



HAL
open science

Apport de l'analyse texturale des images radar à haute résolution spatiale pour la cartographie des forêts tropicales

Hajar Benelcadi

► **To cite this version:**

Hajar Benelcadi. Apport de l'analyse texturale des images radar à haute résolution spatiale pour la cartographie des forêts tropicales. Analyse numérique [cs.NA]. Université Paris-Est, 2014. Français. NNT : 2014PEST1161 . tel-01143272

HAL Id: tel-01143272

<https://theses.hal.science/tel-01143272v1>

Submitted on 17 Apr 2015

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Ecole Doctorale MSTIC

**Apport de l'analyse texturale des images radar à
haute résolution spatiale pour la cartographie
des forêts tropicales**

THÈSE

Présentée et soutenue publiquement le 19 décembre 2014
Pour l'obtention

Doctorat de l'Université Paris Est

Spécialité Sciences et technologies de l'Information Géographique

Par

Hajar Benelcadi

Composition du jury

Corgne Samuel	Maitre de conférence HDR Université Renne 2	Rapporteur
Mercier Grégoire	Professeur ENST Bretagne	Rapporteur
Frison Pierre louis	Maitre de conférence HDR UMLV	Directeur
Champion Isabelle	Chargée de recherche INRA	Examineur
Picon Odile	Professeur UMLV	Examineur
Rudant Jean paul	Professeur UMLV	Examineur
Capel Anne Cécile	Experte Géomatique ONFI	Invitée

Cette thèse a été réalisée dans un contexte de contrat de thèse CIFRE entre :

Le laboratoire ESYCOM, Cellule TIG (Téledétection, Information Géographique)
à l'Université Paris Est,
TIG / IFSA bat IFI
5 Boulevard Descartes,
77420 Champs-sur-Marne
France

Et

L'unité Géomatique et Informatique à ONF International,
Jardin Tropical
45 bis avenue de la Belle Gabrielle
94736 Nogent Cedex
France

Résumé

Depuis 2007, une nouvelle génération de capteurs RSO (RADAR à Synthèse d'Ouverture) a été mise en orbite. Ces capteurs (TerraSAR-X, Cosmo-SkyMed et RADARSAT-2) sont caractérisés par des résolutions spatiales métriques, à la différence des capteurs précédents (ERS, JERS, ALOS, ASAR) de résolution spatiale d'une vingtaine de mètres. La résolution spatiale métrique met en évidence une information texturale intéressante qui était inaccessible avec les RSO satellitaires existants précédemment.

Les travaux de cette thèse ont pour but d'évaluer le potentiel de l'analyse texturale des images RADAR à haute résolution spatiale, pour la classification des forêts tropicales. Trois différents sites d'étude avec différentes problématiques ont été choisis pour évaluer l'apport de l'analyse texturale au Cambodge, Cameroun et Brésil.

La méthode d'analyse texturale des images est réalisée moyennant les paramètres de texture de Haralick, paramètres statistique de second ordre. Une classification supervisée, en utilisant la méthode SVM (Support Vector Machine) a été adoptée pour évaluer l'apport des paramètres de texture utilisés.

Mots clés : Analyse texturale, Forêts tropicales, Haute résolution spatiale, TerraSAR-X, Haralick, Classification, SVM, REDD, Cameroun, Cambodge, Brésil.

Abstract

Since 2007, a new generation of SAR sensors (Synthetic Aperture RADAR) was launched. These sensors (TerraSAR-X, Cosmo-SkyMed and RADARSAT-2) are characterized by metric spatial resolutions unlike previous sensors (ERS, JERS, ALOS, ASAR) with a spatial resolution of about twenty meters. Metric spatial resolution highlights interesting textural information that was inaccessible with the previously existing SAR sensors.

This thesis aims at evaluating the contribution of textural analysis from high spatial resolution images for tropical forests mapping. Three different study sites with different problematic have been chosen to evaluate the textural analysis in Cambodia, Cameroun and Brazil.

Indeed, the contribution of the analysis of textural information for classification has been emphasized. The latter is understood through the analysis of Haralick textural parameters, second order statistic parameters. The retained algorithm of classification is the SVM (Support Vector Machine), as it allows taking into account numerous parameters, which can be heterogeneous with respect to their physical dimension.

Key words: Texture analysis, Tropical forest, High spatial resolution, TerraSAR-X, Haralick, Classification, SVM, REDD, Cameroon, Cambodia, Brazil.

Remerciements

Cette thèse a été réalisée dans un contexte de collaboration, de discussion scientifique fructueuse, d'amitié, de soutien et de respect mutuel. Ce travail est le résultat de plusieurs efforts réunis. C'est une belle expérience dense et enrichissante à travers laquelle j'ai beaucoup appris tant sur le plan scientifique que personnel, mais qui m'a surtout ouvert de nouveaux horizons et donné de nouvelles inspirations.

Je tiens à remercier Professeur Jean Paul Rudant le responsable de notre équipe TIG qui m'a fait découvrir cette discipline passionnante dans le cadre d'une formation en télédétection Radar à la faculté des sciences et techniques de Tanger au Maroc. Je le remercie de m'avoir soutenue et donnée l'opportunité de découvrir et bénéficier du savoir de son équipe, d'aller à l'encontre d'un monde qui ne m'était pas accessible auparavant. Grâce à lui, j'ai pu effectuer un stage de fin d'études d'ingénierie en Géoinformation qui m'a motivée pour un master en science de l'information géographique et finalement une thèse de doctorat.

Je voudrais exprimer ma gratitude à mon directeur de thèse Pierre-Louis Frison pour m'avoir soutenue et épaulée dans la réalisation de ce travail. Merci pour ses conseils, pour son énergie et sa présence dans chaque détail de la réalisation de ce travail. Merci d'avoir cru en moi au tout début.

Je ne saurais exprimer toute ma gratitude à Cédric Lardeux docteur de notre équipe TIG et mon collègue à ONF International qui m'a prise - littéralement - par les mains et m'a aidée dans l'accomplissement de ce travail avec une grande générosité tant dans son partage des connaissances, que de pédagogie et d'écoute. Je voudrais surtout le remercier pour son soutien moral et la pureté de son âme. Je n'oublierai pas non plus l'amitié de la première personne qui m'a accueillie en France, David Niamien -docteur de notre équipe TIG- et qui n'a pas hésité à me conseiller et partager son savoir avec moi.

Je voudrais remercier Anne-Cécile Capel mon chef d'équipe DIG pour son épaulement et son suivi de mes activités au sein d'ONF International. Mais également son amitié, son soutien et sa gentillesse. Sans oublier Jean-baptiste Routier le fondateur de l'équipe DIG à ONF International, grâce à qui cette thèse a vu le jour. Et je n'oublierai pas Anoumou Kemavo pour son amitié, son soutien et ses conseils.

Un grand merci au professeur Grégoire Mercier, pour les discussions scientifiques fructueuses concernant l'analyse texturale durant la période de cette thèse. Merci à lui et à Samuel Corgne d'avoir accepté d'examiner ce travail et pour leur suggestions d'amélioration. Merci à Isabelle Champion pour sa relecture et sa présence lors de la soutenance.

Ces années de thèse ont été riches et dense en rencontres humaines... Je ne me risquerai pas à toutes les citer par peur d'en oublier, mais je les remercie toutes pour ces moments de vie...et ces expériences partagées.

L'accomplissement de ce travail n'aurait pu être sans l'encouragement et l'amour de ma famille qui bien que loin géographiquement, a été proche de moi.. Je n'aurai jamais suffisamment de mots pour remercier mes parents qui m'ont soutenue, qui ont cru en moi et qui m'ont offert la possibilité de rêver... Mon petit frère avec son sens d'humour et qui malgré son jeune âge, m'a soutenue avec ses paroles de sage.

Et on finit toujours avec le meilleur...merci ma chère Rim... toi ma cousine qui a toujours été présente dans chaque moment de ma vie mais davantage dans cette période que nous avons partagée en France avec deux expériences différentes dans la forme mais semblables dans le fond.. Je finis ce remerciement par ta phrase qui veut tout dire pour nous..

« سَمَاءُ اللَّهِ وَاسِعَةٌ فَأَذْهَبْ بِحُلْمِكَ أَيَّنَمَا تُرِيدُ »

«Le ciel est vaste, emporte ton rêve là où tu voudras »






Acronymes

ANRT	: Association National de la recherche et de Technologie
BAU	: Business As Usual
CCNUCC	: Convention Cadre des Nations Unies sur les Changements Climatiques.
dB	: Décibel
ESYCOM	: Electronique, SYstèmes de COmmunications et Microsystème
FRA	: Global Forest Ressources Assessment
GLCM	: Grey level Co-occurrence Matrix
GIEC	: Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat
GES	: Gaz à effet de serre
HS300	: High resolution Spotlight 300
IPCC	: Intergouvernemental Panel of experts on Climate Change
MRV	: Monitoring, Reporting, Verification
ONFI	: Office National des forêts Internationale.
REDD	: Réduction des Emissions issues de la Déforestation et la Dégradation des forêts.
RSO	: Radar à Synthèse d'Ouverture
SM	: Strip Map
SL	: Spot light
SLC	: Single look Complex
SVM	: Support Vector Machine.
TIG	: cellule Télédétection et Information Géographique
UNFCCC	: United Nation Framework Convention on Climate Change
UPEM	: Université Paris Est Marne La vallée
VCS	: Verified Carbon Certification
WRI	: World Ressources Institute

Liste des tableaux

2.1 Les différents modes d'acquisition du capteur radar TerraSAR-X et ses caractéristiques utilisées dans cette étude.....	17
2.2 Images TerraSAR-X acquises avec différents modes, AZ : Azimuth, SR : Slant range, GR : Ground range...	24
2.3 Caractéristique des acquisitions TerraSAR-X acquises sur le site du Cambodge.....	28
3.1 Les 8 paramètres de texture d'Haralick utilisés dans le cadre de ces travaux de thèse (Haralick, 1973).....	47
3.2 Le reste des paramètres de texture de Haralick (Haralick, 1973).....	48
3.3 Résultat du calcul des 3 paramètres du groupe Contraste sur les 3 matrice GLCM ; GLCM, GLCM ₁ , et GLCM ₂	49
3.4 Résultat du calcul des 3 paramètres du groupe d'ordre sur les 3 matrice GLCM ; GLCM, GLCM ₁ , et GLCM ₂	49
3.5 Résultat du calcul des 3 paramètres du groupe statistique sur les 3 matrice GLCM ; GLCM, GLCM ₁ , et GLCM ₂	49
4.1 Les distances de voisinage et les tailles de fenêtres de traitement sur lesquels les paramètres de Haralick ont été calculés.....	72
4.2 Résultats de classification SVM avec différentes distances.....	84
I.1 Paramètres caractéristiques du mode SpotLight. (source : TerraSAR-X Ground segment, Basic product Specification Document". Edited 15.10.2010).....	109
I.2 Paramètres caractéristiques du mode High resolution Spotlight. (source : TerraSAR-X Ground segment, Basic product Specification Document". Edited 15.10.2010).....	109
I.3 Paramètres d'orbit et du système de TerraSAR-X. (source: TerraSAR-X Ground segment, Basic product Specification Document". Edited 15.10.2010).....	110

Liste des figures

1.1	Variation de la réponse radar normalisée selon l'angle d'incidence d'acquisition θ ($\gamma^0 = \sigma^0 / \cos(\theta)$), exprimé en dB en bande P en fonction de la biomasse. (Le Toan <i>et al.</i> , 2011).....	11
2.1	Concession forestière de Pallisco à l'Est du Cameroun contenant 30 Assiette annuelles de coupe (AAC), (Google earth).....	18
2.2	Empreinte de l'image TerraSAR-X 1m sur un fond d'image TerraSAR-X de 3m de résolution, encadrant la zone d'étude, englobant l'ACC 7 et 8, (taille 7 x 11 km).....	19
2.3	  Points représentant la localisations Gps de chaque souche abattue effectuées par le personnel de PALLISCO dans l'AAC 8  et l'AAC 7  .  Points représentant la localisation Gps de chaque souche abattue effectuées lors de la mission de terrain le 10 Nov. 2012.....	21
2.4	Les types d'occupation du sol contenue dans le site d'étude et les extraits des images radar TerraSAR-X correspondantes en mode HS, en polarisation HH acquise le 10 Nov.2012.....	22
2.5	Empreinte des 3 modes d'images TerraSAR-X acquise sur la zone d'étude.....	23
2.6	Image TerraSAR-X,High Resolution Spot Light (HS)300, 10 Nov. 2012, HH, Taille de pixel: 0.8 m.....	23
2.7	Situation géographique de la zone d'étude (Google earth).....	25
2.8	les classes de végétation contenue dans la zone d'étude (à gauche) et les extraits d'image radar correspondante acquise par TerraSAR-X en mode SL, 1m de résolution, polarisation VV, le 25 Janvier 2011 (à gauche).....	27
2.9	a) Image TerraSAR-X Spot Light, Résolution Spatiale : 1m, Polarisation : VV, 25 Janvier 2011. b) Extrait de 4000x4000 pixels de l'image (a).....	29
2.10	Situation géographique de la Fazenda de Sao Nicolau, (Google earth).....	30
2.11	a) la répartition des trois classes d'occupation du sol majeur dans la zone d'étude, b) les photos terrain des trois types d'occupation de sol majeurs contenu dans la zone d'étude.....	33
2.12	a) 29 strates forestières distribuées sur 116 parcelles, b) 15 classes de plantation forestière regroupées selon l'espèce dominante.....	34
2.13	Image d'intensité TerraSAR-X et ses caractéristique résumée dans le tableau ci dessus.....	35

3.1	Image optique acquise par Geoeye, Panchromatique (résolution spatiale de 0.5m) sur une forêt au Cameroun.....	38
3.2	Image acquise par ALOS PALSAR (résolution spatiale de 30m), Polarisation HH sur la forêt du bassin du Congo.....	39
3.4	Image d'intensité TerraSAR-X, en mode SL, en Polarisation VV, (sur le site du Cambodge).....	42
3.5	Résultat d'une transformée en ondelette horizontale calculée sur une image TerraSAR-X, en mode SL (fig.3.4), en Polarisation VV, (sur le site du Cambodge).....	43
3.6	a) image TerraSAR-X en intensité radar (résolution spatiale de 0.8 m), (plantation forestière, Brésil), b) transformée d'ondelette horizontal, c) Moyenne μ , d) Variance α . e) Paramètre de forme β	44
3.7	Illustration sur une matrice 3x3, du principe du voisinage selon une distance d et une orientation r	45
3.8	Schéma récapitulatif de la méthodologie utilisé dans ces travaux de thèse pour l'analyse texturale des images radar haute résolution spatiale.....	56
3.9	Le calcul des paramètres de Haralick à partir de la GLCM et leur évaluation avec la classification SVM.....	56
3.10	Le calcul des paramètres de la gaussienne généralisé à partir de la transformée en ondelette et leur évaluation avec la classification SVM (calculé sur une seule bande de fréquence dans notre cas).....	57
4.1	Représentation de l'écart type en fonction de la moyenne des paramètres de Haralick calculé sur deux distances (b et d) des images filtrées et non filtrées (a, b) et (c, d) sur le mode d'acquisition d'image TerraSAR-X, Spot light (SL). Avec : <i>mean</i> : moyenne, <i>var</i> : variance, <i>homog</i> : homogénéité, <i>contr</i> : contraste, <i>dissim</i> : dissimilarité, <i>entrop</i> : entropie, <i>energ</i> : énergie.....	61
4.2	Corrélation entre les paramètres de Haralick, paramètres calculé sur la distance de 100 pixels sur une image TerraSAR-X en mode HS300, 0,6 de résolution, (site du Brésil).....	63
4.3	a,b) Image d'intensité TerraSAR-X, en mode HS de résolution spatiale de 0.8m c,d) l'entropie de Haralick calculé sur une distance de 4 pixels calculé en direction horizontale (0°), e,f) l'entropie de Haralick calculé sur une distance de 4 pixels calculé en direction verticale (90°), g,h) la moyenne de (a) et (b).....	64
4.4	Comparaison entre forêt dégradé et forêt dense, image TerraSAR-X (6 et 7, tab. 2.1) en polarisation HH et VV.....	65
4.5	L'écart type en fonction de la moyenne des paramètres de Haralick calculé sur une zone de a) forêt dense intact, b) forêt dégradée.....	65
4.6	Comparaison d'une zone dégradée en trois types de résolutions spatiales des trois modes de TerraSAR-X a) HS300 mono pol. R: 1m, b) SM mono pol. R: 3m c) SM dual pol. R: 6m.....	66
4.7	Localisation des classes d'occupation de sol utilisé pour la classification.....	67

4.8 a) Image TerraSAR-X en mode HS300 avec une résolution spatiale de 1m, en polarisation HH, b) Classification SVM des paramètres de Haralick calculé sur l'image TerraSAR-X en mode HS en polarisation HH.....	68
4.9 a) Image TerraSAR-X en mode HS300 avec une résolution spatiale de 1m en polarisation VV, b) Classification SVM des paramètres de Haralick calculé sur l'image TerraSAR-X en mode HS en polarisation VV.....	68
4.10 a) Image TerraSAR-X en mode SM avec une résolution spatiale de 3m en polarisation HH, avec une résolution spatiale de 3m. b) Classification SVM des paramètres de Haralick calculé sur l'image TerraSAR-X en mode SM en polarisation HH.....	69
4.11 Matrice de confusion de la classification SVM en utilisant les paramètres de Haralick calculé sur l'image en mode HS en polarisation HH.....	69
4.12 Matrice de confusion de la classification SVM en utilisant les paramètres de Haralick calculé sur l'image en mode SM en polarisation HH.....	70
4.13 Les quatre classes de végétation utilisées pour la classification.....	72
4.14 a) Classification basé sur l'image TerraSAR-X en mode SL en intensité filtrée, b) Classification basée sur l'image TerraSAR-X filtrée en mode SL plus un coefficient de variation calculé sur une fenêtre 9x9, c) Classification basée sur l'image d'intensité plus les paramètres de Haralick distance calculé sur la distance de 1 pixel, d) Classification basée sur l'image d'intensité plus les paramètres de Haralick calculé sur la distance de 50 pixels.....	73
4.15 L'écart type en fonction de la moyenne des paramètres de Haralick calculé sur les distances 1 et 50 pixels pour chaque type d'occupation du sol contenues dans le site du Cambodge.....	75
4.16 a) Extrait d'image d'intensité TerraSAR-X en mode SL sur la classe sol nu, c) vérité terrain correspondant à la classe sol nu (en bleu). Comparaison entre les classifications effectuée avec les paramètres de Haralick calculé sur les distances 1 (b) et distance 50 (d).....	76
4.17 Résultat de classification obtenue à partir des paramètres de la gaussienne généralisé estimé à partir de la transformée d'ondelette calculé sur une seule fréquence. La précision moyenne de la classification = 54.40%.....	77
4.18 les différentes 13 classes contenues dans la plantation forestière.....	79
4.19 a) image d'intensité TerraSAR-X en mode HS300 montrant une haute variabilité textural b) parcelle de plantation forestière mono espèce.	80
4.20 Extraits des classes utilisées pour la classification avec une texture homogène apparente.....	81

4.21 a) résultat de classification SVM avec des paramètres de Haralick calculé sur la distance 8 et 16 avec des tailles de fenêtres respectives 16 et 61, b) résultat de post classification avec un filtre majoritaire appliqué sur la classification SVM a.....	83
4.22 Résultats des classifications en utilisant différentes distances de Haralick.....	86
4.23 Résultats de classification des petites et très grandes distances.....	87
4.24 a) contribution des paramètres de Haralick, ajoutés itérativement par la sélection incrémentielle, sur le résultat de classification au site du Brésil, b) contribution des paramètres de Haralick, ajoutés itérativement par la sélection incrémentielle, sur le résultat de classification au site du Brésil.....	89
I.1 Géométrie d'un système RSO, (Lardeux, 2008).....	92
I.2 Angle d'incidence, (Lardeux, 2008).....	93
I.3 Concept du mode SpotLight, (source : TerraSAR-X Ground segment, Basic product Specification Document". Edited 15.10.2010).....	96
II.1 La distance entre des paires de pixels pour des intervalles $h = 1$ et $h = 3$	112
II.2 Courbe de variogramme type et ses principales caractéristiques.....	113
II.3 a) image Brodatz, Herbe, b) image Brodatz, raphia, c) Variogramme de « herbe » dans la direction horizontale, avec $h=80$, d) Variogramme de « Raphia » dans la direction horizontale, avec $h=80$	116
II.4 Images TerraSAR-X en intensité des 4 classes d'occupation du sol, site du Cambodge.....	118
II.5 Variogrammes calculés en direction horizontale, avec $h=80$, sur les 4 classes du site du Cambodge sur une image.....	119
III.4 Image résultante de la différence du filtre (Lee 7x7 – Lee 3x3) pour chaque zones d'occupation du sol.....	121
III.5 Image résultante de la différence du filtre (Lee 15x15 – Lee 7x7) pour chaque zones d'occupation du sol.....	122
III.6 Image résultante de la différence du filtre (Lee 20x20 – Lee 15x15) pour chaque zones d'occupation du sol.....	123
III.7 Image résultante de la différence du filtre (Lee 25x25 – Lee 7x7) pour chaque zones d'occupation du sol.....	124
III.8 Image résultante de la différence du filtre (Lee 25x25 – Lee 20x20) pour chaque zones d'occupation du sol.....	125
III.9 Ecart type en fonction de la moyenne des quatre zones d'occupation du sol pour chaque différence de Lee.....	126

Table de matière

Résumé	
Abstract	
Acronyme	
Liste des figures	
Liste des tableaux	
Introduction	1
Chapitre 1 : Synthèse bibliographique sur l'analyse texturale pour la cartographie des forêts	7
1. Analyse texturale sur les images optiques.....	9
2. Analyse texturale sur les images RSO.....	11
2.1. Données acquises par des RSO aéroportés.....	12
2.2. Données acquises par des RSO satellitaires.....	14
2.2.1. Cartographie et estimation de biomasse.....	14
Chapitre 2 : Présentation des sites d'étude et des données radar utilisées	16
1. Cameroun.....	18
1.1. Situation géographique.....	18
1.2. Contexte de l'étude.....	20
1.3. Problématique et objectif.....	20
1.4. Données terrain.....	21
1.5. Données satellitaire.....	23
2. Cambodge.....	25
2.1. Situation géographique.....	25
2.2. Contexte de l'étude.....	26
2.3. Problématique et objectif.....	26
2.4. Données terrain.....	26
2.5. Données satellitaire.....	28
3. Brésil.....	30
3.1. Situation géographique.....	30
3.2. Contexte de l'étude.....	31

3.3. Problématique et objectif.....	32
3.4. Données terrain.....	32
3.5. Données satellitaire.....	35
Chapitre 3 : Méthode d'analyse de texture retenue et méthodologie adoptée pour	
l'analyse des images radar.....	36
1. Quelques définitions de la texture.....	37
2. Les méthodes de l'analyse de texture.....	40
2.1. Variogramme.....	41
2.2. Transformée en ondelette.....	41
2.3. Analyse de Haralick	
2.3.1. Matrice de coocurrences de niveaux des gris.....	45
2.3.2. Exemple de calcul des paramètres de Haralick.....	48
3. Méthodologie adoptée.....	53
3.1. Calcul des paramètres de Haralick.....	53
3.2. Classification supervisée.....	54
3.3. Sélection des paramètres.....	54
3.4. Post classification.....	55
3.5. Application aux travaux.....	56
Chapitre 4 : Résultats.....	60
1. Résultats généraux.....	61
1.1. Effet du filtrage.....	61
1.2. Corrélacion des paramètres de Haralick.....	62
1.3. Choix des directions.....	63
2. Résultats du site d'étude du Cameroun.....	65
2.1. Observation des données.....	65
2.2. Zones de références utilisées pour la classification.....	67
2.3. Calcul des paramètres de Haralick.....	67
2.4. Résultats de la classification.....	68
2.5. Conclusion pour le site du Cameroun.....	70
3. Résultats du site d'étude du Cambodge.....	71
3.1. Zones de références utilisées pour la classification.....	72
3.2. Calcul des paramètres de Haralick.....	72

3.3.	Résultats de la classification.....	73
3.4.	Evaluation des paramètres de Haralick.....	74
3.5.	Evaluation des paramètres de Haralick.....	77
3.6.	Conclusion pour le site du Cambodge.....	78
4.	Résultats du site d'étude du Brésil.....	79
4.1.	Zones de références utilisées pour la classification.....	79
4.2.	Calcul des paramètres de Haralick.....	84
4.3.	Résultats de la classification.....	84
4.4.	Sélection itérative incrémentielle des paramètres.....	88
4.5.	Conclusion pour le site du Brésil.....	90
	Conclusions générale et perspectives.....	91
	Bibliographie.....	96
	Annexe.....	102
	Annexe I : Caractéristiques de l'image RSO satellitaire.....	103
1.1.	Acquisition.....	104
1.2.	La longueur d'onde.....	105
1.3.	L'angle d'incidence.....	105
1.4.	La résolution spatiale.....	105
1.4.1.	Résolution spatiale en Azimute.....	105
1.4.2.	Résolution spatiale en distance.....	106
1.4.2.1.	Résolution spatiale en distance (géométrie sol).....	106
1.5.	Taille d'un pixel.....	106
1.5.1.	Taille d'un pixel en Azimut (géométrie RSO).....	106
1.5.2.	Taille d'un pixel en distance (géométrie RSO).....	107
1.5.3.	Taille d'un pixel en Range/distance (géométrie sol).....	107
1.6.	La polarisation.....	107
1.7.	Le bruit du speckle.....	107
1.8.	Cas d'image très haute résolution spatiale : TerraSAR-X.....	107
1.8.1.	Mode Spotlight.....	108
	Annexe II : Variogrammes.....	111
1.	Principe du variogramme.....	112
1.1.	Variogramme monodimensionnel.....	112

1.2.	Variogramme bidimensionnel.....	115
1.3.	Application de l'analyse variographique à la texture Brodatz.....	116
1.4.	Variogramme calculé sur les classes du site du Cambodge.....	118
Annexe III : Analyse fréquentielle (fonction porte).....		120
1.	Filtre rectangulaire.....	121
Annexe IV : Paramètres de Haralick calculé sur le site du Brésil.....		127

Introduction

En plus de constituer un réservoir naturel de biodiversité les forêts tropicales fournissent plusieurs services écosystémiques pour la société et jouent un rôle primordial dans la régulation du climat mondial, tout en maintenant des précipitations régulières et en luttant contre les inondations, la sécheresse et l'érosion. Elles emmagasinent de vastes quantités de carbone, tout en produisant une quantité significative de l'oxygène terrestre.

En effet, les forêts sont avec les océans à l'origine de l'absorption d'une partie des excédents de carbone émis dans l'atmosphère par les activités humaines. Ces forêts jouent donc un rôle important dans l'amélioration du bilan carbone global. D'après le rapport FRA 2010 (Global Forest Resources Assessment, 2010), les forêts du monde stockeraient 289 Gt (Gigatonnes) de carbone dans leur seule biomasse et 25% du carbone de la biosphère terrestre serait contenu dans les forêts tropicales (Bonan, 2008).

Et pourtant les forêts tropicales sont des écosystèmes très menacés. Selon le World Resources Institute, 80% de la couverture forestière mondiale originelle a été abattue ou dégradée, essentiellement au cours des 30 dernières années. Les causes principales de la déforestation actuelle sont d'origine anthropique. Un rapport du député Jacques Le Guen (<http://ddata.over-blog.com/xxxyyy/0/19/57/41/Rapport-Le-Guen-tropicales-Def-12-oct-10.pdf>) estime que la crise forestière mondiale est avant tout une crise de surconsommation : des pressions économiques liées à la croissance rapide de la population causent l'augmentation du taux de conversion des forêts tropicales pour nourrir la population locale ou mettre en place de très grandes exploitations agricoles orientées vers l'exportation. À ces phénomènes, s'ajoute l'augmentation de la demande des pays occidentaux en produits alimentaires et en bois. Les forêts sont rapidement dégradées et déboisées entraînant l'émission de dioxyde de carbone, responsable de l'augmentation des températures de la planète. Le GIEC (Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat, 2007) évalue à 20% la contribution de la déforestation et de la dégradation des forêts aux émissions mondiales de GES (gaz à effet de serre), soit environ 0,5 Gt chaque année sur la période de 2005-2010. Il s'agit de la deuxième cause source d'émission de CO₂ après les transports. (<http://www.redd-services.info/fr/content/redd>).

Malheureusement, les écosystèmes terrestres présentent la plus grande source d'erreur dans les bilans globaux de carbone IPCC (Intergovernmental Panel of experts on Climate Change, 2007).

Lors de la Conférence des Parties à la Convention Cadre des Nations Unies sur les Changements Climatiques (CCNUCC) à Montréal, en 2005, des pays tropicaux ont lancé une initiative visant à créer un mécanisme de rémunération appelé Réduction des émissions de la déforestation et la dégradation des forêts (REDD+). Le principe de base du mécanisme REDD+ serait de rémunérer les pays capables de réduire leurs émissions ou augmenter leurs absorptions de GES dans le secteur forestier par rapport à un niveau de référence Business As Usual (BAU). Les compensations pourraient provenir de fonds ou du marché carbone.

En 2012, l'UNFCCC (United Nation Framework Convention on Climate Change) à Cancun a explicitement nommés 5 activités comprises dans le mécanisme REDD+. 1) réduction des émissions de la déforestation 2) réduction des émissions de la dégradation 3) conservation des stocks de carbone 4) gestion durable des forêts 5) augmentation des stocks de carbone. Les deux premières activités constituent le REDD et les 3 dernières constituent le (+).

Il convient de définir les termes de déforestation et de dégradation, qui bien que couramment employés, ont une définition précise dans le contexte de la CCNUCC. La déforestation est un changement d'usage des terres d'origine anthropique où la couverture forestière est convertie en un autre usage des terres. La caractérisation de la déforestation suppose l'adoption d'une définition préalable de la forêt. Selon la CCNUCC, la forêt est définie comme toute terre possédant une végétation ligneuse avec un seuil adopté pour la définition de la forêt dans l'inventaire national (surface minimale, hauteur d'arbres matures minimale, pourcentage de couvert minimal). La définition inclue également les forêts en devenir qui sont encore sous le seuil de la définition à l'instant t, et qui peuvent potentiellement l'atteindre. C'est bien l'usage du sol qui ici est caractérisé. On comprend que d'un pays à l'autre la déforestation pourra prendre des apparences très différentes.

La dégradation est causée par des activités humaines à long terme, telles que le prélèvement de bois de feu par exemple. Au bout de quelques années, on observe alors une diminution du stock de carbone forestier, dans une forêt qui conserve malgré tout son statut de forêt.

C'est ce qui définit la dégradation forestière. Si le phénomène s'intensifie, on peut toutefois aboutir à une déforestation, mais la zone déforestée perdra alors son statut de forêt.

La définition est complexe car elle inclut une variable temporelle. La dégradation à un instant t s'identifie par une perte de biomasse forestière par rapport à une date antérieure, elle dépend donc de l'état initial pris pour référence.

Un projet REDD peut être réalisé sur un des trois échelles (1) National, 2) Sub-national, 3) Projet). Il prend en compte les impacts sociaux et environnementaux et estime les émissions de GES futur dans la zone du projet par rapport à un niveau de référence.

Pour mesurer et estimer les émissions de GES forestiers concernent donc l'évolution des stocks et flux de biomasse forestière et les changements de couverture forestière, des systèmes de mesures basés sur les inventaires terrains et l'imagerie satellitaire sont implémentés. Ces systèmes de mesures et de suivies forment le concept de l'estimation, les rapports et la vérification « Monitoring, Reporting, Verification » en anglais, (MRV).

La télédétection est un outil privilégié pour le suivi des forêts tropicales, notamment grâce aux observations continues et répétitives sur de longues périodes. Depuis leur apparition dans les années 70, les données de télédétection optique ont été largement utilisées pour l'observation de la terre. En raison de la couverture nuageuse quasi permanente sur les régions tropicales, l'observation dans le spectre du visible est limitée, ce qui représente un des inconvénients majeurs de la télédétection optique. Par ailleurs, depuis 1991 et le lancement du satellite ERS-1, de nouvelles données sont disponibles en télédétection radar. Le panorama s'est considérablement enrichi depuis avec la mise en orbite d'autres Radar à Synthèse d'Ouverture (RSO) permettant de générer des images des surfaces observées avec des résolutions spatiales allant du mètre à la trentaine de mètre. Les RSO sont des radars à visée latérale, qui émettent une onde électromagnétique et mesurent les caractéristiques de l'onde rétrodiffusée par la surface observée. L'annexe I présente le principe d'acquisition d'une image RSO et les paramètres qui la caractérisent. En raison des longueurs d'onde centimétriques utilisées (2 cm, 6 cm, 24 cm respectivement pour les bandes X, C, L), l'intensité du signal radar est peu perturbée par l'atmosphère et permet l'observation des surfaces terrestres malgré la couverture nuageuse. De plus, fournissant leur propre source d'éclairage, les radars imageurs permettent une observation de jour comme de nuit. L'intensité de l'onde radar rétrodiffusée est essentiellement influencée par la géométrie, les

propriétés diélectriques ainsi que l'orientation et la répartition spatiale des diffuseurs élémentaires au sein de la cellule de résolution. Les ondes radar ont la capacité de pénétrer les couverts forestiers d'autant plus que leur longueur d'onde est importante.

Jusqu'à présent les grandes longueurs d'onde étaient privilégiées pour l'observation des forêts tropicales en raison de leur plus grande profondeur de pénétration des couverts forestiers. Cependant, la mise en orbite depuis 2007 du satellite TerraSAR-X, opérant en bande X avec une résolution spatiale métrique, s'annonce très prometteuse pour l'observation des forêts tropicales.

D'une part, il est apparu que des données en bande C apportaient des informations complémentaires à celles obtenues à partir de données polarimétrique en bande L et P (Lardeux *et al.*, 2011). Ces résultats témoignent du facteur discriminant selon les espèces de la distribution des diffuseurs de petite taille de la couche superficielle de la canopée. D'autre part, l'observation à l'aide de petites longueurs d'onde permet d'obtenir des résolutions spatiales plus grandes, d'environ un mètre. Cette caractéristique renforce le pouvoir discriminant de l'analyse radar polarimétrique (les pixels de l'image étant plus homogènes), mais permet d'accéder également à une information très riche à partir de l'analyse de texture.

Des travaux basés sur des indices caractérisant la texture d'images optiques à très haute résolution spatiale, acquises par le capteur IKONOS, ont permis de prendre en compte l'ensemble de la dynamique des forêts tropicales (Couteron *et al.*, 2005), et ont permis d'estimer la biomasse des mangroves de manière particulièrement robuste (Proisy *et al.*, 2007). La haute résolution spatiale accessible par le capteur radar TerraSAR-X sur de vastes régions permet pour la première fois d'évaluer le potentiel de la texture à partir des données radar.

Les présents travaux visent à évaluer le potentiel des données radar à haute résolution spatiale à estimer la texture des forêts. Ces travaux porteront principalement sur les données TerraSAR-X acquises dans les modes favorisant la plus grande résolution spatiale Spot Light (SL) et High resolution Spot light (HS). Le choix des données TerraSAR-X est expliqué par la disponibilité de celle-ci avec un libre accès via le projet « Planet action ».

la caractérisation de la texture s'est concentrée sur l'analyse de Haralick (Haralick et *al.*, 1973). L'apport de ces paramètres est évalué par la méthode de classification supervisée SVM.

Cette thèse a été réalisée dans le cadre d'une thèse CIFRE (Conventions Industrielles de Formation par la Recherche). Le dispositif CIFRE subventionne les entreprises françaises à droits français embauchant un doctorant et finance l'intégralité de la thèse par l'ANRT (Association National de Recherche et de Technologie). L'ensemble de ces travaux tirera pleinement profit de la collaboration l'ONF International pour sa connaissance du milieu forestier tropical, et l'université Paris Est pour son expérience dans le traitement des données radar, notamment pour la classification des forêts tropicales.

Ce rapport de thèse est composé de 4 chapitres :

Le premier chapitre, dresse l'état de l'art de l'analyse de texture à partir des images très hautes résolution optique et radar (aéroportées et satellitaires). Le chapitre 2 décrit les sites d'applications choisis pour explorer l'apport de l'analyse de texture pour chaque cas d'étude et les données satellitaires ainsi que les données *in situ* utilisées. Le chapitre 3 présente les méthodes d'analyse de texture couramment utilisées et détaille la méthode de Haralick adoptée dans ces travaux. Ensuite il résume la méthode de classification permettant l'évaluation des paramètres de texture et la méthodologie générale adoptée pour les différents sites d'étude. Finalement, le chapitre 4 présente les zones de références utilisées dans les classifications et analyse les résultats obtenus pour chaque site d'étude.

Chapitre 1

*

Synthèse bibliographique sur l'analyse
texturale pour la cartographie des forêts

Ce chapitre trace un état de l'art de l'analyse texturale sur les images de télédétection à haute résolution spatiale. D'un côté, en citant les différents travaux réalisés par les images optiques disponibles depuis longtemps. Et d'un autre côté, en détaillant les études réalisées avec les RSO aéroporté et satellitaire.

Jusqu'à maintenant, l'analyse texturale a été largement étudiée avec des images optiques en raison de leur résolution spatiale, de l'ordre de quelques mètres, disponible depuis de nombreuses années. Des études sur l'analyse texturale de données radar ont également été réalisées, principalement avec des données radar aéroportées (cf § 2.1) en raison de leurs résolutions spatiales identiques aux données de télédétection optique, et dans une moindre mesure avec des données satellitaires (cf. § 2.2).

D'une manière générale, les analyses texturales ont surtout permis d'améliorer les précisions des classifications des types de végétation (Coburn et Roberts, 2004, Luckman, *et al.*, 1997, Van der Sanden, et Hoekman, 1999, 2005, Longépé *et al.*, 2008). Des études ont montré cependant une corrélation entre des paramètres de texture et la biomasse, avec des données radar (Champion *et al.*, 2008, Kuplich *et al.*, 2005, Sarker *et al.*, 2010) ou optiques (Lu et Batistella, 2005). D'autres travaux ont montré que l'analyse texturale pouvait contribuer directement à l'amélioration des estimations de biomasse dans des contextes bien particuliers tels que sur des mangroves en Guyane, avec des données optiques (Proisy *et al.*, 2007).

Les deux méthodes d'analyse texturales les plus répandues sont basées sur la caractérisation de la matrice de co-occurrence des niveaux de gris (dénotee GLCM) à partir des paramètres de Haralick, (Haralick *et al.*, 1973), et l'analyse des variogrammes (Woodcock *et al.*, 1988). Ces deux méthodes sont présentées en annexe de ce document.

L'utilisation des variogrammes se fait en général en première analyse. Ils permettent de déterminer la taille des primitives texturales pour l'estimation de la taille des voisinages locaux les plus adaptés au calcul des paramètres de Haralick (Coburn et Roberts, 2004, Kuplich *et al.*, 2005, Kourgli, 2007), ou la taille des mailles utilisées pour un carroyage mené lors de mesures *in situ* (Godard et Simon, 1998).

1. L'analyse texturale sur les images optiques

Différents travaux ont visé à estimer la biomasse et le suivi de la déforestation des forêts tropicales à partir d'images optiques.

Coburn et Roberts (2004), ont présenté les résultats d'une classification d'une région forestière au Canada, à partir de données optiques aéroportées de 4 m de résolution spatiale. Une analyse texturale multi-échelle (en utilisant plusieurs tailles de *fenêtres* de traitement allant de 5 à 15 pixels) basée sur l'analyse de variogrammes, de la variance locale et des paramètres de Haralick a été effectuée. Les mesures statistiques de texture ont été utilisées comme une information additionnelle à la radiométrie pour effectuer une classification supervisée. En plus de la détermination de la taille de voisinage local la plus adaptée pour le calcul des paramètres de Haralick, les variogrammes ont été utilisés pour définir les zones d'entraînement pour la classification supervisée. Les trois paramètres de Haralick *contraste*, *entropie*, *énergie* (cf. Chapitre 3) ont permis la discrimination de trois classes de forêt : *pin jeune* et deux classes mixtes *pin / sapin Douglas* avec une prédominance de pin pour l'une et de sapins Douglas pour l'autre. L'ajout des paramètres de textures de Haralick ou de la variance locale obtenus avec différentes tailles de *fenêtres* de traitement a permis d'obtenir une classification avec une précision de 75%, soit une amélioration de 13% par rapport à la classification à partir des données spectrales uniquement.

D'autre part, Proisy *et al.* (2007), ont pu estimer la biomasse de la mangrove en Guyane jusqu'à 450 t MS/ha, à partir de données acquises par le capteur satellitaire IKONOS dans le canal panchromatique, de résolution 1 m, et infra-rouge, de résolution 4 m. La méthode est basée sur une analyse texturale combinant une analyse de Fourier et une ACP. Ces résultats, *a priori* très prometteurs, ont cependant été obtenus sur de la mangrove exclusivement, et leur extension à d'autres écosystèmes forestiers doit être analysée.

Lu et Batistella (2005) ont observé une bonne corrélation entre la biomasse et certains paramètres de texture de Haralick sur une forêt amazonienne du Brésil, avec des images optiques satellitaires acquises par le capteur Landsat-TM. Le calcul des paramètres de Haralick a été effectué sur sept tailles différentes de fenêtres de traitement allant de 5 à 25 pixels et sur les 5 canaux de Landsat-TM. Une forte corrélation a été observée entre les

indices de texture « *moyenne* » et « *variance* » estimés au sens de Haralick et les biomasses associées aux différents stades de développement de la forêt. Sur les forêts matures, de bonnes corrélations ont été observées entre la biomasse et les paramètres « *variance* », « *contraste* », et « *dissimilarité* ».

Godard et Simon (1998) ont fait l'inventaire des forêts domaniales de Saint-Gobain et de Coucy-Basse, dans le département de l'Aisne. Cet inventaire est basé sur une analyse de variogrammes à partir de données SPOT acquises à 3 dates différentes. Leur comparaison multi-temporelle permet d'appréhender l'évolution de la structure spatiale du paysage forestier, et a ensuite permis d'estimer la maille nécessaire au carroyage pour entreprendre l'inventaire forestier *in situ*.

2. L'analyse texturale sur les images RSO

En raison de la pénétration des couverts forestiers par les ondes radar, l'analyse de l'intensité du signal permet d'accéder à l'estimation de la biomasse aérienne pour des valeurs de biomasses inférieures à un certain seuil, d'environ 300 t MS/ha (tonne de matière sèche par hectare), dans le cas de la bande P, correspondant à une longueur d'onde d'environ 70 cm (figure 1.1). Ce seuil étant inférieur aux biomasses atteintes pour des forêts tropicales matures 500 t MS/ha, d'autres méthodes sont recherchées pour le suivi et la cartographie des forêts.

Jusqu'à présent les grandes longueurs d'onde étaient privilégiées pour l'observation des forêts tropicales en raison de leur plus grande profondeur de pénétration dans les couverts forestiers. De plus ces longueurs d'ondes permettent d'observer un fort contraste entre les zones de forêts / non forêts, favorisant leur discrimination. Cependant la mise en orbite des satellites TerraSAR-X et COSMO-SkyMed, RADARSAT-2 et Sentinel opérant en bande X et C avec une résolution spatiale métrique, s'annonce prometteuse pour l'observation des forêts tropicales. En effet, l'observation avec des longueurs d'onde plus petites permet d'obtenir des résolutions spatiales plus fines, d'environ un mètre. Cette caractéristique permet d'accéder à une information texturale à des échelles de quelques mètres, qui était

inaccessible avec les RSO satellitaires existants précédemment (de résolution d'environ 20 m).

Des études ont été faites sur l'apport de l'analyse texturale en imagerie radar pour le suivi de la dégradation forestière et l'estimation de la biomasse à partir de données RSO aéroportées (Champion *et al.*, 2008, Lukman *et al.*, 1997, Van der Sanden et Hoekman, 1999, Van der Sanden, 1997), ou satellitaires (Longépé *et al.*, 2008, Kuplich *et al.*, 2005, Sarker *et al.*, 2010, Perko *et al.*, 2011). Ces études se sont basées sur les méthodes déjà appliquées en imagerie optique, à savoir l'analyse de variogrammes ou de paramètres de Haralick.

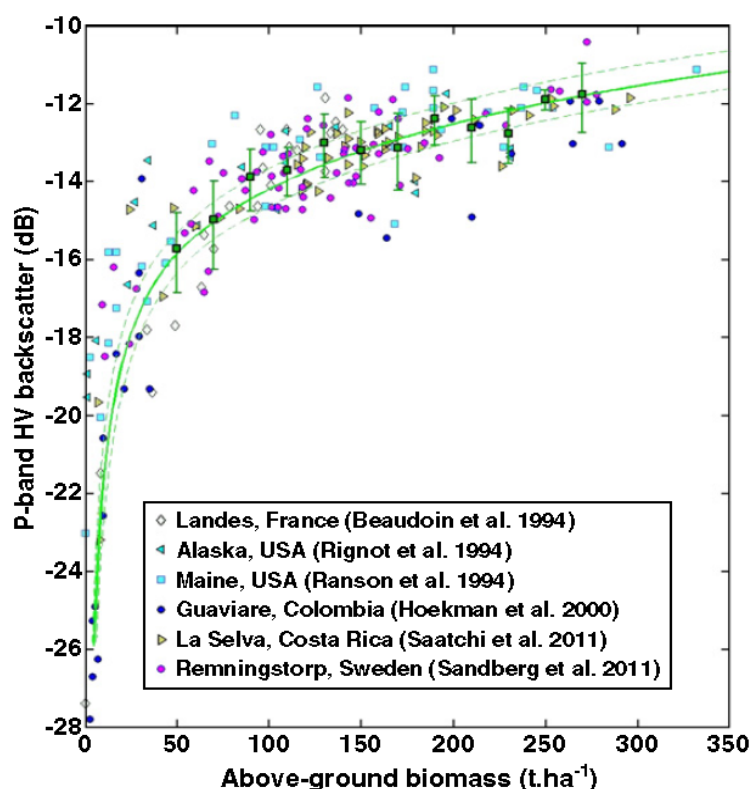


Figure 1.1 : Variation de la réponse radar normalisée selon l'angle d'incidence d'acquisition θ ($\gamma^0 = \sigma^0 / \cos(\theta)$), exprimé en dB en bande P en fonction de la biomasse. (Le Toan *et al.*, 2011).

Les principales études sur le suivi des forêts tropicales par télédétection radar portent sur la cartographie à partir d'analyse texturales et la détection de changement à partir d'acquisitions multi-temporelles. Ces deux volets sont présentés ci-après, celui portant sur l'analyse texturale étant divisé en deux sous parties : l'une concernant les données RSO aéroportées, de résolution métrique similaire à celle disponible par les récents capteurs

satellites TerraSAR-X et COSMO-SkyMed, l'autre traitant des données radar satellites existantes par le passé, de résolution d'une trentaine de mètres.

2.1. Données acquises par des RSO aéroportés

De nombreuses études ont utilisé l'analyse de texture sur des images acquises par des radar aéroportés opérant dans des longueurs d'ondes différentes et avec des polarisations différentes, mais surtout avec des résolutions spatiales fines. D'une manière générale, l'analyse de texture sur les données à haute résolution spatiale en bande X et C a été jugée la plus performante en terme de classification.

Champion *et al.*, 2014 ont analysé l'apport des paramètres de Haralick en fonction des caractéristiques forestières de différentes parcelles de la forêt des Landes, à partir de données acquises par le système aéroporté RAMSES de l'ONERA en bande P et polarisation HV avec une résolution de 3 m. Ces travaux ont mis en évidence la corrélation entre l'âge des parcelles de forêts et les paramètres de textures du deuxième ordre comme le *contraste* et l'*entropie* quelque soit la distance ou la direction du voisinage .

Lukman *et al.*, 1997, ont utilisé des données acquises par le système canadien aéroporté CCRS Convair en bande C, en polarisation HH et HV, avec une résolution de 6 m, pour la cartographie d'une région de 25x25 km² dans le bassin amazonien, au Brésil. 3 méthodes d'analyses texturales ont été comparées :

- l'estimation de la loi statistique K supposée être vérifiée *a priori* théoriquement par des données radar en présence de texture. Dans ce cas, la loi est entièrement décrite par un paramètre α qu'il faut estimer localement sur l'image.
- l'analyse du coefficient de variation (rapport de l'écart-type des radiométries sur leur moyenne)
- l'estimation des paramètres de Haralick.

Les trois méthodes ont présenté des performances équivalentes pour la cartographie, permettant la discrimination de trois classes : forêt primaire, anciennes régénérations (> 6 années), et zones de déforestation. L'âge des parcelles a été pu être estimé avec le coefficient de variation estimé sur un voisinage local.

Des travaux ont été réalisés sur le potentiel de données radar pour la classification des forêts tropicales en Guyane hollandaise et Colombie (Van der Sanden et Hoekman, 1999, Van der Sanden, 1997). Ces données ont été acquises par différents capteurs aéroportés en bande (X, C, L, et P) lors de la campagne SAREX en 1992. Des méthodes basées sur l'analyse du coefficient de rétrodiffusion, des indices polarimétrique, et des paramètres de texture de Haralick ont été évaluées. L'analyse de texture sur les images acquises en bande X et en bande C avec la résolution la plus fine (6 m) a été jugée la plus performante pour la classification, permettant la discrimination de 8 classes, dont 6 types de forêts différents. Et les valeurs du coefficient de rétrodiffusion des données acquises en bande L et P et les paramètres de texture calculés à partir des données à haute résolution en bande X et C donnent de bonnes performances en termes de classification des forêts primaires.

2.2. Données acquises par des RSO satellitaires

Jusqu'à la mise en orbite de la nouvelle génération de capteurs à résolution spatiale métrique en bande C et X, des données de résolution d'une trentaine de mètres avaient été acquises depuis 1991 en bande C par les RSO à bord des satellites ERS et RADARSAT, et en bande L par les RSO PALSAR à bord du satellite ALOS, celui embarqué sur le satellite JERS-1. Le potentiel de ces données a été évalué lors de travaux (moins nombreux) similaires à ceux utilisant des données RSO aéroportées. Cependant, l'observation répétitive effectuée par les RSO satellitaires a permis de faire de la détection de changements temporels sur les couverts forestiers.

2.2.1. Cartographie et estimation de biomasse

Longépé *et al.* (2008), ont utilisé les données acquises par le capteur PALSAR pour la classification des forêts tropicales sur une vaste région de la province de Riau, d'une superficie de 11200 km², sur l'île de Sumatra, en Indonésie. Les produits PALSAR orthorectifiés, à 50 m de taille de pixel sont utilisés pour la classification de l'occupation du sol à l'échelle régionale. La méthode de classification supervisée SVM, a été utilisée avec des indices texturaux de Haralick calculés à deux échelles différentes : 250 et 650 m. Malgré la

faible résolution spatiale des données, la classification a permis de distinguer 6 classes : forêt sèche, forêt humide, plantations de palmiers à huile, acacia, zones de déforestation et autres.

Kuplich et *al.* (2005), ont utilisé des données acquises par le RSO à bord de JERS-1 pour estimer la biomasse des forêts tropicales en régénération de la forêt amazonienne du Brésil. JERS-1 est un capteur radar qui a réalisé des acquisitions entre février 1992 et octobre 1998 en bande L, en polarisation HH, et avec une résolution spatiale de 18 m. L'étude a été faite sur deux sites de forêt tropicale amazonienne au Brésil. Une forte corrélation a été observée entre les paramètres de Haralick, notamment le « *contraste* » et l'« *entropie* », et la biomasse.

Pour estimer la biomasse, Sarker et *al.* (2010) examinent le potentiel de deux images acquises par le RSO PALSAR, en polarisations HH et HV, à deux dates différentes. L'étude a été faite en utilisant différents types d'analyse de texture sur une forêt près de Hong Kong comprenant de la forêt naturelle et des plantations, dont la biomasse pouvait atteindre jusqu'à 500 t MS / ha. Les paramètres texturaux de Haralick, calculés dans les polarisations HH et HV, ont contribué de manière significative aux estimations de biomasse faites à partir des intensités et de leur rapport, pour atteindre une précision d'environ 90 %. La plus grande précision de l'estimation de la biomasse a été atteinte en utilisant des paramètres de textures calculés sur deux images de polarisation HH et HV aux deux dates différentes. Le but d'utiliser deux dates différentes (en les moyennant) est de réduire le bruit du speckle et autres erreurs aléatoires.

En ce qui concerne l'utilisation de données radar satellitaires à haute résolution spatiale, peu d'études ont été entreprises jusqu'à présent en raison de leur récente disponibilité, et aucune n'a évalué leur potentiel par analyse texturale.

Perko et *al.* (2011), ont utilisé des données TerraSAR-X et COSMO-SkyMed pour estimer la hauteur des couverts forestiers sur deux sites d'étude en Autriche. L'estimation de la hauteur s'est basée dans cette étude sur l'exploitation de la technique de radargrammétrie, similaire à la stéréoscopie en optique, et à l'interférométrie, permettant d'exploiter l'information de phase différentielle entre 2 acquisitions successives. Des modèles de hauteur de la canopée ont été comparés à des modèles issus de données LIDAR. Les résultats montrent que la hauteur de la canopée à partir des données TerraSAR-X est sous-

estimée de 25 à 30 %. La hauteur de la canopée permet, à partir de relations allométriques, de retrouver la biomasse d'une forêt, mais les auteurs ne mentionnent pas l'erreur sur l'estimation de la biomasse induite par l'erreur sur l'estimation de la hauteur. Breidenbach et *al.* (2010), ont montré qu'il est possible de séparer la forêt des autres types d'occupation du sol à partir de statistiques (moyenne et écart-type calculés sur un voisinage local) de l'intensité des images TerraSAR-X. Pour leur étude ils ont utilisé des images acquises en mode Spotlight (résolution spatiale 2m) en polarisation HH et VV pour deux sites d'étude au sud de l'Allemagne. L'étude avait pour but de différencier la forêt du reste de l'occupation du sol (zone d'agriculture, surface d'eau et zones de bâtis). Il a été observé que l'écart type local a permis la séparation entre les différentes classes sauf. La polarisation HH a permis de discriminer les zones de bâtis et la polarisation VV a permis de discerner les zones d'agriculture.

Chapitre 2

*

Présentation des sites d'étude et des données
radar utilisées

Les travaux ont porté sur trois différents sites d'études avec différentes problématiques :

- Un site au Cameroun où l'objectif était de détecter les zones de forêts dégradées.
- Un site au Cambodge où l'objectif était de différencier entre quatre types de forêt dans une zone de forêt naturelle touché par la déforestation.
- Une plantation forestière au Brésil présentant une variété de parcelles et de textures. Pour chaque site d'étude nous disposons de relevés de terrain plus ou moins détaillés permettant la validation des résultats.

Les données les plus facilement accessibles sont les données TerraSAR-X. Elles sont acquises gratuitement via le programme « Planet action », celui-ci est une initiative de Spot image lancée en 2007 pour fournir des images satellitaires optique et radar pour soutenir des projets à caractère non commerciaux, traitant la problématique des changements climatiques. Plus de détails se trouvent dans le site web (<http://www.planet-action.org/web/36-about-planet-action.php>).

Le Tableau 2.1 récapitule les modes et les caractéristiques du capteur TerraSAR-X utilisés dans le cadre de ces travaux.

Mode d'acquisition	Résolution en distance (m)	Résolution en azimut (m)	Polarisation	Taille de scène (km)	Angle d'incidence
High Resolution SpotLight (HS)	1.2	1.1	VV ou HH	10 x 5	20° à 55°
High Resolution SpotLight300 (HS300)	0.6	1.1	VV ou HH	7-10 x 5	20° à 55°
Spot Light (SL)	1.2	1.7	VV ou HH	10 x 10	20° à 55°
Strip Map (SM)	1.2	3.3	VV ou HH	30 x 50	20° à 45°

Tableau 2.1 : Les différents modes d'acquisition du capteur radar TerraSAR-X et ses caractéristiques utilisés dans cette étude.

1. Le site du Cameroun

1.1. Situation géographique

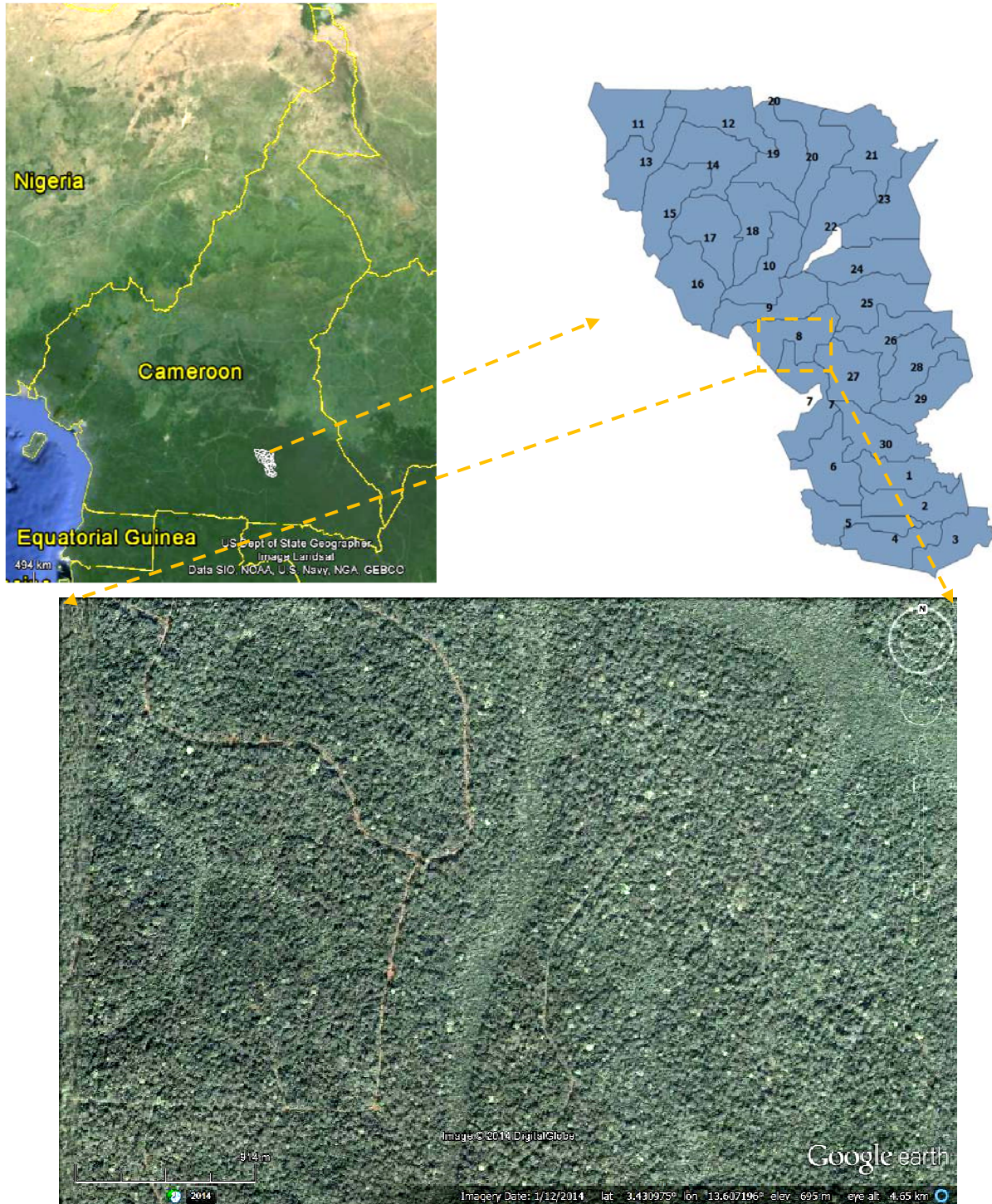


Figure 2.1: Concession forestière de Pallisco à l'Est du Cameroun contenant 30 Assiettes annuelles de coupe (AAC), (Google earth).

La zone d'étude concerne une concession d'exploitation forestière, exploitée par la société PALLISCO. La concession fait partie du bloc forestier de l'Est du Cameroun (figure 2.1), extension septentrionale de la forêt dense humide congolaise d'Afrique Centrale. Il s'agit d'une forêt naturelle constituée d'une composante de type forêt dense humide.

Dans cette concession forestière, les coupes se font chaque année sur une assiette annuelle de coupe (AAC), indiquée dans la figure 2.1 par un numéro. Le taux de coupe dans chaque AAC est de 5 à 6 arbres par hectare. Dans ce type de forêt tropicale, chaque hectare contient environ 425 arbres de diamètre supérieur ou égal à 10 cm. Dans ce contexte le taux de dégradation est faible. Il convient de signaler qu'à cause de la présence des arbres émergents qui dépasse la hauteur moyenne des arbres de ce type de forêt et l'angle d'incidence du signal Radar choisis nous avons un effet d'ombre sur l'image.

La présente étude s'est concentrée sur l'AAC numéro 8, qui a été exploitée en 2012, et la partie nord de l'AAC numéro 7 exploitée en 2011 (figure 2.2).

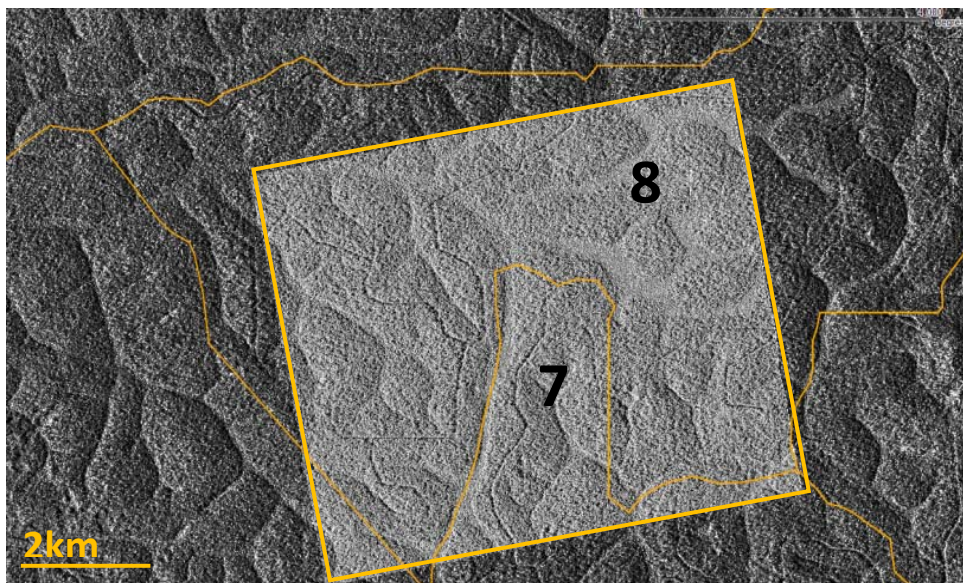


Figure 2.2: Empreinte de l'image TerraSAR-X 1m sur un fond d'image TerraSAR-X de 3m de résolution, encadrant la zone d'étude, englobant l'ACC 7 et 8, (taille de scène 7 x 11 km).

Les AAC 7 et 8 sont relativement uniformes. La zone présente une succession de collines entrecoupées de petits cours d'eau ou de dépressions marécageuses le plus souvent parcourues par des cours d'eau permanents. Des pentes avec des dénivelées qui dépassent rarement 20 à 35 m. L'altitude varie de 600 à 760 m.

1.2. Contexte de l'étude

Ce site a été choisi dans le cadre du projet FORAFAMA qui avait pour objectif de favoriser l'intégration des politiques de gestion durable des forêts dans le mécanisme REDD. Financé par le FFEM (Fond Français par l'Environnement Mondial), ce projet propose ainsi de promouvoir l'exploitation durable des ressources ligneuses dans le cadre d'aménagements forestiers compatibles avec la préservation des forêts et de leurs stocks de carbone, grâce à la mise en œuvre de travaux analytiques, d'actions pilotes de démonstration et à l'échange d'expériences dans le bassin du Congo et dans le bassin amazonien.

L'action 2 de la composante 2 du projet FORAFAMA a pour objectif de tester le développement d'outils et méthodes opérationnelles de suivi spatial des couvertures forestières adaptées au contexte particulier des forêts aménagées du bassin du Congo. ONF International, l'IRD et TEREА sont les principaux acteurs impliqués dans ce projet.

1.3. Problématique et objectif

Plusieurs contraintes techniques limitent considérablement la capacité des opérateurs à mesurer et suivre l'impact des exploitations forestières sur la couverture forestière et sur les stocks de carbone avec l'aide de la télédétection.

L'imagerie optique rencontre très vite ses limites dans le Bassin du Congo. L'impact de la couverture nuageuse réduisant considérablement leur disponibilité. Les informations fournies par les capteurs radar peuvent constituer une alternative. L'estimation directe de la biomasse à partir du signal radar n'est pas possible en raison de la forte biomasse de ces forêts qui dépassent les 500 MS t/ha.

Cette étude a pour but de caractériser les forêts dégradées par une analyse texturale dans un contexte d'une concession forestière aménagée durablement.

1.4. Données terrain

La définition de la dégradation forestière est complexe car elle inclut une variable temporelle. La dégradation à un instant t s'identifie par une perte de biomasse forestière par rapport à une date antérieure, elle dépend donc de l'état initial pris pour référence. Dans ce cas de concession forestière, une dégradation est définie par une forêt dense avec une canopée présentant des trouées causées par les arbres abattus.

Une campagne de terrain a été effectuée du 11 au 20 Novembre 2012 dans l'AAC 8 et L'AAC 7. Sur le terrain nous avons effectué des relevés GPS des arbres abattus et des photos associés. Il faut signaler que la localisation GPS des arbres abattus a une incertitude de 20m ou plus, en raison de la couverture de la canopée. On notera que nous avons aussi la localisation GPS des arbres abattus sur les deux AAC 7 et 8 fournie par le personnel de l'entreprise qui gère la concession forestière PALLISCO (figure 2.3). Les extraits associés aux différentes occupations de sols contenue dans le site d'étude sont illustrés en figure 2.4.

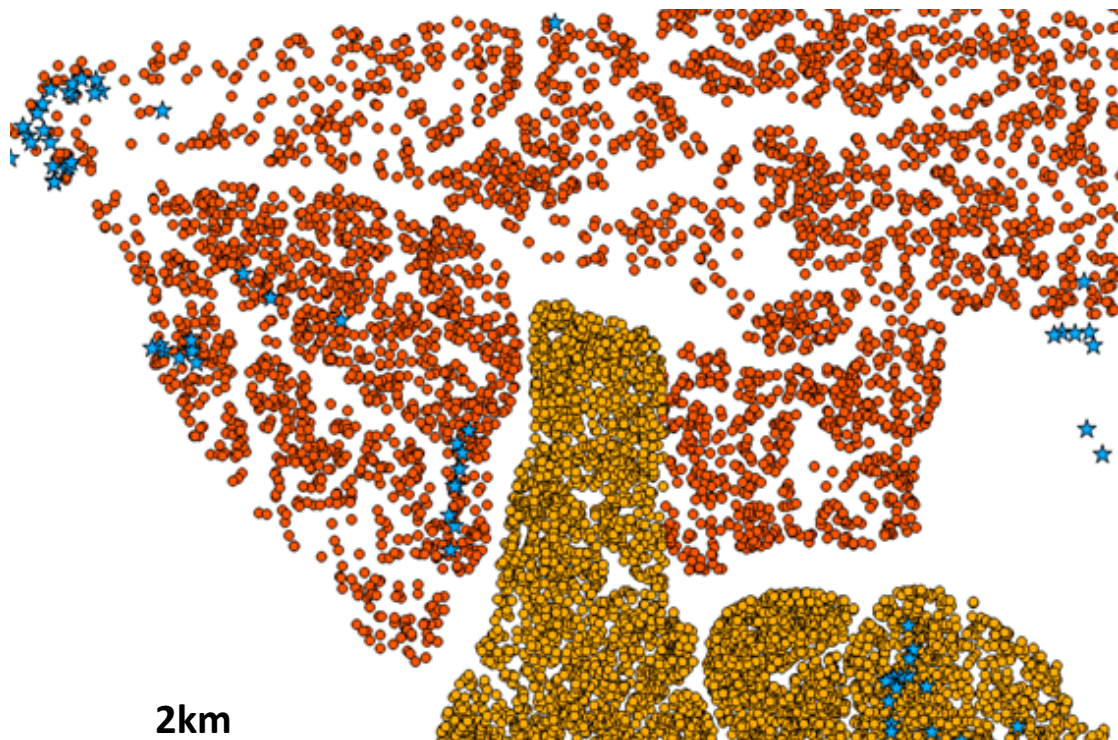
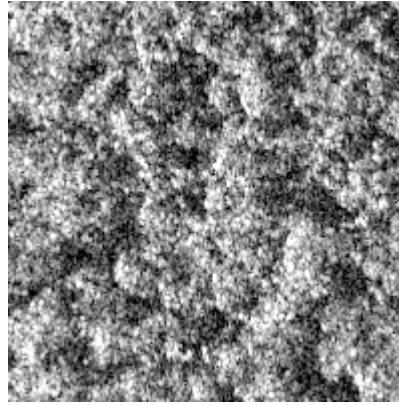
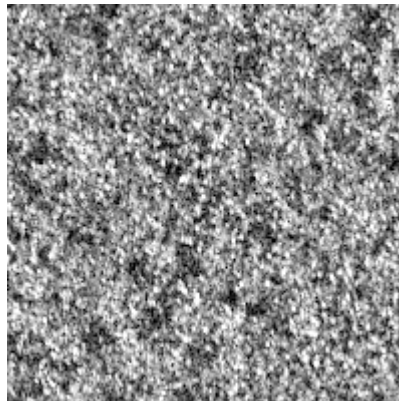


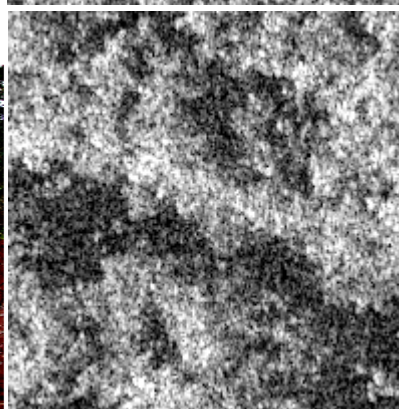
Figure 2.3 : ●● Points représentant la localisation GPS de chaque souche abattue effectuée par le personnel de PALLISCO dans l'AAC 8 ● et l'AAC 7 ●. ★ Points représentant la localisation GPS de chaque souche abattue effectuée lors de la mission de terrain le 10 Nov. 2012.



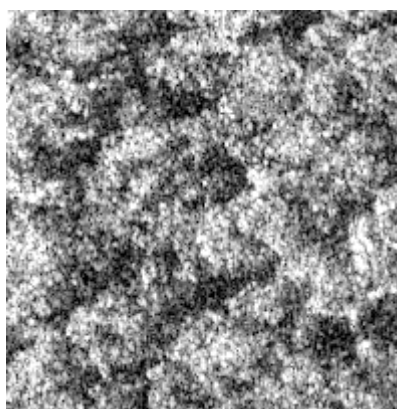
Forêt dense : les zones d'arbres à canopée fermée



Zone marécageuse : les zones inondées par l'eau et contenant un peu de la végétation.



Les routes d'exploitation forestière : les routes d'exploitation forestière de type secondaire



Zone peu dégradé : les zones à canopée présentant des trouées causées par l'abattage d'arbres.

Figure 2.4: les types d'occupation du sol contenue dans le site d'étude et les extraits des images radar TerraSAR-X correspondantes en mode HS, en polarisation HH acquise le 10 Nov.2012.

1.5. Données satellitaire

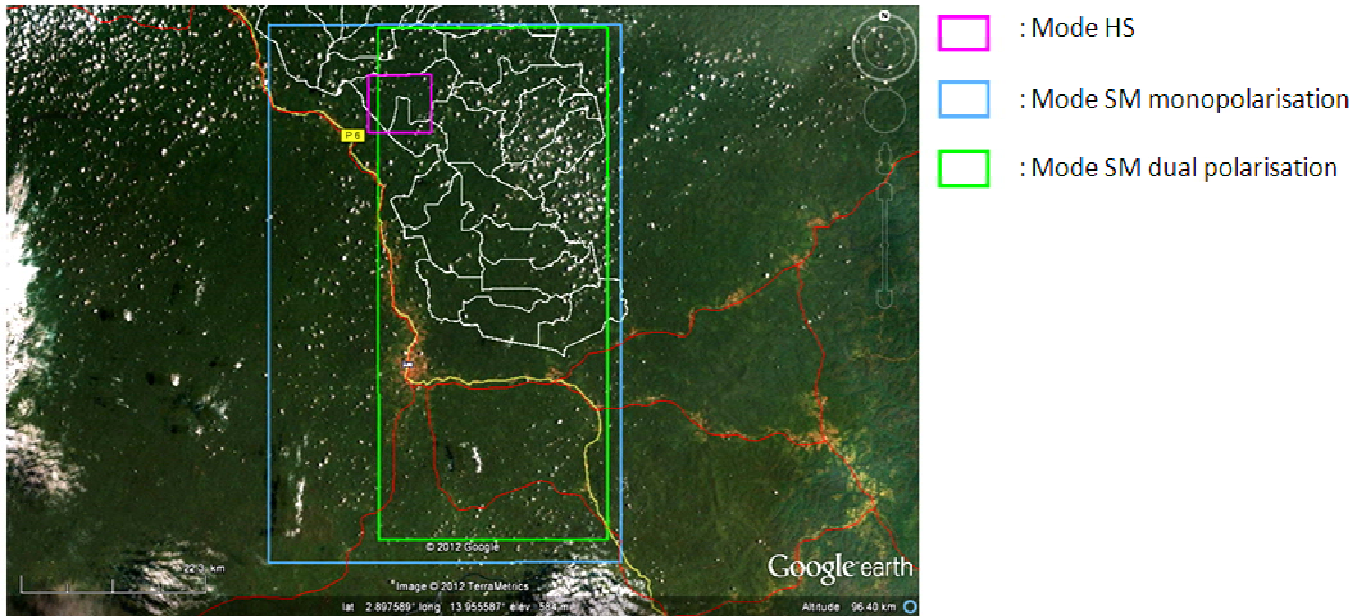


Figure 2.5: Empreinte des 3 modes d'images TerraSAR-X acquises sur la zone d'étude du Cameroun.

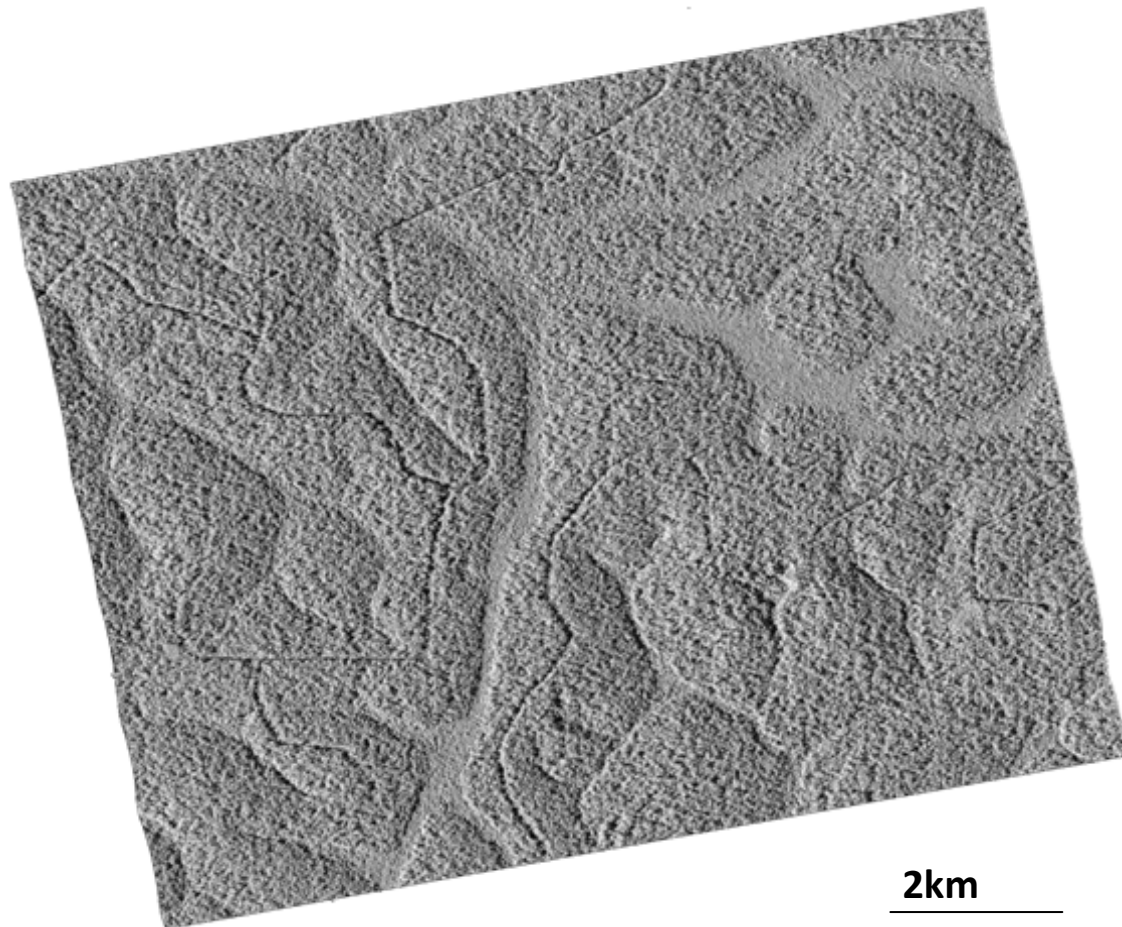


Figure 2.6: Image TerraSAR-X,High Resolution Spot Light (HS)300, 10 Nov. 2012, HH, taille de pixel: 0.8 m

Capteur	Taille pixel après géoréférencement	Résolution spatiale initiale	Polarisation/ mode	Date d'acquisition	Taille de la scène (km)
TerraSAR-X (1)	2.05	AZ:3.29m SR :1.79m GR :3.47m	HH/SM	19Fév2010	60,62 x 41,43
TerraSAR-X (2)	2.05	AZ:3.29m SR :1.79m GR :3.47m	HH/SM	03Oct2012	60,63 x 41,49
TerraSAR-X (3)	2.389	AZ: 6.59m SR :1.20m GR :2.34m	HH-HV/SM	14Oct2012	59,21 x 27,68
TerraSAR-X (4)	2,379	AZ: 6.59m SR :1.20m GR : 2.34m	HH-VV/SM	25Oct2012	59,21 x 27,72
TerraSAR-X (5)	2.389	AZ: 6.59m SR :1.20m GR : 2.34m	HH-VH/SM	05Nov2012	59,20 x 27,66
TerraSAR-X (6)	0.879	AZ:1.1m SR :1.2m GR :1.59m	HH/HS300	10Nov2012	6,68 x 7,62
TerraSAR-X (7)	0.879	AZ:1.1m SR :1.2m GR :1,59m	VV/HS300	21Nov2012	6,63 x 7,61

Tableau 2.2: Images TerraSAR-X acquises avec différents modes, AZ : Azimuth, SR : Slant range, GR : Ground range.

La figure 2.5 montre l’empreinte des images acquises avec trois différents modes d’acquisition sur la zone d’étude. Le tableau 2.2 récapitule les caractéristiques de chaque image. L’Assiette de Coupe Annuelle (AAC) N°8 a été couverte par trois images TerraSAR-X (6,7 et 2, tableau 2.2). Dans cette étude nous sommes concentrés sur l’image TerraSAR-X (6) qui présente une information texturale de l’architecture de la canopée plus riche que les autres modes. Il faudra mentionner que la commande des autres modes a été une précipitation de notre part avant de connaître le terrain et avant de cerner le type de dégradation auquel nous avons fait face.

Sur une image radar, une trouée de canopée peut être identifiée par l’ombre des arbres qui l’entoure faisant face au rayonnement radar (figure 2.6). Or la photo-interprétation des images TerraSAR-X montre une difficulté à différencier l’ombre d’une trouée de canopée causée par l’abattage d’un arbre et celle liée aux arbres émergents naturellement de la canopée.

2. Le site du Cambodge

2.1. Situation géographique

La zone d'étude se situe dans le département de Koh Kong et s'étale sur la forêt de Cardamone au sud ouest du Cambodge (figure 2.7). La topographie de Koh Kong est variable, on y trouve de vastes zones de montagne boisée couvrant une grande partie du département, des petites zones de plaines des rizières et des zones de couverture végétale dense. Koh Kong est une grande zone forestière du Sud du Cambodge, et difficilement accessible. La région est connue par ses espèces animales et végétales diversifiées qui évoluent dans une forêt vierge de plus de 20 000 km².

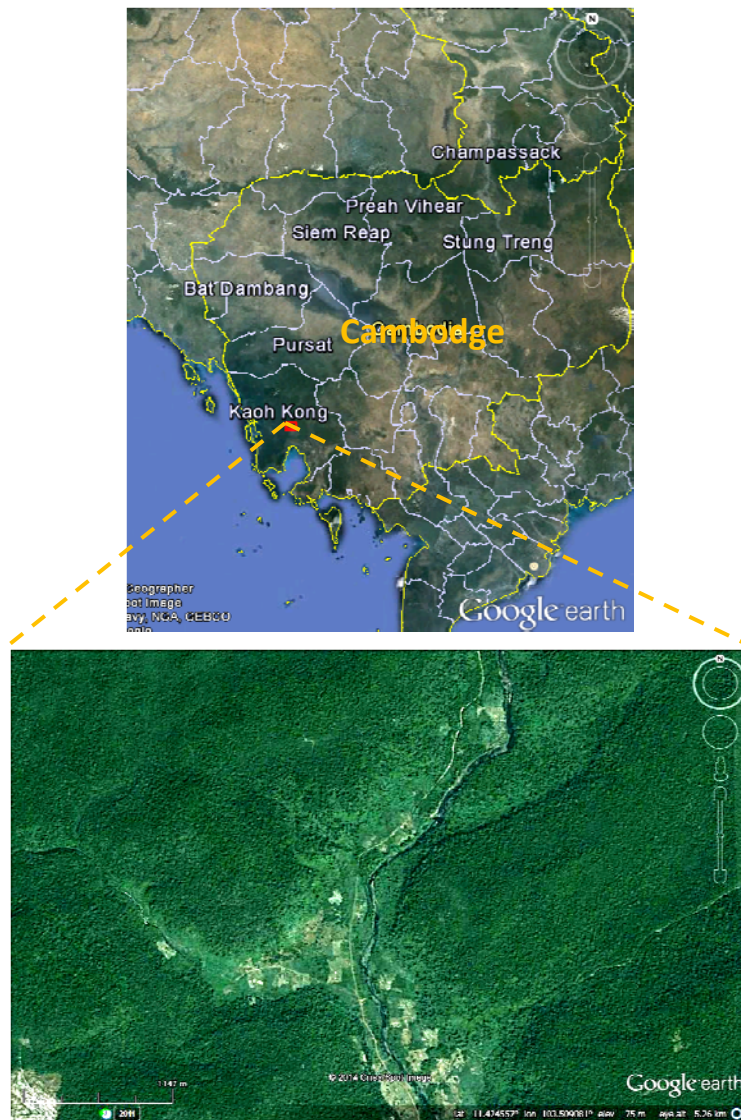


Figure 2.7: Situation géographique de la zone d'étude (Google earth).

2.2. Contexte de l'étude

Le Cambodge détient le plus large couvert forestier au Sud Est de l'Asie. Avec approximativement 10.7 million d'hectares en 2006, ce qui équivaut à 56% de la superficie totale du pays. Le Cambodge connaît un haut pourcentage de conversion du couvert forestier tropical. Plus de 80% de la population du Cambodge vit dans la campagne et dépend de l'agriculture (Karen dianne choquenhuanca quispe, 2011). La dégradation des forêts et la déforestation sont des conséquences de l'exploitation intense des terres dans cette région (agriculture industrielle). Dans ce sens ONF International a été engagé dans un projet REDD au Cambodge. L'implémentation d'un projet REDD commence par le calcul des stocks de carbone par hectare à l'évaluation des paramètres socio-économiques du projet.

2.3. Problématique et objectif

La zone connaît un fort changement d'occupation du sol lié à la forte pression des activités anthropique de la conversion des forêts. Ce projet a été réalisé par ONF International par des images optique et le but de cette étude consiste à évaluer la contribution de l'analyse texturale des images radar pour la discrimination entre les différents couverts végétales de la zone qui connaît une forte pression anthropique d'utilisation du sol.

2.4. Données terrain

Une campagne de terrain a été réalisée pendant 5 jours en 2011 par ONF International par survol hélicoptère. Des Acquisitions GPS et des photos ont été prises sur les zones caractérisant les types d'occupation du sol. Dans l'extrait de l'image TerraSAR-X Spot Light qui nous servira de zone de test, nous avons 4 différents types d'occupation de sol : une zone de sol nu et herbacée, une zone de Bambou mixte avec de la forêt, une zone de forêt décidue, et une zone de forêt dense (figure 2.8).

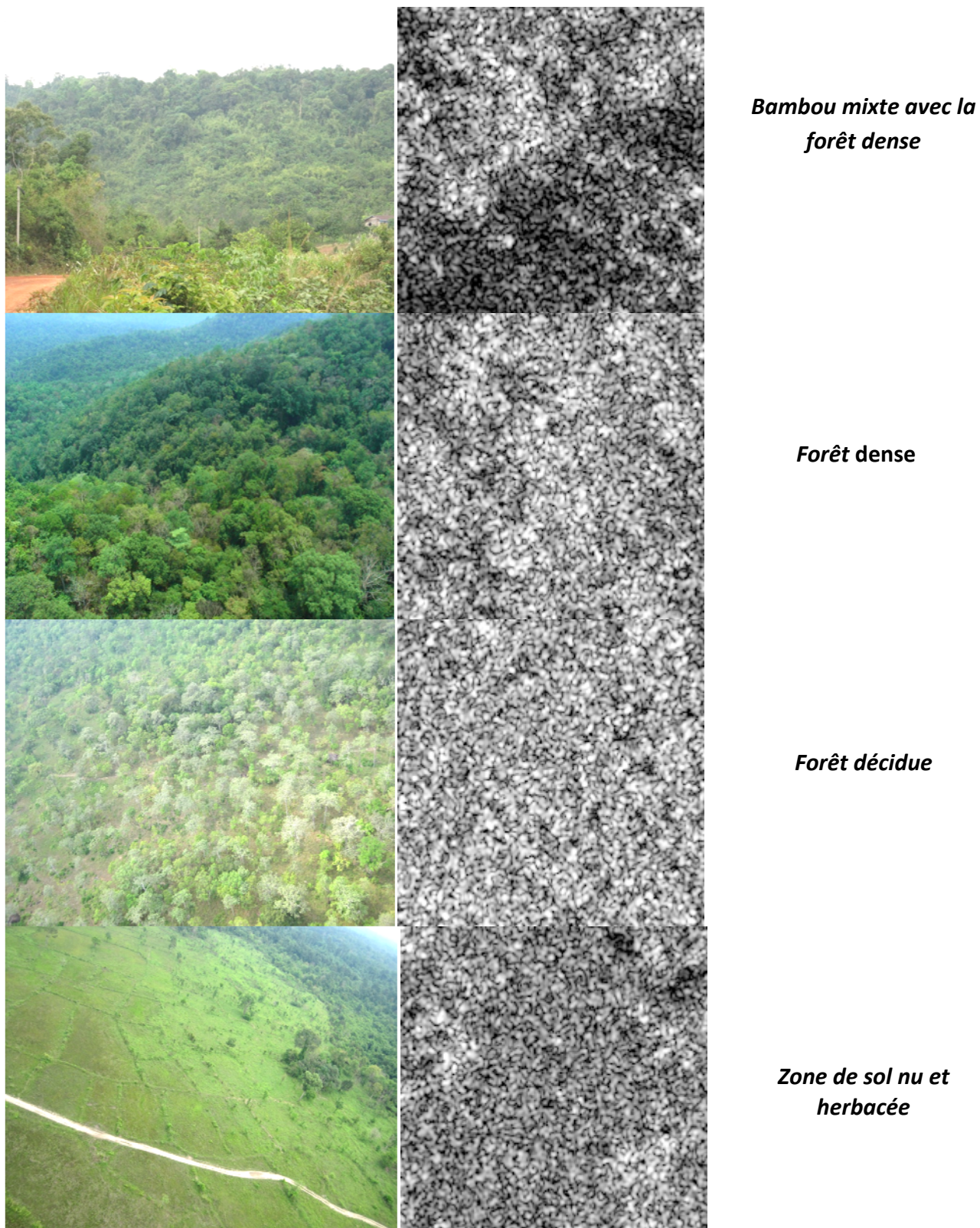


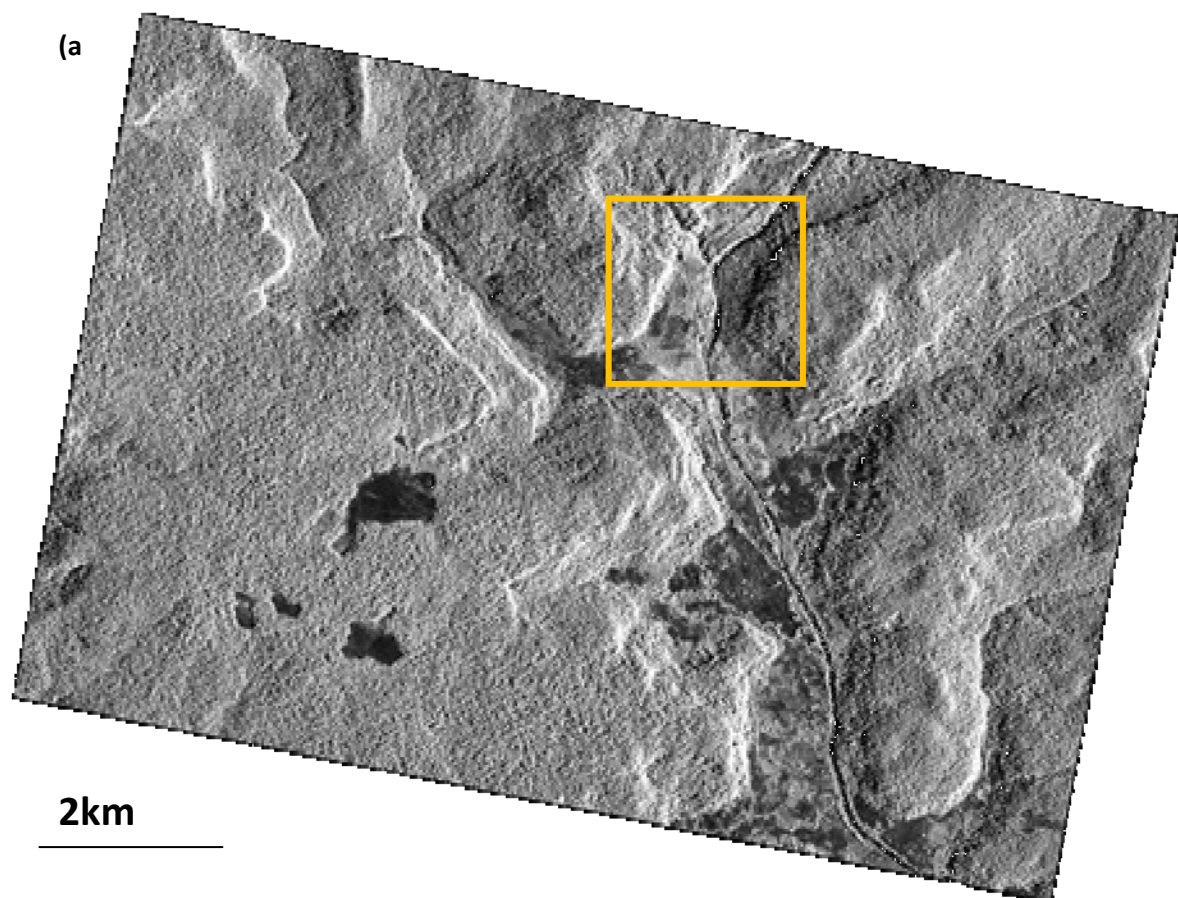
Figure 2.8: Les classes de végétation contenues dans la zone d'étude (à droite) et les extraits d'image radar correspondante acquise par TerraSAR-X en mode SL, 1m de résolution, polarisation VV, le 25 Janvier 2011 (à gauche).

2.5. Données satellitaire

Deux images TerraSAR-X ont été acquises sur le site, le 25 Décembre 2010 et 25 Janvier 2011. Le détail des images est résumé dans le tableau 2.3. Les acquisitions ont été livrées au format complexe SLC (Single Look Complex).

Capteur/ Niveau traitement	Taille pixel après géoréférencement	Résolution spatiale (m)	Polarisation / mode	Date d'acquisition	Taille de la scène (km)	angle d'incidence
TerraSAR-X (1)	2.05 m	AZ:3.29 SR :1.79 GR :3.47	VV/SM	25Dec2010	41,43 x 60,62	31°
TerraSAR-X (2)	0.5 m	AZ :1.17 SR :0.58 GR :1.01	VV/SL	25Jan2011	12500 x 9500	31°

Tableau 2.3: Caractéristique des acquisitions TerraSAR-X acquises sur le site du Cambodge.



(b)



Figure 2.9: a) Image TerraSAR-X Spot Light, Résolution Spatiale : 1m, Polarisation : VV, 25 Janvier 2011.

b) Extrait de 4000x4000 pixels de l'image (a).

Pour faciliter les tests et les calculs nous nous sommes concentrés sur un extrait (le carré jaune représenté en (figure 2.9a) de l'image TerraSAR-X. L'extrait de l'image en plus grand (figure 2.9b).

3. Le site du Brésil

En raison de lacunes rencontrées sur les deux sites d'étude précédents (faible diversité d'occupation de sol sur le site du Cameroun en plus des relevés *in situ* pas assez précis) nous sommes tournés vers une plantation forestière au Brésil.

3.1. Situation géographique



Figure 2.10: Situation géographique de la Fazenda de Sao Nicolau, (Google earth).

La fazenda Sao Nicolau se situe à Cotriguacu, municipalité brésilienne localisée dans la région centre ouest du pays au nord ouest de l'état de Mato Grosso. Elle est distante d'un peu plus de 1000 km de la capitale d'état Cuiaba et est très éloignée du littoral brésilien et des principales villes Sao Paulo et Rio de Janeiro.

La fazenda (figure 2.10) se situe sur les berges du fleuve Juruena qui avec les Teles Pires forme le Tapajos, l'un des plus grands affluents de l'Amazonie. Au démarrage du projet, elle compte 7000 hectares de forêt primaire (dont 1500 hectares de Ripisylve le long du fleuve), 2000 hectares de pâturages et 1000 hectares de zones de protection permanente. Les reboisements s'effectuent sur les 2000 ha de pâturages.

3.2. Contexte de l'étude

L'étude se déroule au Brésil, au nord ouest de l'état du Mato Grosso, dans la Fazenda Sao Nicolau. Cette Fazenda appartient à l'office National des forêts français (ONF) et est financée par le constructeur automobile français, Peugeot.

Il s'agit d'un « puits de carbone forestier » développé sur cette ferme de 10000 ha de la municipalité de Cotriguacu.

Son objectif est la limitation de la concentration de dioxyde de carbone dans l'atmosphère. Dans ce but, l'activité principale est le reboisement. Il est en effet prouvé que le processus de photosynthèse des arbres en capte et en stock une quantité significative (FAO, 2010).

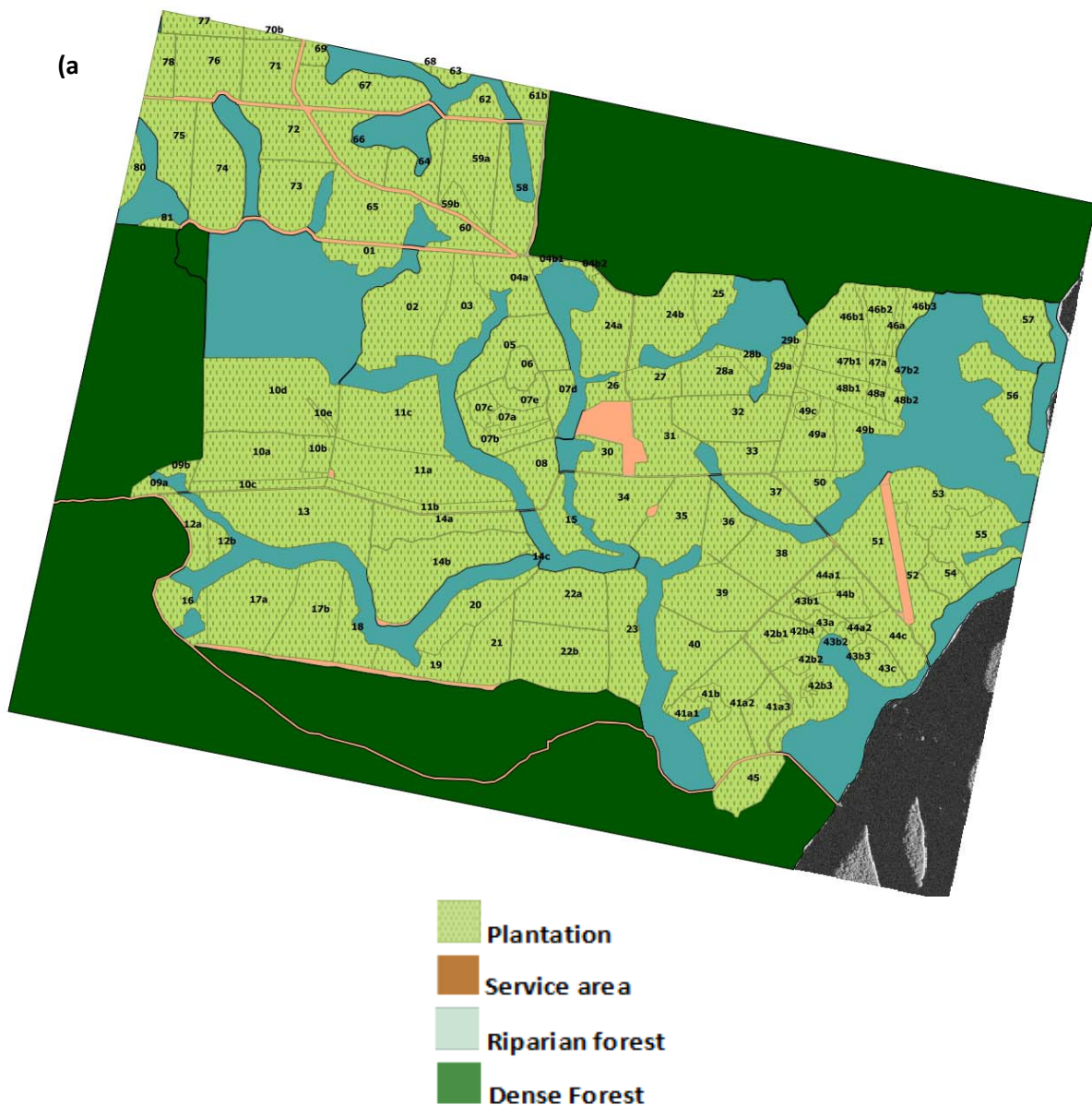
Le projet est le premier projet de reboisement certifié VCS (Verified Carbon Standard) au Brésil, et le deuxième en Amérique Latine.

Le projet cherche à mettre en place un système expérimental sur 5 400 ha de forêt naturelle, intégrant différents modes de gestion : plan d'aménagement multifonctionnel (prélèvement durable de bois d'œuvre, de produits forestiers autre que le bois). Le plan d'aménagement multifonctionnel de la Fazenda présente la particularité d'être divisé sur 25 années, qui est la durée minimum du cycle de rotation de l'aménagement forestier proposé par la législation forestière brésilienne, permettant aux chercheurs et aux personnes suivant des formations forestières de terrain (acteurs économiques locaux) de pouvoir accéder à un large panel de parcelles de forêt à différents stades de l'aménagement durable.

3.3. Problématique et objectif

Le site présente une diversité de parcelles de plantation forestière en termes d'espèces et de stade de développement. Ce site présente une diversité texturale intéressante à caractériser par les images radar haute résolution spatiale TerraSAR-X. L'objectif de cette étude est de classifier les différents types du couvert de la plantation forestière en utilisant une analyse texturale.

3.4. Données terrain



(b)



Forêt ripisylve : est l'ensemble des arbres et herbacée présentes sur les rives des rivières



Forêt dense : forêt verte à dense canopée fermée



Plantation forestière : des plantations des arbres natifs plantés tout au long des lignes dans différentes directions et espacement.

Figure 2.11: a) Répartition des trois classes d'occupation du sol majeurs dans la zone d'étude, b) les photos terrain des trois types d'occupation de sol majeurs contenues dans la zone d'étude.

La figure 2.11a montre les trois classes d'occupations de sol majeures réparties sur la zone d'étude et la figure 2.11b montre les photos terrain correspondantes.

Chaque année ONF International effectue des inventaires forestiers de la plantation forestière, de ce fait nous disposant de données *in situ*, entre autres, les espèces forestières dominantes, les strates forestières (figure 2.12b), les limites des parcelles de plantation, l'âge des plantations et les données biomasse.

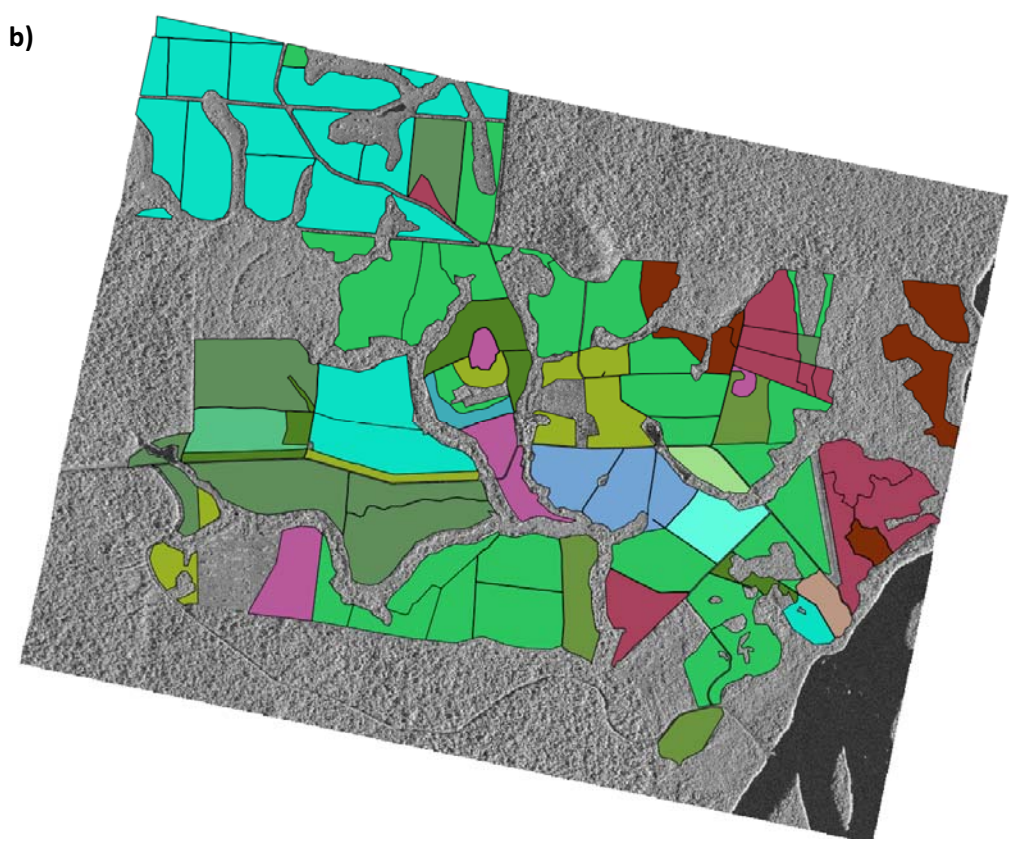
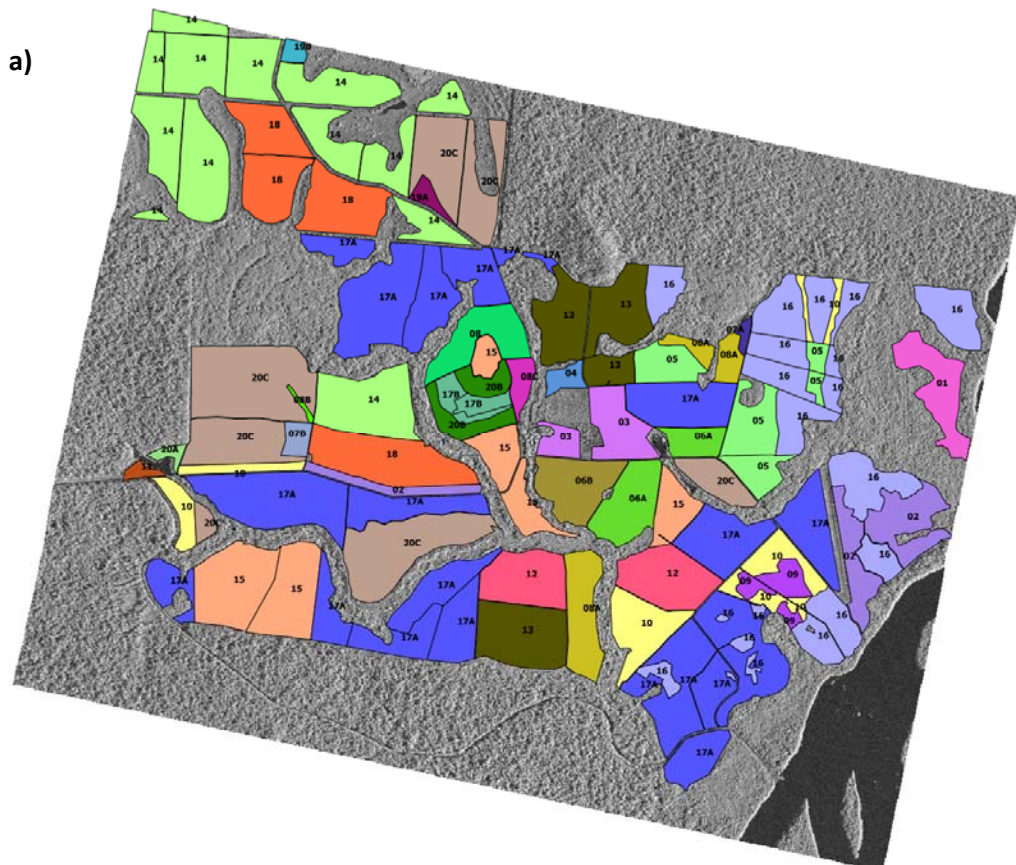
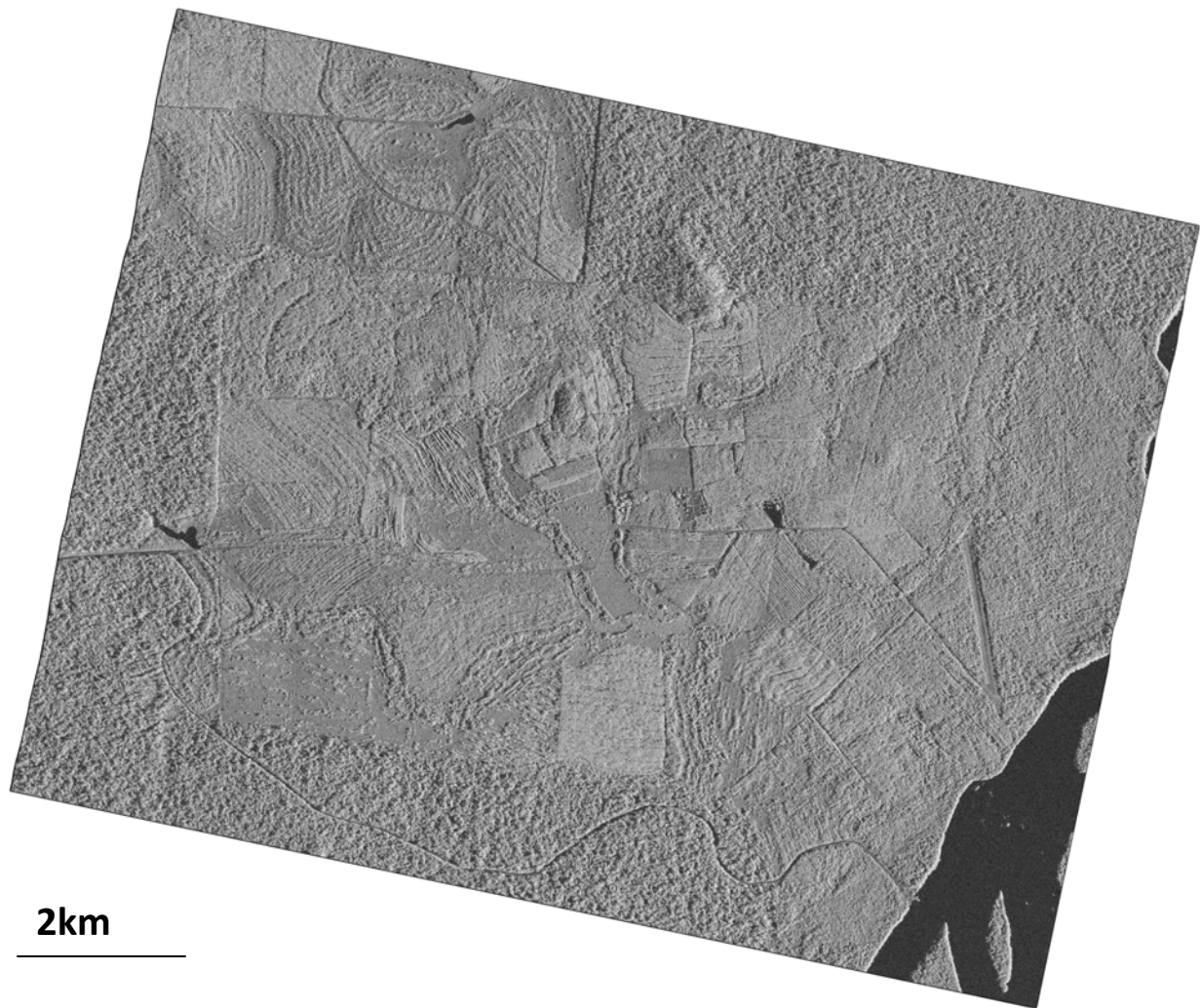


Figure 2.12: a) 29 strates forestières distribuées sur 116 parcelles, b) 15 classes de plantation forestière regroupées selon l'espèce dominante.

3.5. Données satellitaires



Mode	Taille de pixel en géométrie sol (m)	Resolution en géométrie radar(m)	polarisation	Fauchée (Km)	Date d'acquisition	Angle d'incidence
HS300	0.8	En distance : 0.58 En azimut : 1.1	HH	6.72 x 7.95	28 Sept.13	52°

Figure 2.13: Image d'intensité TerraSAR-X et ses caractéristiques résumées dans le tableau ci dessus.

Dans cette étude nous avons utilisé une image TerraSAR-X en intensité radar (figure 2.13), reçu au format SLC et géoréférencée par la suite avec un modèle numérique de terrain SRTM 90 m à l'aide du logiciel de l'ESA (European Space Agency) NEST SAR toolbox.

Chapitre 3

*

Méthode d'analyse de texture retenue et
méthodologie adoptée pour l'analyse des
images radar

Ce chapitre présente tout d'abord un aperçu général des méthodes d'analyse de texture couramment utilisées. Puis il détaille l'estimation des paramètres de Haralick, la méthode d'analyse adoptée dans ces travaux. Une approche fréquentielle et de variogramme ont été testés sans donner de résultats probants (plus de détails en annexe III et IV respectivement).

Ce chapitre présente aussi la méthodologie d'analyse adoptée dans ces travaux. D'abord notre analyse est focalisée sur les paramètres de Haralick. Ces derniers ont été calculés pour différentes distances à partir des images en intensité radar. Puis l'apport des indices texturaux dérivés des images est évalué d'après les résultats de classification supervisée. Enfin la méthode de sélection des paramètres texturaux les plus performants est présentée.

1. Quelques définitions de la texture

Dans la littérature, Il n'existe pas une définition commune de la texture. Mais de nombreuses définitions ont été proposées :

La texture définie par (Haralick, 1973) décrit la répartition spatiale des niveaux de gris d'une image. W.G. Rees, 2001 propose que la texture peut être définie comme une structure dans la variation spatiale de la valeur d'un pixel. Pour pouvoir interpréter la texture contenue dans une image satellitaire, il faudra définir quantitativement des paramètres caractérisant la texture (W.G. Rees, 2001).

Certaines propriétés générales caractérisant la texture peuvent l'être attribuées, entre autre:

- *L'échelle d'observation* qui est liée à la notion de la résolution spatiale.
- *L'homogénéité*, c'est-à-dire que les caractéristiques qui définissent la texture sont présentes sur l'ensemble de la région texturée et ne peuvent présenter que des variations très faibles. Cette notion est aussi liée à l'échelle d'observation, (Ali Saad, 1996).

Van der Sanden, 1999 a associé à la texture d'une forêt sur les images radar le terme de la rugosité. Cette dernière est un paramètre de l'architecture de la canopée de la forêt. Cette notion est aussi liée à l'échelle d'observation. Les figures 3.1 et 3.3 illustrent des exemples

des différentes textures observées sur une forêt tropicale en imagerie satellitaire radar et optique (figure 3.2) prise sur le bassin du Congo.

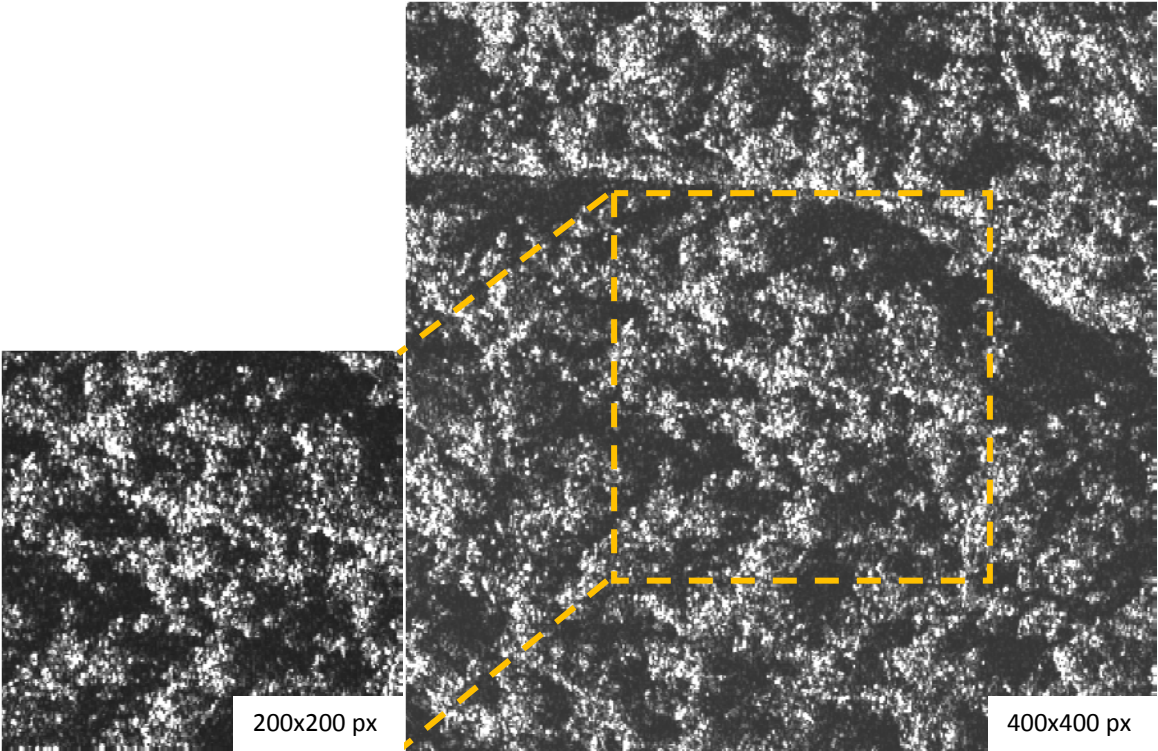


Figure 3.1: Image acquise par TerraSAR-X, en mode HS (résolution spatiale de 1m), polarisation HH, sur une forêt au Cameroun.

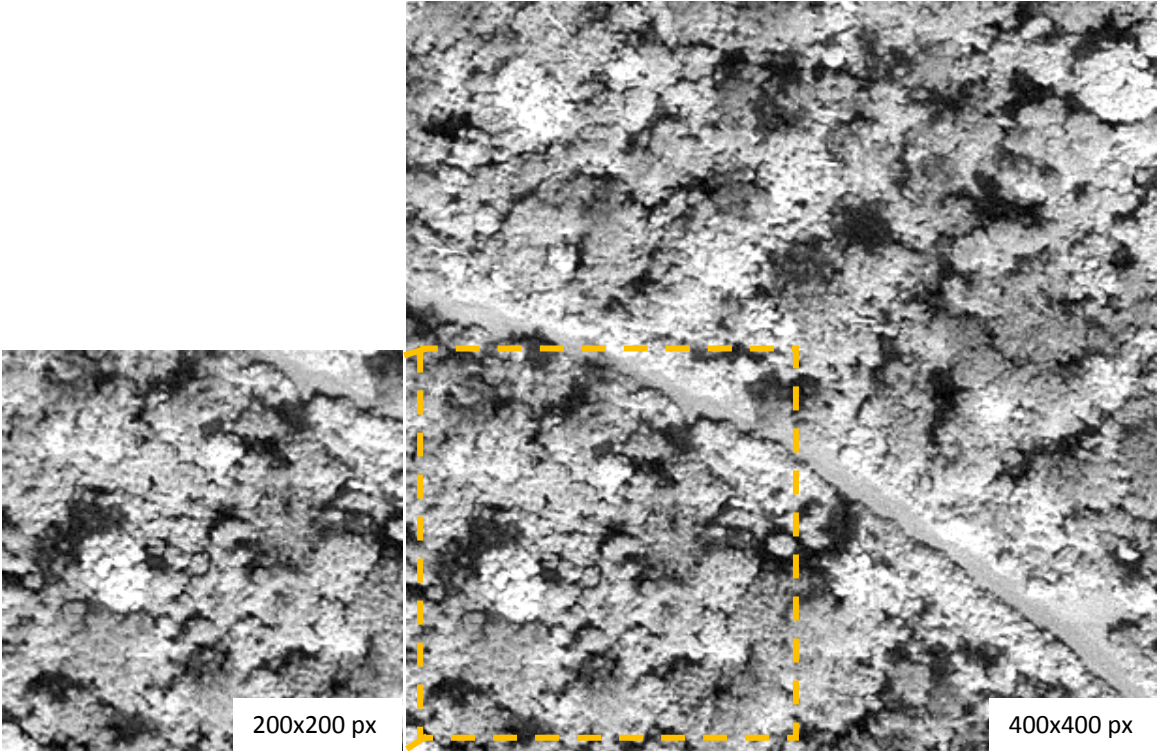


Figure 3.2: Image optique acquise par Geoeye, Panchromatique (resolution spatiale de 0.5m) sur une forêt au Cameroun.

Les extraits de 200x200 pixels à gauche correspondent à la même zone géographique (figures 3.2 et 3.1).

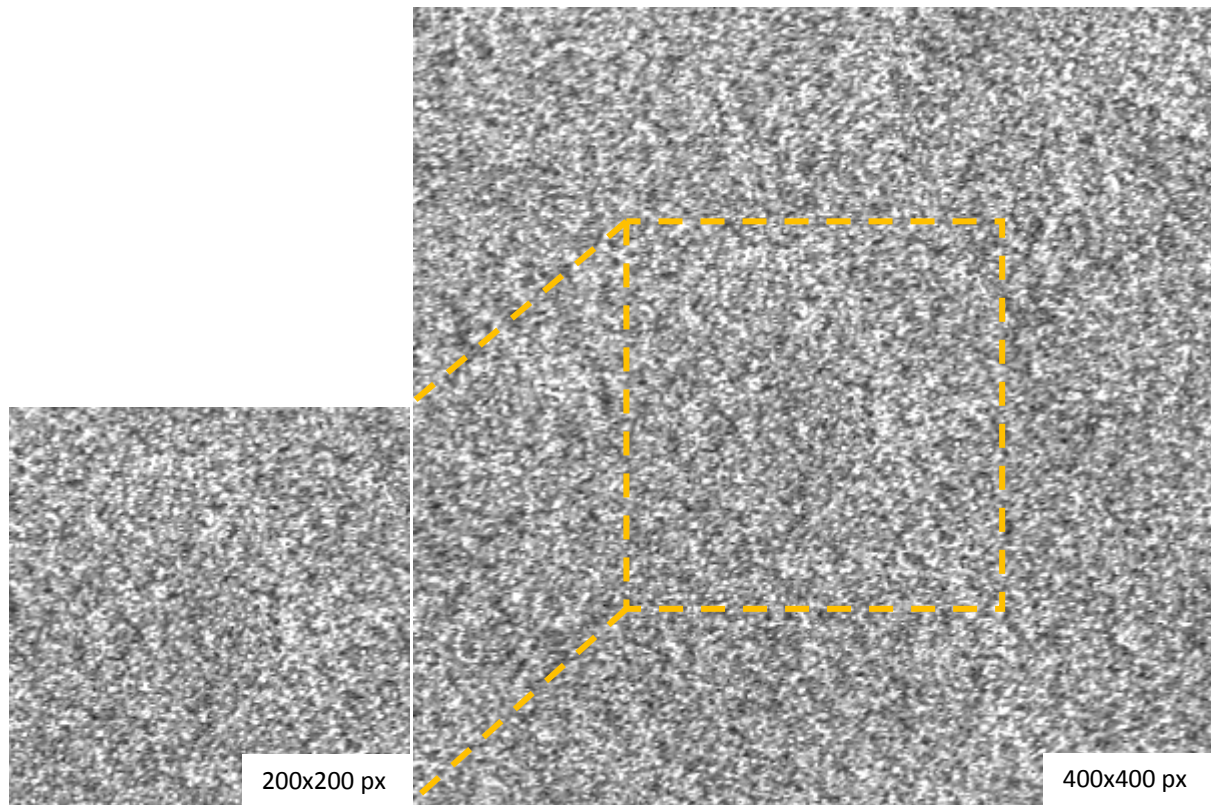


Figure 3.3: Image acquisite par ALOS PALSAR (résolution spatiale de 30m), Polarisation HH sur la forêt du bassin du Congo.

A partir des figures 3.1 et 3.2, nous remarquons que l'information texturale en imagerie RSO et optique de résolution spatiale similaire, est très différente. D'une part, le bruit de speckle qui caractérise les images RSO diminue la perception de la texture. D'autre part en optique, à la texture s'ajoute une perception de couleur (niveau de gris) caractérisant les différents arbres qui n'est pas visible en radar. On peut observer qu'à une résolution de 30m, la perception de la texture disparaît totalement sur une image RSO, telle que celle acquise par le capteur PALSAR sur une forêt du bassin du Congo (figure 3.3).

L'objectif étant de trouver les paramètres de textures caractérisant les différentes textures les plus discriminants. L'apport des indices texturaux dérivés des images est évalué d'après les résultats de classification

2. Les méthodes d'analyse de texture

Il existe différentes approches pour l'analyse de la texture, souvent regroupées en deux grands groupes (Coburn 2004, Chaurasia 2013).

- **L'approche fréquentielle** : approche multi-échelles calculés par analyse de la fréquence et analyse de la texture qui apparait après avoir appliqué un filtre passe bande à l'image. Les filtres utilisés sont basés sur les transformées en ondelettes, les filtres de Gabor ou des fonctions portes). Plus de détail sur l'approche fréquentielle (ondelettes et fonction portes) et les résultats obtenus dans le cadre des travaux de cette thèse sont donnés en annexe IV.
- **L'approche statistique** : analyse les propriétés de distribution et de relation entre les niveaux de gris dans une image. On distingue des statistiques de 1^{er} ordre (moyenne, écart type, le coefficient de dissymétrie et coefficient d'aplatissement) et de deuxième ordre (paramètres de Haralick et variogrammes).

A la différence des statistiques du second ordre, les statistiques du premier ordre sont déduites à partir de l'histogramme associé à une zone d'étude. Ces paramètres ne prennent pas en considération la relation de voisinage entre les pixels d'une image et sont donc peu sensibles à l'information texturale.

Moyenne : $\mu(i) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Ng_i$

Où Ng_i désigne le niveau de gris des pixels i appartenant au voisinage de Ng pixels.

Ecart type : $\theta(i) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Ng_i - \mu)^2}$

Coefficient de dissymétrie : $S(i) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{Ng_i - \mu}{\theta}\right)^3$ (Skewness)

Coefficient d'aplatissement : $K(i) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{Ng_i - \mu}{\theta}\right)^4 - 3$ (Kurtosis)

2.1. Variogramme

C'est une méthode géostatistique basée sur l'estimation de la variance entre niveau de gris d'une image satellitaire. Les variogrammes ont été utilisés dans de nombreuses études (Woodcock et al., 1988, Curran, 1988, Kourgli 2007) pour le paramétrages des indices de texture de Haralick, mais n'ont pas donnés de résultats probants dans le cadre de ces travaux. Nous avons passé une partie importante du temps au début de ces travaux pour tester la méthode des variogramme. Les variogrammes montrent une signature marquée pour les images de texture synthétique régulière, mais peu exploitable sur les textures naturelles observées par le radar (partie 1.3 de l'annexe III). Un rappel sur la méthode des variogrammes et les résultats obtenus sont présentés en Annexe III. Cette méthode n'a finalement pas été prise en compte dans les méthodes développées sur les 3 sites d'études.

2.2. Transformée en ondelette

L'analyse de la transformée d'ondelette, dans ce cas, a été basé sur les travaux de (Mercier *et al.*, 2002). A partir d'une image d'intensité radar (figure 3.4), on applique un filtre basé sur la transformée en ondelette. Dans le cadre de ces travaux nous avons calculé la transformée d'ondelette sur une seule bande de fréquence en direction horizontale (figure 3.5). L'analyse de l'image résultat se fait en estimant localement l'histogramme obtenue selon une loi gaussienne généralisée (formule 1).

$$P(x; \mu, \alpha, \beta) = \frac{\beta}{2\alpha\Gamma(\frac{1}{\beta})} e^{-\left(\frac{|x-\mu|}{\alpha}\right)^\beta} \quad .1)$$

Cette dernière est caractérisée par trois paramètres : la moyenne (μ), la variance (α) et le facteur d'échelle (β), figure 3.6 c, d et e. Les résultats préliminaires de cette méthode nous ont paru peu probant et la méthode a été abandonnée à mis chemin de ces travaux. Une justification de ce choix est donnée en partie 2.4 du chapitre 4.

Quelques illustrations d'une autre méthode fréquentielle équivalente au calcul de la transformée d'ondelette basée sur la fonction porte a été testée mais qui n'a pas été adoptée dans le cadre de ces travaux (Annexe IV). Nous avons appliqué des filtres

rectangulaires (dans ce cas le filtre adaptatif de Lee). Le filtre de Lee a été calculé sur l'image d'intensité radar sur des tailles de fenêtres de traitement différentes : 3x3, 7x7, 15x15, 20x20 et 25x25 pixels. Ensuite, nous avons effectué la soustraction de deux images filtrée avec deux tailles de fenêtres différentes (Annexe IV).



Figure 3.4 : Image d'intensité TerraSAR-X, en mode SL, en Polarisation VV, (sur le site du Cambodge).

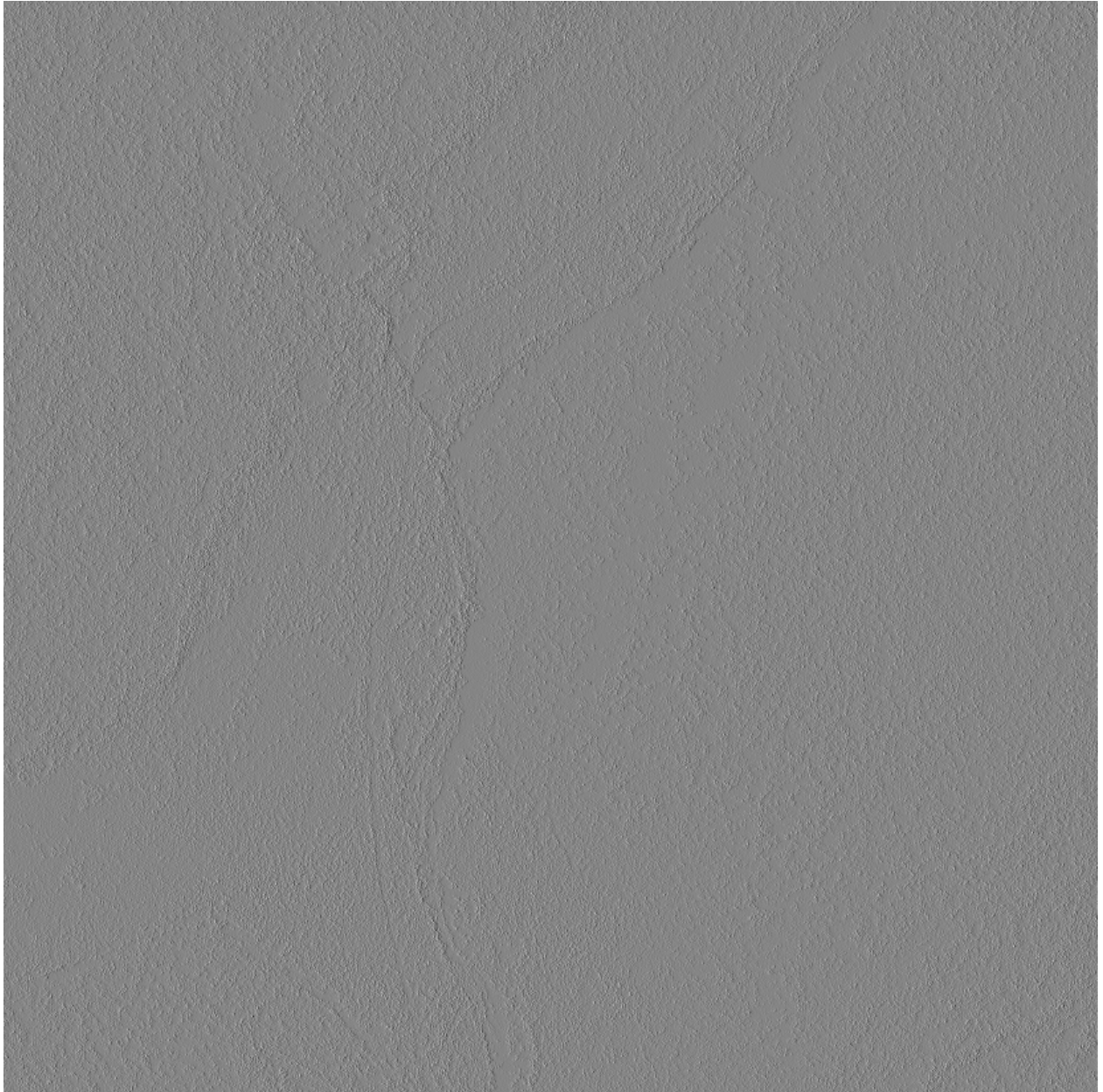


Figure 3.5 : Résultat d'une transformée en ondelette horizontale calculée sur une image TerraSAR-X, en mode SL (fig.3.4), en Polarisation VV, (sur le site du Cambodge).

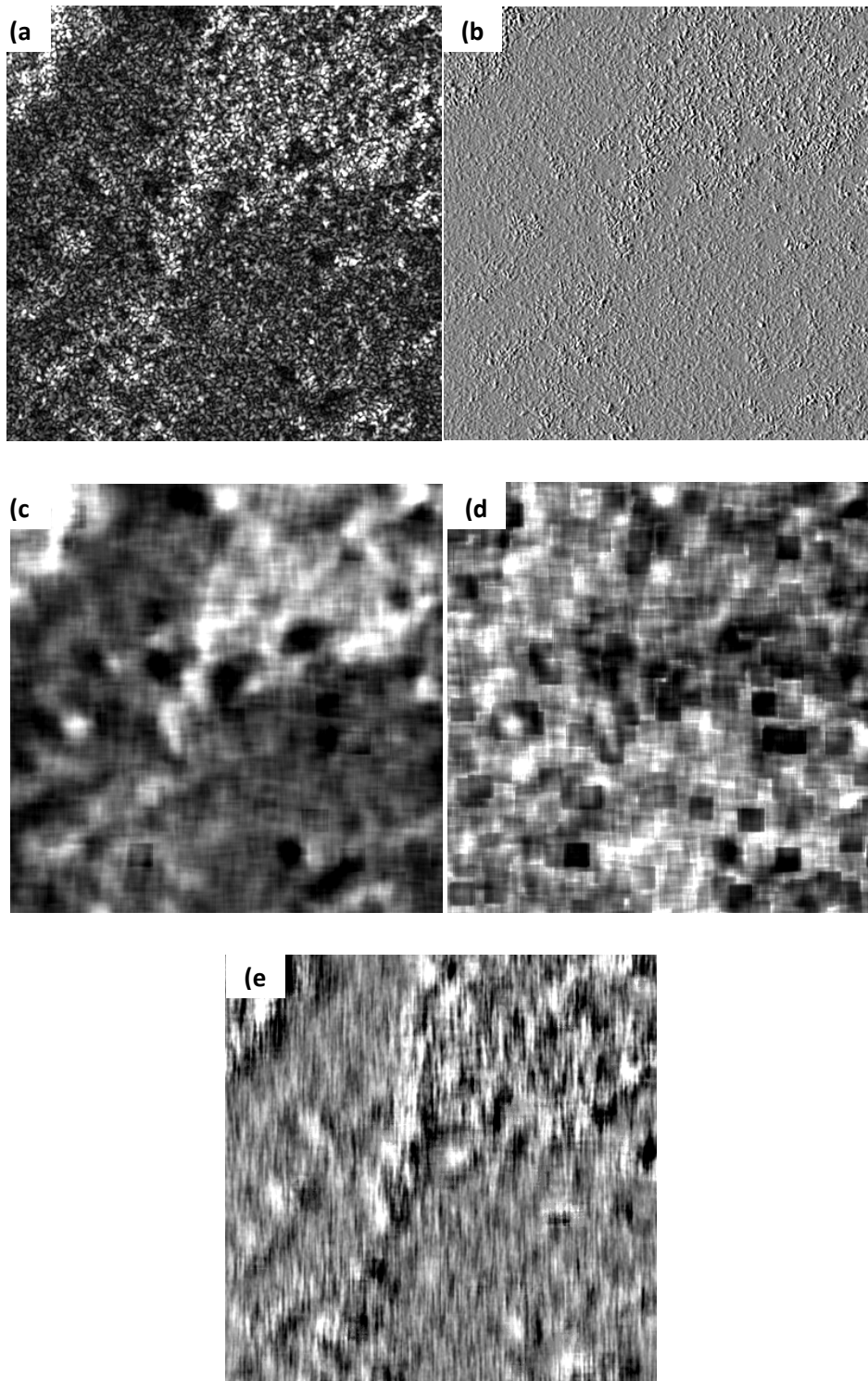


Figure 3.6 : a) Image TerraSAR-X en intensité radar (résolution spatiale de 0.8 m), (plantation forestière, Brésil), b) transformée en ondelette horizontale, c) Moyenne μ , d) Variance α . e) Paramètre de forme β .

2.3. Analyse de Haralick

Parmi les statistiques du 2ème ordre, nos travaux se sont concentrés sur l'analyse des paramètres de Haralick. L'analyse de Haralick est basée sur le calcul de la matrice de cooccurrences de niveaux de gris (GLCM), dérivée de l'image initiale. Les paramètres de Haralick ont notamment été utilisés dans les études d'analyse texturale en radar (Van der Sanden et Hoekman, 1999, Van der sanden et Hoekman, 2005, Van der sanden, 1997, Champion et al., 2008, Lukman et al., 1997, Kuplich et al., 2005, Longépé et al., 2008, Sarker et al., 2010) et en optique (Coburn et Roberts, 2004, Baraldi et Parmiggiani, 1995). Une illustration de ces différents paramètres, a été faite sur une image du capteur satellitaire AVHRR et permet de mieux en comprendre la signification (Baraldi et Parmiggiani, 1995).

Les parties 2.3.1 et 2.3.2 détaillent la méthode d'estimation de ces paramètres.

2.3.1. Matrice de cooccurrences de niveaux de gris

Pour une image donnée, la matrice GLCM mesure la probabilité d'apparition des paires de valeurs de pixels situés à une certaine distance dans l'image. L'élément (i, j) de la matrice GLCM est égal à la probabilité $P(i, j, d, r)$ associée au nombre de fois dans l'image où un pixel de niveau de gris i apparaît à une distance relative d (en pixels) d'un pixel de niveau de gris j et selon une orientation r donnée. Le pixel de niveau de gris i est nommé pixel de référence et le pixel j est appelé pixel voisin.

$$\text{GLCM} = P(i, j, d, r)$$

Les directions angulaires r classiquement utilisées sont 0, 45, 90 et 135 degrés, illustrées dans la figure 3.7 :

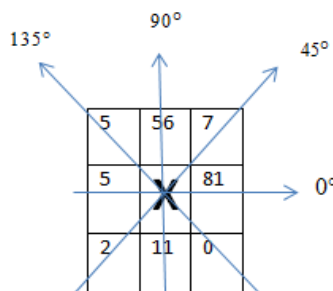


Figure 3.7 : Illustration sur une matrice 3x3, du principe du voisinage selon une distance d et une orientation r .

Exemple : le pixel X (figure 3.7), a comme voisin, en distance $d=1$ et direction $r=0^\circ$ le pixel Y de compte numérique 81. Un exemple de calcul de la matrice GLCM est donné en annexe II.

En pratique, pour une image de grande taille, la matrice GLCM est calculée sur une fenêtre glissante de plus petite taille (entre 50 et 200 pixels par exemple). Il s'ensuit une image résultante où chaque pixel est représenté par une matrice GLCM. De la matrice GLCM, les paramètres de Haralick sont ensuite déduits, et on peut ainsi obtenir une image par paramètre de Haralick. Les tableaux 3.1 et 3.2 résumant les 14 paramètres de Haralick introduits Haralick, 1973.

Dans le cas d'images comportant un grand niveau de gris, comme dans le cas d'image radar, une réduction préalable de leur nombre par modification de l'histogramme est nécessaire. Dans le cadre de ces travaux nous avons réduit nos images à 32 niveaux de gris.

Les paramètres de Haralick sont regroupés en trois groupes différents :

Le Groupe contraste : Les paramètres de ce groupe sont reliés au contraste, utilisant un poids lié à la distance à la diagonale de la matrice GLCM. Ce groupe comprend (**contraste, dissimilarité et l'homogénéité**).

Groupe d'ordre : Ce groupe renseigne sur la régularité des pixels de l'image. Autrement dit le nombre d'occurrence des couples de niveau de gris doit être le même pour les autres couples de niveau de gris différents. Les mesures d'ordre comme les mesures de contraste utilise des poids qui sont liés au combien de fois le couple de niveau de gris se répète dans l'image. Si les couples de niveau de gris se répètent de la même fréquence, l'image est ordonnée, si non elle est désordonnée. Ce groupe comprend (**l'énergie et l'entropie**).

Groupe de statistique : Il s'agit de l'ensemble de statistiques calculées à partir de la matrice GLCM il regroupe (**la moyenne, la variance et la corrélation**).

Plusieurs remarques peuvent être faites à partir de la définition des paramètres de Haralick.

- Le contraste est d'autant plus fort que $|i - j|$ est grand (*i.e* les éléments de la matrice GLCM éloignés de la diagonal), donc qu'un fort contraste est observé (tableau 2.1).
- Le contraste et la dissimilarité ont des formules très proches faisant intervenir respectivement $|i - j|^2$ et $|i - j|$. Il n'est pas étonnant qu'une forte corrélation entre les deux paramètres soit observée (figure 4.3), (Van der sanden, 1999 et Kourgli, 2007).
- De la formule de l'homogénéité, appelée aussi 'inverse different moment', (tableau 2.1), on constate qu'elle favorise les faibles contrastes ($|i - j|$ petites, *i.e* les éléments sont proches de la diagonale de la GLCM).

De multiples illustrations sur les paramètres de textures à partir d'images simulées avec différentes primitives sont données dans Kourgli (2007). L'annexe 4.1.2 illustre à partir d'une image 4 lignes x 4 colonnes, codée sur 4 niveaux de gris la manière de calculer la matrice GLCM et la paramètres de Haralick associés. Cet exemple est tiré de (<http://www.fp.ucalgary.ca/mhallbey/tutorial.htm>). L'annexe V montrent des illustrations des paramètres de Haralick calculé sur l'image radar TerraSAR-X acquise le site du Brésil.

Le contraste	$\sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} P(i, j) * i - j ^2$
La dissimilarité	$\sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} P(i, j) * i - j $
L'homogénéité (inverse different moment)	$\sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} P(i, j) * \frac{1}{1 + (i - j)^2}$
L'énergie (Second moment angulaire)	$\sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} P(i, j)^2$
L'entropie	$\sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} P(i, j) * (-\ln (P(i, j))$
La moyenne	$\mu_i = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} i * P(i, j) ,$ $\mu_j = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} j * P(i, j)$
La variance	$\sigma_i^2 = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} P(i, j) * (i - \mu_i)^2 ,$ $\sigma_j^2 = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} P(i, j) * (j - \mu_j)^2$
La corrélation	$\sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} P(i, j) * \left[\frac{(i - \mu_i) * (j - \mu_j)}{\sqrt{\sigma_i^2 * \sigma_j^2}} \right]$

Tableau 3.1 : Les 8 paramètres de texture de Haralick utilisés dans le cadre de ces travaux (Haralick, 1973).

La somme d'entropie : $f8 = -\sum_{i=2}^{2Ng} P_{x+y}(i) * \ln(P_{x+y}(i))$	Avec :
La somme de variance = $\sum_{i=2}^{2Ng} (i - f8)^2 P_{x+y}(i)$	$P_y(j) = \sum_{i=0}^{Ng-1} P(i,j)$ $P_x(i) = \sum_{j=0}^{Ng-1} P(i,j)$
Différence d'entropie = $-\sum_{i=0}^{Ng-1} P_{x-y}(i) * \ln(P_{x-y}(i))$	$P_{x+y}(k) = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} p(i,j)_{i+j=k}$
Somme de moyenne = $\sum_{i=2}^{2Ng} i * P_{x+y}(i)$	$P_{x-y}(k) = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} p(i,j)_{ i-j =k}$
Différence de variance = $\sum_{i=0}^{Ng-1} i^2 * P_{x-y}(i)$	$P_x(i) = \sum_{j=0}^{Ng-1} P(i,j)$
Information mesures of correlation 1 = $\frac{HXY - HXY1}{Max\{HX, HY\}}$	$HXY1 = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} P(i,j) * (-\ln(P_x(i) * P_y(j)))$
Information mesures of correlation 2 = $(1 - \exp[-2 * (HXY2 - HXY)])^1$	$HXY = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} P(i,j) * (-\ln(P(i,j)))$
Maximal correlation coefficient = $(\text{second largest eigen value of } Q)^{1/2}$	$HXY2 = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} P_x(i) * P_y(j) * (-\ln(P_x(i) * P_y(j)))$
	HX = l'entropie de Px HY = l'entropie de Py $Q(i, j) = \sum_k \frac{P(i,k) * P(j,k)}{P_x(i) * P_y(k)}$

Tableau 3.2 : Les paramètres de texture de Haralick restant (Haralick, 1973).

2.3.2. Exemple de calcul des paramètres de Haralick

Soit l'image I de taille 4 lignes x 4 colonnes, codée sur les 4 niveaux de gris allant de 0 à 3 suivantes :

$$I = \begin{matrix} 0 & 0 & 1 & 1 \\ \rightarrow & & & \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ \rightarrow & & & \\ 0 & 2 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 3 & 3 \end{matrix}$$

- Caractéristique de la matrice GLCM et méthode de calcul :

La matrice GLCM considère la relation entre deux pixels voisins. Le premier est appelé pixel de référence et l'autre appelé pixel voisin. Dans cet exemple on calculera la matrice GLCM

correspondant à la direction horizontale ($r=0^\circ$) et à la distance $d=1$. La matrice GLCM correspondante est calculée selon les étapes suivantes :

- Le premier élément de la matrice GLCM (en haut à gauche) correspond aux niveaux de gris (0, 0), c'est-à-dire le nombre de fois qu'un pixel de référence et son voisin ont tous les deux la valeur 0. Ceci se produit deux fois dans la matrice I, d'où $A(0,0) = 2$. On obtient donc la matrice suivante :

	Niveau de gris	0	1	2	3
	0	2	2	1	0
	1	0	2	0	0
A =	2	0	0	3	1
	3	0	0	0	1

- Parmi les propriétés de la matrice GLCM c'est qu'elle est symétrique. La matrice ci-dessus a été obtenue en prenant des pixels de référence et leurs voisins qui sont distant de $d=1$ pixel et orienté horizontalement mais uniquement vers la droite, or pour parler d'une matrice GLCM horizontale on doit prendre en considération, en calculant, le pixel voisin à gauche et à droite. Une manière rapide de l'obtenir est d'ajouter la matrice précédente à sa transposée, ce qui donne la matrice suivante :

	Niveau de Gris	0	1	2	3
	0	4	2	1	0
B = A + A' =	1	2	4	0	0
	2	1	0	6	1
	3	0	0	1	2

Où A' désigne la transposée de la matrice A.

- Pour obtenir les probabilités définissant la matrice GLCM, il faut enfin diviser chaque élément de la matrice B par le nombre de couples (pixels de référence – pixels voisins), soit 24. Ce dernier est aussi égal à la somme des éléments de la matrice précédente. On obtient finalement la matrice GLCM suivante :

$$GLCM = \frac{B}{\sum \text{éléments}(B)}$$

Niveau de Gris	0	1	2	3
0	0,166	0,083	0,042	0
1	0,083	0,166	0	0
2	0,042	0	0,25	0,042
3	0	0	0,042	0,083

A partir de la matrice GLCM on peut extraire quelques informations préliminaires :

- Les éléments de la diagonale de la matrice GLCM représentent les couples de pixels (références, voisins) de valeurs de gris identiques, (0-0, 1-1, 2-2, 3-3, 4-4), si leurs probabilités est élevé cela veut dire que l'image d'origine ne présente pas beaucoup de contraste et la plus part de ses pixels ont des niveaux de gris identiques à leurs voisins.

Exemple :

$$GLCM1 =$$

Niveau de Gris	0	1	2	3
0	0.25	0	0	0
1	0	0.25	0	0
2	0	0	0.25	0
3	0	0	0	0.25

La matrice GLCM1 correspond aux deux images ci-dessous, qui sont caractérisées par des lignes homogènes :

$$I_1 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 3 & 3 & 3 & 3 \\ 2 & 2 & 2 & 2 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad \text{Ou} \quad I_1' = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \\ 2 & 2 & 2 & 2 \\ 3 & 3 & 3 & 3 \end{pmatrix}$$

- Les diagonales parallèles à la diagonale principale de la matrice GLCM sont constituées des probabilités de couples de pixels (références, voisins) de niveaux de gris différents de 1 pour la 1^{ère} diagonale, 2 pour la 2^{ème} et ainsi de suite.

Exemple :

	Niveau de Gris	0	1	2	3
GLCM ₂ =	0	0	0.67	0	0
	1	0.67	0	0.67	0
	2	0	0.67	0	0.67
	3	0	0	0.67	0

La matrice GLCM1 correspond aux deux images ci-dessous :

$$I_2 = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 2 & 3 \\ 3 & 2 & 1 & 0 \\ 3 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 2 & 3 \end{pmatrix} \quad \text{Ou} \quad I_2' = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 2 & 3 \\ 0 & 1 & 2 & 3 \\ 0 & 1 & 2 & 3 \\ 3 & 2 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

- *Le calcul des paramètres de texture de Haralick :*

Dans ce paragraphe nous allons calculer les paramètres de textures de Haralick qui sont au nombre de 8 (le contraste, l'Homogénéité, la dissimilarité, l'énergie, l'entropie, la variance de la GLCM, la moyenne de la GLCM, et la corrélation de la GLCM).

Dans le cas des 3 matrices GLCM, $GLCM_1$, et $GLCM_2$, précédentes, la valeur de ces paramètres est :

	GLCM	$GLCM_1$	$GLCM_2$
Contraste	0,586	0	4,02
Dissimilarité	0,418	0	4,02
Homogénéité	0,807	1	2,01

Tableau 3.3 : résultat du calcul des 3 paramètres du groupe Contraste sur les 3 matrice GLCM ; GLCM, $GLCM_1$, et $GLCM_2$.

	GLCM	$GLCM_1$	$GLCM_2$
Le second moment angulaire	0,145	0,0625	2,69
L'entropie	2,0944	1,386	1,609

Tableau 3.4 : résultat du calcul des 3 paramètres du groupe d'ordre sur les 3 matrice GLCM ; GLCM, $GLCM_1$, et $GLCM_2$.

	GLCM	$GLCM_1$	$GLCM_2$
La moyenne	0,292	1,5	6,03
Variance	1,03906	1,25	69,18
La corrélation	0,71823	0,8	0,144

Tableau 3.5 : résultat du calcul des 3 paramètres du groupe statistique sur les 3 matrice GLCM ; GLCM, $GLCM_1$, et $GLCM_2$.

3. Méthodologie adoptée

Cette partie présente la méthodologie adoptée dans le cadre de ces travaux pour les trois sites d'études.

3.1. Calcul des paramètres de Haralick

Les paramètres de Haralick ont été calculés sur différentes distances sur différentes images TerraSAR-X en intensité radar et en échelle logarithmique. En imagerie radar, l'information texturale (résultat des variations en niveau de gris) ne provient pas uniquement des variations du signal rétrodiffusé des objets terrestre observés mais provient aussi du bruit du speckle (Van der sanden, 1999).

La variance totale de la puissance rétrodiffusée du signal est donnée par :

$$S_{tot}^2 = S_T^2 + S_F^2 + S_T^2 S_F^2 \quad \text{avec, } S_T^2 \text{ est la variance de la texture et } S_F^2 \text{ la variance du speckle.}$$

En échelle linéaire, $S_F^2 = \frac{I^2}{K}$ avec, I^2 la moyenne de la puissance de rétrodiffusée, et K le nombre indépendant de vues (Van der sanden, 1999).

En échelle logarithmique, $S_F^2 = a^2 \zeta(2, K)$ avec, $a = \frac{10}{\log_e(10)}$, et la fonction de Riemann $\zeta(2, K) = \frac{\pi^2}{6} - \sum_{n=1}^{K-1} \frac{1}{n^2}$ (Van der sanden, 1999).

A la différence de l'image d'intensité en échelle linéaire, S_F^2 en échelle logarithmique est indépendant de la puissance rétrodiffusée du signal et seulement dépendante de nombre de vues (Van der sanden, 1999).

L'évaluation des paramètres de Haralick a été effectuée en comparant les diagrammes représentant le couple (moyenne, écart type) ainsi qu'en évaluant les résultats des classifications des zones étudiées.

3.2. Classification supervisée

L'algorithme Support Vector Machine (SVM) est une méthode de classification supervisée. Elle a été utilisée dans le cadre de ces travaux pour caractériser les paramètres de textures et réaliser une classification de chaque zone d'étude. Cette méthode fait appel à un jeu de données d'apprentissage pour apprendre les paramètres du modèle de classificateur. La caractéristique de la méthode SVM est que la solution à un problème de classification est représentée par des vecteurs supports qui déterminent les hyperplans dont la distance minimale aux exemples d'apprentissage est maximale (Hasan, 2006). Dans le cas où un séparateur linéaire n'est pas approprié, l'espace des données est projeté dans un espace de dimension supérieure où un séparateur peut être trouvé. Le passage à un espace non linéaire est assuré avec une fonction noyau (Kernel en anglais) permettant la séparation optimale des données. Plus de détails sur la méthode de classification SVM au cas des données radar peut être trouver dans les travaux de thèse de (Lardeux, 2008).

L'un des avantages des SVM est que cet algorithme peut prendre en compte un grand nombre de paramètres non forcément homogènes entre eux, c'est-à-dire ayant des dimensions (au sens analyse dimensionnelle) différentes.

Dans cette étude nous avons opté pour l'utilisation des SVM avec un noyau RBF plus adéquat pour des données hétérogènes, comme démontré dans la classification des données polarimétrique (Lardeux, 2009).

3.3. Sélection des paramètres

Afin d'analyser les paramètres les plus performants pour une classification donnée une méthode de sélection des paramètres est utilisée. Les meilleurs paramètres choisis par ce processus, sont ceux qui contribuent à l'amélioration de la performance de la classification. Dans cette étude nous avons opté pour la sélection itérative incrémentielle (Greedy Forward) développée durant la thèse de C. Lardeux 2008. Soit une classification obtenue à partir de $P_1, P_2, P_3, \dots, P_N$ paramètres. Pour trouver le paramètre le plus performant parmi un

ensemble de P paramètres ($P_i \in E$, où $\text{card}(E)=P$), on effectue P classifications à partir de N+1 paramètres :

$$\{P_1, P_2, P_3, \dots, P_N\} + P_j \in E$$

Le paramètre associé à la classification montrant la meilleure performance est le paramètre retenu. Plus de détail sur cette méthode peut être trouvé dans la thèse de (Lardeux, 2008).

3.4. Post classification

En raison de la forte hétérogénéité spatiale observée sur les zones a priori homogènes (parcelle de forêt dense, forêt marécageuse, herbacées) avec des images à haute résolution spatiale une procédure de post classification est nécessaire pour établir une matrice de confusion significative.

Les limites des parcelles étant disponibles sur le site d'étude du Brésil nous avons appliqué un filtre majoritaire aux résultats de la classification. Celui-ci affecte à chaque parcelle le label majoritaire issu de la classification.

L'évaluation de la classification se fait alors à l'aide de la matrice de confusion exprimée en nombre de parcelles par classe (et non en nombre de pixels pour la matrice de confusion classique). L'évaluation globale de la matrice de confusion est donnée par le MPA (Mean precision accuracy).

$$\text{MPA} = \frac{\text{La moyenne des parcelles bien classées}}{\text{la moyenne des parcelles de controle}}$$

3.5. Application aux travaux

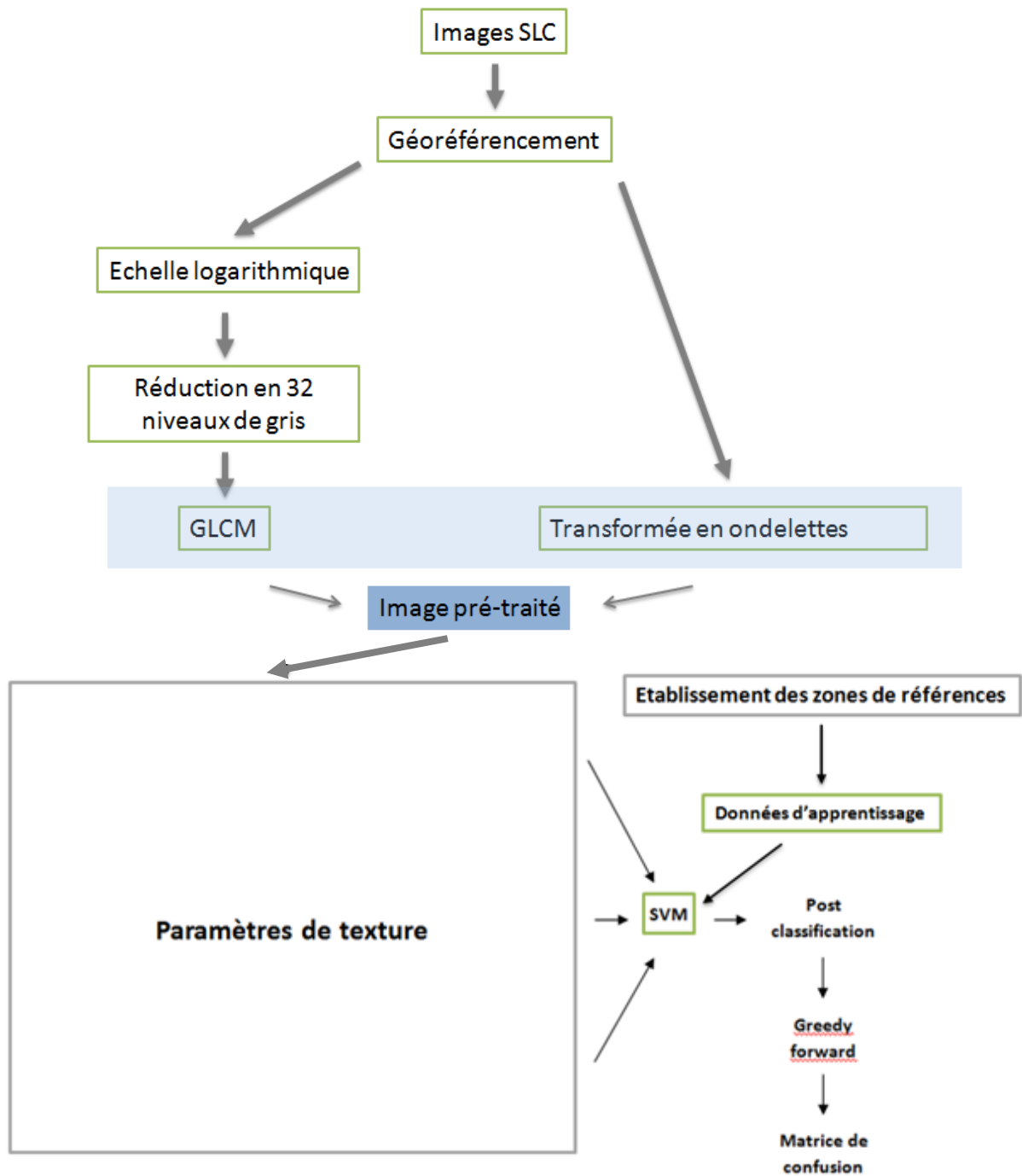


Figure 3.8: schéma récapitulatif de la méthodologie utilisé dans ces travaux de thèse pour l'analyse texturale des images radar haute résolution spatiale

Les images radar TerraSAR-X de chaque site sont reçues en format complexe SLC (Single look complex). Les images sont ensuite géoréférencées. A partir du résultat de cette dernière soit

on calcule la transformée en ondelette, soit les valeurs des images d'intensité sont transformées en valeurs logarithmiques (plus de détail sur ce choix est illustrée en partie 5.1 chapitre 3) et les niveaux de gris sont réduit en 32 niveaux de gris pour ensuite calculer les paramètres de Haralick (figure 3.8).

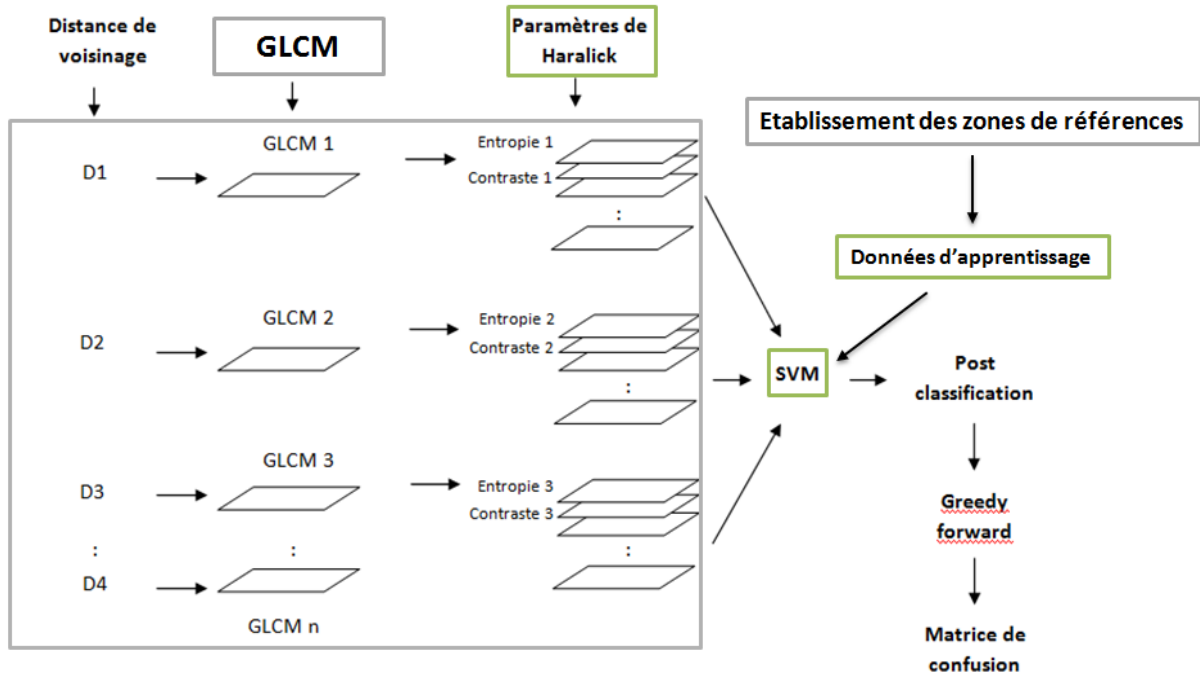


Figure 3.9 : Le calcul des paramètres de Haralick à partir de la matrice GLCM et leur évaluation avec la classification SVM

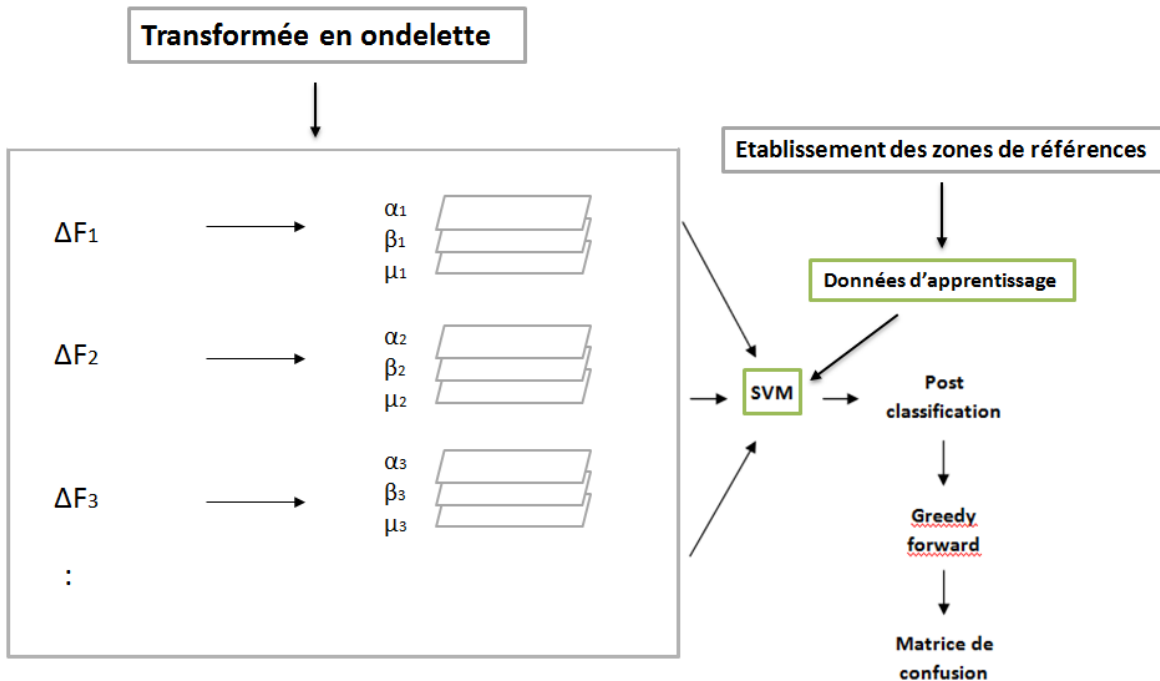


Figure 3.10 : Le calcul des paramètres de la gaussienne généralisée à partir de la transformée en ondelette et leur évaluation avec la classification SVM. (Calculé sur une seule bande de fréquence ΔF_1 dans notre cas).

A partir de la matrice GLCM les paramètres de texture de Haralick sont calculés sur différentes distances (figure 3.9). A partir de la transformée d'ondelette les paramètres de la gaussienne généralisé sont calculées (figure 3.10). Les données d'apprentissage sont obtenues à partir de données in situ collectées lors des missions de terrain organisées par ONF International dans le cadre de cette thèse Cifre (chapitre 2). Puis des classifications sont effectuées à partir de l'ensemble des paramètres texturaux. Le choix des données d'apprentissage et de contrôle a été basé sur un échantillonnage aléatoire au sein de la même parcelle constituant une classe thématiquement homogène. Par conséquent, nous avons pris un nombre de points d'entraînements inférieurs aux points de contrôles. Entre 500 points d'entraînements et 3000 et 10000 points de contrôle par classe. Dans le cas où les informations parcellaires sont disponibles (cf site du Brésil) une post classification est appliqué pour chaque résultat de classification. Pour le site du Brésil, une sélection des paramètres optimums de textures est réalisée à partir de l'algorithme greedy forward.

Il faudra signaler que pour les ondelettes nous nous sommes contentés sur le calcul de la transformée en ondelette sur une seule bande de fréquence distance. Les tests préliminaires ont montré des résultats qui nous paraissaient - au début de ces travaux- peu probants. Ce choix précipité sera commenté avec plus de détail dans la partie 2.4 du chapitre 4.

Chapitre 4

*

Résultats

Les travaux ont porté sur trois différents sites d'études avec différentes problématiques. Le Cameroun où l'objectif était de détecter les zones de forêts dégradées. Le Cambodge où l'objectif était de différencier entre quatre types de forêt dans une zone de forêt naturelle touché par la déforestation. Enfin, une plantation forestière au Brésil présentant une variété de parcelles et de textures. Pour chaque site d'étude nous disposons de relevés de terrain plus ou moins détaillées permettant la validation des résultats (plus de détails en chapitre 2). La première partie de ce chapitre présente les résultats généraux obtenus sur l'ensemble des 3 sites d'études. Puis les résultats associés aux trois sites d'études sont détaillés dans la suite.

1. Résultats généraux

Dans cette partie nous abordons quelques résultats préliminaires observés sur les trois sites d'études.

1.2. Effet du filtrage

Dans le but de réduire le bruit du speckle, nous comparons dans cette partie les résultats des paramètres de Haralick calculés sur des images d'intensité filtrée et non filtrée (figure 4.1). Nous avons choisis le filtre Lee avec une taille de fenêtre de 7x7 pixels.

Mode SL

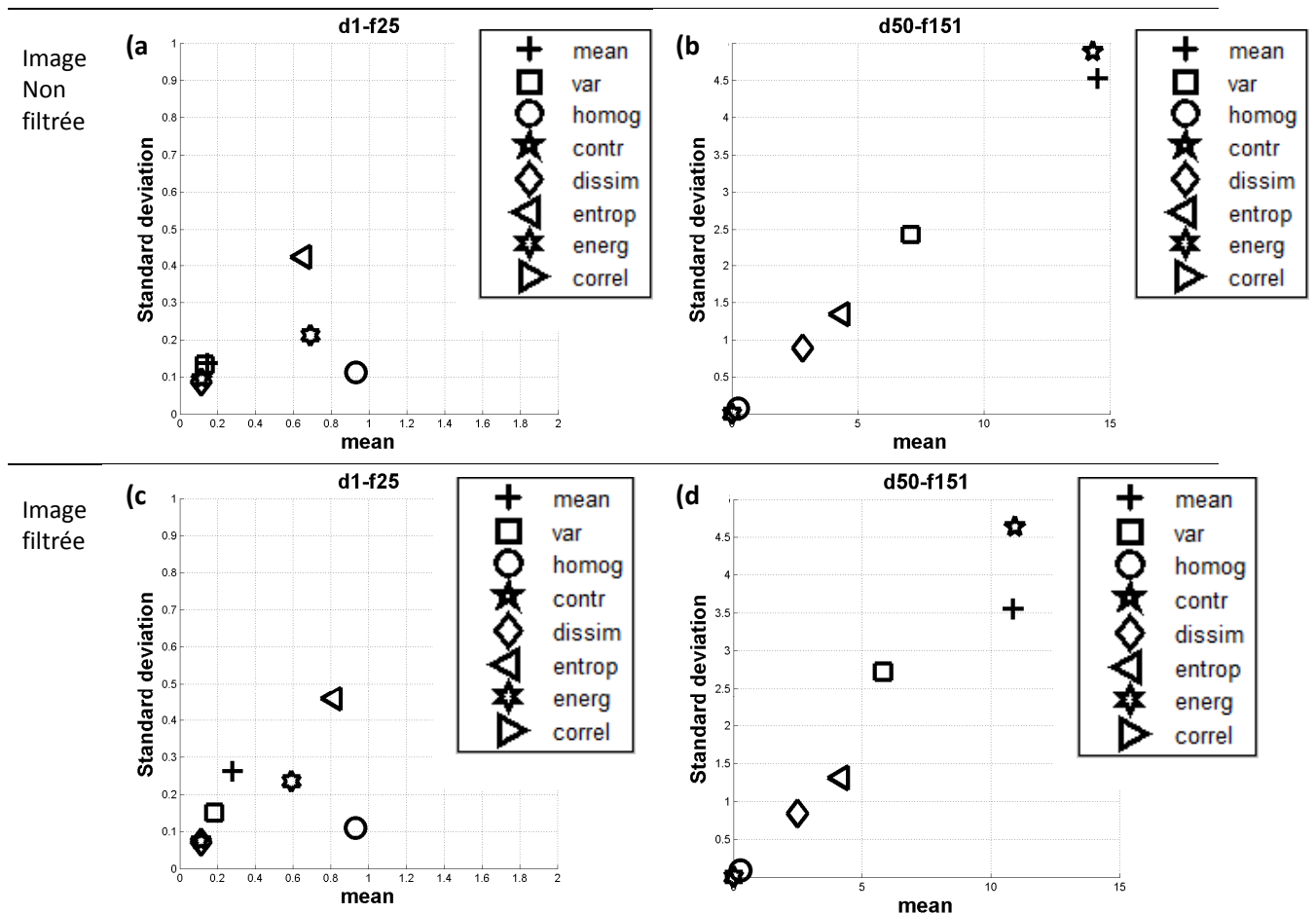


Figure 4.1: Représentation de l'écart type en fonction de la moyenne des paramètres de Haralick calculés sur deux distances (b et d) des images filtrées et non filtrées (a, b) et (c, d) sur le mode d'acquisition d'image TerraSAR-X, Spot light (SL). Avec : mean : moyenne, var : variance, homog : homogénéité, contr : contraste, dissim : dissimilarité, entrop : entropie, energ : énergie.

La figure 4.1 présente l'écart type en fonction de la moyenne des paramètres de Haralick calculés sur une distance de 1 pixel et 50 pixels, pour des tailles de fenêtres de traitement respectifs 25 et 151, pour une image TerraSAR-X filtrée (figure 4.1a et 4.1b) et non filtrée (figure 4.1c et 4.1d).

Nous remarquons qu'il n'y a pas une grande différence entre les figures 4.1a et 4.1c. Sur les figures 4.1b et 4.1d, nous observons une légère différence pour les valeurs de la moyenne et le contraste de Haralick. La corrélation de Haralick n'est pas représentée dans la figure 4.1 vu qu'elle a une grande valeur qui dépasse les intervalles du graphe.

Il est à noter que la matrice GLCM est calculée sur une fenêtre glissante, qui a un effet de filtrage selon la taille de fenêtre choisie. Dans la suite des travaux nous n'avons pas filtré les images radar d'intensité pour le calcul de la GLCM.

1.3. Corrélation des paramètres de Haralick

Une forte corrélation a été observée entre certains paramètres de Haralick (figure 4.2). On constate que **la dissimilarité** et **l'homogénéité** sont corrélées avec **le contraste**, et **l'énergie** est corrélée à **l'entropie**. En conséquence, des 8 paramètres les plus utilisés de Haralick (cf chapitre 3, tableau 3.1) nous n'avons gardé que 5 paramètres : **la moyenne**, **la variance**, le **contraste**, **l'entropie** et **la corrélation** (Kourgli 2007, Van der sanden 1999).

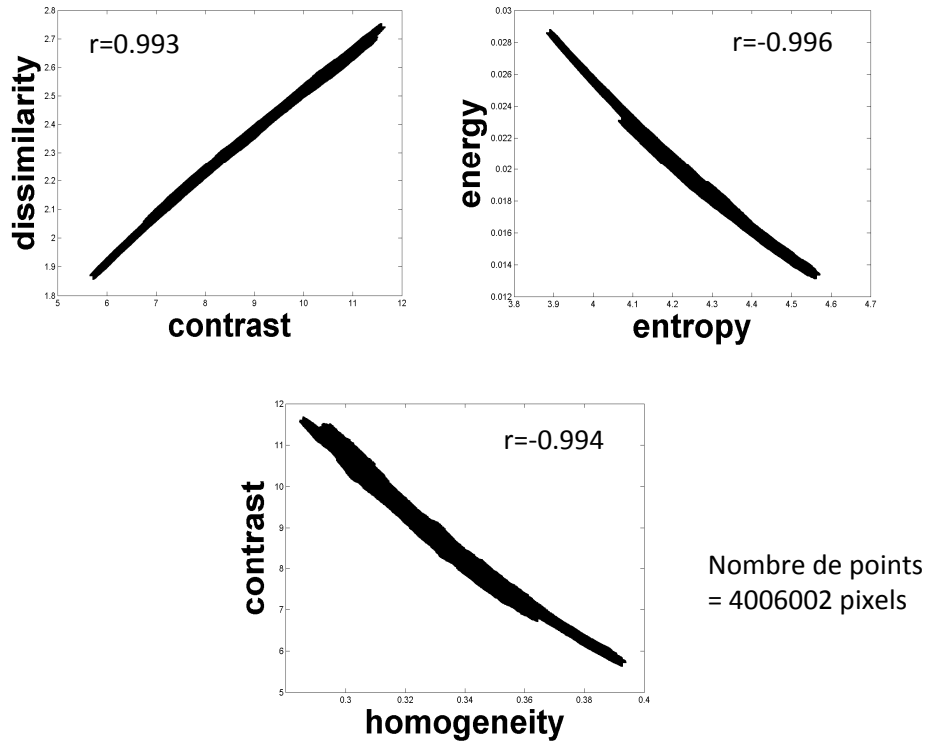


Figure 4.2 : Corrélation entre les paramètres de Haralick, paramètres calculé sur la distance de 100 pixels sur une image TerraSAR-X en mode HS300, 0,6 de résolution, (site du Brésil).

1.4. Choix des directions

La figure 4.3 illustre la différence entre l'entropie de Haralick calculée sur le site du Brésil pour une distance de $d=4$ pixels en direction horizontale, verticale et la moyenne de ces dernières. Les figures 4.3b, 4.3d, 4.3f, 4.3h sont des extraits en pleine résolution. A partir de ces dernières nous remarquons qu'il n'y a pas de différence nette qui se dégage de deux directions.

Puisqu'il n'y a pas une direction privilégiée sur l'ensemble de l'image des sites d'études, dans ce contexte forestier, nous avons opté pour une direction unique (la direction horizontale).

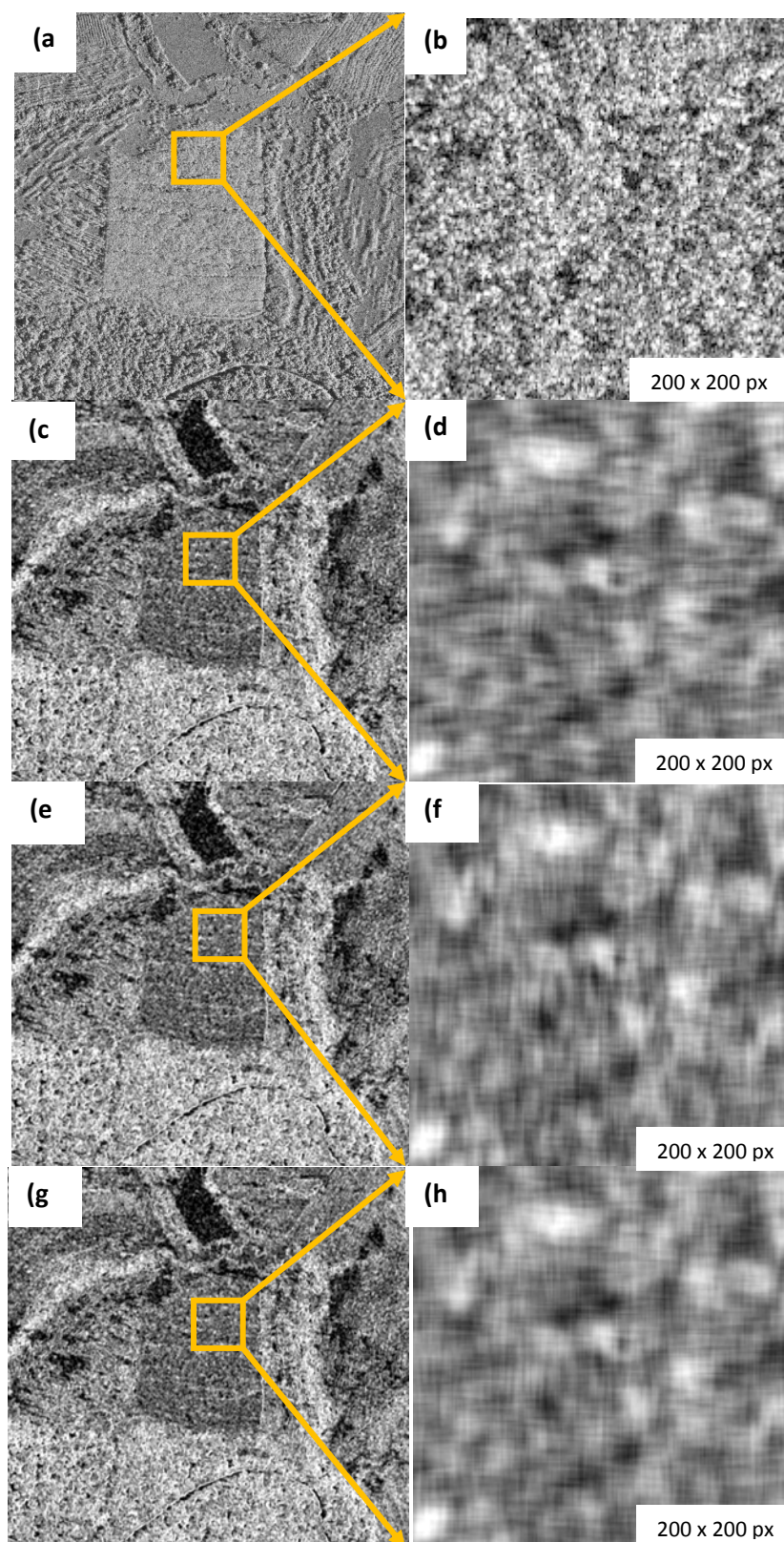


Figure 4.3: a,b) Image d'intensité TerraSAR-X, en mode HS de résolution spatiale de 0.8m. c,d) l'entropie de Haralick calculé sur une distance de 4 pixels calculé en direction horizontale (0°), e,f) l'entropie de Haralick calculé sur une distance de 4 pixels calculé en direction verticale (90°), g,h) la moyenne de (a) et (b). (site du Brésil).

2. Résultats du site d'étude du Cameroun

Sur ce site de concession forestière au Cameroun, l'objectif était de détecter les zones de forêts dégradées liées à des activités d'abattage d'arbres à valeurs économique.

2.1. Observation des données

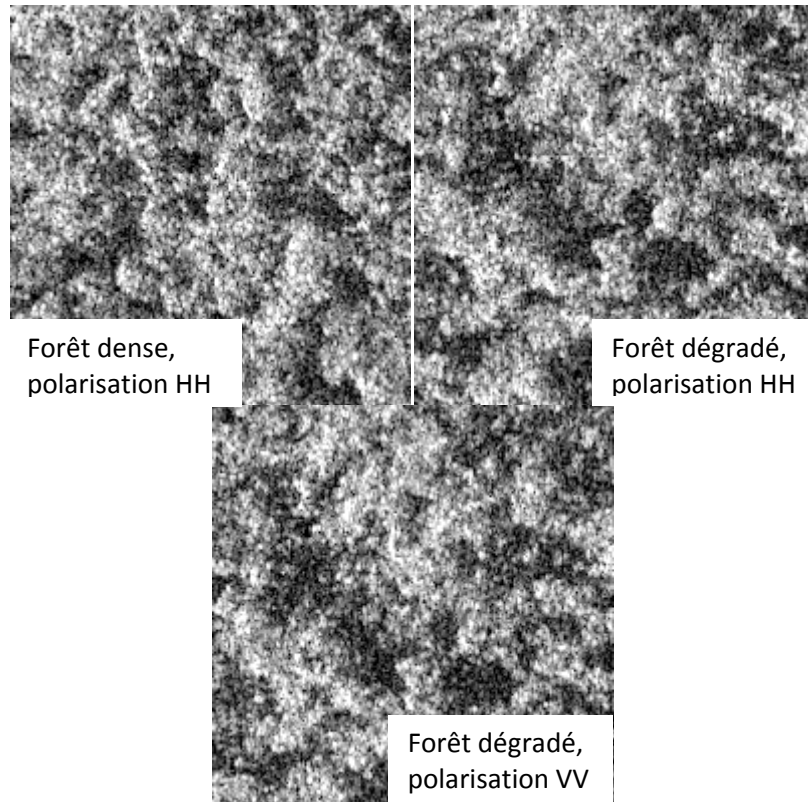


Figure 4.4: Comparaison entre forêt dégradée et forêt dense, image TerraSAR-X (6 et 7, tab. 2.1) en polarisation HH et VV.

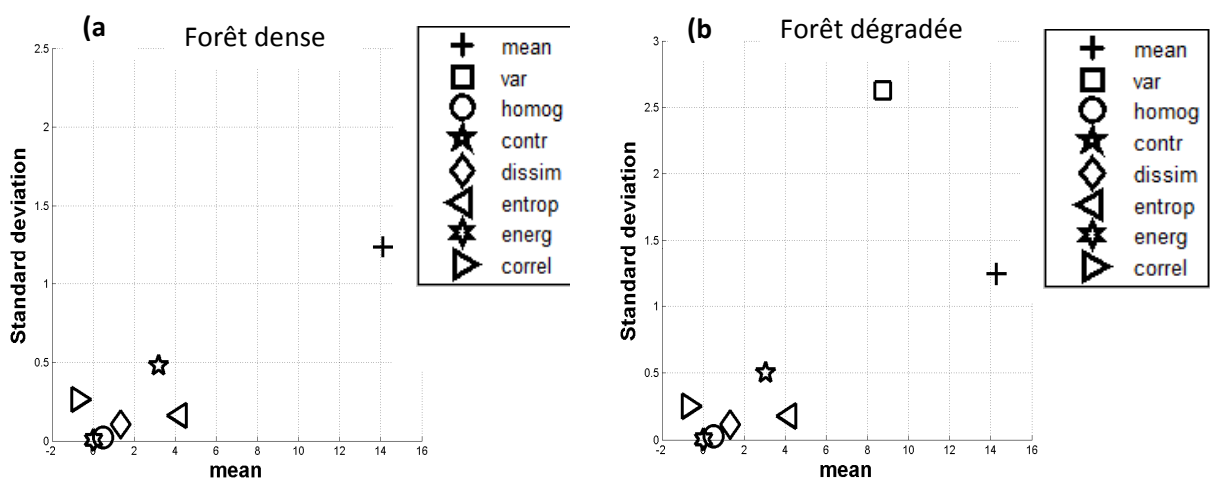


Figure 4.5 : L'écart type en fonction de la moyenne des paramètres de Haralick calculés sur une zone de a) forêt dense intacte, b) forêt dégradée.

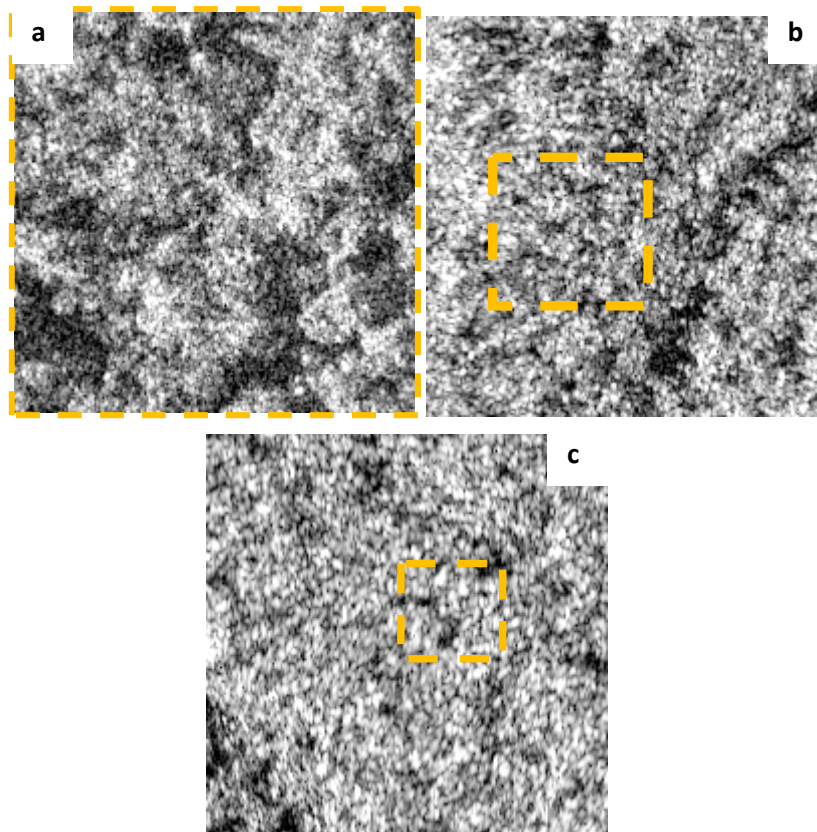


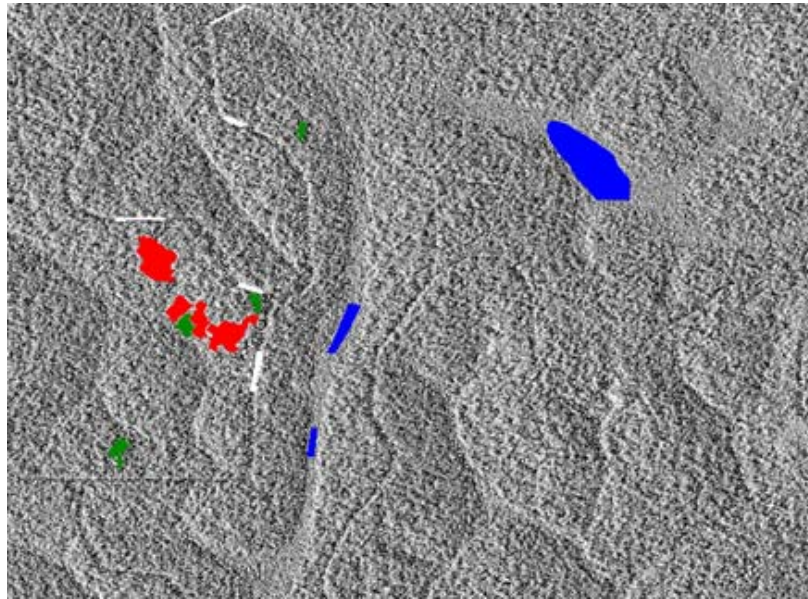
Figure 4.6: Comparaison d'une zone dégradée en trois types de résolutions spatiales des trois modes de TerraSAR-X a) HS300 mono pol. R: 1m, b) SM mono pol. R: 3m c) SM dual pol. R: 6m.

La figure 4.6 ne montre aucune différence visuelle entre la forêt dégradée et la forêt dense, ce qui est aussi prouvé par l'écart type en fonction de la moyenne des paramètres de haralick calculé sur les deux zones (figure 4.5). De plus, aucune différence ne se dégage de la forêt dégradée en polarisation HH ou VV (figure 4.4).

La figure 4.6 montre que, dans ce contexte de forêt à faible taux de dégradation, la résolution spatiale de 3m et 6m, des modes respectifs SM monopolarisation et SM dual polarisation, n'apporte pas d'information texturale significative pour caractériser les zones dégradées.

Les diagrammes d'écart type en fonction de la moyenne ne permettant aucune distinction entre la forêt dégradée et la forêt dense, des tests de classification ont été réalisés.

2.2. Zones de références utilisées pour la classification



● Zone marécageuse ● forêt dense ● zone peu dégradé □ route d'exploitation secondaire.

Figure 4.7: Localisation des classes d'occupation de sol utilisées pour la classification.

La figure 4.7 montre la localisation des quatre classes définies sur l'image que nous avons.

2.3. Calcul des paramètres de Haralick

Les paramètres de Haralick ont été calculés sur différentes distances allant des petites aux plus grandes.

En mode HS300 : les paramètres de textures de Haralick ont été calculés sur la distance de 1 pixel, 5, 17, 23 et 55 pixels. Ces paramètres de textures ont été ajoutés sur le canal de l'intensité radar de l'image HS filtrée avec le filtre de Lee de taille 7x7 pixels pour effectuer la classification.

En mode SM : les paramètres de textures de Haralick ont été calculés sur la distance de 1 pixel, 5 et 17 pixels. Ces paramètres de texture ont été ajoutés sur le canal de l'intensité radar de l'image SM filtrée avec le filtre de Lee de taille 7x7 pixels pour effectuer la classification.

2.4. Résultats de la classification

Des classifications SVM ont été effectuées sur les paramètres de Haralick calculés sur les images en mode HS300 et SM (figures 4.8, 4.9, 4.10).

- Mode HS300 en polarisation HH

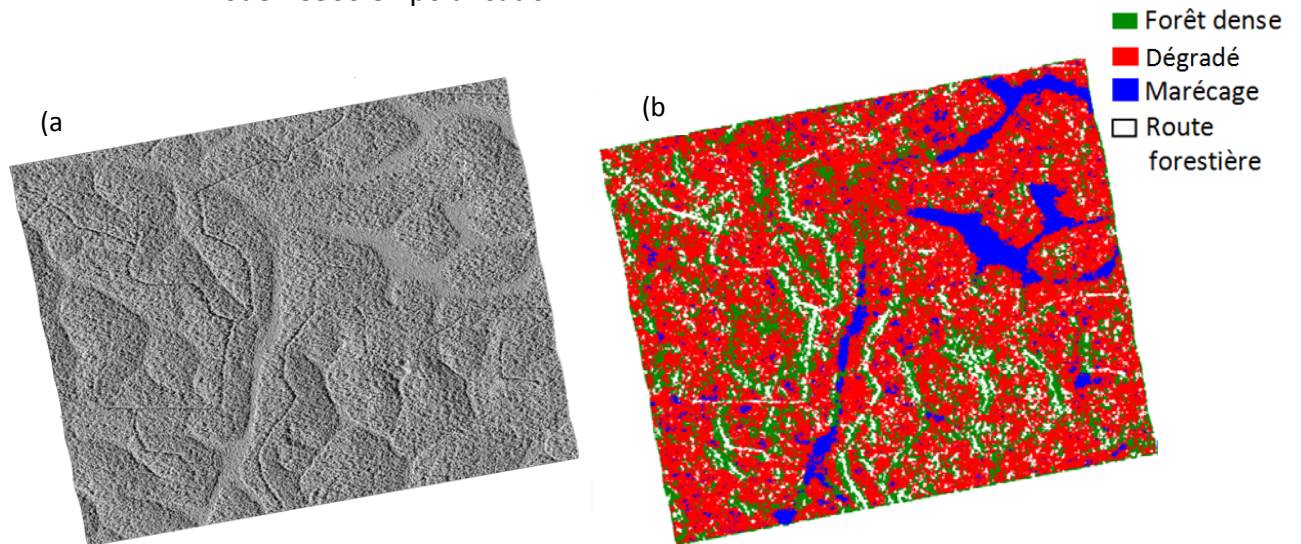


Figure 4.8: a) Image TerraSAR-X en mode HS300 avec une résolution spatiale de 1m, en polarisation HH, b) Classification SVM des paramètres de Haralick calculée sur l'image TerraSAR-X en mode HS en polarisation HH.

- Mode HS300 en polarisation VV

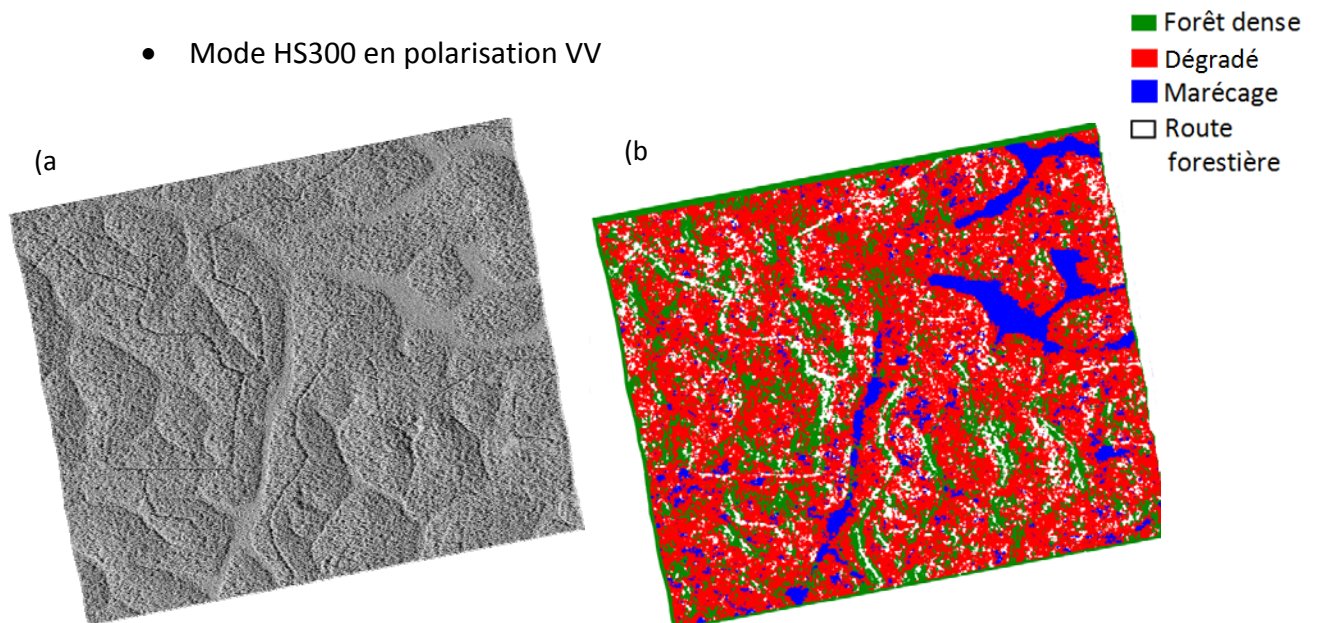


Figure 4.9: a) Image TerraSAR-X en mode HS300 avec une résolution spatiale de 1m en polarisation VV, b) Classification SVM des paramètres de Haralick calculé sur l'image TerraSAR-X en mode HS en polarisation VV.

- Mode SM en polarisation HH

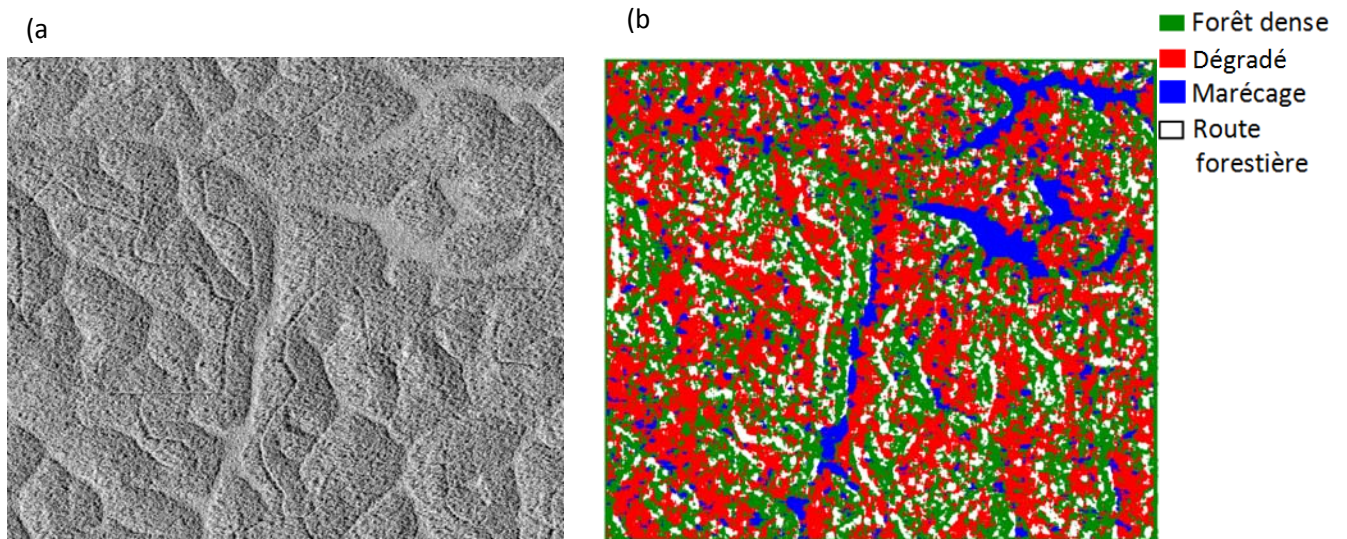


Figure 4.10: a) Image TerraSAR-X en mode SM avec une résolution spatiale de 3m en polarisation HH, avec une résolution spatiale de 3m. b) Classification SVM des paramètres de Haralick calculé sur l'image TerraSAR-X en mode SM en polarisation HH.

Pour l'image HS300, la performance de la classification en introduisant les paramètres texturaux calculés en polarisation HH comme en polarisation VV a atteint une précision moyenne équivalente (82%, cf. figures 4.8b et 4.9b respectivement).

En mode SM la performance de la classification en introduisant les paramètres texturaux calculés en polarisation HH a atteint une précision moyenne de classification, légèrement supérieure, qui est égale à 85% (figure 4.10b).

Classe	dégradé	route secondaire	marécage	forêt	Total
dégradé	72.63	10.67	0.77	14.03	24.52
route secondaire	11.10	76.87	0.00	8.97	24.23
marécage	0.27	0.10	97.63	0.13	24.53
forêt	16.00	12.37	1.60	76.87	26.71
Total	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00

Figure 4.11: Matrice de confusion de la classification SVM en utilisant les paramètres de Haralick calculé sur l'image en mode HS en polarisation HH.

Classe	dégradé	route secondaire	marécage	Forêt	Total
dégradé	78.03	5.10	0.27	15.67	24.77
route secondaire	7.43	85.23	0.10	5.47	24.56
marécage	0.07	0.00	98.50	0.20	24.69
Forêt	14.47	9.67	1.13	78.67	25.98
Total	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00

Figure 4.12: Matrice de confusion de la classification SVM en utilisant les paramètres de Haralick calculé sur l'image en mode SM en polarisation HH.

Les figure 4.11 et 4.12, montrant les matrices de confusion obtenues des classifications en utilisant respectivement le mode HS ou SM, montrent que les deux modes (HS ou SM) confondent les mêmes classes avec des pourcentages similaire. Cependant les statistiques des performances des classifications obtenues ne sont pas significatives puisque les deux modes SM et HS300 confondent les deux classes (forêt dense et la forêt dégradée) avec 30% des points. De plus, visuellement, les classifications obtenues avec le mode HS300 montrent une détection plus nette du réseau des routes d'exploitation forestière en le comparant avec ceux obtenues en utilisant le mode SM.

2.5. Conclusion pour le site du Cameroun

L'analyse visuelle des images TerraSAR-X avec les trois modes montre d'un coté que la forêt est dense et qu'il n'est pas évident d'individualiser les couronnes d'arbres. D'un autre coté, l'une des caractéristiques des forêts du bassin du Congo est la présence des arbres émergeant dépassant la hauteur de la canopée. Face au rayonnement du capteur radar avec un certain angle d'incidence il en résulte la présence des ombres qui peuvent être associé soit aux celles des arbres émergeant ou d'arbres abattus.

D'autre part, dans ce type de forêt tropicale, chaque hectare contient environ 425 arbres de diamètre supérieur ou égal à 10 cm. Dans ce contexte, le taux de dégradation de 5 arbres coupés par hectare est faible. Il convient de signaler qu'à cause de la présence des arbres émergeants qui dépasse la hauteur moyenne des arbres de ce type de forêt et l'angle d'incidence du signal Radar choisis nous avons un effet d'ombre sur l'image.

De l'observation des images et des résultats de classification, dans ce contexte de dégradation à taux faible, nous concluons que :

- L'analyse texturale ne permet pas de différencier entre la forêt dense et la forêt dégradée.
- Pas de différence nette ne se dégage entre la polarisation HH et VV.
- Les classifications montrent que les résultats obtenus avec le mode SM et HS300 sont statistiquement identiques et tous les deux confondent les classes de forêt dense et forêt dégradée.
- Visuellement, les classifications obtenues avec le mode HS300 montrent une détection plus nette du réseau des routes d'exploitations forestières en le comparant avec celle obtenue en utilisant le mode SM. De plus, plusieurs surestimations de routes forestières ont été observées concentrées principalement sur les pentes qui font face aux rayonnements radar.

La présence de l'ensemble de ces facteurs avec seule l'analyse texturale en utilisant une seule scène en une seule date ne permet pas de caractériser nettement la faible dégradation forestière sur ce site.

3. Résultats du site d'étude du Cambodge

Sur le site d'étude au Cambodge, l'objectif était de différencier entre quatre types de forêt dans une zone de forêt naturelle touché par la déforestation.

3.1. Zones de références utilisées pour la classification

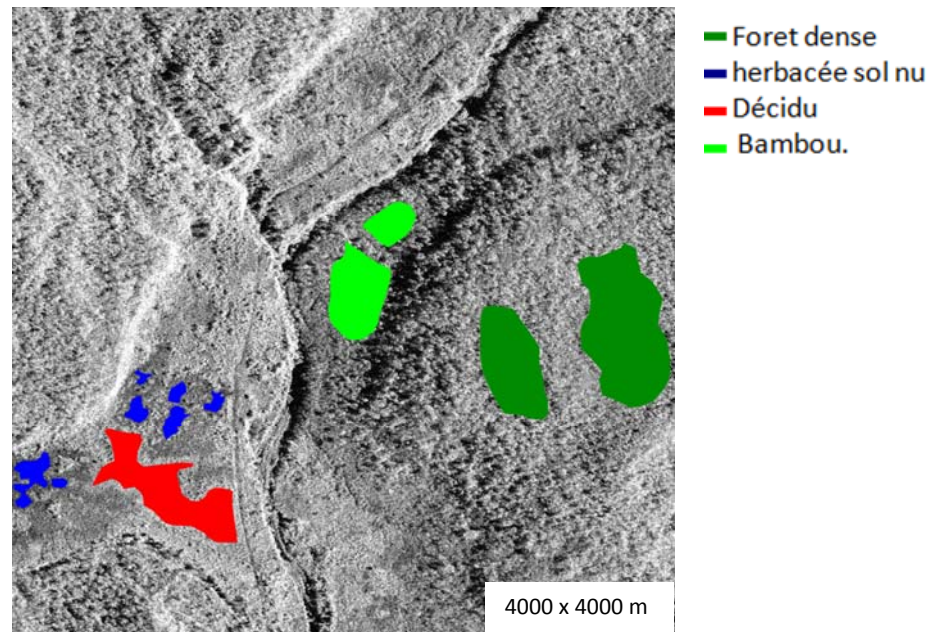


Figure 4.13: Quatre classes de végétation utilisées pour la classification.

Les régions d'intérêt sont utilisées pour la classification (Bambou mixte avec la forêt dense, la forêt dense, la forêt décidue, la zone herbacée et sol nu), leur localisation est mentionnée sur la figure 4.13.

3.2. Le calcul des paramètres de Haralick

Taille de la fenêtre de traitement (pixel)	Distances (pixel)
3x3	1
5x5	1, 2, 3
7x7	1, 2, 3, 4
17x17	1, 8, 15
51x51	10, 20, 30
115x115	11, 57

Tableau 4.1: Les distances de voisinage et les tailles de fenêtres de traitement sur lesquels les paramètres de Haralick ont été calculés.

Les différents distances et fenêtres de voisinage correspondantes choisies pour calculer les paramètres de Haralick pour ce site d'étude sont résumées dans le tableau 4.1.

3.3. Résultats de la classification

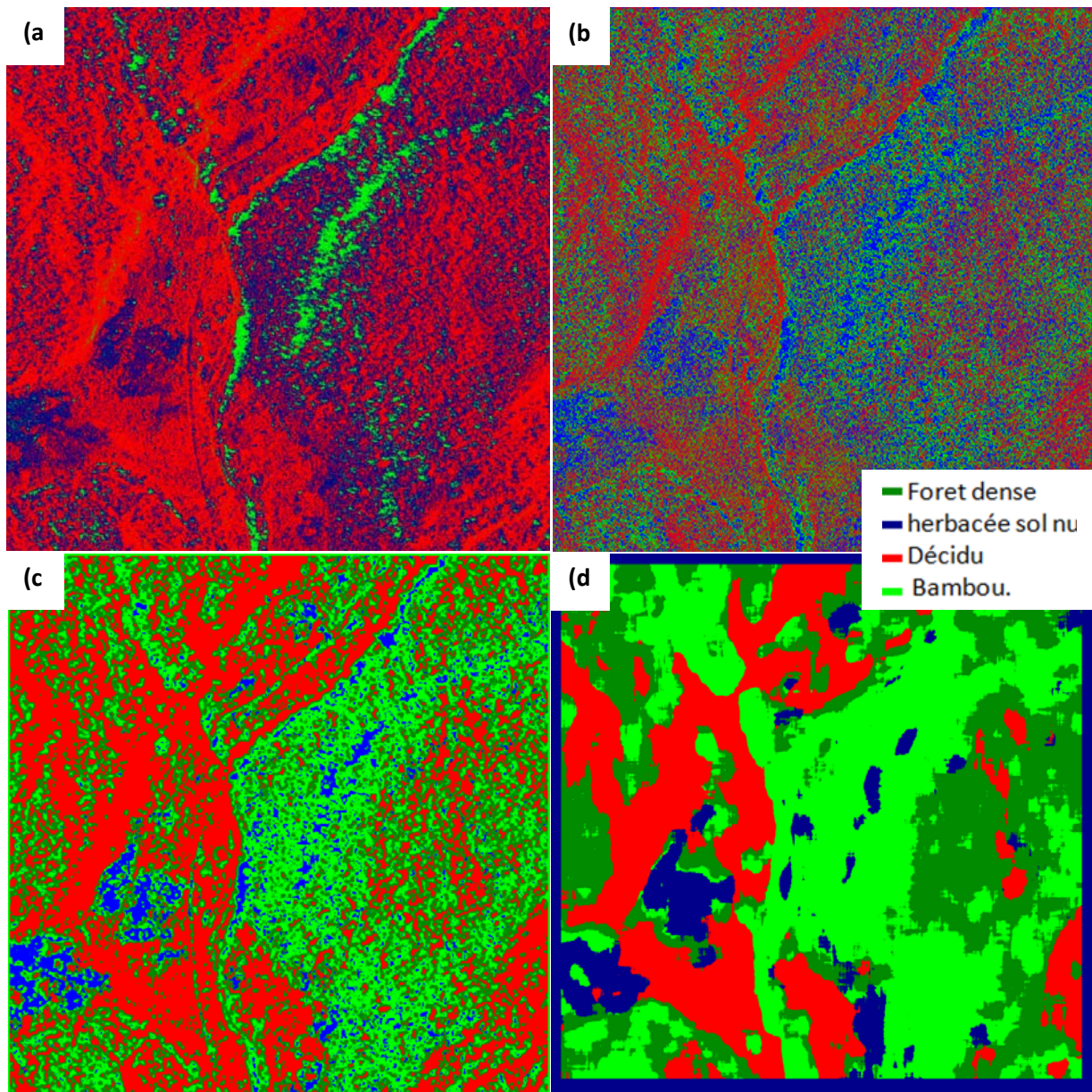


Figure 4.14: a) Classification basée sur l'image TerraSAR-X en mode SL en intensité filtrée, b) Classification basée sur l'image TerraSAR-X filtrée en mode SL plus un coefficient de variation calculé sur une fenêtre 9x9, c) Classification basée sur l'image d'intensité plus les paramètres de Haralick distance calculé sur la distance de 1 pixel, d) Classification basée sur l'image d'intensité plus les paramètres de Haralick calculé sur la distance de 50 pixels.

Les résultats de classifications basées sur le coefficient de variation donnent une précision générale de classification qui est égale à 37% (figure 4.14b). Alors que celles obtenues en se basant sur les paramètres de Haralick calculés sur la distance de 1 pixels atteignent une précision générale de classification égale à 71% (figure 4.14c). En outre, la précision générale de la classification basée sur les paramètres de Haralick calculé sur une distance de 50 pixels atteint 82% (figure 4.14d).

De la figure 4.14c et 4.14d nous constatons que l'ajout des paramètres de Haralick améliore les résultats de classifications.

3.4. Evaluation des paramètres de Haralick

La figure 4.15 montre que, les paramètres de Haralick calculées pour les grandes distances (50 pixels avec une taille de fenêtre de 151 pixels), en comparaison avec les petites distances de (1 pixel, avec une taille de fenêtre de 25 pixels), permettent de différencier entre les quatre classes d'occupation du sol. Une légère différence observée dans le cas de la classe herbacée où les paramètres : corrélation et la moyenne de Haralick calculés sur une distance de 1 pixel caractérisent cette zone (figure 4.15).

Dans ce cas (figure 4.16), statistiquement, les résultats de la classification montrent que Les petites distances (1 pixel) donnent des précisions moyennes de classification faibles égale à 71%. Par conséquent elles reflètent la réalité terrain des classes qui ne sont pas homogène (à cette résolution spatiale).

En revanche les grandes distances de Haralick ont un effet de lissage de l'image radar, ce qui homogénéise les classes et donne des précisions moyennes de classification nettement plus élevés égale à 82%. Or celles-ci ne représentent pas la réalité terrain, puisqu'elle supprime la variabilité texturale (visible à cette résolution spatiale).

Remarque : Sur ce site, nous n'avons pas pu appliquer l'algorithme de post classification vu la non disponibilité des données parcellaires. Un aspect qui va être exploré dans le 3ème site d'étude au Brésil.

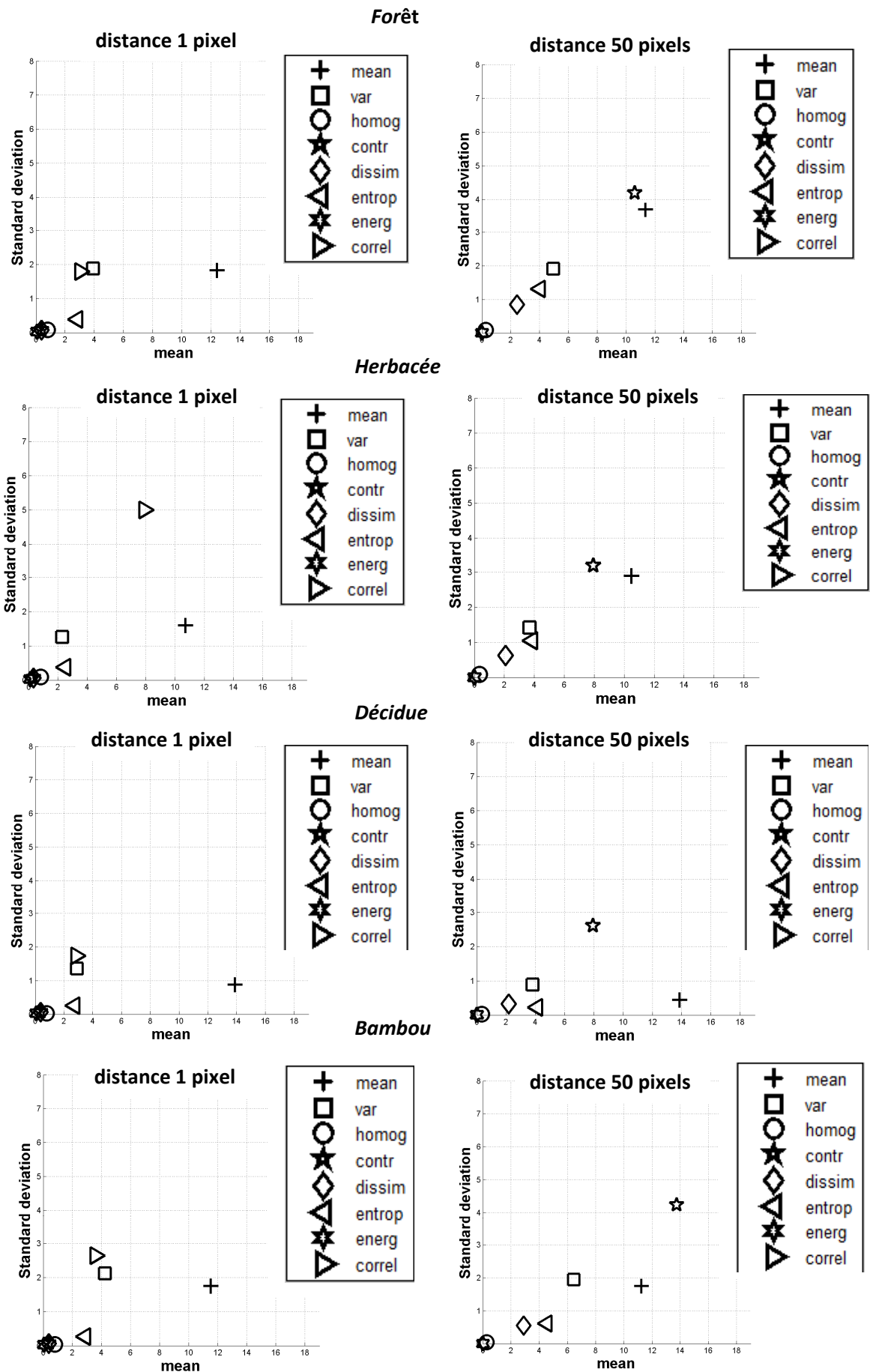


Figure 4.15 : L'écart type en fonction de la moyenne des paramètres de Haralick calculé sur les distances 1 et 50 pixels pour chaque type d'occupation du sol contenues dans le site du Cambodge.

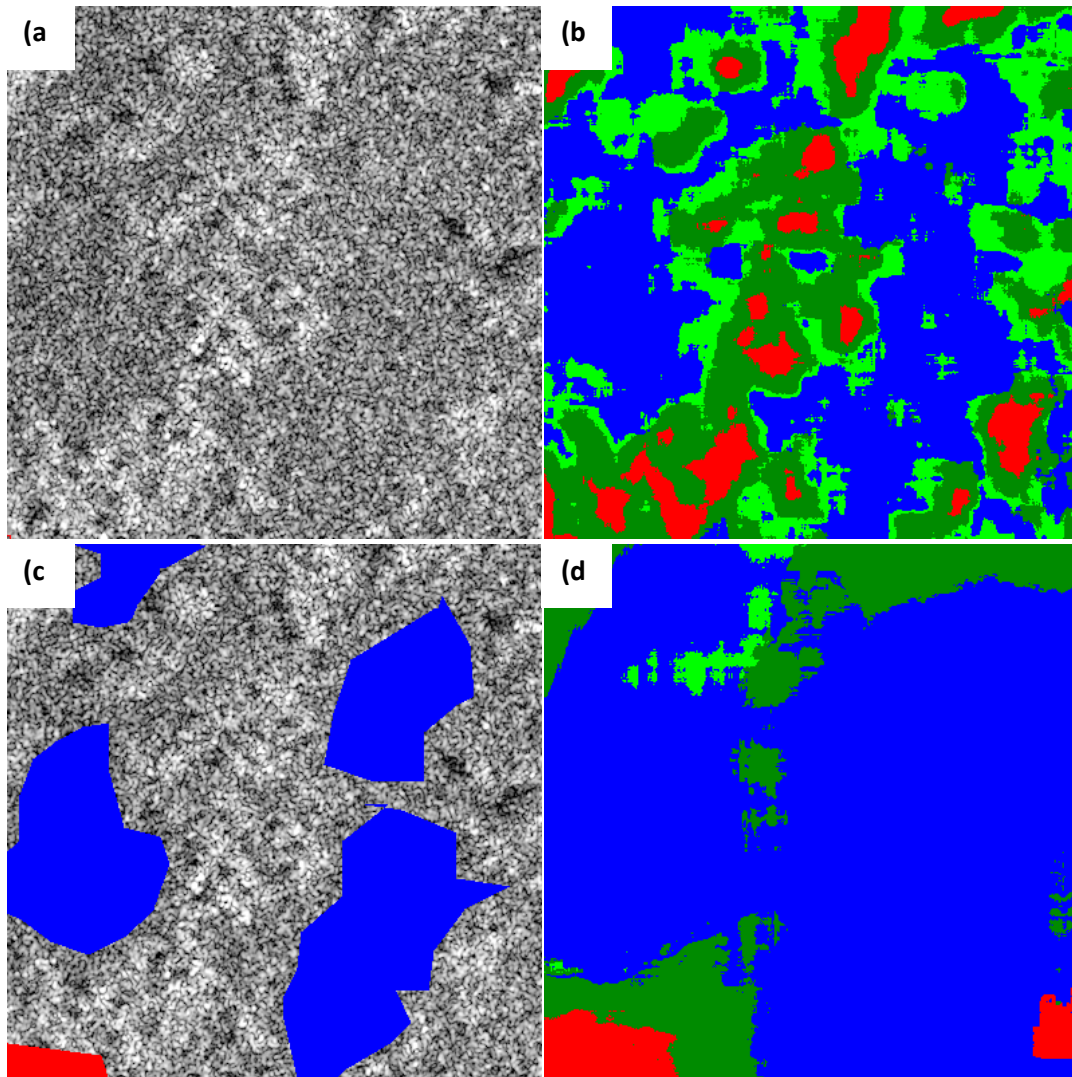


Figure 4.16 : a) Extrait d'image d'intensité TerraSAR-X en mode SL sur la classe sol nu, c) vérité terrain correspondant à la classe sol nu (en bleu). Comparaison entre les classifications effectuée avec les paramètres de Haralick calculé sur les distances 1 (b) et distance 50 (d).

3.5. Evaluation des paramètres de la gaussienne généralisée

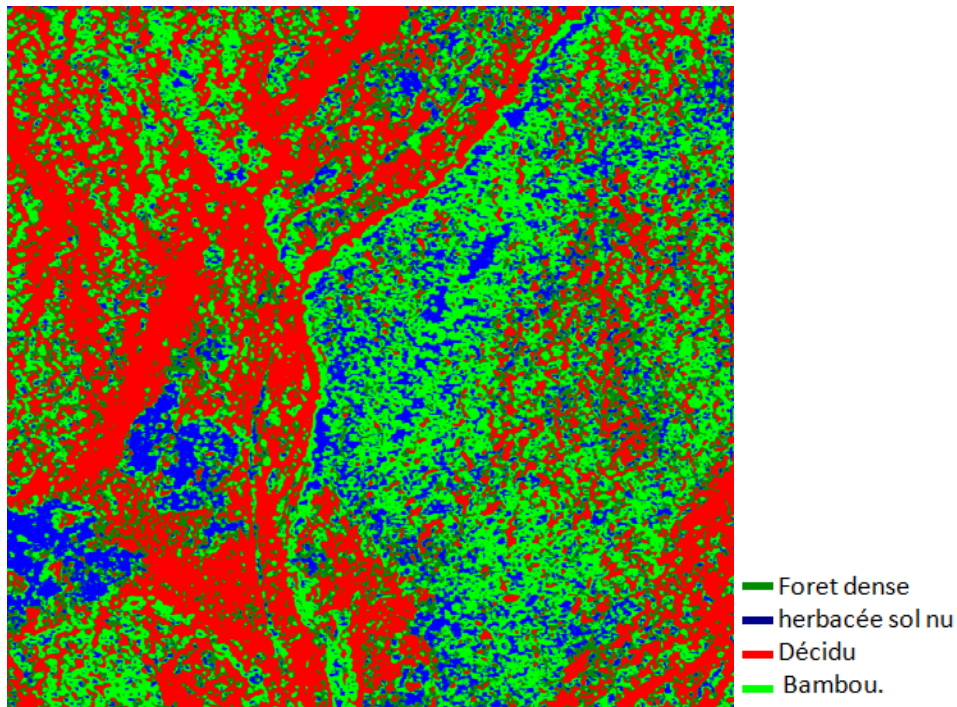


Figure 4.17 : Résultat de classification obtenue à partir des paramètres de la gaussienne généralisée estimés à partir de la transformée en ondelette calculée sur une seule fréquence. (La précision moyenne de la classification = 54.40%).

La figure 4.17 nous montre un résultat visuel de la classification similaire à celui obtenue avec les paramètres de Haralick calculé sur une distance de 1 pixel (figure 4.14c). Ce résultat préliminaire qui nous paraissait non probant au tout début de ces travaux de thèse nous a poussé à rejeter la méthode fréquentielle basée sur la transformée d'ondelette et paramétré par la gaussienne généralisée.

3.6. Conclusion pour le site du Cambodge

L'ajout des paramètres de Haralick sur l'image d'intensité radar TerraSAR-X améliore les résultats de classification. (90% contre 37% avec la seule intensité radar).

90% des classes ont été discriminées avec les paramètres de Haralick : forêts dense, bambou/ forêt dense, et forêt décidue qui était difficilement détectable avec les images Spot (dans le cadre de la réalisation du Projet REDD par l'équipe ONF International).

Les résultats de classification obtenue avec des petites distances (1 pixel) sont beaucoup plus représentatifs de la réalité terrain que celles obtenues avec les grandes distances (50 pixels). Dans ce cas, les statistiques obtenues à partir de la matrice de confusion, ne sont pas significatifs. Vu de la variabilité observée à cette résolution spatiale pour des zones considérée thématiquement homogènes, le choix des classes purement homogènes est presque impossible. L'échelle du travail (donnée *in situ*) de ce résultat découle l'adaptation des résultats à l'échelle du travail. De ce fait Un post-traitement des paramètres de faible distance : moyenne, médiane... sur un voisinage compatible avec l'échelle de travail est préférable aux traitements de post-classification).

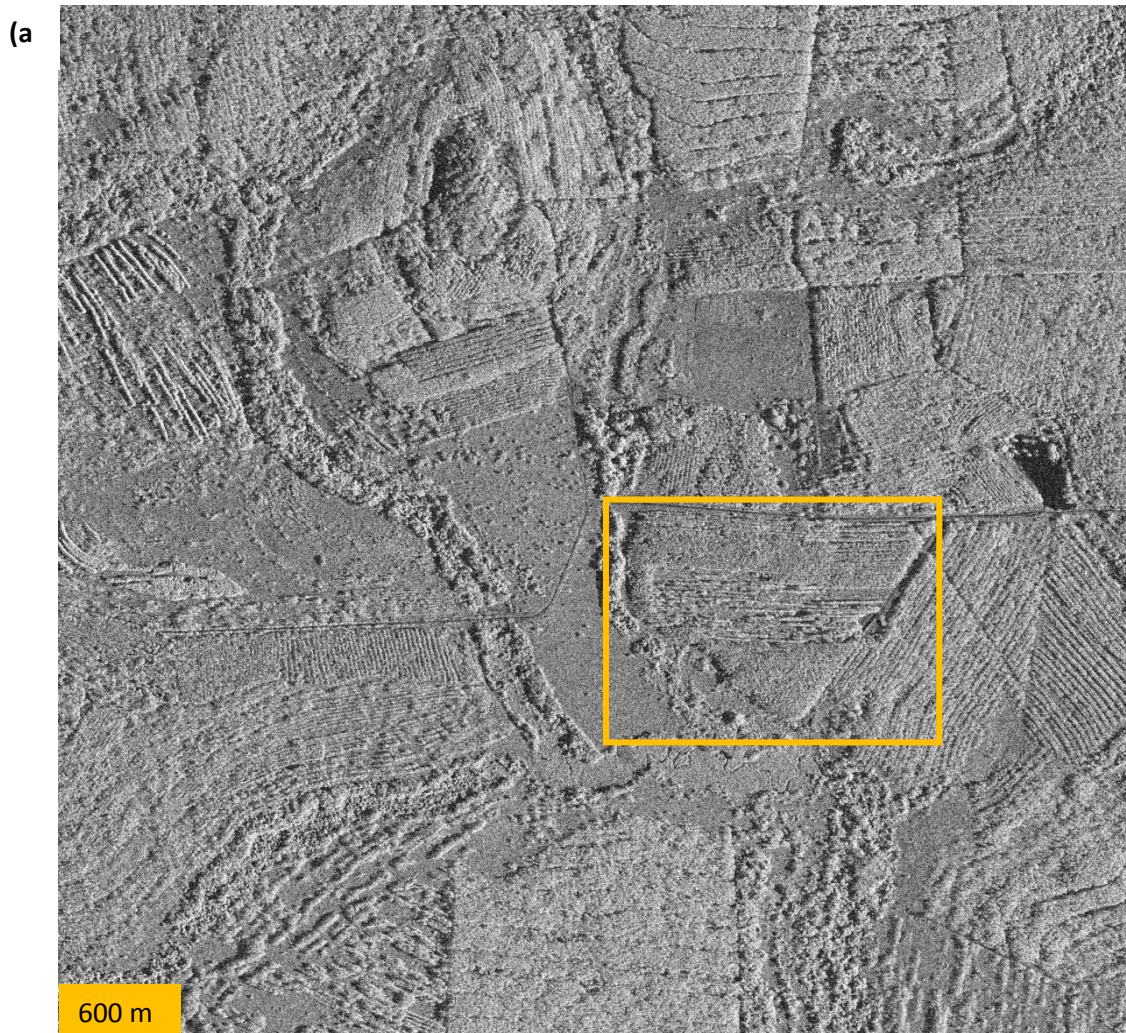
De cette étude il découle que le calcul des petites distance plus un post traitement semblent prometteuses et l'étude pourra être poursuivie pour étudier le potentiel des ondelettes.

4. Résultats du site d'étude du Brésil

Le site d'étude au Brésil est une plantation forestière présentant une variété de parcelles et de textures. L'objectif pour ce site est de classifier les différents types du couvert de la plantation forestière en utilisant une analyse texturale.

4.1. Zones de références utilisées pour la classification

L'interprétation visuelle du site du Brésil montre une variabilité texturale sur l'ensemble de la plantation forestière (figure 4.18a). De plus, au sein des parcelles de plantation nous observons une haute variabilité textural due au fait que les arbres plantés ne poussent pas d'une manière homogène sur l'ensemble de la parcelle (figure 4.18b).



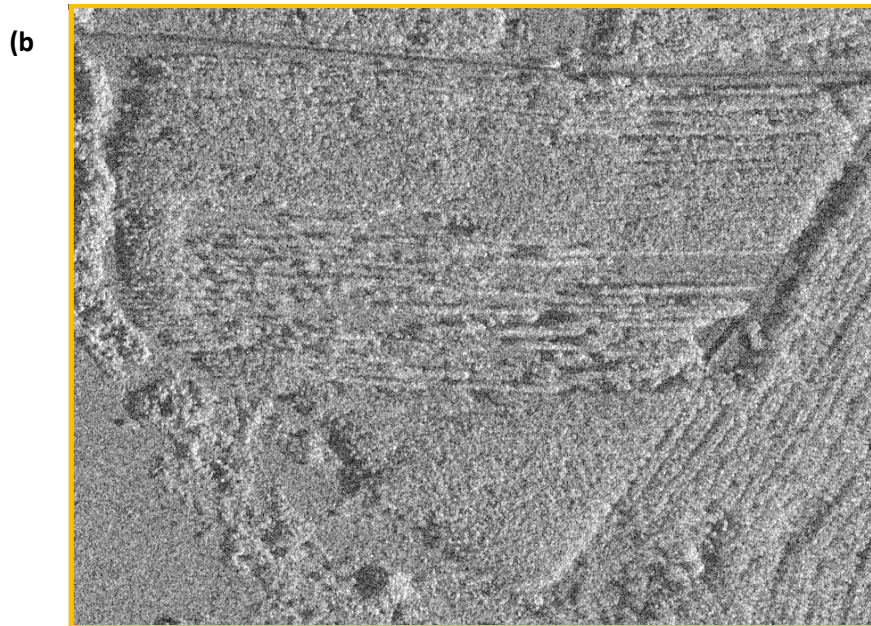
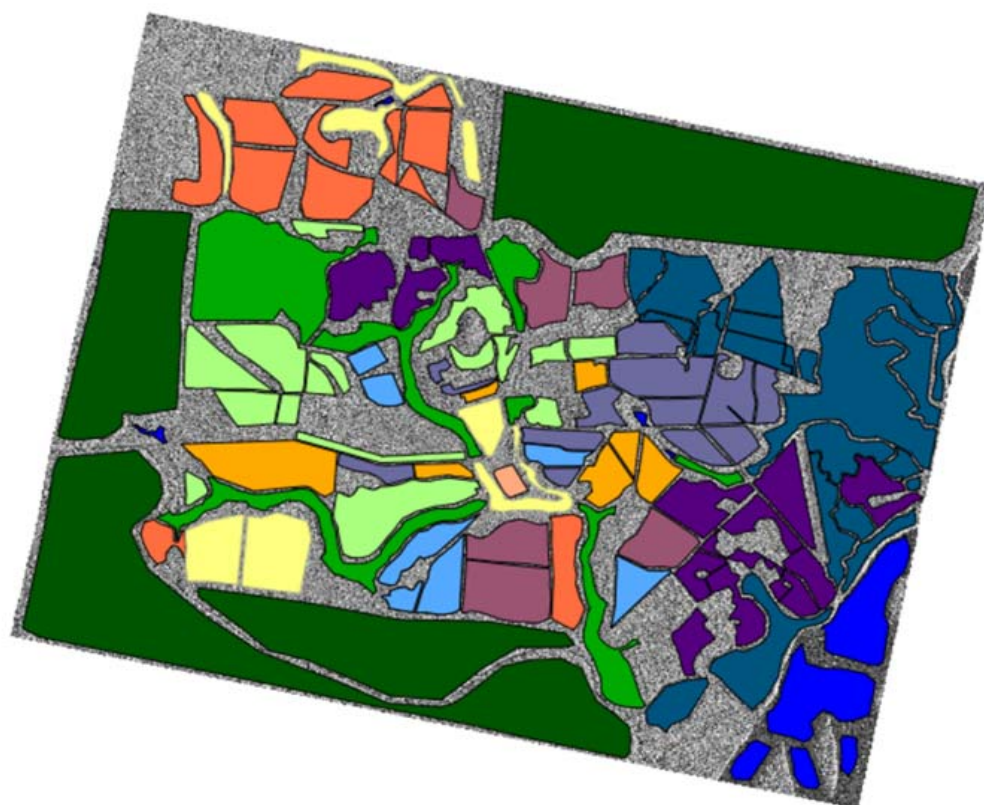


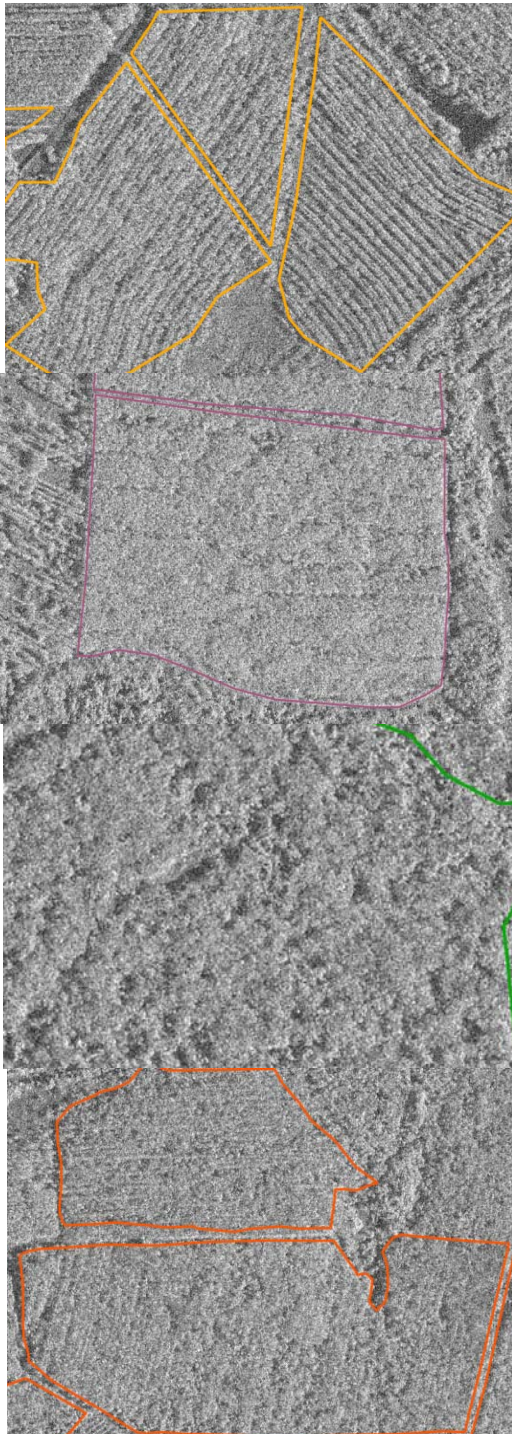
Figure 4.18 : a) Image d'intensité TerraSAR-X en mode HS300 montrant une haute variabilité textural
 b) Parcelle de plantation forestière mono espèce.



- | | |
|----------------------|----|
| Dense Forest | C1 |
| Riparian 1 | C2 |
| Riparian 2 | C3 |
| Water | C4 |
| Bare Soil | C5 |
| BareSoil /Herbaceous | C6 |
| | C7 |

Figure 4.19: Les différentes 13 classes contenues dans la plantation forestière.

En vue de la haute variabilité texturale dans la zone d'étude, le choix des zones de références pour la classification a été basé sur la combinaison de l'information texturale contenue dans l'image TerraSAR-X et l'information thématique liée aux relevés *in situ* (figure 4.19). A la base de ce croisement d'informations nous avons défini 13 classes de forêts (figure 4.20).

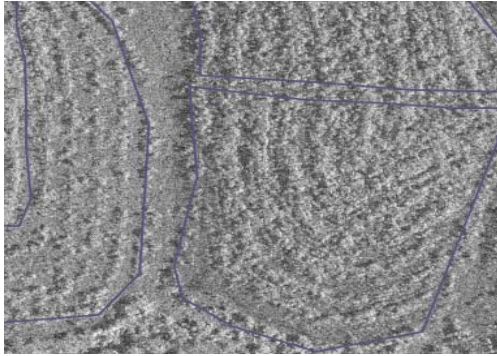


C2 : plantation dense avec des lignes parallèles plantées en 1999

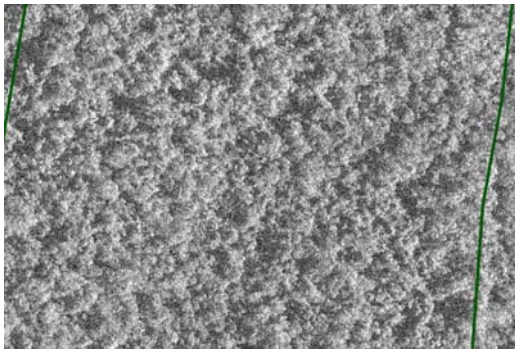
C7 : plantation de teck avec des lignes avec un grand espacement et une texture plus ou moins lisse. Planté en 2000.

Riparian 1 : Zone de forêt ripisylve dense

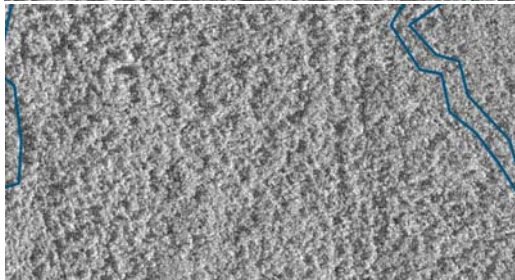
C5 : plantation très dense avec une texture lisse plantée en 1999.



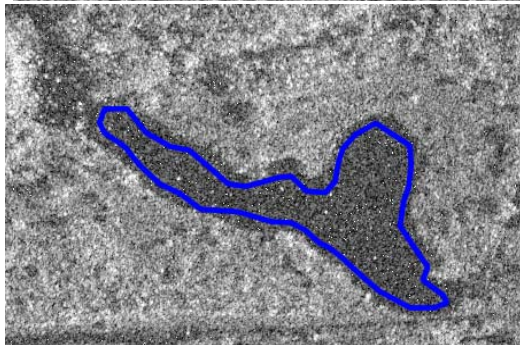
C4 : plantation récente plantés en 2003 moins dense avec des lignes de demi-cercle.



Forêt dense : forêt naturelle dense



Riparian 2 : Zone de forêt ripisylve dense et plus ou moins de texture lisse



Eau : des zones d'eau (lacs, rivières)

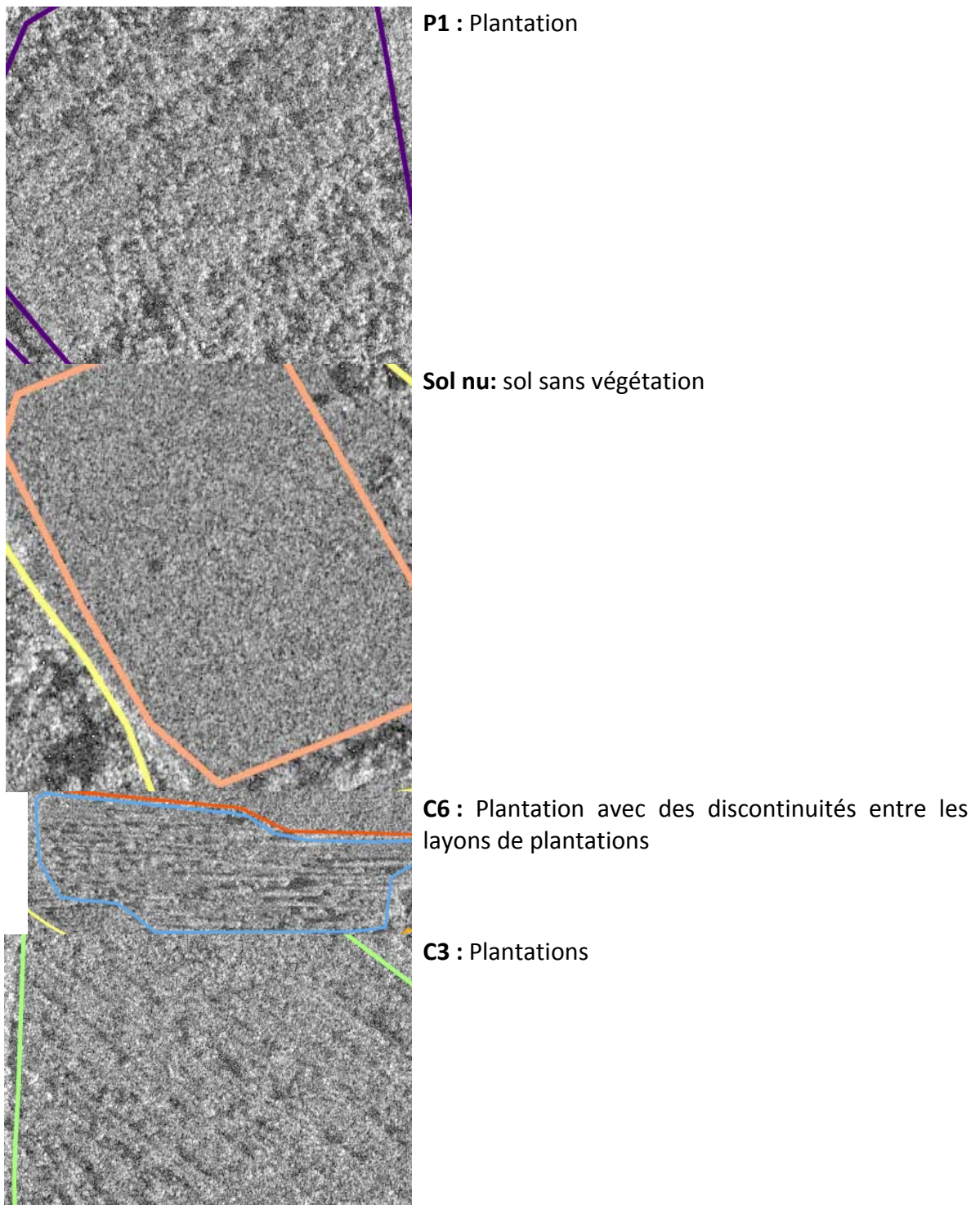


Figure 4.20: Extraits des classes utilisées pour la classification avec une texture homogène apparente.

4.2. Calcul des paramètres de Haralick

Les paramètres de Haralick ont été calculés à partir de l'image TerraSAR-X en intensité radar en échelle logarithmique, pour des distances de 1, 8, 16, 32, 64 et 100 pixels associées à des tailles de fenêtres respectives 3, 31, 61, 97, 171, 251 pixels (tableau 4.2). Des illustrations des images des différents paramètres de Haralick obtenues sur ce site sont données en annexe IV.

4.3. Résultats de la classification

La classification a été effectuée en utilisant les cinq différents paramètres de Haralick (*moyenne*, *variance*, *corrélation*, *contraste* et *entropie*) avec les résultats de précision globale des classifications en fonction des différentes distances sont données dans le tableau 4.2.

Paramètres de Haralick :	Distance (pixel)	1	8	16	32	64	100
	Taille de fenêtre de traitement (pixel)	3	31	61	97	171	251
Précision globale de classification %		17	48	50	51	51	39

Tableau 4.2: Résultats de classification SVM avec différentes distances.

Comme nous disposons de données parcellaires sur le site du Brésil, nous avons appliqué l'algorithme majoritaire en post classification pour remédier à la problématique de la variabilité texturale observés sur l'image TerraSAR-X (figure 4.21a et 4.21b).

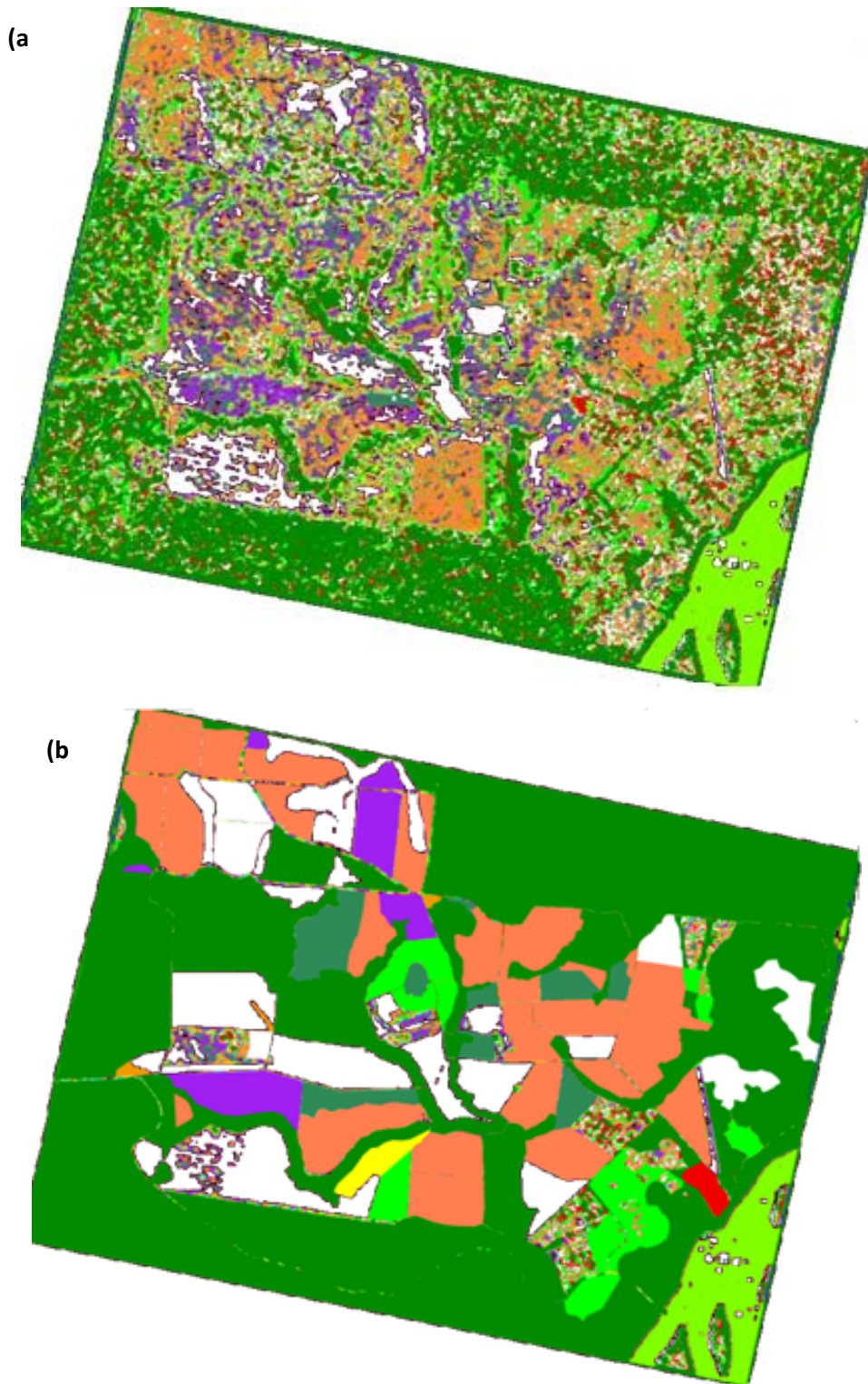


Figure 4.21 : a) Résultat de classification SVM avec des paramètres de Haralick calculé sur la distance 8 et 16 avec des tailles de fenêtres respectives 16 et 61, b) Résultat de post classification avec un filtre majoritaire appliqué sur la classification SVM a.

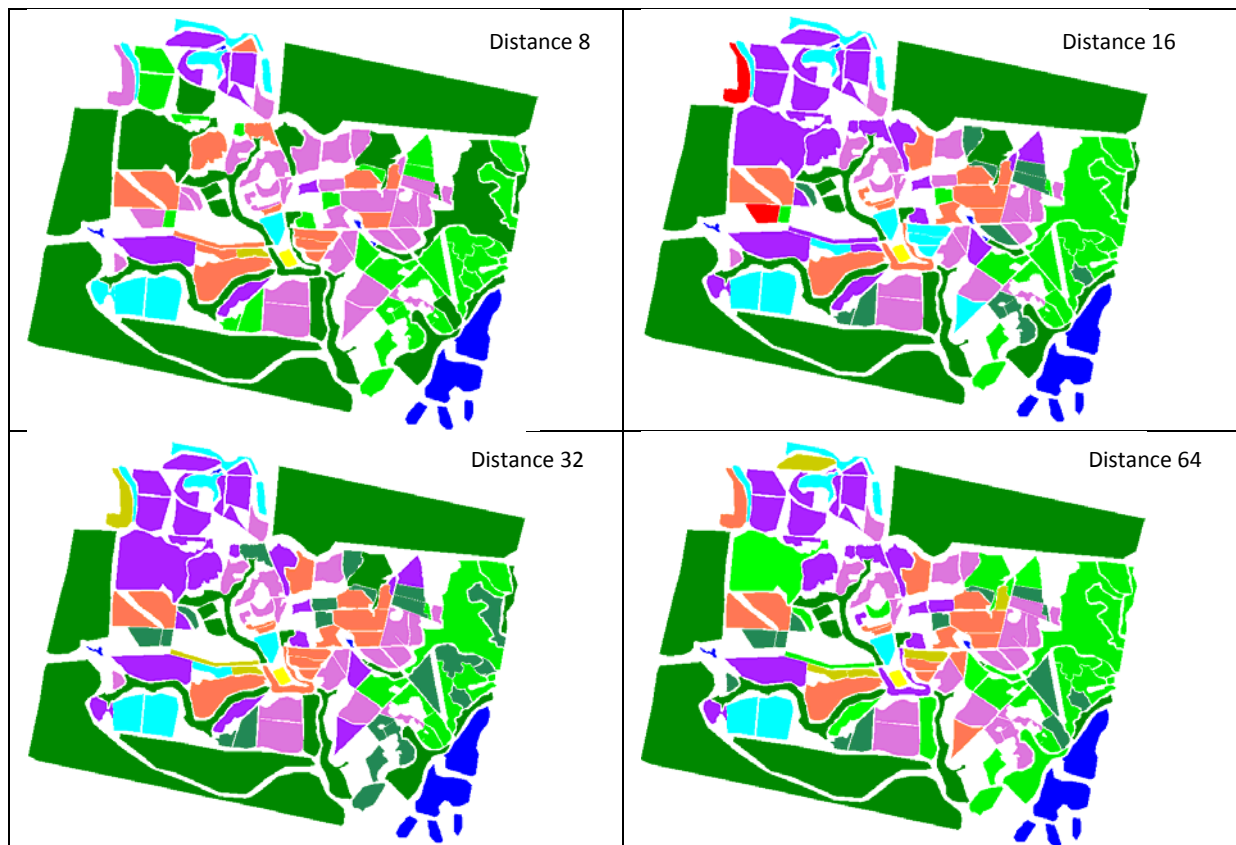


Figure 4.22: Résultats des classifications en utilisant différentes distances de Haralick.

Du tableau 4.2 nous remarquons que l'addition des paramètres de Haralick calculés avec des distances allant de 4 à 60 pixels améliore les résultats de la classification avec une précision de classification qui atteint 50%. De plus, les résultats de classifications obtenues par les distances intermédiaires (8, 16, 32 et 64 pixels) s'avèrent presque identiques (Précision globale de la classification est égale à 50%) (Figure 4.22).

Les classifications basées sur les paramètres de Haralick calculés sur les distances de 8, 16, 32 et 64 ont pu différencier : la classes C7, l'eau, le sol nu/herbacée, sol nu, et la forêt dense. En revanche, elles ont toutes confondus les classes: C1 avec Ripisylve 2, forêt dense avec Ripisylve 1, C6 avec la forêt dense, C4 avec C3, C7 avec C5.

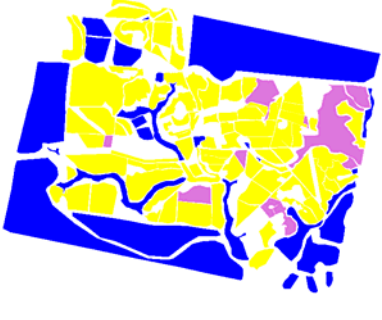
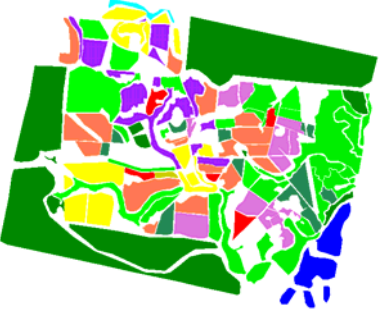
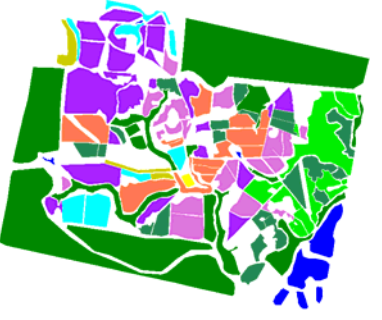
Distance 1(pixel)	Distance 100(pixel)	Distance 32(pixel)
17%	39%	51%
		
Sol nu et eau	Sol nu, forêt dense et eau	C7, sol nu, herbacée, forêt dense et eau

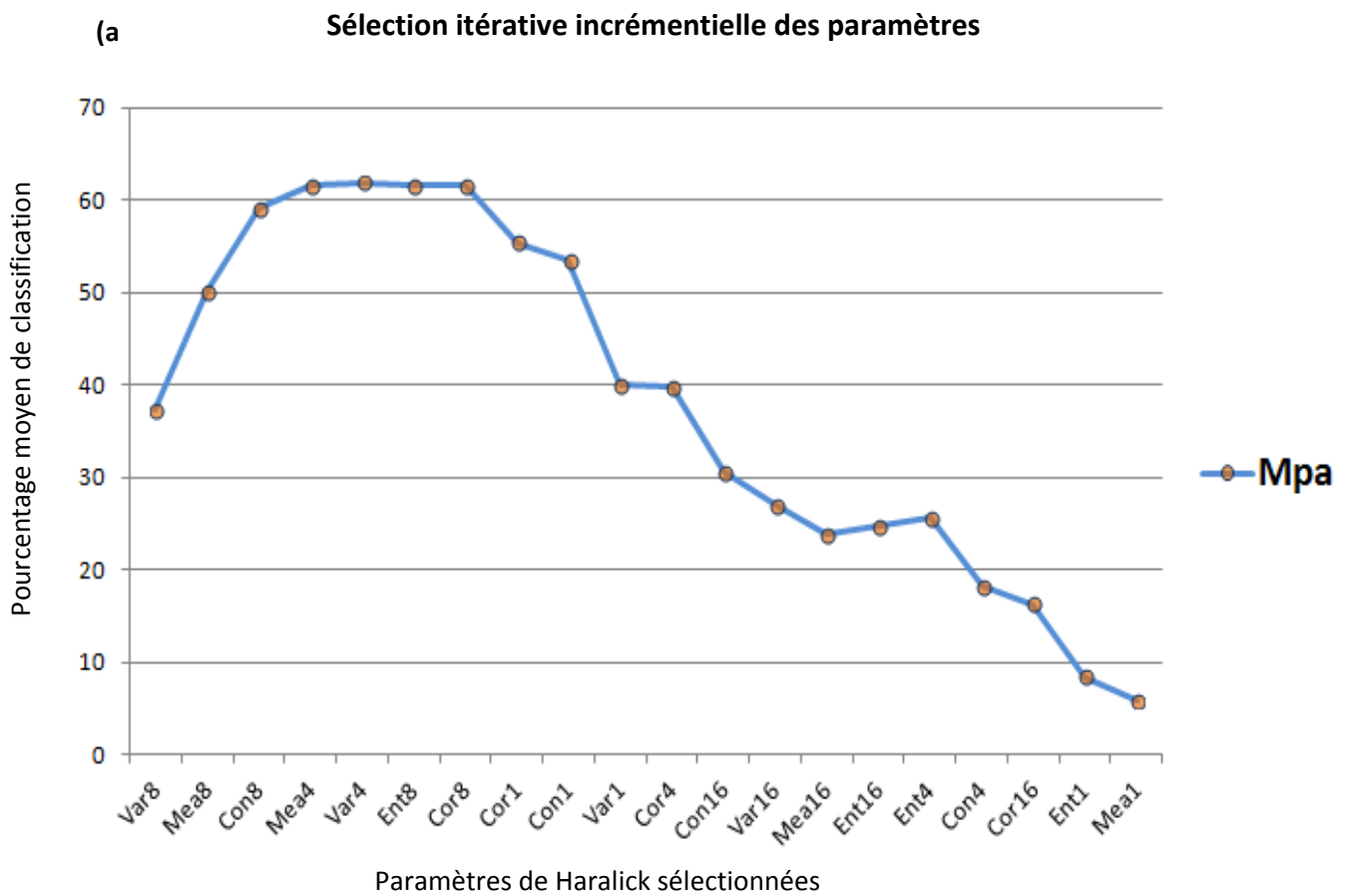
Figure 4.23: Résultats de classification des petites et très grandes distances.

De plus, les précisions de classification obtenues, en ajoutant les paramètres de Haralick calculés sur une distance de 1 et de 100 pixels, sont faibles, et atteignent respectivement 17% et 39% (Tableau 4.2). La figure 4.23 montre que les classifications basées sur les paramètres de Haralick calculés avec les distances 1 ne permettent pas de discriminer des classes de végétations (uniquement les classes eau et sol nu). Ceci est lié à la variabilité texturale observée à l'échelle de tout le site de plantation et à l'échelle des plots de plantation de même type.

En revanche, les classifications basées sur les paramètres de Haralick calculés pour des distances de 100 pixels permettent de différencier la classe forêt dense des classes eau et sol nu uniquement. De la même manière, les grandes distances (100 pixels) calculé avec une taille de fenêtre de 251 pixels a un effet de lissage qui élimine beaucoup de détails texturales et par la suite ne permet pas de discriminer entre les différentes classes de végétation.

4.4. Sélection itérative incrémentielle des paramètres

La présence des données parcellaires nous a permis d'utiliser l'algorithme de sélection itérative incrémentielle utilisant la classification SVM, développée par (Lardeux, 2008), en ajoutant un filtre majoritaire pour remédier à la variabilité texturale des données radar TerraSAR-X.



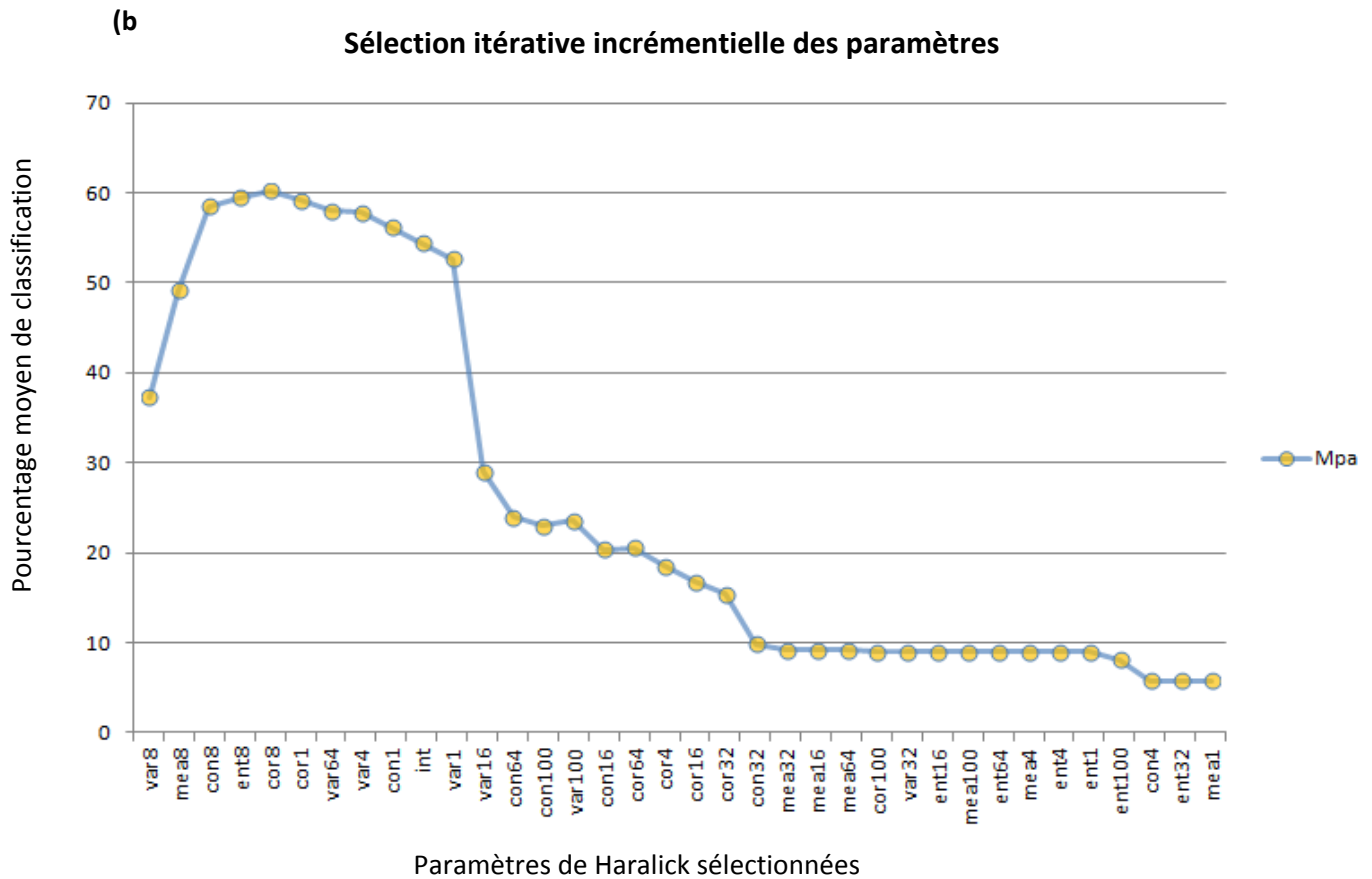


Figure 4.24 : a) contribution des paramètres de Haralick, ajoutés itérativement par la sélection incrémentielle, sur le résultat de classification au site du Brésil, b) contribution des paramètres de Haralick, ajoutés itérativement par la sélection incrémentielle, sur le résultat de classification au site du Brésil.

Avec : var : variance ; var 8 : variance calculé sur une distance de 8 pixels; corr : corrélation ; mea : moyenne ; con : contraste ; Ent : entropie

Dans la première sélection itérative (figure 4.24a), les paramètres utilisés sont : les paramètres de Haralick calculé sur les distances, 1, 4, 8 et 16 pixels. Les résultats sont montrés dans la figure 4.24a, les paramètres de Haralick calculés sur une distance de 8 sont les premiers à être choisis.

Dans la deuxième sélection itérative (figure 4.24b), Les paramètres de texture utilisés sont les 5 paramètres de Haralick (réduit des 8 initial les plus utilisés) calculés sur les distances : 1, 4, 8, 16, 32, 64, 100 pixels. Les résultats sont montrés dans la figure 4.24b, les paramètres de Haralick calculés sur une distance de 8 sont les premiers à être choisis.

Le résultat de la sélection itérative incrémentielle (figure 4.24) montre que les paramètres de Haralick calculé sur la distance 8 donnent les meilleurs résultats de la classification.

4.5. Conclusion pour le site du Brésil

Le site de plantation forestière du Brésil contient une variabilité texturale importante. Ce qui l'a rendu un site idéal pour nos investigations d'analyse texturale. A cause de cette variabilité, la définition des classes d'occupation du sol a été basée sur la combinaison entre les données thématique in situ dont on dispose et la photo-interprétation de la texture observée sur l'image radar TerraSAR-X.

Les données parcellaires dont nous disposons nous ont permis d'implémenter le processus de post classification par application de l'algorithme majoritaire. Les résultats de la classification ont montré que les très petites distances (1 pixel) et les très grandes distances (100 pixels) ne permettent pas de discriminer les classes de végétation. En revanche, les distances allant de 4 à 64 pixels permettent de distinguer la forêt dense, l'herbacée et la classe de teck (C7). De plus le choix des classes est aussi empirique (contenant des erreurs) puisqu'il est basé sur la perception à l'œil nu de l'observateur de l'image radar.

Cependant, l'analyse texturale toute seule n'a pas permis une distinction entre la plupart des classes de plantations forestière puisque celles-ci ont été confondues entre elles en utilisant les différentes distances.

Conclusion générale et perspectives

La mise en orbite depuis 2007 du satellite TerraSAR-X opérant en bande X avec une résolution spatiale métrique, s'annonce prometteuse pour l'observation des forêts tropicales. En effet, l'observation avec des longueurs d'onde plus petites permet d'obtenir des résolutions spatiales plus fines, d'environ un mètre. Cette caractéristique permet d'accéder à une information texturale à des échelles de quelques mètres, qui était inaccessible avec les RSO satellitaires existants précédemment

Le but de ce travail est d'évaluer l'apport des images radar à haute résolution spatiale à travers l'analyse de texture pour la cartographie des forêts tropicales. Trois sites d'études différents ont été choisis sur les trois bassins tropicaux avec différentes problématiques (au Cambodge, au Cameroun et au Brésil). Dans cette étude nous avons exploré la méthode d'analyse texturale des images TerraSAR-X, moyennant, principalement, les paramètres de texture de Haralick. Une classification supervisée, en utilisant la méthode SVM été utilisée pour évaluer l'apport des paramètres texturaux.

Le Cameroun où l'objectif était de détecter les zones de forêts dégradées. En outre, au Cambodge l'objectif était de différencier entre quatre types de forêt dans une zone de forêt naturelle sujet de la déforestation. Enfin, une plantation forestière au Brésil présentant une variété de parcelles et de textures. Le choix des sites d'étude est basé sur la richesse de ces derniers en information texturale et sur la présence des données in situ.

L'analyse textural, dans les trois sites d'étude, a montré les résultats suivant :

Tout en sachant que la matrice GLCM est calculée sur une fenêtre glissante, qui a un effet de filtrage selon la taille de fenêtre choisie. Dans la suite des travaux nous n'avons pas filtré les images radar d'intensité avant le calcul de la GLCM. Ensuite la direction horizontale a été adoptée puisqu'aucune direction privilégiée n'est observé dans ce contexte de forêts tropicales.

D'autre part une grande corrélation a été observée entre les paramètres de Haralick. On constate que la dissimilarité et l'homogénéité sont corrélées avec le contraste, et l'énergie est corrélée à l'entropie. Des 8 paramètres les plus utilisés de Haralick nous n'avons gardé que 5 paramètres (la moyenne, la variance, le contraste, l'entropie et la corrélation).

Au Cameroun, L'analyse visuelle des images TerraSAR-X avec les trois modes montre d'un côté que la forêt est dense et qu'il n'est pas évident d'individualiser les couronnes d'arbres. D'un autre côté, l'une des caractéristiques des forêts du bassin du Congo est la présence des arbres émergeant dépassant la hauteur de la canopée. Face au rayonnement du capteur radar avec un certain angle d'incidence il en résulte la présence des ombres qui peuvent être associées soit aux celles des arbres émergeant ou d'arbres abattus.

D'autre part, dans ce type de forêt tropicale, chaque hectare contient environ 425 arbres de diamètre supérieur ou égal à 10 cm. Dans ce contexte, le taux de dégradation de 5 arbres coupés par hectare est faible. Il convient de signaler qu'à cause de la présence des arbres émergeants qui dépassent la hauteur moyenne des arbres de ce type de forêt et l'angle d'incidence du signal Radar choisis nous avons un effet d'ombre sur l'image.

De l'observation des images et des résultats de classification, dans ce contexte de dégradation à taux faible, l'analyse texturale ne permet pas de différencier entre la forêt dense et la forêt dégradée. De plus, pas de différence nette ne se dégage entre la polarisation HH et VV dans ce contexte. Les classifications montrent que les résultats obtenus avec le mode SM et HS300 sont statistiquement identiques et tout les deux confondent les classes de la forêt dense et la forêt dégradés. Cependant en raison de la meilleure résolution des images TerraSAR-X en mode HS300, visuellement les classifications obtenues avec ce mode montrent une détection plus nette du réseau des routes d'exploitation forestière en le comparant avec ceux obtenues en utilisant le mode SM. Or pour le mode SM, plusieurs surestimations de routes forestières ont été observées dans le résultat de classification concentrée principalement sur les pentes qui font face aux rayonnements radar.

La présence de l'ensemble de ces facteurs avec seule l'analyse texturale ne permet pas de caractériser nettement la dégradation dans ce contexte.

Au Cambodge, l'ajout des paramètres de Haralick sur l'image d'intensité radar TerraSAR-X améliore les résultats de classification.

Les résultats de classification obtenue avec des petites distances (1 pixel) sont beaucoup plus représentatifs de la réalité terrain que celles obtenues avec les grandes distances (50

pixels). Dans ce cas, les statistiques obtenues en résultat de classification, ne sont pas significatives. Vu de la variabilité observée à cette résolution spatiale pour des zones considérée thématiquement homogènes, le choix des classes purement homogènes est presque impossible. En effet, le choix des petites ou les grandes distances de Haralick dépendra de l'objectif final de l'étude et des classes à cartographier. Finalement, Le site de plantation forestière du Brésil contient une variabilité texturale importante, ce qui l'a rendu un site idéal pour nos investigations d'analyse texturale. La définition des classes d'occupation du sol est basée sur la combinaison entre la photo-interprétation des images TerraSAR-X et l'information thématique disponible sur le site

Vu la présence des données parcellaires nous avons pu implémenter une post classification par application de l'algorithme de filtre majoritaire. Les résultats de la classification ont montré que les très petites distances (1 pixel) et les très grandes distances (100 pixels) ne permettent pas de discriminer les classes de végétation. En revanche, les distances allant de 4 à 64 pixels permettent de distinguer la forêt dense, l'herbacée et la classe de teck. Cependant, l'analyse texturale toute seule n'a pas permis une distinction entre la plupart des classes de plantations forestière puisque celles-ci ont été confondues entre elles.

Au début de cette étude, ne connaissant rien sur l'analyse texturale radar, nous avons commencé par explorer les variogrammes et l'analyse fréquentielle qui n'ont pas donné des résultats probants. Par la suite, nous avons opté pour l'analyse texturale de Haralick qui semble intéressante et qui améliore les résultats de la classification mais qui reste compliqué à analyser (une sorte de boîte noire). En revanche il existe des méthodes plus simples basées sur une analyse texturale combinant une analyse de Fourier et une ACP (Proisy *et al.* (2007) qui s'avère prometteuse et plus facile à analyser. Cependant, l'échelle des images radar haute résolution, qui nous permettent d'accéder à une information texturale importante, reste incompatible avec l'échelle de validation sur laquelle nous travaillons.

Ces travaux visant l'évaluation de l'information texturale à partir des images radar à haute résolution spatiale pour la cartographie des forêts tropicales concluent que 1) le choix des distances de voisinage pour le calcul des paramètres de Haralick dépendra essentiellement de l'objectif final de la classification (quels types d'occupations du sol à cartographier ? et avec quelle échelle de validation ?). 2) l'analyse texturale améliore les classifications, mais

toute seule elle n'est pas suffisante. 3) les statistiques d'évaluation des classifications dans ce cas ne sont pas significatives, puisqu'il faut avoir des données *in situ* très détaillé qui conviennent à l'échelle d'étude qui est très résolu avec ce type d'image radar à haute résolution spatiale.

Ces travaux ont exploré le potentiel des données radar acquises en bande X uniquement, puisque celle-ci permet l'accès à des résolutions spatiales de moins d'un mètre. Cependant, la capacité de la bande C pour la cartographie de la forêt tropicale par le moyen de l'analyse de texture sera intéressante à évaluer. En outre, la continuité des données en bande C sera assurée par Sentinel-1 et RADARSAT-2. L'apport des paramètres texturaux dans une série temporelle peuvent s'avérer utile dans ce cas. En revanche, la corrélation de l'information texturale extraite de données à haute résolution SAR et la biomasse sera intéressante à évaluer et sera aussi dépendantes de la disponibilité des données biomasse *in situ*. De plus, avec les données bientôt disponibles de la mission ALOS-2 Palsar en bande L (pénétrant plus la canopée) et la disponibilité de l'information polarimétrique peuvent s'avérer intéressante à tester. Pour l'analyse de dégradation à faible taux et dans un contexte de forêts tropicales très dense, nous pouvons explorer l'influence des différents angles d'incidence des acquisitions radar et utilisé l'interférométrie radar (à travers les données Tandem-X) pour détecté le changement verticale de la canopée.

Dans plusieurs études, il a été montré que la combinaison de données optiques et RSO permet de fournir des informations différentes et elle peut améliorer la précision de cartes finales. Par conséquent, de nouvelles approches d'analyse basée sur l'utilisation conjointe des données de télédétection provenant de différentes sources (optique, radar, lidar,..) pourront être explorées.

Enfin, cette étude s'est concentré sur la méthode de Haralick qui a montré sa limite liée au réduction de niveau de gris qui enlève une grande partie de l'information texturale mais aussi l'interprétation difficile des paramètres de Haralick ce qui constitue en tout une sorte de boîte noire. Une méthode ACP (Analyse à Composante Principale) pourra être envisagée. Dans ce sens le rejet précipité de la méthode de la transformée d'ondelette pourra être revue.

Bibliographie

- Anys H., He D. C., 1995. "Evaluation of textural and multipolarisation radar features for crop classification". IEEE Trans. Geosc. Rem. Sens., vol. 33, n° 5, Sept. 1995.
- Baraldi A., Parmiggiani F., 1995, "An investigation of textural characteristics associated with gray level cooccurrence matrix statistical parameters". IEEE Trans. Geos. and Rem. Sens., Vol. 33, No. 2, March 1995.
- Berberoglu S., Curran P. J., Llyod C. D., Atkinson P. M., 2007. «Texture classification of Mediterranean land cover ».Int. J. of Applied Earth Obs. and Geoinf., vol. 9 (2007) 322-334.
- Bonan, G. B., 2008. "Forests and Climate Change: Forcings, Feedbacks, and the Climate Benefits of Forests". Science, vol. 320, (5882).
- Breidenbach J., Ortiz S. M., Reich M., 2010. "Forest monitoring with TerraSAR-X: First result". European J. of Forest Research, (*Springer*). Vol. 129, 813-823.
- Couteron P., Pelissier R., Nicolini E. A., Paget D., 2005. "Predicting tropical forest stand structure parameters from Fourier transform of very high resolution remotely sensed canopy images". J. Applied Ecology. Vol 42, 1128-1128.
- CORTES, C. and V. VAPNIK, 1995. Support-vector networks. Machine Learning.
- Chaurasia K., P. K. Garg, "A Brief Review on Texture Analysis Methods". Studies in Surveying and Mapping Science , 2013.
- Coburn C. A., Roberts A. C. B., 2004, "A multiscale texture analysis procedure for improved forest stand classification". Inter. J. Rem. Sens., Vol.25, No. 20, 4287-4308.
- Curran P. J., 1988. "the Semi variogram in remote sensing: An introduction". Rem. Sens. Env., vol. 24, 493-507.
- ESA 2008: 'The BIOMASS Mission Report for Assessment', ESA SP 1313/2. Disponible à http://esamultimedia.esa.int/docs/SP1313-2_BIOMASS.pdf.
- Champion I., Germain ch. , Da Costa J.P., Alborini A., Dubois-Fernandez P., IEEE GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING LETTERS, VOL. 11, NO. 1, JANUARY 2014
- Canadell, J. G., C. Le Quéré, M. R. Raupach, C. B. Field, E. T. Buitehuis, P. Ciais, T. J. Conway, N. P. Gillett, R. A. Houghton and G. Marland, 2007: Contributions to accelerating atmospheric CO₂ growth from economic activity, carbon intensity, and efficiency of natural sinks. Proc Natl Acad Sci., 104, 18866–18870.

- Couteron P., Pelissier R., Nicolini E. A., Paget D., 2005, Predicting tropical forest stand structure parameters from Fourier transform of very high-resolution remotely sensed canopy images, *Journal of Applied Ecology*; doi: 10.1111/j.1365-2664.2005.01097.x.
- Godard V., Simon L., 1998. "Analyse des structures forestières des forêts de saint-Gobain et Coucy-Basse (Aisne, France) à l'aide de l'imagerie satellitaire et de l'enquête de terrain : choix d'un pas d'échantillonnage. VII journées scientifiques du réseau Télédétection de l'AUPELF-UREF. Sainte foy, 13-17 octobre 1997. Ed. par Dubois J.M.M et al. In : la réalité de terrain en télédétection : pratiques et méthodes. Montréal (Québec., Canada), AUPELF-UREF, col. Universités francophones, Actualité scientifique : 45 -53.
- Haralick R. M., Shanmugan K., Dinstein I., 1973: Textural Features for Image Classification. *IEEE Trans. System, Man, and Cybernetics*, vol. SMC-3, n°6, 610-621.
- Herold N. D., Haack B. N., Solomon E., 2004."An evaluation of radar texture for land use/cover extraction in varied landscapes". *Int. J. Applied Earth Observation and Geoinformation* 5 (2004) 113-128.
- Hoekman D. H., 1991."Speckle ensemble statistics of logarithmically scaled data". *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.*, vol. 29. n°. 1.
- Kourgli A., 2007, «Analyse variographique, modélisation et synthèse de textures appliquées aux images numériques ». Thèse soutenue à l'Université des Sciences et de la Technologie "Houari Boumediene".
- Kuplich T. M., Curran P.J., Atkinson P.M., 2005."Relating SAR image texture to the biomass of regenerating tropical forests". *Int. J. Rem. Sens.*, vol. 26, n°.21, 4829-4854.
- Kuntz S., von Poncet F., Baldauf T., Plugge D., Kenter B., Köhl M., 2011. "A multi-stage inventory scheme for REDD inventories in tropical countries". *International Symposium on Remote Sensing of Environment*.
- Kunt S., 2010. "Potential of spaceborne SAR for monitoring the tropical environments". *Int. Soc. Tropical Ecology. Tropical Ecology* 51(1): 3-10, 2010.
- Kuntz S., Siergert F., 1999."Monitoring of deforestation and land use in Indonesia with multitemporal ERS data". *International Journal of Remote Sensing* Vol. 20, Issue 14, 1999.
- Lardeux C., Frison P.-L., Tison C., Souyris J.-C., Stoll B., Rudant J.-P., 2009 : Support Vector Machine for multi-frequency SAR polarimetric data classification. *IEEE Trans. Geosc. Remote Sensing*, vol. 47, n°12, 4143-4152.
- Lardeux C., 2008, « Classification.. ». Thèse soutenue à l'université Paris Est Marne La Vallée.

- Lardeux C., Frison P.-L., Souyris J.-C., Tison C., Stoll B., Rudant J.-P., 2011 : Classification of tropical vegetation using multifrequency partial SAR polarimetry. *IEEE Geosci. Rem. Sens. Letters*, vol. 8, n° 1, pp. 133-137.
- Longépé N., Rakwatin P., Isoguchi O., Shimada M., 2008, "Assessment of ALOS PALSAR 50m FBD Data for Regional land cover classification by support vector machines". *Transactions on Geoscience and Remote Sensing*.
- Le Toan T., Quegan S., Davidson M. W. J., Baltzer H., Paillou P., Papathanassiou K., Plummer S., Rocca F., Saatchi S., Shugart H., Ulander L., 2011 : The Biomass mission : mapping global forest biomass to better understand the terrestrial carbon cycle. Accepted dans *Remote Sensing of Environment*.
- Lu D., Batistella M., 2005. "Exploring TM image texture and its relationships with biomass estimation in Rondonia, Brazilian Amazon". *Acta Amazonica*, vol. 35(2) 2005: 249-257.
- Luckman A. J., Frery A.C., Yanasse C.C.F., Groom G.B., 1997, "Texture in airborne SAR imagery of tropical forest and its relationship to forest regeneration stage". *Int. J. Rem. Sens.*, 1997, Vol. 18, No.v6, 1333-1349.
- Mercier.G et Lennon Marc: on the characterization of Hyperspectral Texture, *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2002. *IEEE International*, 2584 - 2586 vol.5
- Maitre. H : « Traitement des images de RSO », 2001, Hermes Sciences Publications.
- Massonnet. D, Souyris. J.C : "imaging with Synthetic Apertur", CRC Press,2008.
- Perko R., Raggam H., Deutscher J., Gutjahr K., Schardt M., 2011. "Forest assessment using high resolution SAR data in X-band". *Remote Sensing* ISSN 2072-4292.
- Proisy C., Coueron P., Fromard F., 2007, « Predicting and mapping mangrove biomass from canopy grain analysis using Fourier-based textural ordination of IKONOS images ». *Remote Sensing of Environment*, 109.379-392.
- Ruth Rosenholtz, « texture perception », Massachusetts Institute of Technology, Department of Brain and Cognitive Sciences, CSAIL, Cambridge, MA, USA. *Oxford Handbook of Perceptual Organization*, Oxford University Press, Edited by Johan Wagemans.
- Sarker M. L. R., Nichol, .J. E, 2010, "Biomass estimation using texture measurements of dual polarization SAR data". *Proc. Rem. Sens. Phtogram. Soc. Conf., Remote Sensing and the Carbon Cycle*, Burlington house, London, 5th May 2010.
- Saatchi S. S., Halligan K, Despain D. G., Crabtree R. L., 2007. " Estimation of Forest Fuel Load From Radar Remote Sensing". *IEEE Trans. Geosc. Rem. Sens.*, vol. 45, n° . 6..

- Saatchi S. S., Houghton R. A., Dos Santos Alvala R. C., Soares J. V., Yu Y., 2007. "Distribution of aboveground live biomass in the Amazon Basin ». *Global Change Biology* (2007) 13, 816–837, doi: 10.1111/j.1365 2486.2007.01323.x
- Saatchi S. S., Harris N. L., Brown S., Lefsky M., Mitchard E. T. A., Salas W., Zutta B. R., Buermann W., Lewis S. L., Hagen S., Petrova S., White L., Silman M., Morel A., 2011." Benchmark map of forest carbon stocks in tropical regions across three continents". www.pnas.org/cgi/doi/10.1073/pnas.1019576108
- Simard M., Saatchi S. S., De Grandi G., 2000."The use of decision tree and multiscale texture for classification of JERS-1 SAR data over tropical forest". *IEEE Trans. Geosc. Rem. Sens.*, vol. 38, n°.5.
- Sun G., Ranson K. J., 1998, "Radar modeling of forest spatial patterns". *Int. J. Rem. Sens.*, vol 19, No.9, 1769-1791.
- SAAD Ali, 1996, "Filtrage et segmentation d'images radar polarimétriques ». thèse de doctorat soutenue l'université de Nantes.
- van der Sanden J. J., 1997. "RADAR Remote sensing to support tropical management". Tropenbos-guyana series 5, Tropenbos-guyanaprogramme, Georgetown, Guyana. ISBN 90-5484- 778- 1.
- van der Sanden J. J., Hoekman D. H., 2005."Review of relationships between grey-tone co-occurrence, semivariance, and autocorrelation based image texture analysis approaches". *Can. J. Remote Sensing*, Vol. 31, N°.3, pp. 207-213, 2005.
- van der Sanden J. J., Hoekman D. H., 1999."Potential of airborne to support the assessment of land cover in a tropical rain forest". *Rem. Sens. Environment*. Vol. 68:26-40 (1999).
- W. G. Rees, William Gareth Rees: "Physical Principales of Remote Sensing" , p.N°300, Cambridge University Press, 13 sept. 2001.
- Woodcock C. E., Strahler A. H., Jupp D. L. B., 1988."The use of variograms in remote sensing: 1. Scene models and simulated images". *Remote Sensing of Environment* 25:323-348 (1988).
- Woodcock C. E., Strahler A. H., Jupp D. L. B., 1988."The use of variograms in remote sensing: 2. Real Digital images". *Remote Sensing of Environment* 25:349-379(1988).
- Wu D., Linders J., 1999."A new texture approach to discrimination of forest clearcut, canopy, and burned area using airborne C-band SAR". *IEEE Trans. Geosc. Rem. Sens*, Vol. 37, n°. 1.

Yu Y., Saatchi S. S., Heath L. S., La Point E., Myneni R., Knyazikhin Y., 2010. "Regional distribution of forest height and biomass from multisensor data fusion". J. Geophys. Res., Vol. 115, G00E12, doi:10.1029/2009JG000995, 2010.

T. Fritz, M. Eineder:"TerraSAR-X Ground segment, Basic product Specification Document". Edited 15.10.2010.

Annexes

Annexe I

*

Caractéristiques de l'image RSO satellitaire

Ce chapitre présente un résumé général sur les caractéristiques de l'image RSO. La variation de ces paramètres caractéristique de l'image et propre au capteur influencera la perception de l'information texturale contenu dans l'image RSO. Il s'est avéré nécessaire d'en rappeler le concept de base.

1.1. Acquisition

Le design des systèmes radar doit respecter strictement certaines limitations, qui laissent une liberté minime au designer. Cette dernière inclus, des contraintes légales concernant le choix des fréquences autorisés et la bande passantes correspondantes. Des contraintes géométriques liées à la dimension physique des antennes, des contraintes dynamiques liées aux lois mécaniques des corps orbitant, et finalement des contraintes contrôlant la puissance du signal. (D. Massonnet, J.C. Souyris, 2008).

L'image obtenue par un RADAR imageur de technologie RSO est associé au déplacement du porteur sur lequel est embarquée l'antenne. Celle-ci est fixe par rapport au porteur et vise latéralement pour éviter le repliement de l'image. (Complet, thèse)

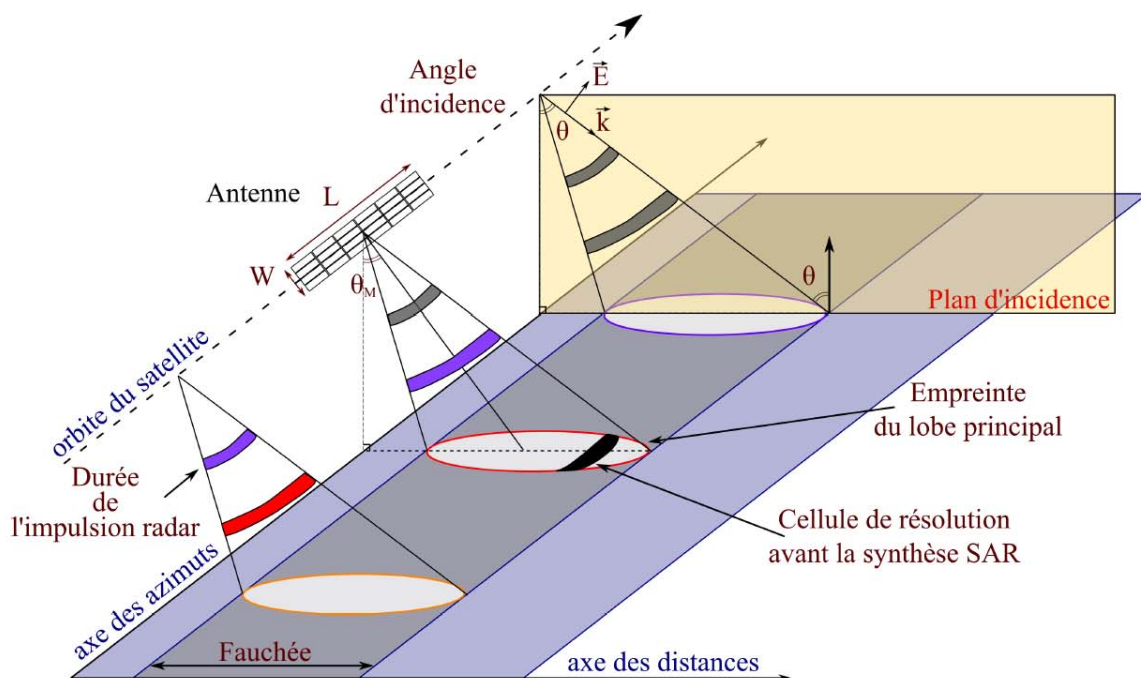


Figure I.1 : Géométrie d'un système RSO, (Lardeux, 2008).

1.2. La longueur d'onde

Une onde radar est caractérisée par sa longueur (inversement, sa fréquence). (La longueur d'onde est aussi inversement proportionnelle à la résolution spatiale de l'image)

1.3. L'angle d'incidence

L'angle d'incidence formé par la direction de la visée du radar et la normale à la surface observée (contenu dans le plan d'incidence). En début de fauchée, l'angle d'incidence est appelé « near range » et en fin de fauché est appelé « far range ». C'est angle n'est pas le même donc en début ou en fin de fauché, ce qui cause des distorsions d'image en distance (range). (Lardeux, 2008)

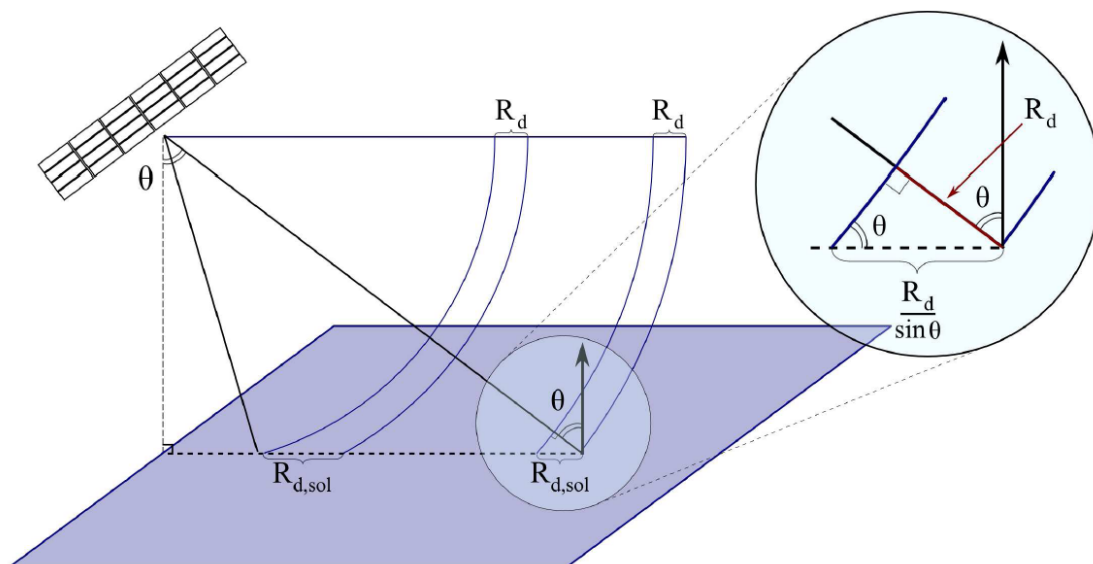


Figure I.2 : Angle d'incidence, (Lardeux, 2008).

1.4. La résolution spatiale

La résolution d'une image est définie comme la petites tailles permettant de séparer deux objets, et déterminer par les paramètres du système, (Maitre, 2001). Une image RSO est caractérisée par une résolution spatiale à deux composantes :

1.4.1. Résolution spatiale en Azimute

La résolution en azimute est déterminée par la longueur de l'antenne. Technologiquement ceci n'est pas possible. Une technique, dite de synthèse d'ouverture à travers l'effet doppler permet de synthétiser une antenne virtuelle longue.

$$R_{Azimutal} = \frac{L}{2} \quad , \text{ avec } L : \text{ Taille de l'antenne du satellite}$$

1.4.2. Résolution spatiale en distance

La résolution en distance est déterminée par la durée de l'impulsion émise et donc de la bande passante du signal émis.

Pour améliorer la résolution radiale, le signal émis doit avoir une large bande passante. Puisque technologiquement les composantes électroniques ne peuvent pas supporter un signal dont la bande passante de l'ordre du gigahertz. Une technique semble contourner ce problème. Il s'agit d'envoyer un signal avec différentes fréquences à chaque impulsion (le chirp).

$$R_{Distance} = \frac{C}{2B} \quad , \text{ avec } \begin{array}{l} C : \text{ vitesse de la propagation de l'onde qui est égale à la vitesse de la} \\ \text{lumière.} \\ B : \text{ largeur de la bande de l'impulsion émise.} \end{array}$$

1.4.2.1. Résolution spatiale en distance (en géométrie sol)

$$R_{Distance/sol} = \frac{R_{Distance}}{\sin\theta} \quad , \text{ avec } \vartheta : \text{ l'angle d'incidence formé par la direction de la visée du radar et la normale à la surface observée (contenu dans le plan d'incidence).}$$

1.5. La taille d'un pixel

La taille de pixel est différente de la résolution spatiale. La première dépend essentiellement de l'échantillonnage de l'image RSO (soit lors de la Synthèse d'ouverture ou lors de la correction géométrique de l'image).

1.5.1. Taille d'un pixel en Azimut (en géométrie RSO)

$$P_{Azimutal} = \frac{V}{FRI} \quad , \text{ avec } \begin{array}{l} FRI : \text{ fréquence de répétition d'impulsion.} \\ V : \text{ vitesse du satellite.} \end{array}$$

1.5.2. Taille d'un pixel en distance (en géométrie RSO)

$$R_{distale} = \frac{c}{2F_e} \quad , \text{ avec } \quad F_e : \text{ la fréquence d'échantillonnage.}$$

1.5.3. Taille d'un pixel en Range/distance (en géométrie sol)

$$R_{distale/sol} = \frac{c}{2F_e \sin\theta} \quad , \text{ avec } \quad c : \text{ la vitesse de la lumière.}$$

1.6. La polarisation

La polarisation est une caractéristique du signal RSO, elle est horizontale (H), et verticale (V). Les satellites RSO peuvent émettre en H et recevoir en V ou émettre en H et recevoir en H et V ou l'inverse, donnant par la suite des combinaisons HH, VV, HV, VH.

1.7. Le bruit du Speckle

La nature du signal radar cohérent, engendre le bruit speckle sur l'image RSO. L'intensité radar contenu dans un pixel de l'image RSO est la somme des contributions de tous les diffuseurs élémentaires contenus dans la cellule de résolution ce qui se traduit par ce bruit dans l'image.

1.8. Cas d'image très haute résolution spatiale : TerraSAR-X

Lancé en 2007, TerraSAR-X est un satellite RSO opérant en bande X= 3cm. Le satellite TerraSAR-X est un satellite RSO à visée latérale. En plus du mode Stripmap et ScanSAR, TerraSAR-X a la faculté d'imager en mode Spotlight ce qui permet l'acquisition des images à très haute résolution spatiale. La haute résolution spatiale permet l'accès à une information texturale qui n'a pas été exploré avec les RSO existant auparavant.

1.8.1. Mode Spot Light

« Pour améliorer la résolution azimutale, nous devons d'un côté, réduire la longueur de l'antenne du satellite ce qui va accroître la bande passante Doppler, et d'un autre côté accroître la fréquence « fa » proportionnellement (pour satisfaire les conditions de Shannon pour un échantillonnage propre). Ceci pourra nous forcer à réduire le « swath » pour éviter des ambiguïtés en distance en augmentant la hauteur d'antenne.

Pour conserver donc la totalité du « swath » tout en améliorant la résolution azimutale, on peut suivre la cible en l'illuminant pour longtemps par l'antenne. Ceci peut être réalisé avec un pointage électronique de l'antenne en utilisant un déphasage programmé du signal émis. Cette procédure est nommée, « le mode Spotlight », faisant allusion au même principe d'un acteur suivi sur scène de théâtre par une lumière en Spotlight » (D. Massonnet, J.C. Souyris, 2008).

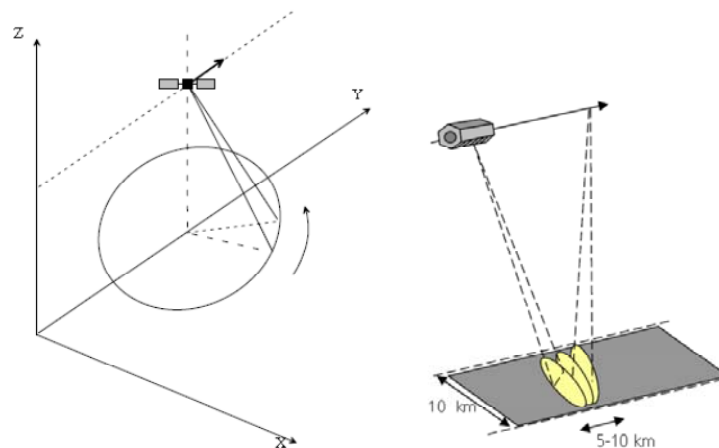


Figure I.3 : Concept du mode SpotLight, (source : TerraSAR-X Ground segment, Basic product Specification Document". Edited 15.10.2010).

Les paramètres caractéristiques du mode SL sont résumés dans le tableau I.1:

Parameter	Value
Scene extension	10 km (azimuth) x 10 km (ground range)
Full performance Incidence angle range	20° - 55°
Data access incidence angle range	15° - 60°
Number of elevation beams	91 (full performance) 122 (data access)
Number of azimuth beams	up to 125 out of 229
Azimuth steering angle	up to $\pm 0,75^\circ$
Azimuth resolution	1,7 m (single polarization) 3,4 m (dual polarization)
Ground range resolution	1,48 m - 3,49 m (@ 55°..20° incidence angle)
Polarizations	HH or VV (single) HH/VV (dual)

Tableau I.1: Paramètres caractéristiques du mode SpotLight. (source : TerraSAR-X Ground segment, Basic product Specification Document". Edited 15.10.2010).

Deux variantes du mode Spotlight de TerraSAR-X ont été conçues avec des résolutions azimutales et tailles de scène différentes. L'un est appelé « Spotlight » (SL) et l'autre « High resolution Spotlight » (HS), (tableau I.2).

Parameter	Value
Scene extension	5 km (azimuth) x 10 km (ground range)
Full performance incidence angle range	20° - 55°
Data access incidence angle range	15° - 60°
Number of elevation beams	91 (full performance) 122 (data access)
Number of azimuth beams	up to 125 out of 229
Azimuth steering angle	up to $\pm 0,75^\circ$
Azimuth resolution	1,1 m (single polarization) 2,2 m (dual polarization)
Ground range resolution	1,48 m - 3,49 m (@ 55°..20° incidence angle) 0,74 m – 1,77 m (with 300 MHz bandwidth option and reduced swath extent in range)
Polarizations	HH or VV (single) HH/VV (dual)

Tableau I.2 : Paramètres caractéristiques du mode High resolution Spotlight. (source : TerraSAR-X Ground segment, Basic product Specification Document". Edited 15.10.2010).

En mode HS, TerraSAR-X peut opérer avec une bande passante nominale de 150Mhz ou bien 300Mhz en expérimental.

Orbit and Attitude Parameters	
Nominal orbit height at the equator	514 km
Orbits / day	15 2/11
Revisit time (orbit repeat cycle)	11 days
Inclination	97,44°
Ascending node equatorial crossing time	18:00 ± 0,25 h (local time)
Attitude steering	"Total Zero Doppler Steering"

Tableau I.3: paramètres d'orbit et du système de TerraSAR-X. (source: TerraSAR-X Ground segment, Basic product Specification Document". Edited 15.10.2010).

Annexe II

*

Variogrammes

1. Principe du Variogramme.

L'analyse variographique est une méthode géostatistique basée sur l'estimation de la semivariance. Dans ce paragraphe nous allons définir la semivariance et les caractéristiques graphiques du variogramme.

1.1. Variogramme monodimensionnel.

Prenant un segment de pixels, extrait d'une image de télédétection où les valeurs numériques z pour un pixel x sont extraites à intervalles réguliers ($x = 1, 2, 3, \dots, n$), (figure II.1).

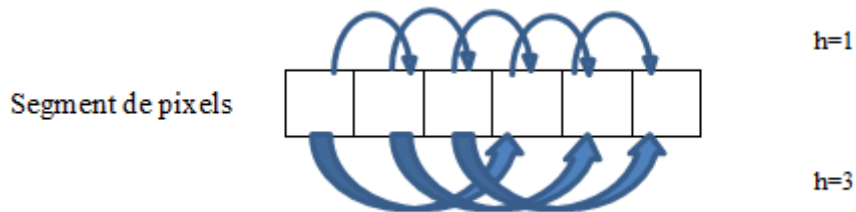


Figure II.1 : la distance entre des paires de pixels pour des intervalles $h = 1$ et $h = 3$.

La relation entre les paires de pixels à intervalles h peut être exprimée comme la moyenne des différences entre les paires de pixel au carré. Cette relation représente la variance qui, divisée par deux, se trouve être la semivariance. On note $\gamma(h)$ la semivariance pour les pixels à intervalles h et $\gamma(h)$, définie comme :

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} E[z(x) - z(x - h)]^2$$

Où E représente l'espérance.

Pour un segment de pixels ayant $m(h)$ paires d'observations ($m(h) \neq 0$) séparées à intervalles h . (h n'est que la distance dans une direction donnée, vu auparavant dans la définition de la matrice de cooccurrence de niveaux de gris qui correspond au couple (d, r)). On estime la

semivariance moyenne (ce qui correspond à la normalisation vu auparavant dans le calcul de la matrice de cooccurrence de niveaux de gris) par :

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2m(h)} \sum_{i=1}^{m(h)} [z(x_i) - z(x_i - h)]^2$$

Caractéristiques graphique du variogramme, (figure II.2) :

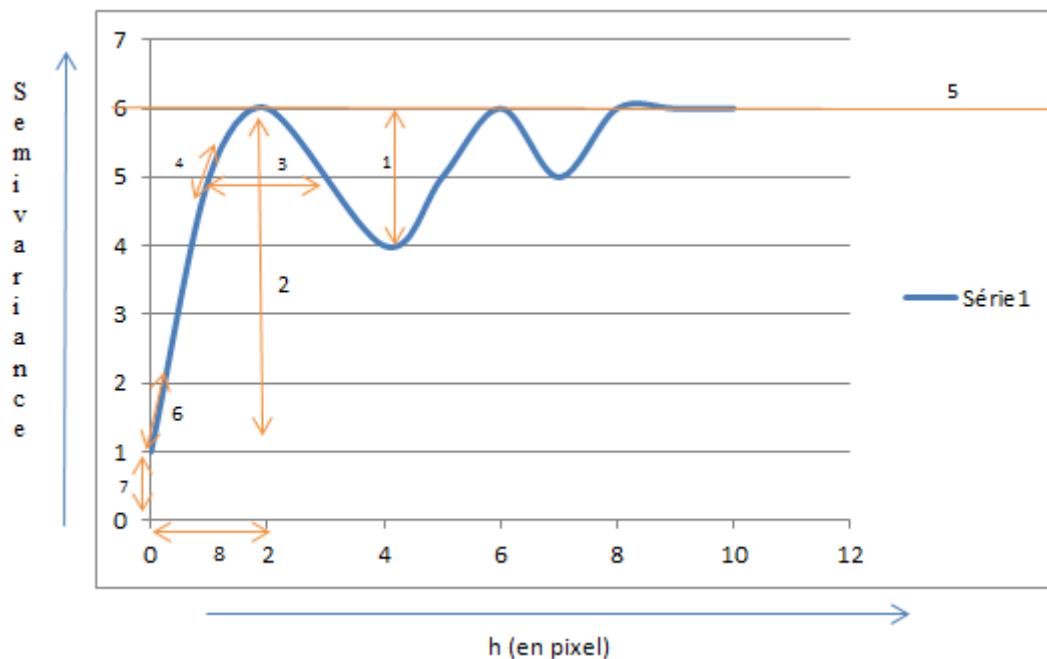


Figure II.2 : courbe de variogramme type et ses principales caractéristiques.

- (1) : emboîtement (exprimé en niveaux de variance).
- (2) : amplitude de la structure (exprimé en niveaux de variance).
- (3) : extension de la structure
- (4) : point d'inflexion
- (5) : pallier ((5)= (7) +(2))
- (6) : pente
- (7) : effet nugget
- (8) : portée.

La figure II.2 présente les caractéristiques décrivant un variogramme type. On peut distinguer :

- **Le comportement à l'origine** : C'est la pente à l'origine, une pente non nulle du variogramme près de l'origine indique une structuration de données. A l'inverse, lorsque le comportement du variogramme est linéaire pour toutes les distances h , cela traduit une absence complète d'une structuration spatiale des valeurs. Or, un changement abrupt de la pente du variogramme indique le passage à une structuration des valeurs de nature différente.
- **Le palier** : le niveau maximum atteint par $\gamma(h)$.
- **La portée** : point située sur l'axe des pas (h). C'est la distance à laquelle le variogramme atteint son palier. Plus exactement, c'est la distance de séparation entre le niveau de variation le plus faible et le moment où la variabilité n'augmente plus avec la distance. La portée mesure la distance ou la durée pendant laquelle l'influence d'une variable perdure. Woodcock, 1988 a montré que la portée est liée à la taille des objets d'une image. La portée permet d'estimer approximativement la taille moyenne du diamètre de couronne des arbres (Larry Foisy, 2007).
- **l'emboîtement** : décroissances passagères qui peut être utilisé pour caractériser la dimension de la primitive de texture.

Curran *et al*, 1988 ont fait l'étude de différents variogrammes et les ont subdivisés selon 6 types : "Classique", "Périodique", "Aspatial", "Périodique-Classique", "Non-borné" et "Multifréquentiel".

1.2. Variogramme bidimensionnel.

Prenant une image numérique A de taille N*M, on peut estimer le variogramme bidimensionnel suivant différentes directions (angles). Les 4 directions principales sont (90°, 0°, 135° et 45°) : Pour les 4 directions nous obtenons les 4 équations de variogramme correspondantes :

- direction horizontale 0° :

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2N * (M - h)} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{M-h} [A(i,j) - A(i,j+h)]^2$$

Où : A(i, j) est le niveau de gris associé au pixel de position (i, j) dans l'image A, h est le pas, N est le nombre de lignes et M est le nombre de colonnes de l'image A.

- direction verticale 90° :

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2(N - h) * M} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{M-h} [A(i,j) - A(i+h,j)]^2$$

- direction diagonale 1, 135° :

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2(N - h) * (M - h)} \sum_{i=1}^{N-h} \sum_{j=1}^{M-h} [A(i,j) - A(i-h,j+h)]^2$$

- direction diagonale 2, 45° :

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2(N - h) * (M - h)} \sum_{i=1}^{N-h} \sum_{j=1}^{M-h} [A(i,j) - A(i+h,j+h)]^2$$

1.3. Application de l'analyse variographique à la texture Brodatz.

Les images utilisées dans cet exemple sont extraites de l'album de brodatz et téléchargeable sur ce site : <http://sipi.usc.edu/database/database.php?volume=textures&image=8#top>.

Ce sont des images à 256 niveaux de gris, de taille 512*512. Les images choisies représentent des textures : aléatoire, directionnelle et structuré.

Dans la suite, une représentation et une analyse des variogrammes de ces images de texture. Pour les 2 images (Herbe et Raphia) de brodatz on a calculé les variogramme dans la direction horizontale pour un $h=80$.

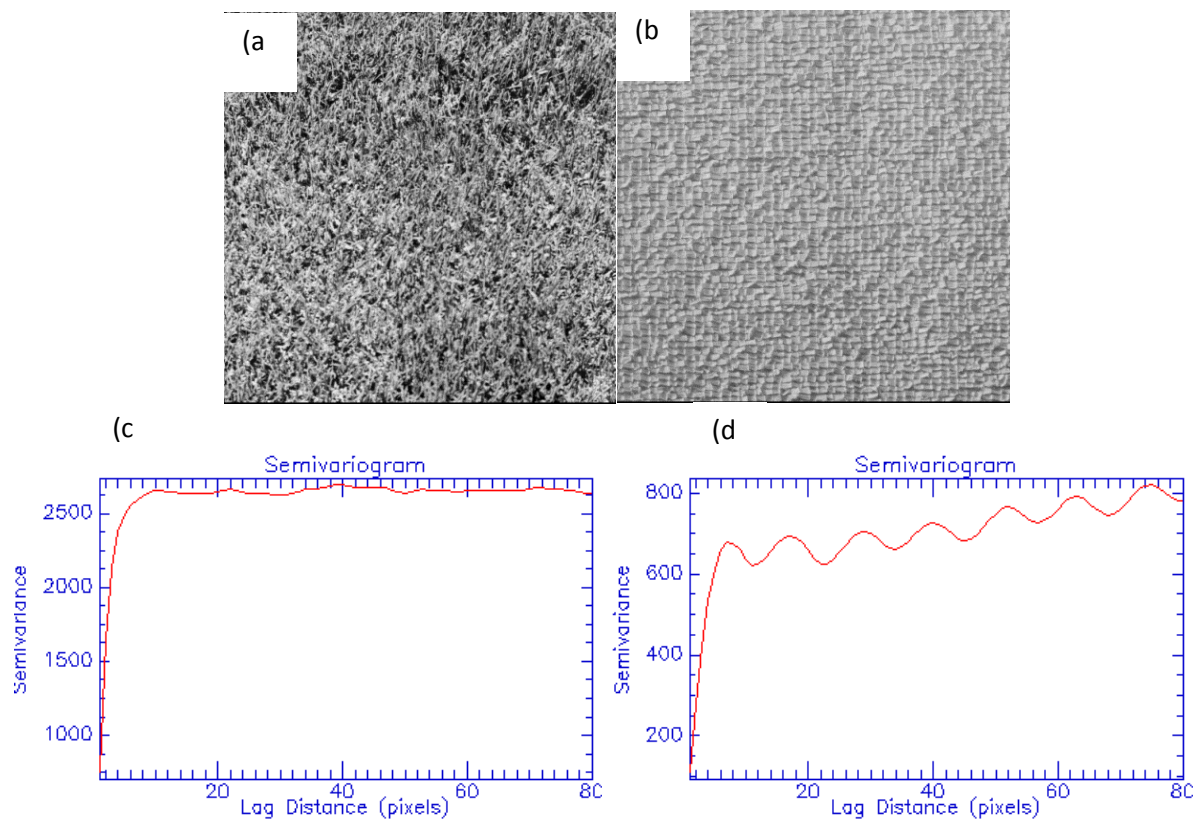


Figure II.3 : a) image Brodatz, Herbe, b) image Brodatz, raphia, c) Variogramme de « herbe » dans la direction horizontale, avec $h=80$, d) Variogramme de « Raphia » dans la direction horizontale, avec $h=80$.

- *Image « herbe » : (représentant une texture aléatoire).*

Le variogramme oscillatoire sans pour autant qu'ils soient périodiques correspondant à des textures aléatoires ou dont les primitives se chevauchent et se répètent indépendamment de la direction rendant l'analyse variographique directionnelle peu efficace, c'est le cas de l'image « herbe » (figure II.a) qui a une texture aléatoire.

On observe que le variogramme de l'image « herbe » calculé dans la direction horizontale est quasiment plat, présentant peu de variations et une forte valeur de variance, (figure III.3c).

- *Image « raphia » : (représentant une texture structuré).*

On remarque que les variogrammes sont quasi périodique dans toutes les directions et avec des maxima et des minima à intervalles réguliers. Sur l'image « raphia » (figure II.b), on remarque qu'elle est composée d'un motif rectangulaire qui se répète.

Regardant maintenant le variogramme (figure II.d). Sachant que le variogramme est une mesure de variance entre deux pixels pour différentes distances, la présence d'un minima signifie donc, que la dissemblance est minimale et celle-ci n'est atteinte que pour les distances (en pixels) correspondant à la taille même du motif de base. A peu près 9 pixels.

On conclue de tous ce qui précède que les variogrammes procurent des informations liées au type de texture, à savoir:

- La structure.
- La dimension et la taille des primitives.
- La direction.
- L'homogénéité.

L'étude variographique pourra nous donner une idée pour le choix de la taille optimale de la fenêtre de traitement pour calculer ensuite les paramètres d'Haralick et bien analyser la texture, (Kourgli, 2007).

1.4. Variogrammes calculés sur les classes du site du Cambodge

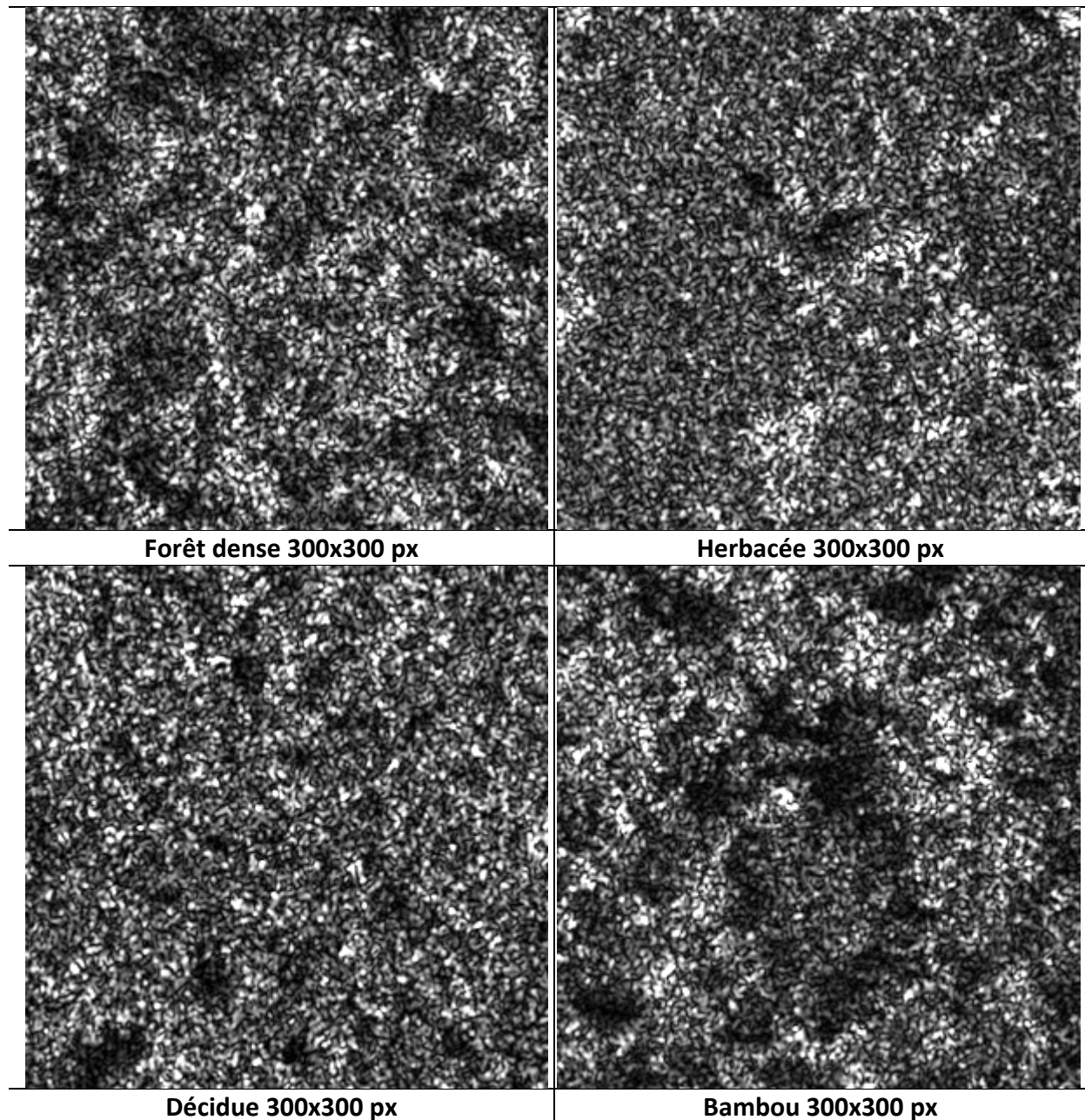


Figure II.4 : Images TerraSAR-X en intensité des 4 classes d'occupation du sol, site du Cambodge.

Nous avons calculé les variogrammes sur les extraits l'image TerraSAR-X en mode SL correspondant à chaque type d'occupation du sol dans le site du Cambodge (figure II.4.). Les variogrammes ont été calculé en direction horizontale, avec (lag distance en anglais signifie la distance h séparant deux pixels) $h=80$ (figure II.5.).

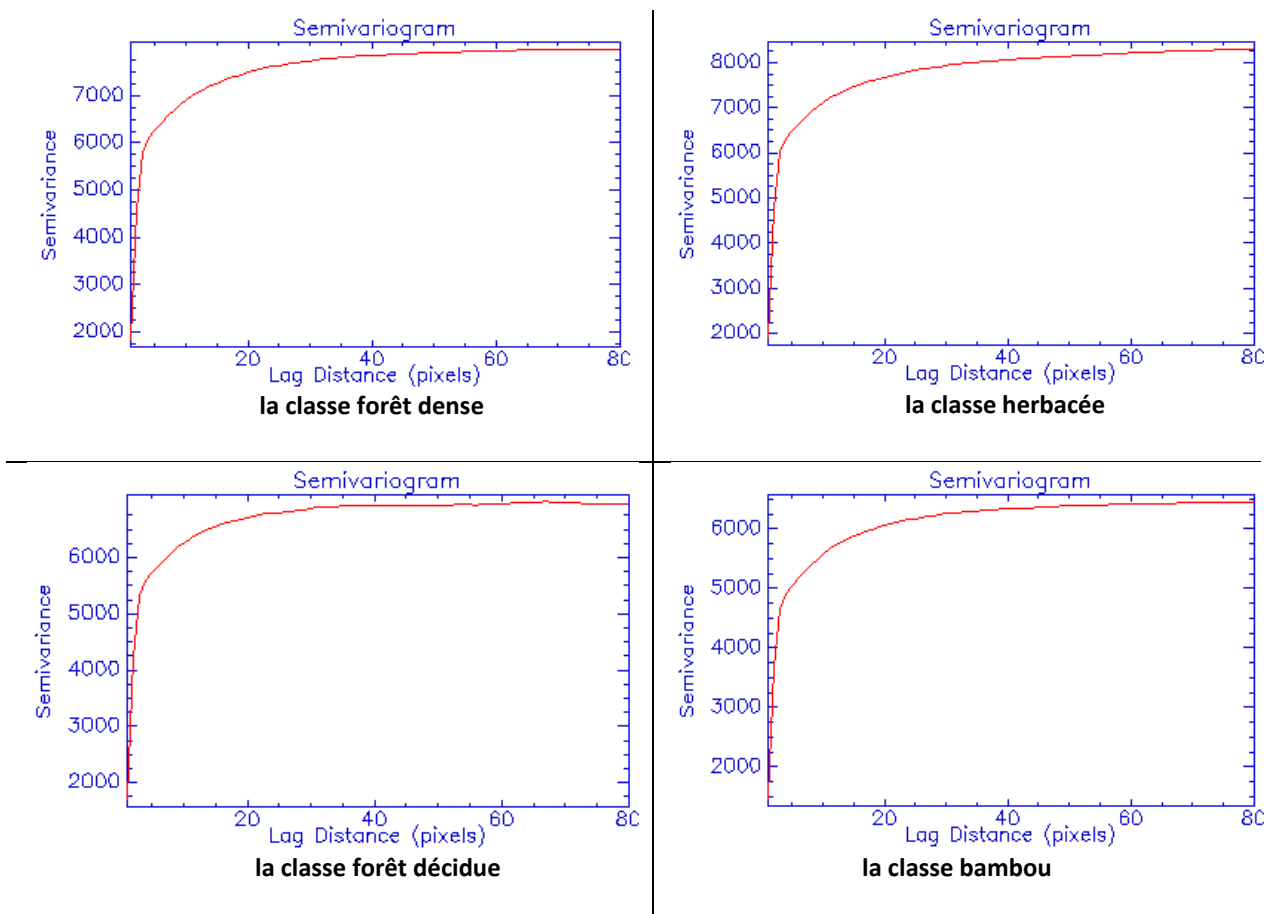


Figure II.5 : Variogrammes calculés en direction horizontale, avec $h=80$, sur les 4 classes du site du Cambodge sur une image

De la figure II.5 nous remarquons que les variogrammes ne permettent de distinguer aucune classe d'occupation de sol.

Annexe III

*

Analyse fréquentielle (Filtre par fonction porte)

1. Filtre par fonction porte

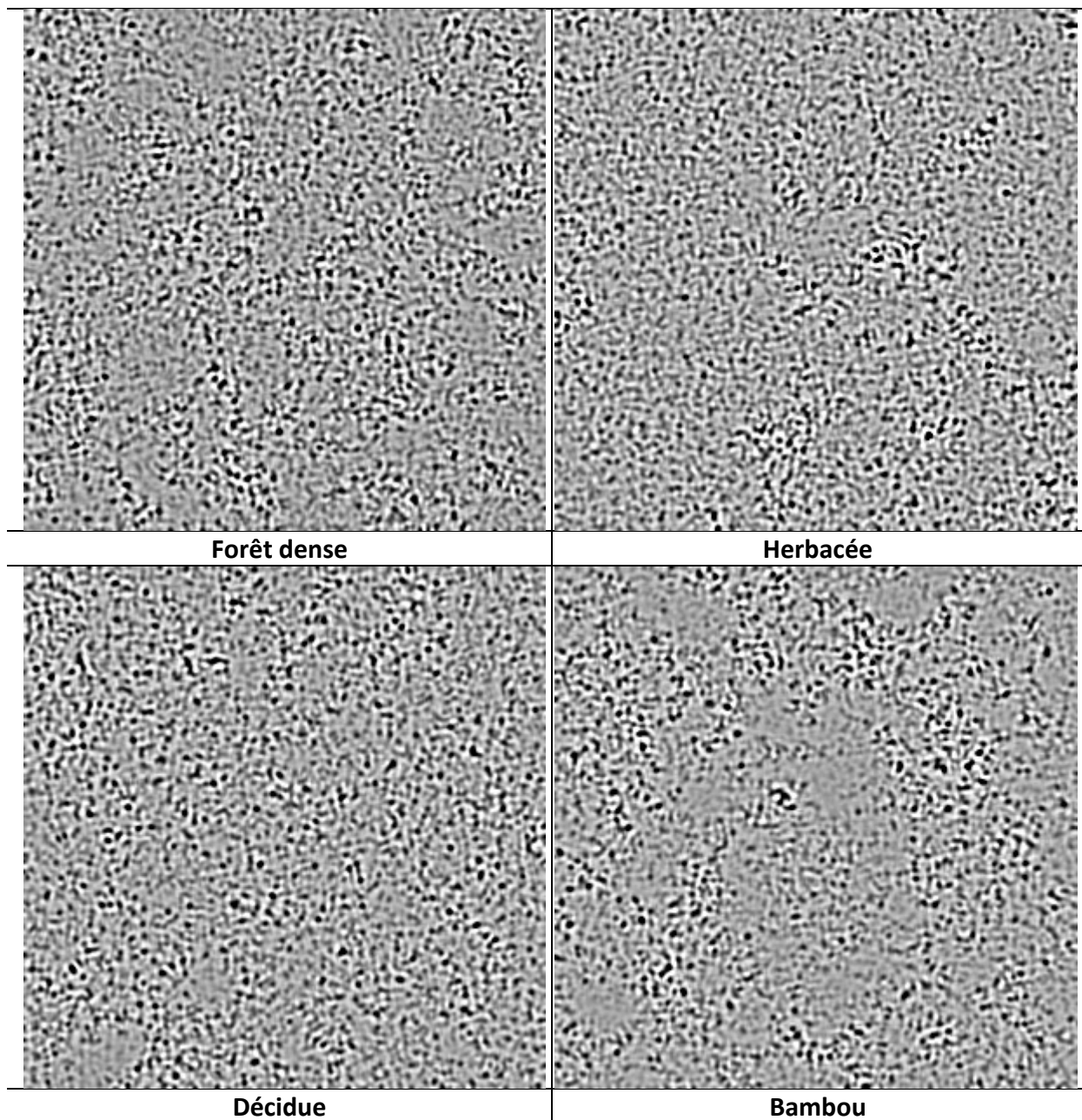


Figure III.4 : Image résultante de la différence du filtre (Lee 7x7 – Lee 3x3) pour chaque zones d’occupation du sol.

Dans cette partie, nous avons appliqué des filtres rectangulaires (dans ce cas le filtre adaptatif de Lee). Le filtre de Lee a été calculé sur les quatre classes d’occupation du sol du site du Cambodge (cf annexe II, figure II.4) sur des tailles de fenêtres de traitement différentes : 3x3, 7x7, 15x15, 20x20 et 25x25 pixels. Ensuite, nous avons effectué la

soustraction entre deux images filtrée avec deux tailles de fenêtres différentes (figures III.4, III.5, III.6, III.7, III.8).

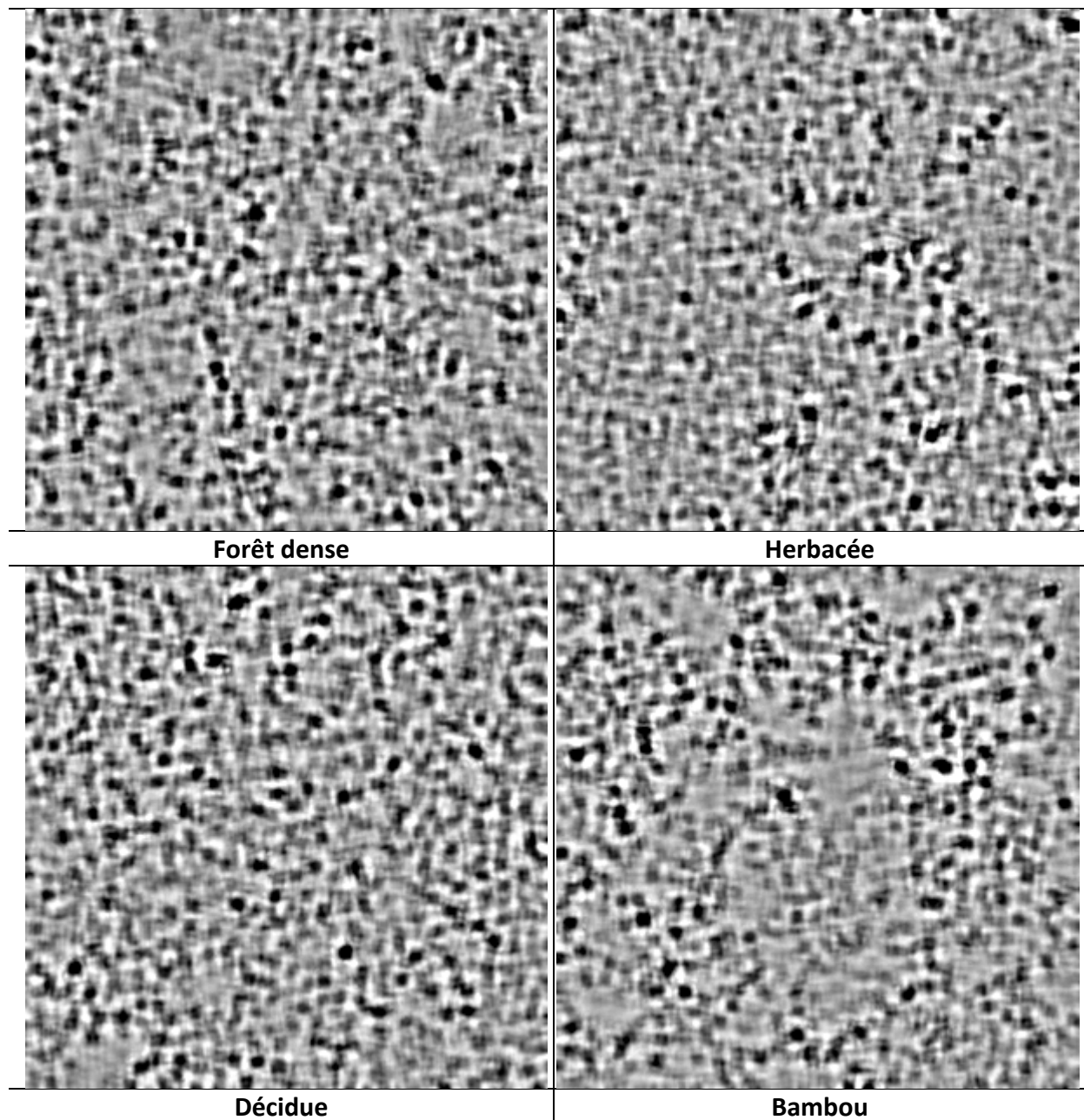


Figure III.5: Image résultante de la différence du filtre (Lee 15x15 – Lee 7x7) pour chaque zones d'occupation du sol.

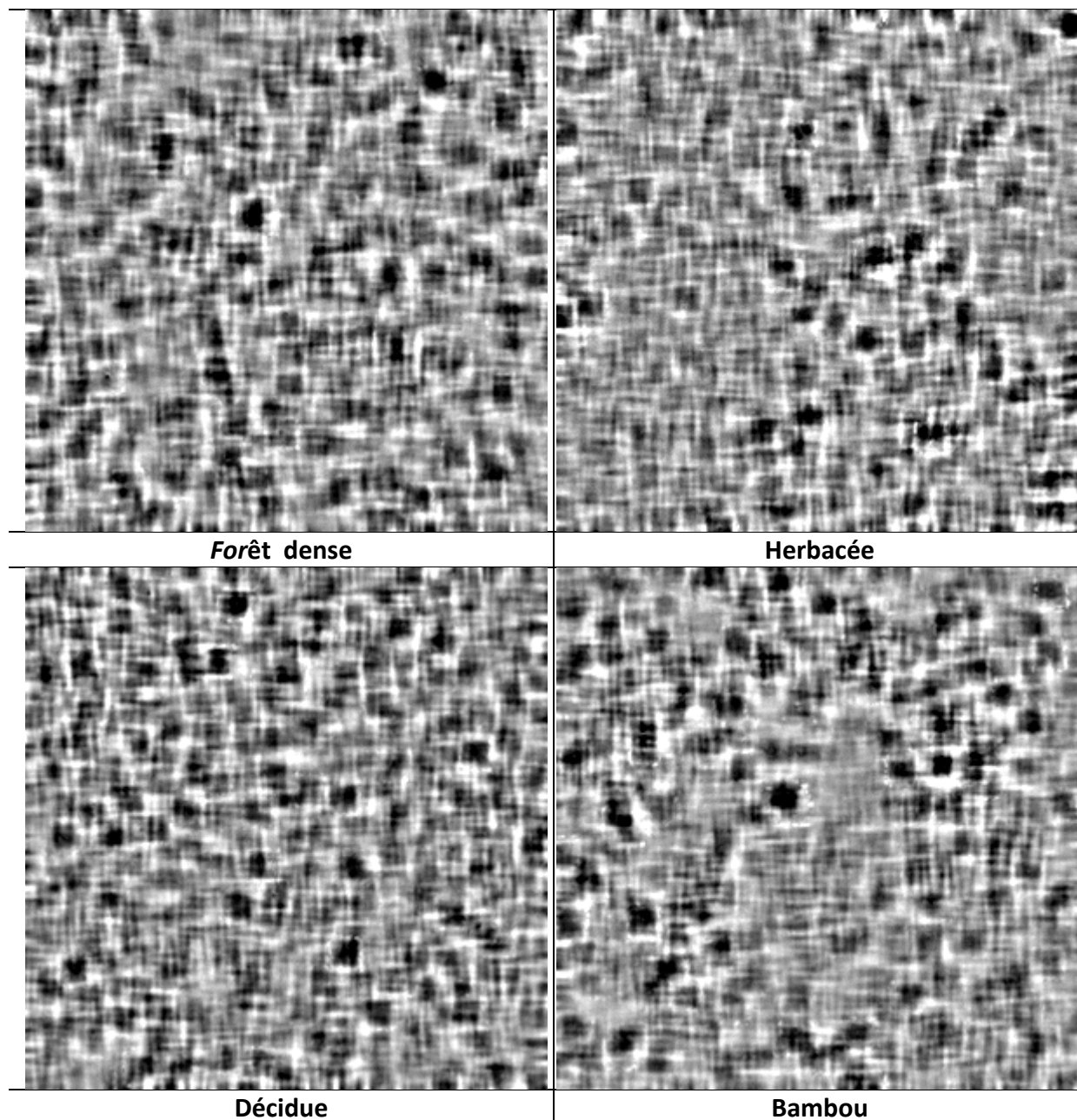


Figure III.6: Image résultante de la différence du filtre (Lee 20x20 – Lee 15x15) pour chaque zones d'occupation du sol.

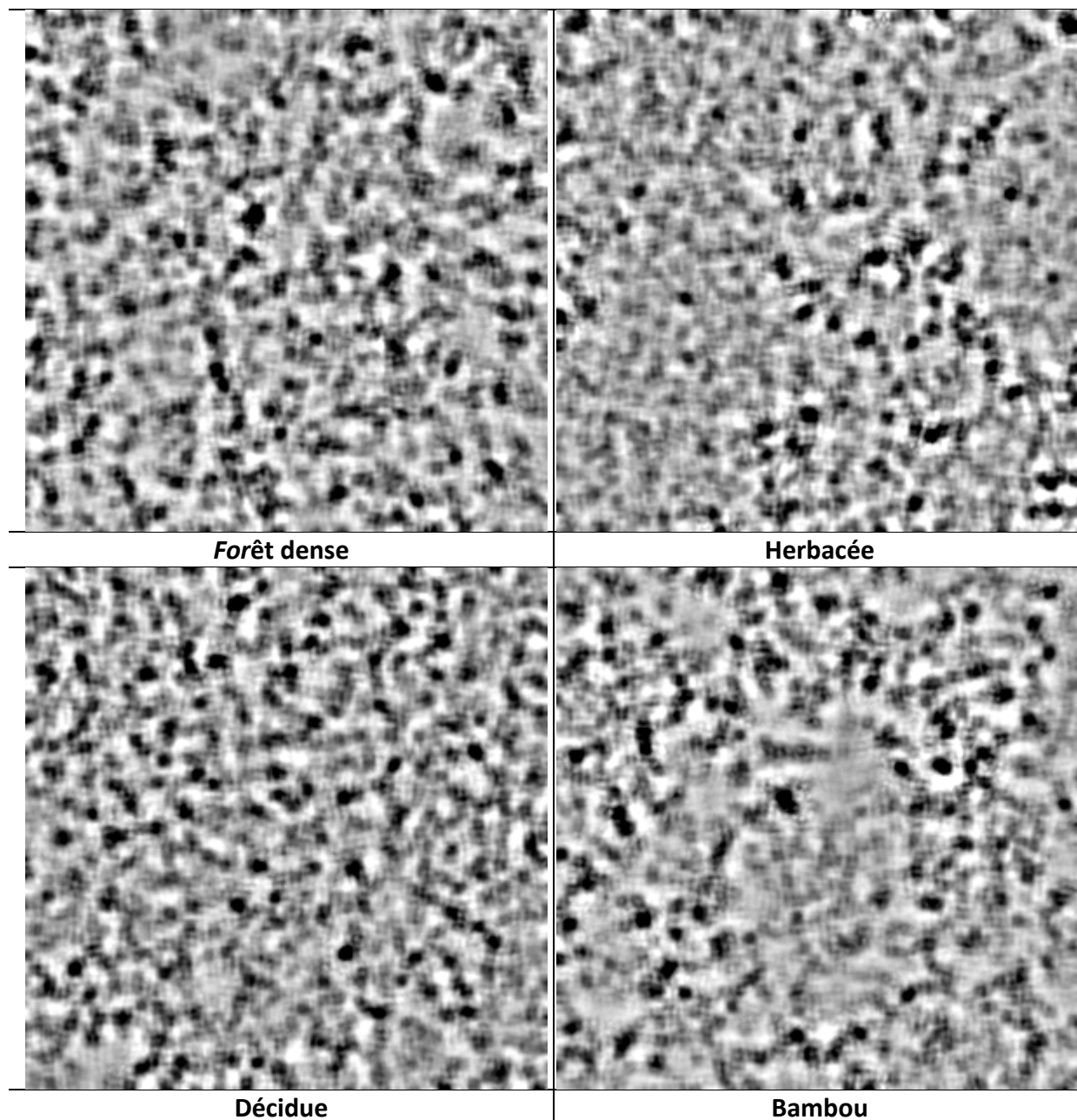


Figure III.7: Image résultante de la différence du filtre (Lee 25x25 – Lee 7x7) pour chaque zones d’occupation du sol.

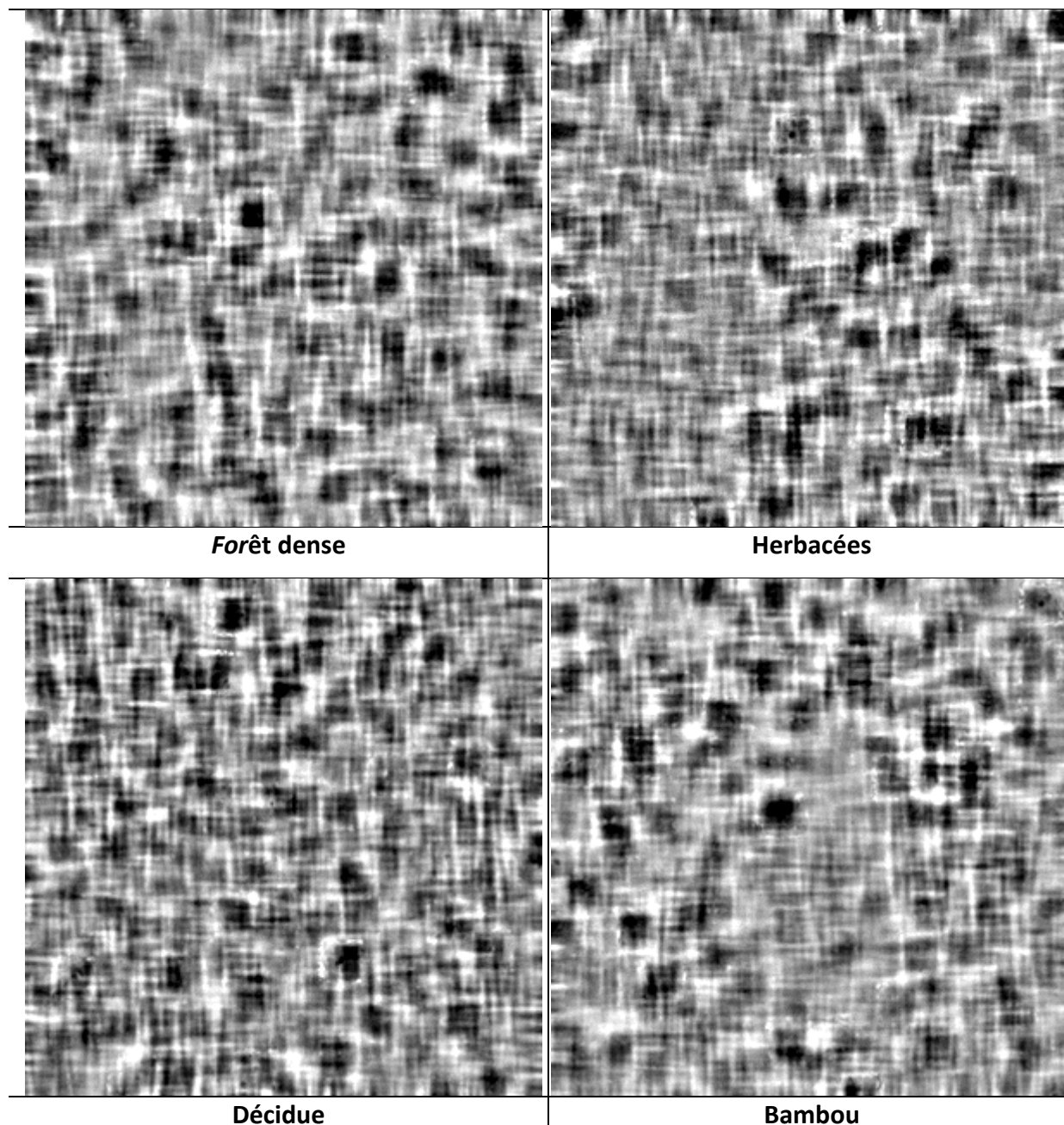


Figure III.8 : Image résultante de la différence du filtre (Lee 25x25 – Lee 20x20) pour chaque zones d’occupation du sol.

La figure III.9 illustre l’écart type en fonction de la moyenne des quatre zones d’occupation de sol du site du Cambodge pour chaque soustraction. Celle-ci ne dégage pas une distinction significative entre les 4 classes d’occupation du sol, sauf une légère distinction qui se dégage dans la soustraction des filtres (20–15).

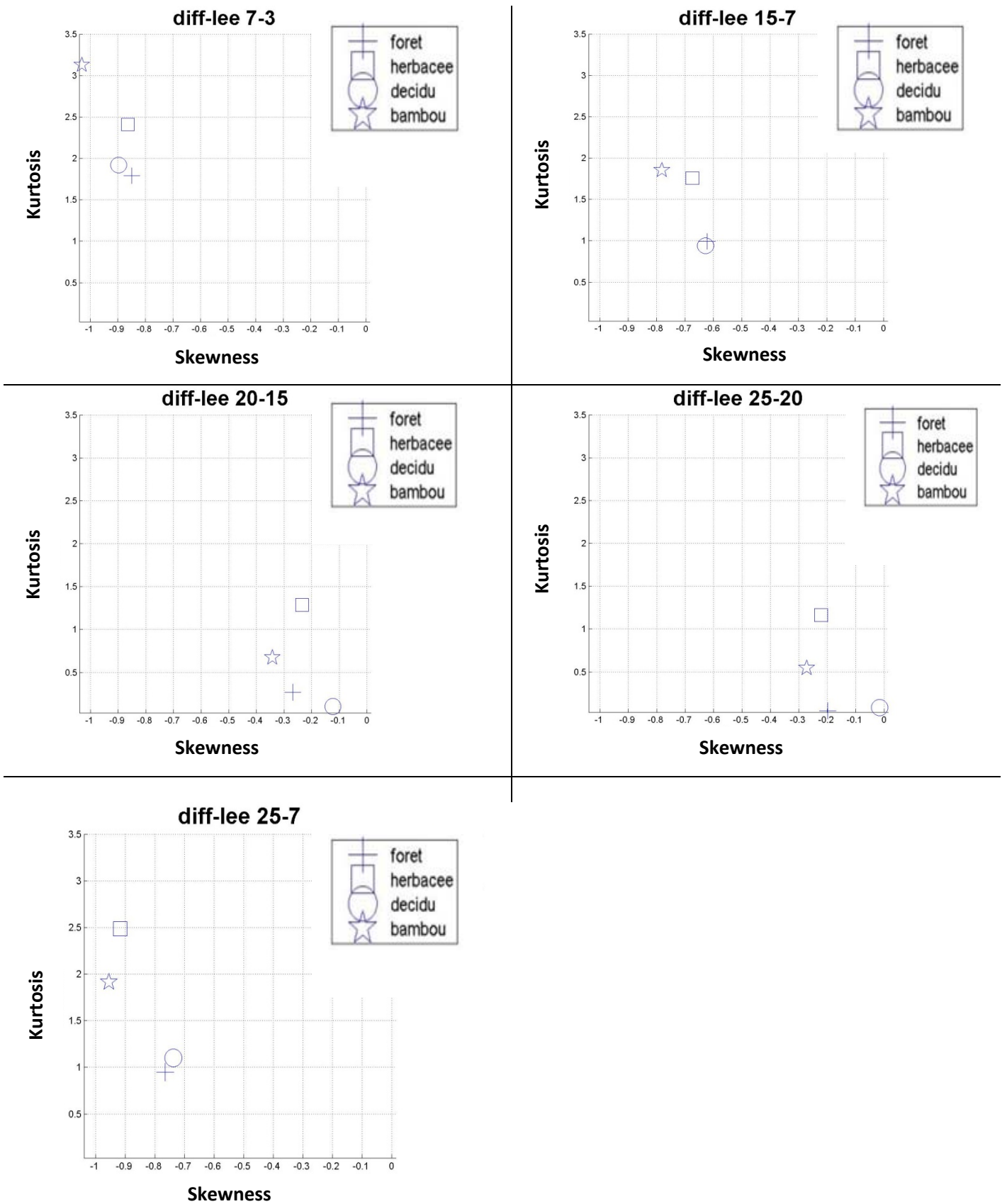


Figure III.9 : Ecart type en fonction de la moyenne des quatre zones d'occupation du sol pour chaque différence de Lee.

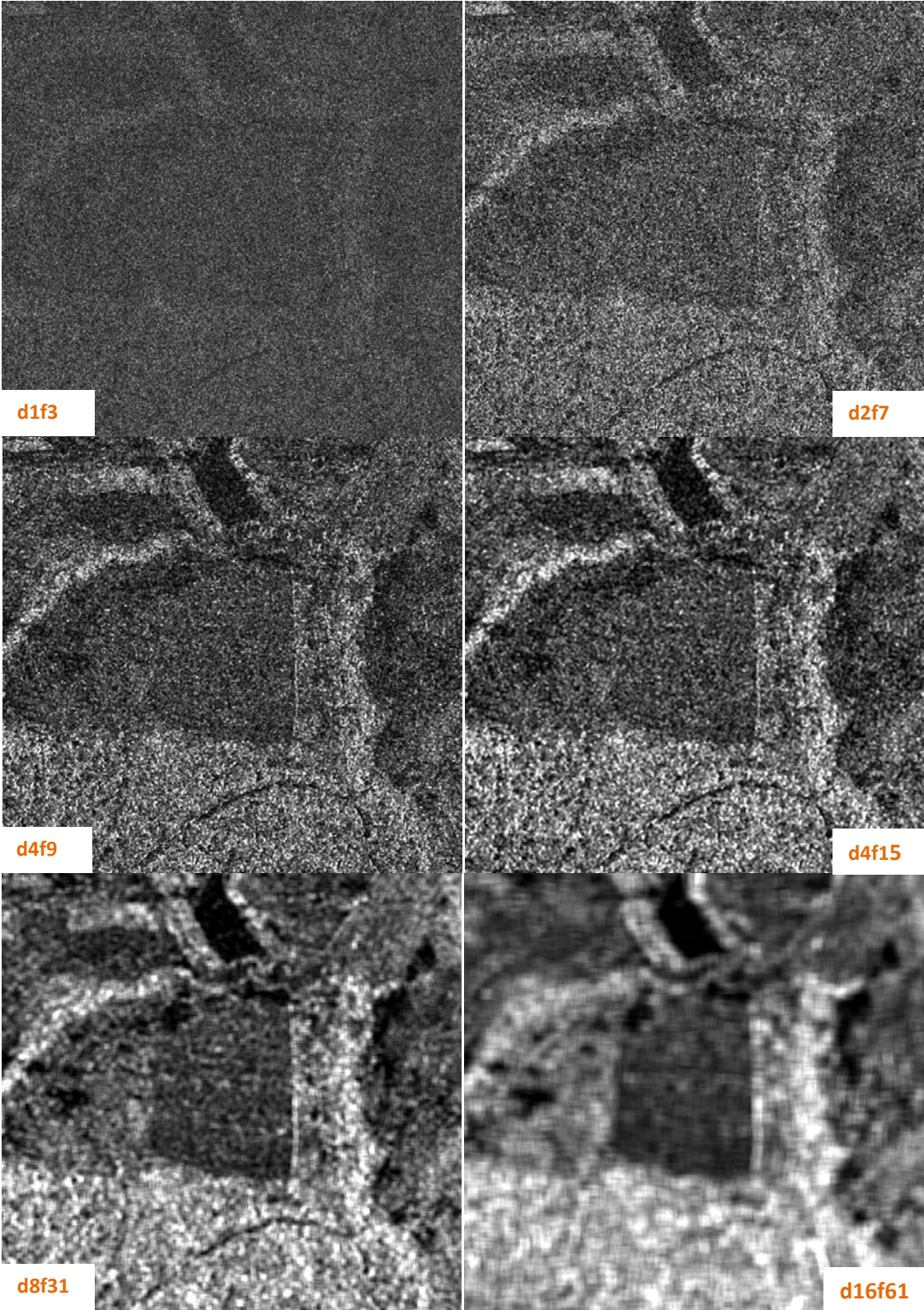
Annexe IV

*

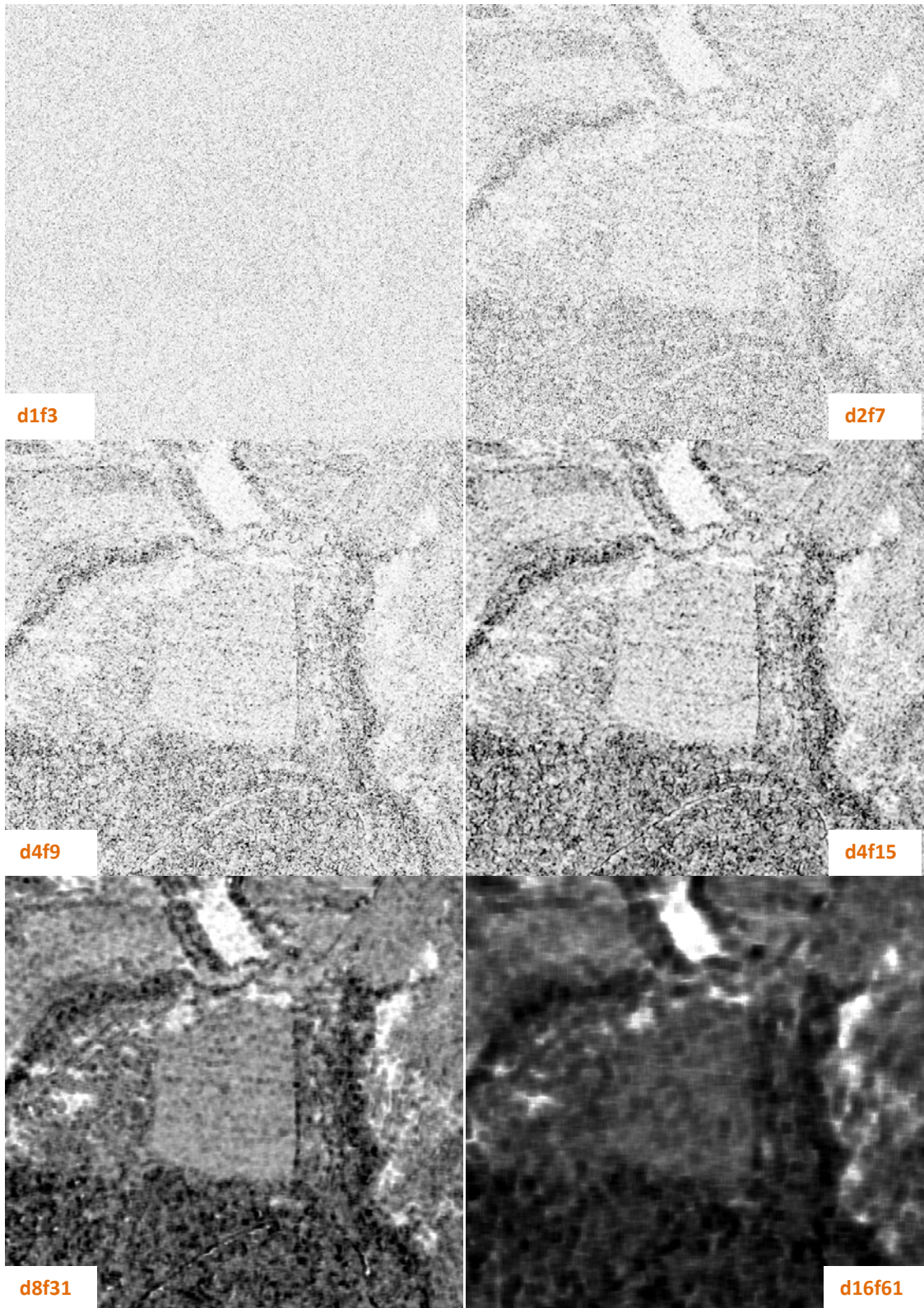
Paramètres de Haralick calculé sur le site du
brésil

Extrait d'images des paramètres de texture de Haralick calculé sur différentes distances sur le site d'étude du Brésil. Avec, d : représente la distance entre deux pixels, et f : la taille de la fenêtre glissante.

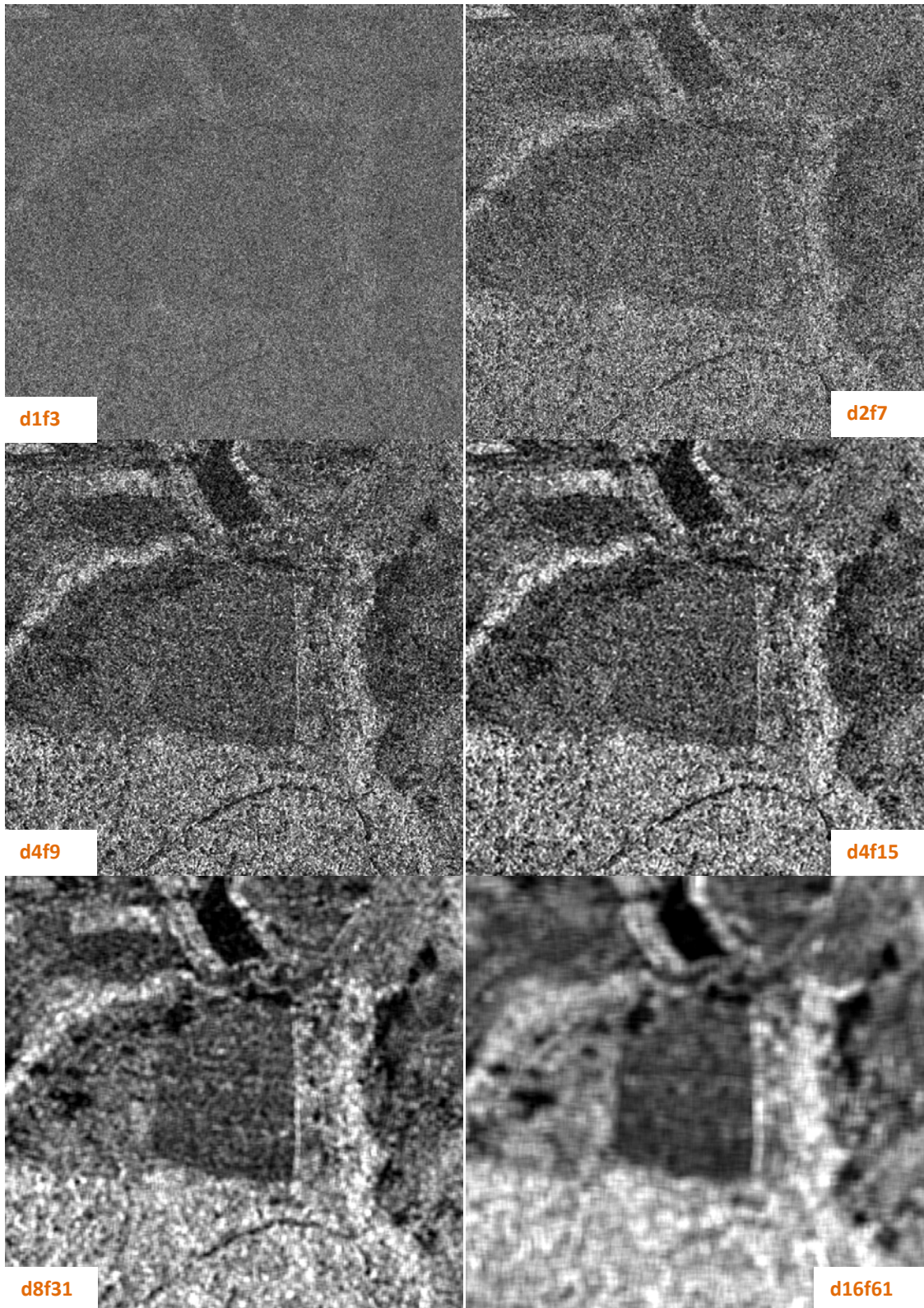
Contraste



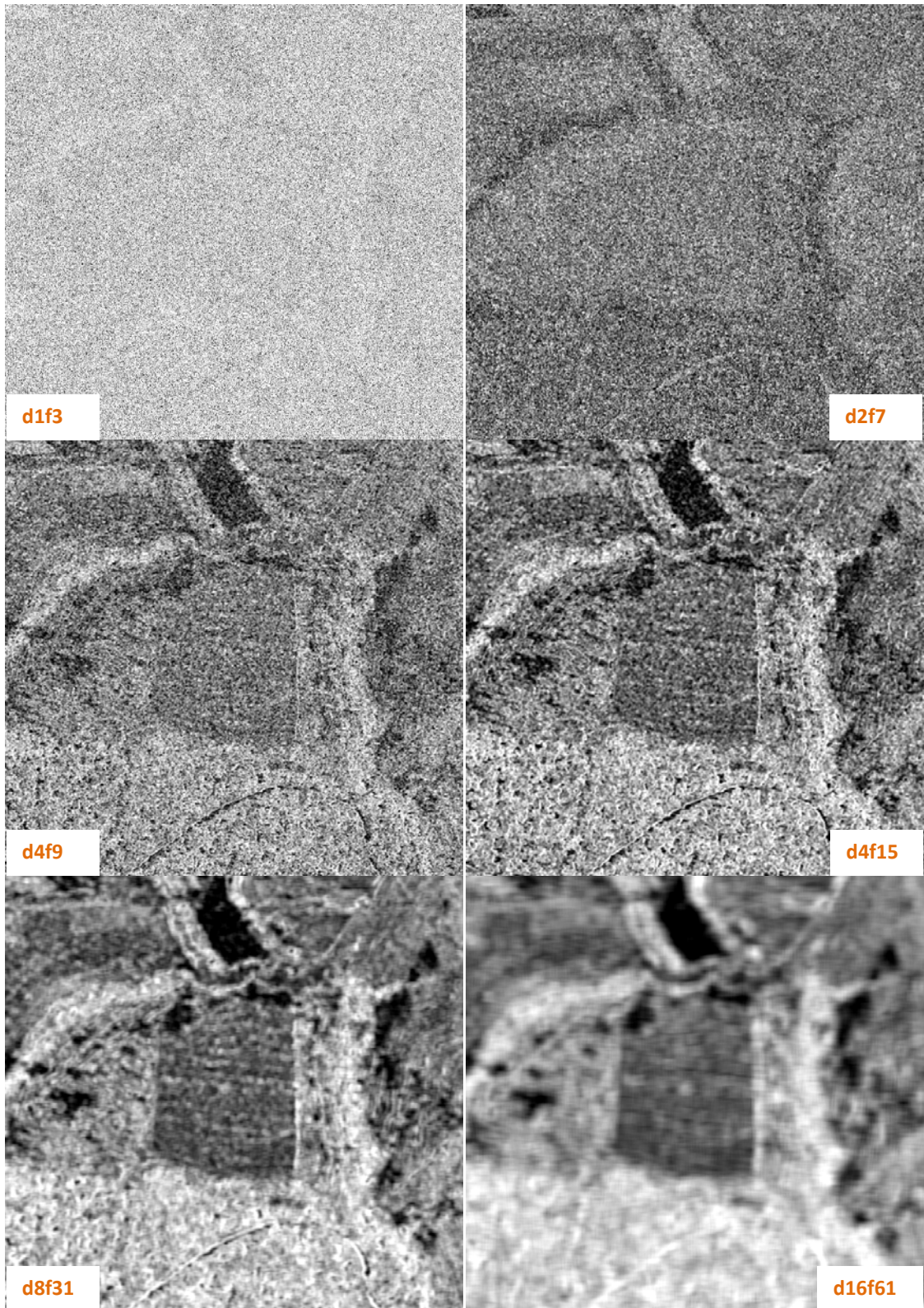
Corrélation



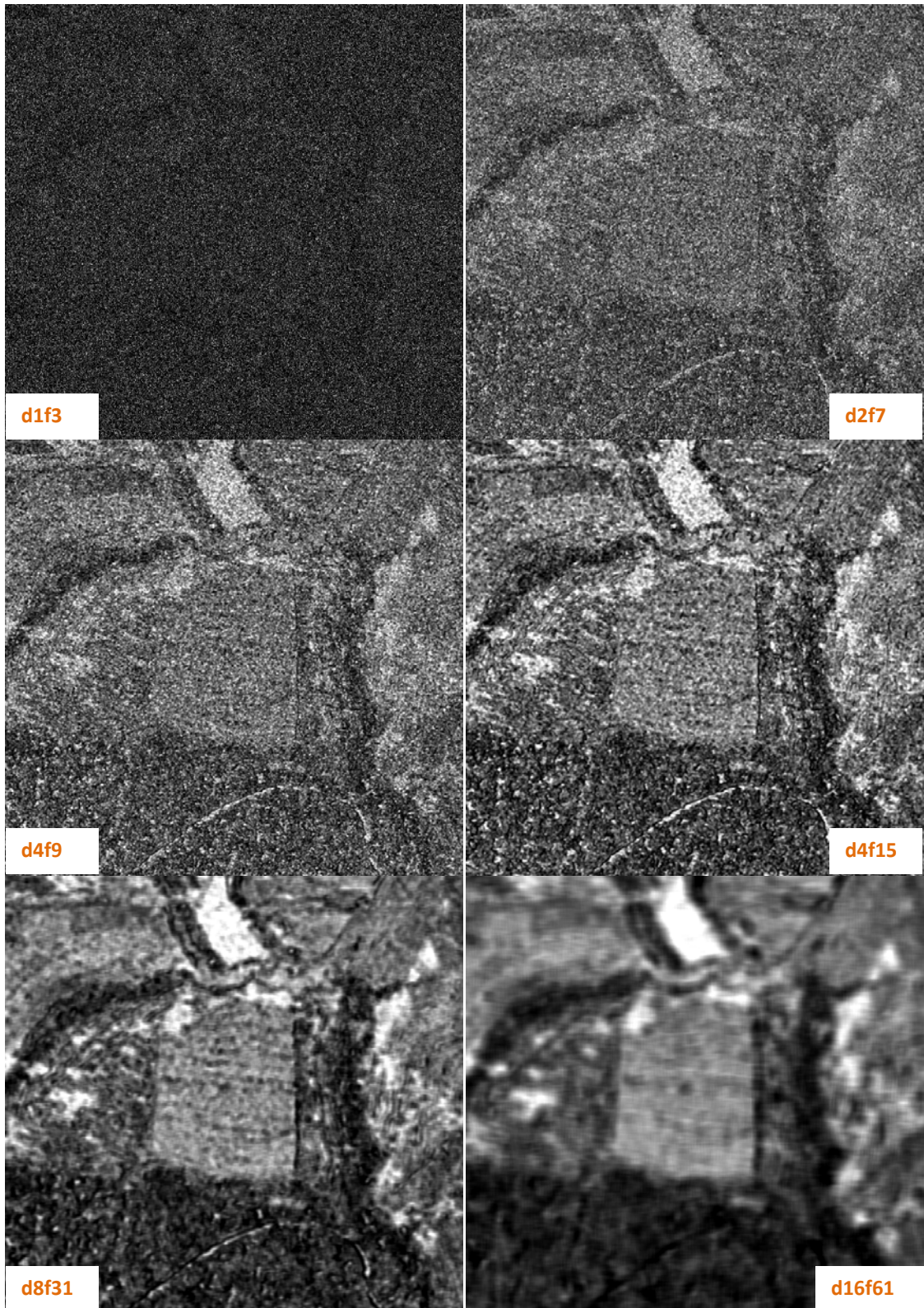
Dissimilarité



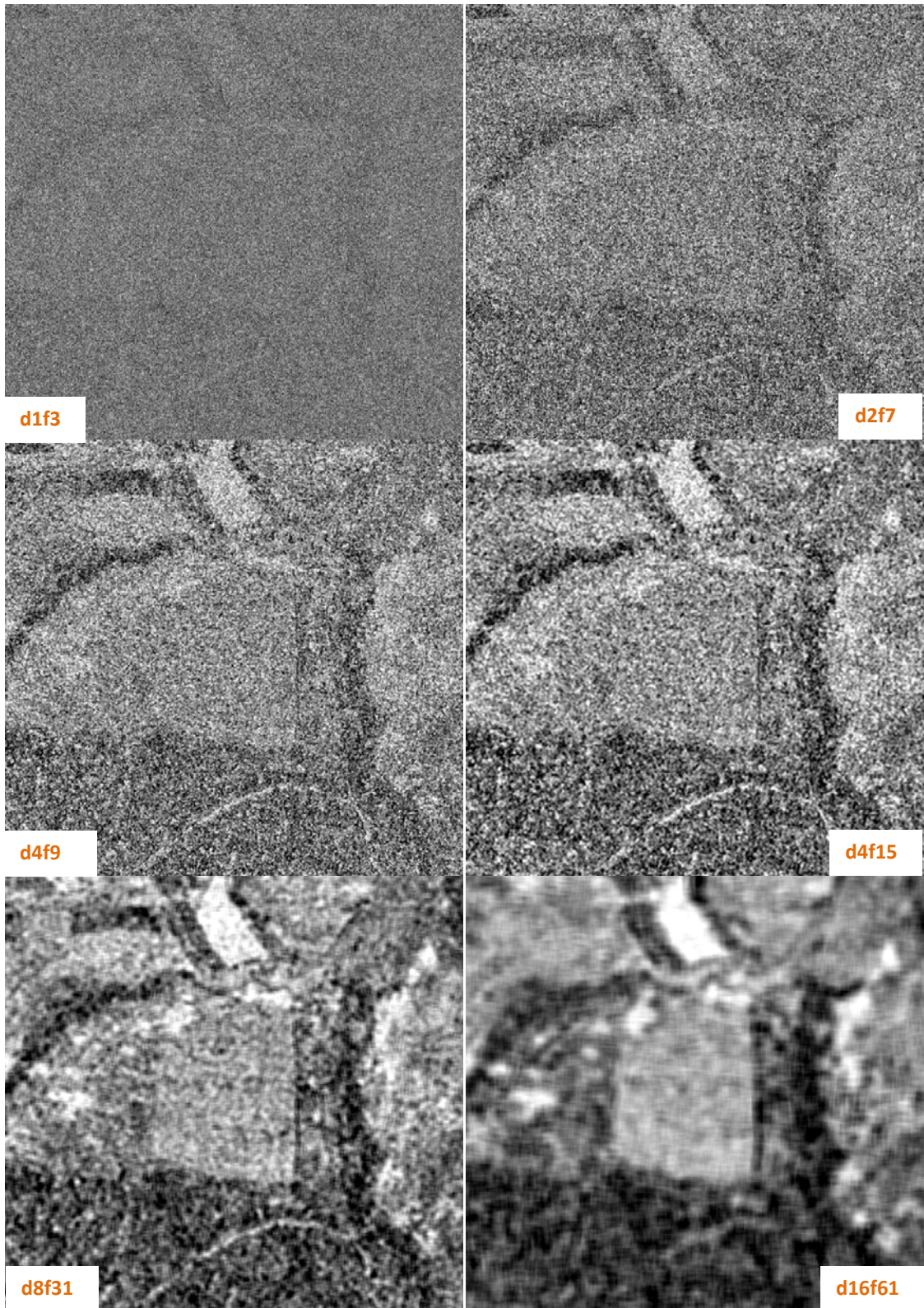
Entropie



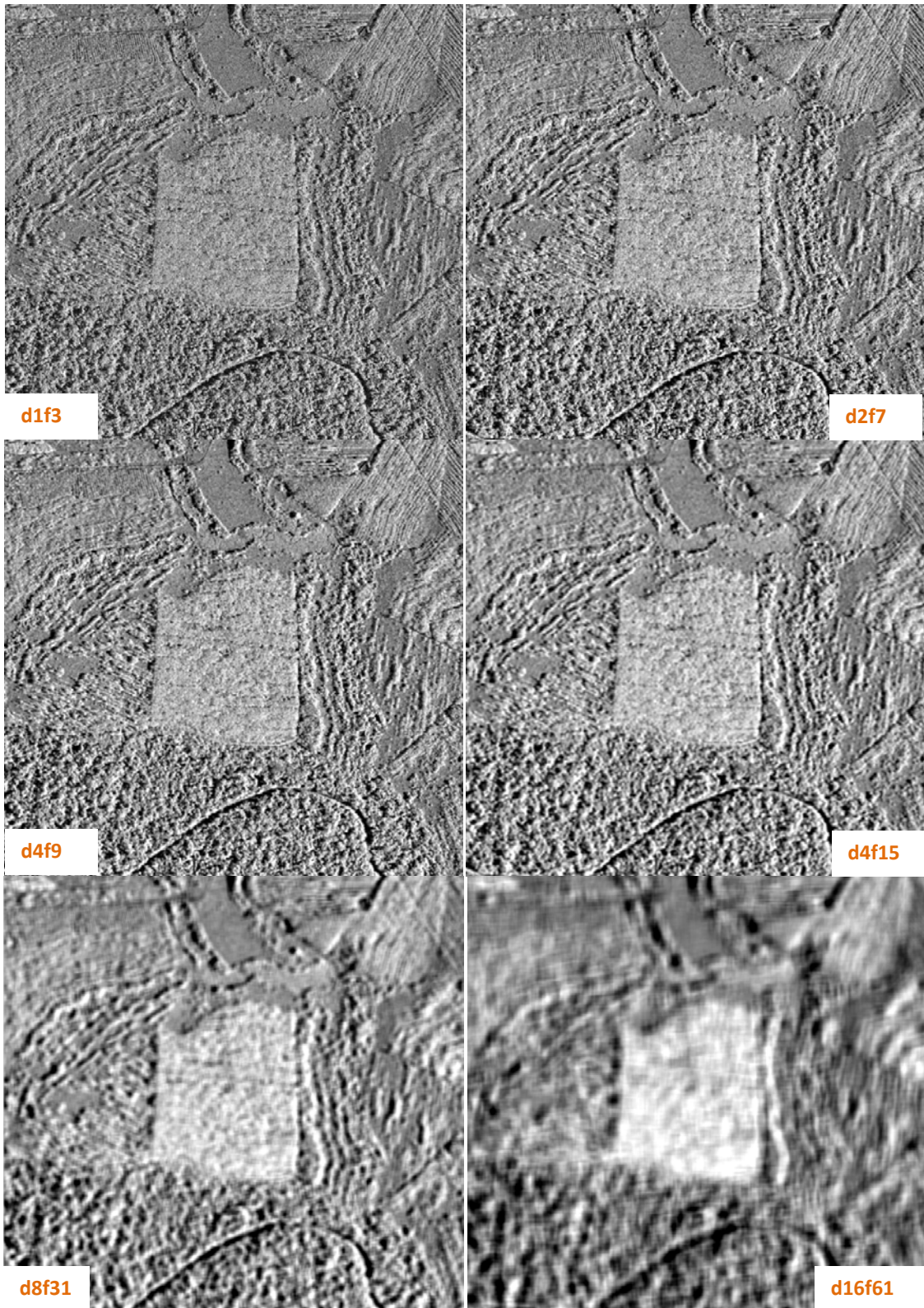
Energie



Homogénéité



Moyenne



Variance

