique de fenêtre glissante, sachant que la même taille est appliquée dans d'autres travaux récents [5.8,5.9]. Dans le premier travail [5.8], la méthode proposée utilisant les caractéristiques de texture GLCM était la même que notre approche. Dans le second travail [5.9], les auteurs ont proposé une technique de similarité de cellule à cellule, pour détecter les changements spatiaux et temporels des terres. Cette méthode permet d'appliquer différentes tailles de fenêtre à l'image (1x1 à 11x11), puis emploie une fonction de décroissance exponentielle avec une distance entre la cellule centrale et ses alentours. Les résultats montrent que les valeurs de similarité maximales supérieures à

50% ont été obtenues en utilisant la fenêtre (5x5), ce qui de même que la technique GLCM avec des distances différentes entre les cellules, proposée dans notre travail.

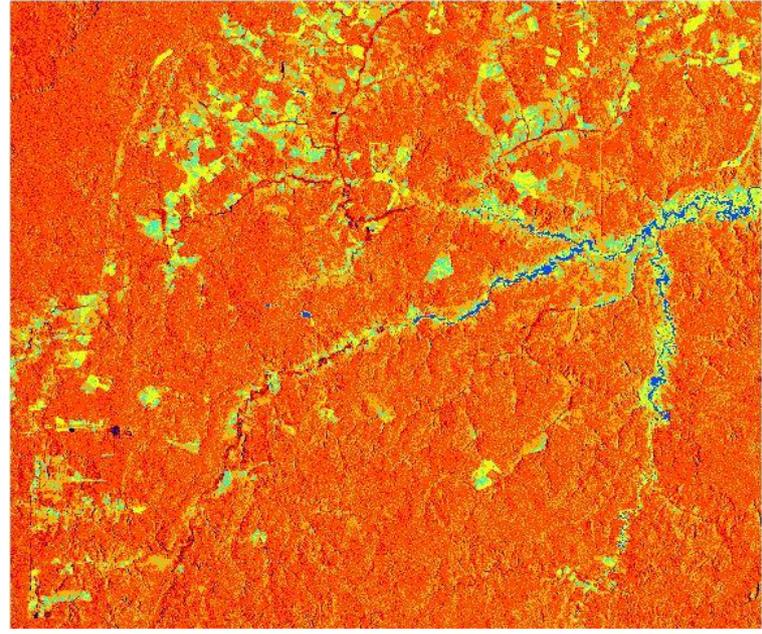
Les résultats obtenus ont permis d'avoir une bonne segmentation des différentes régions des images SAR comme le montre la Figure 5.6. Cela a permis en plus de la classification NRCS de la Figure 5.1, de donner une bonne classification globale des caractéristiques NRCS et GLCM, avec une fusion utile de ses deux caractéristiques comme le montre la Figure 5.7. La comparaison entre les deux images (a) et (e) de la même figure montre clairement que l'image (e) affiche une meilleure classification des régions avec des contours précis pour une meilleure séparation entre les différentes classes, et une meilleure sélection de zone des classes par rapport à la classification NRCS de l'image (a) seule. L'avantage de la fusion est que les informations de texture GLCM donnent de meilleures informations de texture sur les différentes régions des images SAR, en plus des coefficients NRCS qui donnent des informations sur les caractéristiques physiques de chaque élément du sol.

Dans un autre travail récent dans la commune de Belterra (Para, Brésil) [5.10], l'utilisation de la polarisation multi-temporelle des caractéristiques PALSAR en mode FBD et la fusion de données optiques LANDSAT, ont conduit à des résultats de classification très satisfaisants en améliorant la détection des changements de la couverture terrestre. En comparant ces travaux aux nôtres, les étapes et la méthodologie sont presque les mêmes avec l'utilisation de l'approche de fusion et décomposition en ondelettes pour différents canaux d'images SAR polarisées et des caractéristiques de texture GLCM ; la seule différence demeure dans l'utilisation des données optiques LANDSAT qui n'étaient pas disponibles dans notre cas.

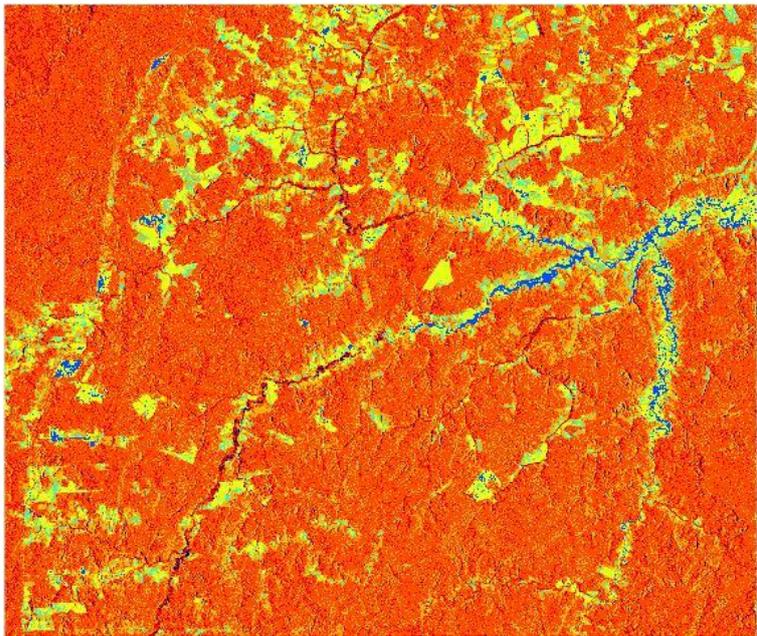
Le tableau 5.2 résume quelques exemples de trois régions locales avec l'extraction de cinq caractéristiques GLCM locales en utilisant une fenêtre de (30x30) pour chaque classe, où un changement des valeurs de texture a été enregistré pour les différentes régions des images SAR 2007 et 2010. Si on prend la région 2 de la classe forestière, le contraste est passé de 0,144 en 2007 à 0,217 en 2010 et il en est de même pour la région 1 et la région 3. Les couleurs des deux régions sont passées du gris clair au gris foncé signifiant ainsi une déforestation. Le changement des valeurs des régions est présent dans presque toutes les zones locales des classes du tableau 5.2.



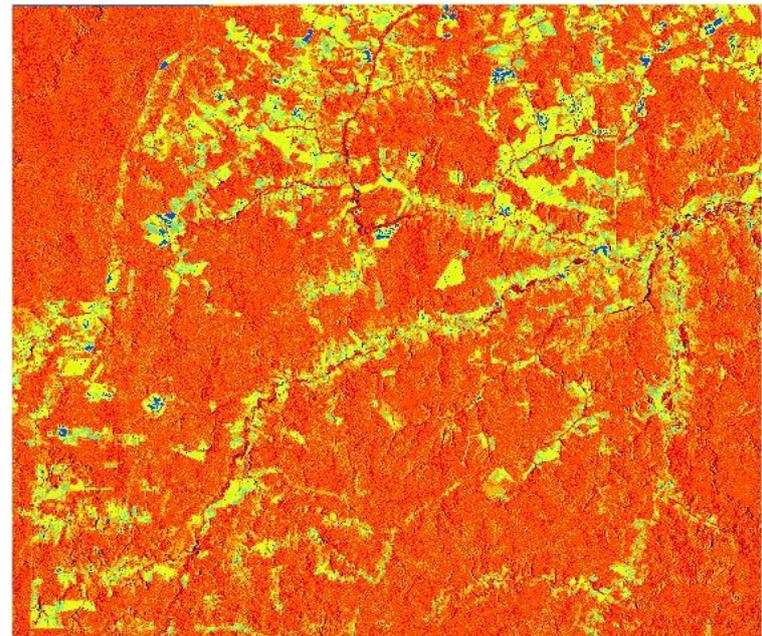
(a)



(b)



(c)



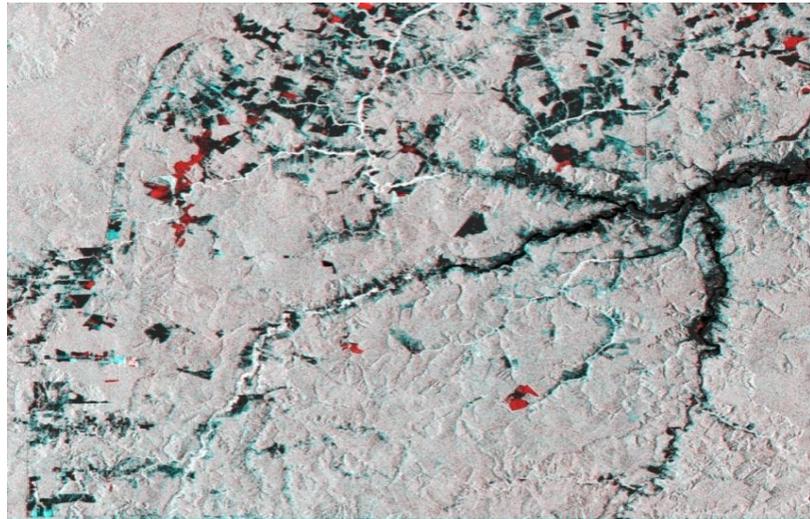
(d)

Figure 5.10. Résultats de la classification NRCS & GLCM des images SAR multi temporelles. (a) Image SAR 2007. (b) Image SAR 2008. (c) Image SAR 2009. (d) Image SAR 2010. La couleur Bleu = eau, jaune et vert clair = Culture \ Pâturage, Orange foncé et clair = Terres forestières, brun foncé = Rivière à sec

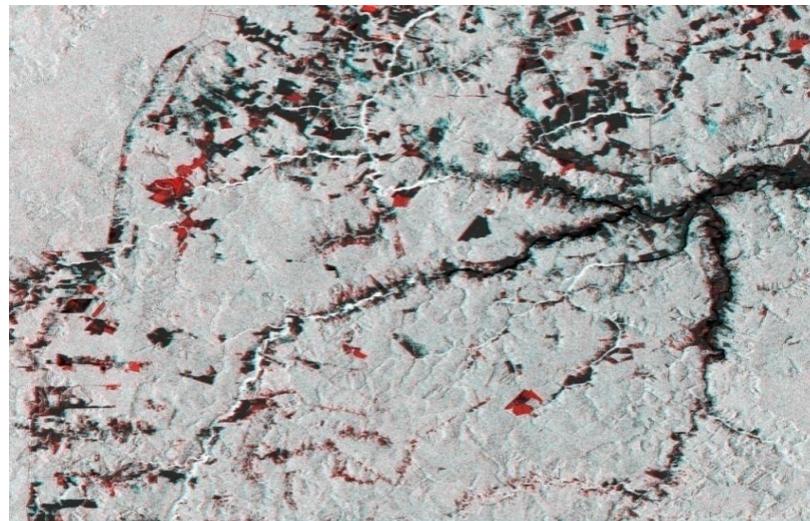
La Figure 5.10 montre la classification des images SAR multi-temporelles (de 2007 à 2010) représentées avec une couleur différente pour chaque classe. La classe eau est

représentée par une couleur bleue et les rivières asséchées par une couleur brun foncé, où un niveau d'eau décroissant a été détecté de 2008 à 2010. Les terres forestières sont représentées par une couleur orange, et les terres cultivées / pâturages par une couleur vert clair et jaune respectivement. Une évolution de la couleur jaune a été enregistrée dans toutes les images SAR de la figure, et précisément dans les images SAR 2009 et 2010 avec un pourcentage plus important, ce qui signifie qu'une perte dans les régions forestières a été détectée.

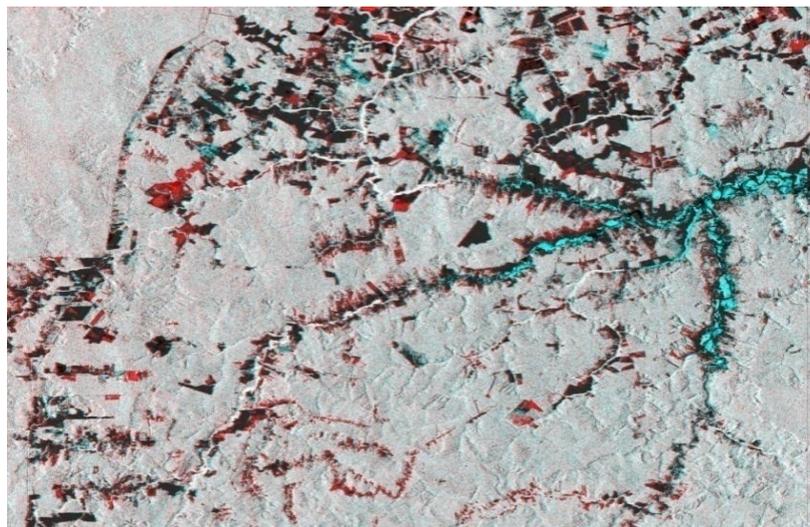
Finalement, la Figure 5.11 montre les résultats des paires d'images classifiées multi-temporelles fusionnées aux niveaux de gris (sans application de la méthode des fausses couleurs), où (a) représente la fusion entre les images SAR 2007 et 2008, (b) la fusion entre les images SAR 2007 et 2009 et (c) celle des images SAR 2007 et 2010. La particularité de ces images résultantes est la présence des couleurs rouges et vertes qui représentent un changement dans différentes régions. La couleur rouge signifie une augmentation de la classe pâturage / culture dans l'image avec une présence particulière dans la dernière image (c) de la figure, concluant à une dégradation de la région forestière. Cependant, la couleur verte représente une diminution des classes de pâturage / culture et eau, ce qui peut signifier une amélioration de la région forestière avec le temps.



(a)



(b)



(c)

Figure 5.11. Résultats de classification de la fusion des images SAR multi temporelles à niveau de gris. (a) Fusion des images SAR 2007 et 2008, (b) Fusion des images SAR 2007 et 2009, et (c) Fusion des images SAR 2007 et 2010

Références Chapitre5

- [5.1] Z. Xin, C. Jintian, W. Weisheng, et al.: “A study for texture feature extraction of high-resolution satellite images based on a direction measure and gray level co-occurrence matrix fusion algorithm”, *Sensors*, MDPI, vol. 17, no. 7, p. 1474, 2017.
- [5.2] C. Milton, S. Diogenes, F. Corina Da Costa, et al.: “Window size selection for texture image generation from SAR data: a case study for a Brazilian Amazon test site”. *Proc. of the 2and Latino-American Seminar on Radar Remote Sensing*, Santos, Sao Paulo, Brazil, pp. 107–115, Sep. 1998.
- [5.3] A. Horch, K. Djemal, A. Gafour, N. Taleb: “Supervised fusion approach of local features extracted from SAR images for detecting deforestation changes”, *IET Image Processing*, vol. 13, no. 14, pp. 2866-2876, 2019.
- [5.4] M.T. François: “Is Brazil now in control of deforestation in the Amazon?”, *Cybergeog: Eur. J. Geography*, document 769, 2015, doi: 10.4000/ cybergeog.27484.
- [5.5] IBGE : Instituto Brasileiro de Geografia et Estatísticas. (2016). Para. Santarém.
- [5.6] R. Walker, R. Defries, M. Vera-Diaz, Y. Shimabukuro, A. Venturieri: “The Expansion of Intensive Agriculture and Ranching in Brazil”, *Amazonia and Global Change*, pp. 61-81, 2013.
- [5.7] C. White, C. Cadier, R. Pasquis, G. Van Vliet: “Soy expansion in the Brazilian Amazon region : a local and global social and environmental dilemma”, *Brasilia, CDS / CIRAD*, 12p., 2004.
- [5.8] Z. Xin, C. Jintian, W. Weisheng, et al.: “A study for texture feature extraction of high-resolution satellite images based on a direction measure and gray level co-occurrence matrix fusion algorithm”, *Sensors*, MDPI, vol. 17, no. 7, pp. 1474, 2017.
- [5.9] S. Fernanda, C. Felix, A. Daniel, et al.: “Spatial and Temporal Changes in the Land Use and Cover of the Paraíba Valley in São Paulo, Brazil: Development of Future Scenarios”, *Revista Brasileira de Geografia Física*, vol. 11, no. 5, pp. 1732-1747, 2018.
- [5.10] O. Luciana, C. Corina, J. Sidnei, et al.: “Evaluation of Optical and Radar Images Integration Methods for LULC Classification in Amazon Region”, *IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*, 2018.

Conclusion Générale

Conclusion Générale

Dans cette thèse, nous avons présenté une nouvelle approche de fusion de caractéristiques rétrodiffusions NRCS et de textures GLCM locales extraites à partir des images PALSAR multi temporelles à double polarisation du satellite ALOS, dans le but de la surveillance et la détection de changement de la déforestation dans la forêt amazonienne (Brésil). À travers les différentes sections de cette thèse, nous avons présenté un état de l'art dans les premiers chapitres sur le type des données SAR, leurs avantages, leurs inconvénients et les différentes méthodes utilisées dans leur traitement que ce soit pour le filtrage, le rehaussement, ou l'extraction d'information. Par la suite nous avons détaillé les différentes étapes de notre méthodologie de l'extraction des caractéristiques de rétrodiffusion et de texture, jusqu'à la détection des changements de la déforestation.

L'utilisation des coefficients de rétrodiffusion NRCS, et des caractéristiques polarimétriques a donné une première classification que nous avons nommée classification NRCS. Cinq classes de régions différentes ont été obtenues à partir de cette première classification, et une localisation de la région forestière avec une détection de deux types de végétation a été effectuée. Le premier type est la région de faible végétation avec des valeurs NRCS d'environ - 2,39 dB pour les images SAR HH, et - 1,94 dB pour les images HV. Le second type est la canopée des arbres avec - 4,83 dB pour le HH, et - 4,41 dB pour les images HV. Les textures GLCM ont également été utilisées en sachant qu'elles fournissent des informations importantes en plus de la classification obtenue à partir des caractéristiques NRCS seules, comme le cas de plusieurs récents travaux cités dans cette thèse qui ont proposé différentes méthodes de fusion des NRCS et GLCM pour la segmentation, la classification et la détection de changement. Dans notre cas cinq types de texture (contraste, corrélation, énergie, entropie et homogénéité) ont été utilisés pour segmenter les images SAR et extraire les caractéristiques de texture GLCM en appliquant une technique de fenêtre glissante de taille (5×5), dont le choix a été approuvé par rapport à d'autres suite aux bons résultats de surface et de contour obtenus.

L'utilisation de l'approche d'extraction de texture locale a été très bénéfique, sachant que dans une deuxième étape, nous avons utilisé cinq échantillons de fenêtre locale de taille (30×30) pour extraire des textures locales de chaque type de région faisant près de trois cents (300) échantillons disponibles. La méthode de fusion de la texture GLCM et des

caractéristiques NRCS a été proposée dans un premier temps pour obtenir une bonne classification. Mais en sélectionnant la zone locale à partir de la classification NRCS, notre objectif était de réduire le temps de traitement en diminuant le nombre de caractéristiques extraites de l'image entière à des parties plus spécifiques. Cela a réduit le temps de traitement avec un taux allant de 20% à 35%, selon la taille de l'image traitée. L'extraction des caractéristiques de texture locales a permis un traitement spécifique pour chaque région distincte de l'image avec la possibilité de sélectionner une classe spécifique seule (terres forestières dans notre cas) grâce à la classification NRCS. En conséquence, une bonne segmentation des différentes régions des images SAR a été obtenue, avec une meilleure détection de changement par rapport aux méthodes d'extraction des textures classiques.

Les résultats présentés dans ce document, ont montré que l'utilisation de l'approche proposée en combinant les caractéristiques GLCM locales et les données NRCS polarisées peut être très appropriée pour une bonne détection de changement. En effet, comme déjà expliqué notre méthodologie améliore la détection de changement de la déforestation et optimise le temps de calcul. Comme perspective, on envisage pour des travaux prochains l'automatisation du processus de détection de changement, en utilisant des classifieurs qui vont permettre de réaliser tout le processus d'une façon automatique après une étape d'apprentissage.