

THESE
présentée à
l'UNIVERSITÉ DE MARNE-LA-VALLÉE
pour obtenir
le grade de DOCTEUR
discipline : Sciences de l'Information Géographique
par

M. Yoann CHAMBENOIT

Soutenue le 14 décembre 2004

*Approches interactives pour l'analyse
des images RSO multi-temporelles*

Préparée au laboratoire de géomatériaux et encadrée par : M. Jean-Paul RUDANT
Co-encadrée au Laboratoire d'Informatique Système
Traitement de l'Information et de la Connaissance par : M. Emmanuel TROUVÉ

COMPOSITION DU JURY

M. Kacem CHEHDI	Rapporteur
M. Jean-Paul DEROIN	Rapporteur
M. Jérôme BRUNIQUEL	Examineur
M. Jean-Paul RUDANT	Directeur de thèse
M. Emmanuel TROUVÉ	Codirecteur de thèse

Remerciements

Cette thèse est l'aboutissement d'une collaboration entre le laboratoire de Géomatériaux (Université de Marne-La-Vallée) et le LISTIC (Université de Savoie).

Je voudrais tout d'abord remercier Jean-Paul Rudant, Professeur à l'Université de Marne-La-Vallée, pour m'avoir proposé un sujet si attrayant et novateur, et Emmanuel Trouvé, Maître de Conférences à l'Université de Savoie, pour son co-encadrement et ses conseils avisés.

Je souhaite également remercier vivement Kacem Chehdi, Professeur à l'Université de Rennes I, pour avoir accepté de rapporter sur ce mémoire ainsi que de présider mon jury.

Je tiens à exprimer tous mes remerciements à Jean-Paul Deroin, Professeur à l'Université de Bordeaux III, qui m'a fait l'honneur de rapporter sur ce mémoire.

Toute ma gratitude va également à Jérôme Bruniquel, R&D Alcatel Espace, pour avoir accepté de faire partie du jury et pour ses commentaires pertinents sur mes travaux.

Un grand merci également à tous les footballeurs géologues du laboratoire géomatériaux pour m'avoir aidé à ne pas répéter mes erreurs du début.

Un merci également aux membres du LISTIC avec qui j'ai partagé pauses-café réparatrices et indispensables pour la mise en forme de cette thèse.

Merci à ma famille qui a été là en cas de besoin.

Je tiens également à remercier tous les amis qui m'ont offert le gîte pendant mes déplacements : Nico, Salvi, David, David et Mélanie, ainsi que tous ceux qui étaient là pendant la thèse : Bertrand et Roxane, Tom, Cèbe, Seb et Céline, François et Marie, et tous les autres que j'oublie certainement et qui m'en voudront à mort de les avoir oubliés, mais sans le soutien de qui je n'aurais pas pu finir cette thèse aujourd'hui.

S'il n'y a pas de solution, c'est qu'il n'y a pas de problème

Devise Shadok

Table des matières

Notations	vii
Introduction	1
I Première partie - Contexte Méthodologique et Thématique	5
1 Contexte expérimental	9
1.1 Recalage des images	10
1.2 Guyane	11
1.2.1 Zone de Kourou	14
1.2.2 Zone de Saint-Laurent-du-Maroni	16
2 Imagerie Radar à Synthèse d'Ouverture	23
2.1 Caractéristiques des systèmes radar	24
2.1.1 Système actif	25
2.1.2 Résolution spatiale des images RSO	26
2.1.3 Le chatoiement ou "speckle"	28
2.1.4 Effets géométriques	29
2.2 Différentes plateformes radar	30
2.2.1 Satellites ERS et ENVISAT	30
2.2.2 Autres satellites radar	33

2.2.3	Systèmes radar aéroportés	35
2.3	Radar et photo-interprétation	37
3	Filtrage multi-temporel	39
3.1	Filtrage adaptatif 2D	41
3.2	Le filtre multi-canal à compensation de texture	42
3.3	Le filtre temps-espace	43
3.4	Le filtre à voisinage adaptatif 3D	45
3.5	Conclusion	47
4	Segmentation d'images	49
4.1	Notions de segmentation	50
4.1.1	Approche région	50
4.1.1.1	Segmentation par classification et étiquetage en composante connexes	51
4.1.1.2	Segmentation par croissance de région (Fusion de régions)	51
4.1.2	Approche contour	52
4.1.3	Recherche de contours sur les images RSO	53
4.1.4	Suivi d'objets	55
4.2	Détection d'objets dans les images RSO	55
4.2.1	Différentes méthodes	55
4.2.2	Une méthode particulière : les contours actifs (ou snakes)	56
4.2.2.1	Principes des contours actifs	57
4.2.2.2	Mise en œuvre	60
4.2.2.3	Différentes applications	61
4.3	Conclusion	62

II	Deuxième Partie - Applications	65
5	Evaluation de performances de filtrage RSO multi-temporel	69
5.1	Évaluation par critères statistiques	70
5.1.1	Préservation de la radiométrie moyenne	71
5.1.2	Réduction de bruit	74
5.1.2.1	Performances des différents filtres	75
5.1.2.2	Influence du nombre d'images	76
5.1.3	Préservation de l'information spatiale	80
5.1.4	Préservation de l'information temporelle	82
5.1.5	Comparaison globale	86
5.2	Évaluation par photo-interprétation	87
5.2.1	Protocole expérimental	87
5.2.2	Critères d'évaluation	88
5.2.3	Résultats expérimentaux	90
5.2.3.1	Détection des points	90
5.2.3.2	Détection des lignes	91
5.2.3.3	Détection des surfaces	91
5.2.3.4	Robustesse des résultats	91
5.2.4	Comparaison globale	93
5.3	Conclusion	94
6	Contours actifs multi-temporels	97
6.1	Structures stables	99
6.1.1	Zone d'étude	99
6.1.2	Fusion d'informations au niveau radiométrique	100
6.1.3	Fusion d'informations au niveau des caractéristiques	102
6.2	Structures en déplacement	105

6.2.1	Zone d'étude - Synthèse de déplacement	105
6.2.2	Fusion d'informations au niveau de la prise de décisions	107
6.2.3	Multi-snake	108
6.2.3.1	Energie multi-temporelle	109
6.2.3.2	Différentes stratégies de pré-positionnement	110
6.2.3.3	Parcours du multi-snake	111
6.2.3.4	Résultats	111
6.3	Conclusion	114
7	Etude de cas	115
7.1	Kourou, trait de côte	116
7.1.1	Phénomène étudié	116
7.1.2	Différents scénarios	121
7.2	Résultats expérimentaux	121
7.2.1	Détection manuelle sur données non filtrées	121
7.2.2	Détection par multi-snake sur données non-filtrées	123
7.2.3	Détection par multi-snake sur données filtrées	125
7.3	Conclusion	128
	Conclusions et Perspectives	133
III	Annexes	135
A	Base d'images	137
A.1	Kourou	138
A.2	St-Laurent-du-Maroni	145
B	Ajout d'un terme d'énergie temporelle au snake	153

C Réduction de bruit due à la multi-résolution	157
Bibliographie	164
Liste des figures	164
Liste des tableaux	169

Notations

Notations mathématiques :

C_I est le coefficient de variation de l'image

I est l'intensité de l'image

K est le nombre d'images dans la pile

k est le compteur des images

L_{eq} est le nombre de vues équivalent

N est le nombre de points dans le snake

n est le compteur des points du snake

P_k^n est le $n^{\text{ème}}$ noeud du snake de la $k^{\text{ème}}$ image

R_0 est la valeur non-bruitée de la radiométrie

s est le speckle du pixel considéré

T_k est la $k^{\text{ème}}$ image de la pile

σ_I est l'écart type de l'image d'intensité

μ_I est la moyenne de l'image d'intensité

Acronymes :

Filtres :

TCMF (*Texture Compensation Multicanal Filter*) : Filtre multi-canal à compensation de texture.

TSF (*Time-Space Filter*) : Filtre Temps-Espace.

3D-ANF (*3 Dimensional Adaptive Neighborhood Filter*) : Filtre de voisinage adaptatif 3D.

2D-AF (*2 Dimensional Adaptative Filter*) : Filtre adaptatif 2D.

Traitements :

DCT (*Discrete Cosinus Transform*) : Transformation cosinus discrète.

Détecteur CFAR (*Constant False Alarm Rate*) : Détecteur à taux de fausse alarme constant.

MMSE (*Minimum Mean Square Error*) : Erreur quadratique moyenne minimum.

Filtre LMMSE (*Linear Minimum Mean Square Error*) : Filtre linéaire à erreur quadratique moyenne minimum.

Estimateur MAP (*Maximum A Posteriori*) : Estimateur maximum a posteriori.

Introduction

Le développement de méthodes dédiées à l'analyse de données satellitaires multi-temporelles est un des enjeux majeurs pour la communauté de la télédétection. En effet, depuis plusieurs dizaines d'années dans le cas des satellites optiques, et une quinzaine d'années dans le cas de l'imagerie radar, une base de données importante d'images de la terre a été acquise. Cette base de données est mise à jour quotidiennement grâce aux nouvelles missions d'observation de la terre actuellement en activité, et le sera encore avec celles sur le point d'être lancées. Les capteurs de télédétection optique acquièrent des données dans différentes bandes spectrales (visible, infra-rouge, ...) avec une perception proche de celle de l'œil humain en terme de géométrie et de radiométrie. De ce fait, les données fournies par ces capteurs sont souvent préférées en raison de la facilité d'analyse et de traitement qui en découle. Par contre, les capteurs optiques sont des capteurs passifs qui dépendent du rayonnement solaire et des conditions météorologiques, ce qui n'est pas le cas des capteurs radar. La télédétection Radar à Synthèse d'Ouverture (RSO) est une source d'informations privilégiée pour bénéficier de séries multi-temporelles permettant notamment le suivi des évolutions et la mise à jour de fonds cartographiques dans de nombreux pays qui n'ont pas la possibilité de mener régulièrement des campagnes de photographies aériennes. Ceci est particulièrement vrai pour les pays de la ceinture tropicale, où d'une part le parc de cartes existant est souvent très ancien, et d'autre part les difficultés techniques augmentent en raison du climat et de l'isolement des territoires.

Cependant, ces données ne sont que peu exploitées par la communauté utilisatrice (les laboratoires de géosciences, les organismes en charge de la surveillance et de l'aménagement du territoire) à cause de deux phénomènes. Le premier est le chatoiement (speckle) présent sur les images comme un bruit multiplicatif et qui en affecte la radiométrie. Le second est lié à la géométrie du radar qui modifie l'échantillonnage au sol des zones de relief. Ainsi de nombreux traitements adaptés à la télédétection optique ne sont pas utilisables sur ce type de données, ce qui en gêne l'exploitation. Depuis une quinzaine d'années des travaux de recherche en imagerie RSO ont été menés principalement du point de vue méthodologique par la communauté traitement du signal et image. Néanmoins, un besoin important d'aide à l'utilisation de méthodes existantes ou de méthodes interactives subsistent au sein de la communauté des utilisateurs finaux. Ces travaux de thèse situés à l'interface entre ces deux communautés ont pour objectif de promouvoir certains travaux existant, tels que les méthodes de filtrage, et d'apporter des outils

permettant à la communauté utilisatrice de mieux appréhender les données RSO.

Cette thèse s'est déroulée en co-encadrement entre le Laboratoire de Géomatériaux de l'Université de Marne-la-Vallée et le Laboratoire d'Informatique, Système, Traitement de l'Information et de la Connaissance (LISTIC) de l'Université de Savoie. Le fait d'appartenir conjointement à un laboratoire orienté "thématique" et à un laboratoire spécialisé dans le "traitement de l'information" a permis de développer des outils dédiés à la photo-interprétation avec une approche prenant en compte les avis des utilisateurs. Les aspects thématiques liés aux spécificités des zones étudiées sont approfondis en s'appuyant sur les compétences en sciences de l'information géographique développées au Laboratoire des Géomatériaux. Les problèmes de fusion d'informations sur les données numériques sont approfondis en s'appuyant sur les compétences en traitement d'images et en fusion développées au sein de l'équipe "Logiciels et Traitement de l'Information" du LISTIC. Les aspects méthodologiques liés aux spécificités des données radar satellitaires s'appuieront sur les compétences des deux laboratoires.

Deux axes principaux ont été développés. Le premier est lié au problème de l'utilisation de filtres de speckle dans les séries multi-temporelles et le second au problème de la détection interactive de structures stables ou en déplacement en utilisant l'information apportée par l'ensemble des images. Confrontée au problème du speckle, la communauté utilisatrice est souvent réticente au fait de filtrer les images RSO avant de les analyser, car elle craint une perte de résolution ou une perte d'information sur l'image. Par le passé, plusieurs techniques de filtrage ont été évaluées sur des petites zones [70]. Nous avons proposé d'évaluer les performances de différents filtres non seulement sur les critères statistiques usuels que sont la réduction de bruit, la préservation de l'information spatiale ou la préservation de la radiométrie, mais également sur des critères plus subjectifs tels qu'une qualité de détection manuelle. Pour cela, nous avons mis en œuvre un protocole d'interprétation visuelle, dans lequel nous avons demandé à un ensemble d'utilisateurs de données RSO de retrouver des objets dans des images, filtrées ou non. Puis nous avons exploité ces résultats pour obtenir une évaluation quantitative des performances qui permet d'apprécier de façon objective l'influence du filtrage sur les zones étudiées.

Une autre demande souvent formulée est la détection automatique ou le suivi d'objets dans des séries d'images multi-temporelles. La méthode des contours actifs nous a semblé être une méthode fiable permettant de raffiner une initialisation tracée manuellement. Suivant la nature de l'objet, en déplacement ou stable, la détection ne s'effectue pas de la même manière et les informations multi-temporelles ne sont pas fusionnées au même niveau de la chaîne de traitements. Nous avons proposé différentes stratégies qui tiennent compte des objets recherchés et de l'information a priori fournie par les utilisateurs.

Ce manuscrit est organisé en deux parties complétées par des annexes. La première partie, composée des chapitres 1, 2, 3, et 4, introduit le contexte de la télédétection par imagerie satellitaire radar. Après la présentation des différentes zones de notre étude, nous abor-

dans les spécificités des images RSO et des méthodes requises pour l'exploitation des séries multi-temporelles. La seconde partie, composée des chapitres 5, 6 et 7, présente les travaux réalisés au cours de cette thèse. Ceux-ci reprennent et étendent aux données multi-temporelles les travaux présentés dans la première partie de ce manuscrit dans le contexte du suivi d'objets géographiques.

Première partie

Contexte Méthodologique et
Thématique

Introduction

La première partie de ce document présente le contexte de l'étude et les données satellitaires radar sur lesquelles nous avons travaillé au cours de cette thèse. Elle soulève les problèmes rencontrés lors de l'utilisation de données RSO à des fins d'interprétations visuelles et/ou par des méthodes automatiques.

Le chapitre 1 introduit les zones géographiques de notre étude et les différentes images composant les bases de données disponibles. La totalité des images est présentée en annexe A.

Le chapitre 2, rappelle les différentes caractéristiques des systèmes radar, ainsi que les différentes plateformes radar utilisées en télédétection.

Le chapitre 3 présente quatre approches différentes du filtrage d'images RSO multi-temporelles. La première est le filtrage spatial classique adaptatif appliqué à chaque image [43], alors que les trois autres correspondent aux filtres multi-temporels suivants : le filtre multi-canal à compensation de texture (TCMF), proposé par Bruniquel et Lopès [6], le filtre temps-espace (TSF), proposé par Coltuc et al. [20], et le filtre à voisinage adaptatif 3D (3D-ANF) proposé par Ciuc et al. [14].

Le chapitre 4 rappelle quelques principes de segmentation d'images RSO et présente une méthode de segmentation particulière, la méthode des contours actifs, dont les caractéristiques nous sont apparues intéressantes dans le contexte d'une détection semi-automatique de structures à partir d'une initialisation fournie par l'utilisateur.

Chapitre 1

Contexte expérimental

Sommaire

1.1	Recalage des images	10
1.2	Guyane	11
1.2.1	Zone de Kourou	14
1.2.2	Zone de Saint-Laurent-du-Maroni	16

Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons les données utilisées au cours de ces travaux. Les pré-traitements effectués sur ces images sont définis dans la section 1.1. Ces zones d'études situées principalement en Guyane, dans un milieu inter-tropical, sont décrites dans la section 1.2. Dans ces régions, l'acquisition d'images optiques est rendue difficile par la forte nébulosité. Le radar fonctionne avec des ondes centimétriques (cf. section 2.1.1) et permet donc de se libérer des contraintes météorologiques. Cependant du fait de la taille importante des images ($\sim 8200 \times 8000$), nous avons travaillé sur des extraits de celles-ci. De plus, nous nous sommes concentrés sur des zones terrestres anthropisées et plus particulièrement les zones de Kourou (section 1.2.1) et St-Laurent-du-Maroni (section 1.2.2). L'ensemble des images ayant servi à notre étude est illustré en Annexe A.

1.1 Recalage des images

Toutes les images sur lesquelles nous avons travaillé sont issues des satellites ERS-1, -2, et ENVISAT dont les caractéristiques ont été présentées en section 2.2.1. La figure 1.1 illustre l'orbitographie du satellite ENVISAT. Ces orbites sont répétées mais le satellite ne repasse pas exactement au même endroit, ce qui entraîne un décalage qui varie de quelques mètres à plusieurs centaines de mètres entre deux passes. Cet écart de passage appelé base (baseline en anglais) implique que le chatoiement n'a pas la même réalisation sur chaque image, et, plus la base est grande, plus le speckle est décorrélié entre les images. Dans les régions que nous étudions, un autre phénomène provoque la décorrélation du speckle : la variabilité temporelle de la canopée, qui induit une rétrodiffusion différente à chaque passe. La combinaison de ces deux phénomènes implique que la seule information redondante présente sur les images est l'information de radiométrie moyenne (en l'absence de changement) alors que le speckle peut être considéré comme décorrélié entre les différentes dates sur la plupart des zones étudiées. Les bases entre les images nous sont généralement fournies par l'ESA (<http://odisseo.esrin.esa.it/welcome.html>), cependant, la série qui nous intéresse ne se retrouve pas listée sur leur site. Si cette information manque, il existe des techniques permettant de recalculer la corrélation du speckle entre images d'intensité [1].

Toutes les images ont été recalées par translation en recherchant les pics de corrélation entre les images. Pour le type de travail effectué, un recalage relatif des images est suffisant et sans géoréférencement absolu car il est impossible de retrouver des structures avec une précision de l'ordre du mètre sur les images PRI sans point de contrôle GPS au sol. Les données n'ont pas été rééchantillonnées afin d'éviter d'introduire des perturbations dans les statistiques du chatoiement, nuisibles aux performances du filtrage et de la détection de contours. Nous travaillons donc avec des données identiques à celles qui sont en général utilisées pour la photo-interprétation

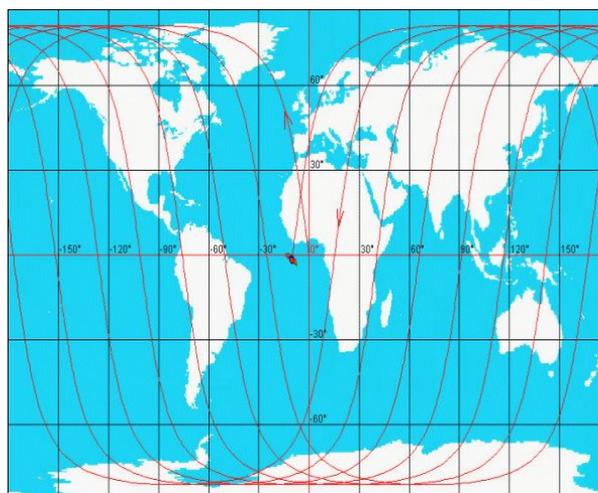


FIG. 1.1 – Orbite du satellite ENVISAT ©Ministère de l'Éducation nationale, de l'Enseignement supérieur et de la Recherche

(avant géoréférencement), sur les données 16 bits afin de conserver toute la dynamique des images.

1.2 Guyane

Les principales caractéristiques “géographiques” de la Guyane française et celles relatives à la zone côtière sont regroupées dans les encarts ci-après.

Situation géographique [69] :

Située en Amérique du sud entre les latitudes 2,5° et 5,5° nord et les longitudes 51,5° et 54,5° ouest.
Pays limitrophes : Brésil et Surinam.

Superficie :

91 000 km² (France : 550 000 km²).
Façade atlantique : environ 350km de côte.

Démographie :

157 219 habitants en 1999 [source INSEE].
(100 000 en 1990, 80 000 en 1984).
Villes principales : Cayenne 51 000 habitants (Préfecture), Kourou : 20 000 habitants.

Vie économique :

Activités générées par le Centre Spatial Guyanais, pêche, orpaillage.

Climat :

Grande saison sèche : ~août à décembre. Petite saison sèche : février et mars.
Grande saison des pluies : ~avril à août. Petite saison des pluies : décembre et janvier.
Vents dominants : Alizés du NE (saison des pluies) ou de l'Est (saison sèche).

Mer : Courants, marée, houle

Marée :

Semi-diurne (2 hautes mers par jour, séparées de 12h et de hauteur équivalente).

Courants :

Courant dominant : courant dit des Guyanes.

Direction, sens : Nord-ouest

Vitesse maximum : 2m/s

Houle :

Direction, sens : Nord-Est.

Amplitude : 2 mètres sur fond de 10 mètres.

Paysages côtiers

Estran :

Très peu de plages de sable, la côte est principalement constituée de vase.

Réseau hydrographique :

De nombreuses rivières ainsi que des criques se jettent dans la mer en formant de longs estuaires, d'est en ouest :

- Oyapock,
- Approuague,
- Mahury,
- Larivot,
- Kourou,
- Sinnamary,
- Couamama,
- Iracoubo,
- Mana,
- Maroni.

Végétation côtière et zones humides :

Au nord des cordons sableux : mangroves.

Au sud : forêts sur sable, forêts galeries, savanes sèches, savanes inondées.

Reliefs :

Peu de reliefs sur la côte, excepté autour de Cayenne (mont Tigre : 200m), Kourou, Kaw.

Le département de la Guyane présente la particularité de se trouver dans une région dont la dynamique sédimentaire est unique au monde. Un ensemble de phénomènes d'érosion et de sédimentation se produisent en raison de plusieurs facteurs :

- le rejet de sédiments par l'Amazone,
- le courant des Guyanes,
- la présence de houle,
- le cycle de croissance de la mangrove.

Le fleuve Amazone se jette dans l'Atlantique à environ 500 km à l'Est du département et envoie dans l'Atlantique de l'ordre d'un milliard de tonnes d'alluvions par an. Plus de la moitié de cette masse de sédiments se dépose sur le plateau continental autour de l'embouchure du fleuve. Le reste est transporté sous l'effet du courant des Guyanes qui coule d'Est en Ouest et se dépose plus à l'Ouest sous forme de bancs de vase côtiers. Sous l'effet de la dynamique du littoral, ils transitent le long des côtes jusqu'au delta de l'Orenoque. Ce phénomène déplace environ 100 millions de tonnes de vase par an [27]. Ces bancs de vase côtiers sont répartis assez régulièrement le long de la côte guyanaise comme le montre la figure 1.2.



FIG. 1.2 – Banc de vase le long de la côte Guyanaise

La présence simultanée de cette charge sédimentaire, d'un courant général SE-NO et d'une

houle régulière du Nord-Est engendre sur le littoral guyanais une succession de phénomènes d'érosions, accompagnés de la destruction de la mangrove côtière, et de phénomènes de sédimentation, accompagnés de la formation des bancs de vase évoqués précédemment. Il résulte de cette alternance "érosion-sédimentation" (cf. figure 1.3) des évolutions rapides du paysage littoral [77].



FIG. 1.3 – Erosion du mangrove sur le littoral guyanais

De nombreuses équipes de recherche ont étudié ces phénomènes de sédimentation côtière [27], [2], [9], [58] en se basant essentiellement sur des mesures effectuées sur le terrain. Dans [27], par exemple, les auteurs ont observé, à l'aide de couvertures aériennes et à l'échelle du département, des vitesses moyennes de déplacement des bancs de l'ordre de 900 m/an et des phénomènes de destruction de la mangrove provoquant jusqu'à 300 m de recul du rivage.

1.2.1 Zone de Kourou

Le jeu de données en notre possession est composé de sept images multi-temporelles RSO provenant du satellite ERS-1, et d'une image ENVISAT. Elles sont listées dans le tableau 1.1. Les données ERS ont été acquises entre mai 1992 et novembre 1993 sur des orbites descendantes au dessus d'une zone correspondant à la carte de la figure 1.5. Parmi ces sept images quatre sont acquises en période humide (dates 1-2-4-5) et trois en période sèche (dates 3-6-7). Cette zone, située en Guyane française, s'étend de la ville de Kourou ($52^{\circ}38W$, $5^{\circ}10N$) à l'Est (cf. figure 1.6), jusqu'aux bâtiments du Centre Spatial de Guyane à l'Ouest. Elle comporte des

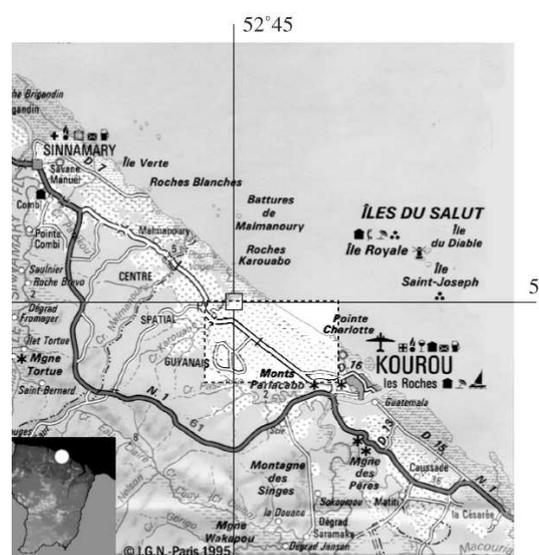


FIG. 1.4 – Carte géographique (IGN 1/500 000), Situation de Kourou en Guyane Française

rivières (figure 1.7(a)), des routes, des zones inondables, et des zones de savane (figure 1.7(b)) séparant la mangrove (figure 1.7(c)) de la forêt dense (cf carte de végétation, figure 1.8).

	Date	Frame		Orbite	Plateforme
image 1	03 mai 1992	3501	4177	déscendante	ERS-1
image 2	07 jun 1992	3501	4721	déscendante	ERS-1
image 3	29 nov 1992	3501	7183	déscendante	ERS-1
image 4	14 mar 1993	3501	8686	déscendante	ERS-1
image 5	27 jun 1993	3501	10189	déscendante	ERS-1
image 6	10 oct 1993	3501	11692	déscendante	ERS-1
image 7	14 nov 1993	3501	12193	déscendante	ERS-1
image 8	26 nov 2002	3501	3585	déscendante	ENVISAT Polarisation VV Incidence 23°

TAB. 1.1 – Images présentes dans la base de données sur la zone de Kourou

Les données sont des images PRI (3-vues), qui ont été recalées par translation sans rééchantillonnage sur une zone de taille 2048×2048 pixels. La zone choisie, contient de nombreux objets de natures différentes (trait de côte, bâtiments, bassins, ...) pouvant être représentés sur une carte géographique par les trois primitives classiques : point, ligne, polygone.



FIG. 1.5 – Carte géographique (IGN 1/100000), Kourou, Guyane Française

1.2.2 Zone de Saint-Laurent-du-Maroni

La seconde zone d'étude choisie se trouve dans la région de Saint-Laurent-du-Maroni en Guyane Française. Le Maroni ne présente pas d'évolution temporelle significative. Le second jeu



FIG. 1.6 – Photographies aériennes de la ville de Kourou en Guyane Française



(a) le Kourou



(b) Marais de transition



(c) Mangrove côtière

FIG. 1.7 – Objets géographiques présents sur la zone de Kourou

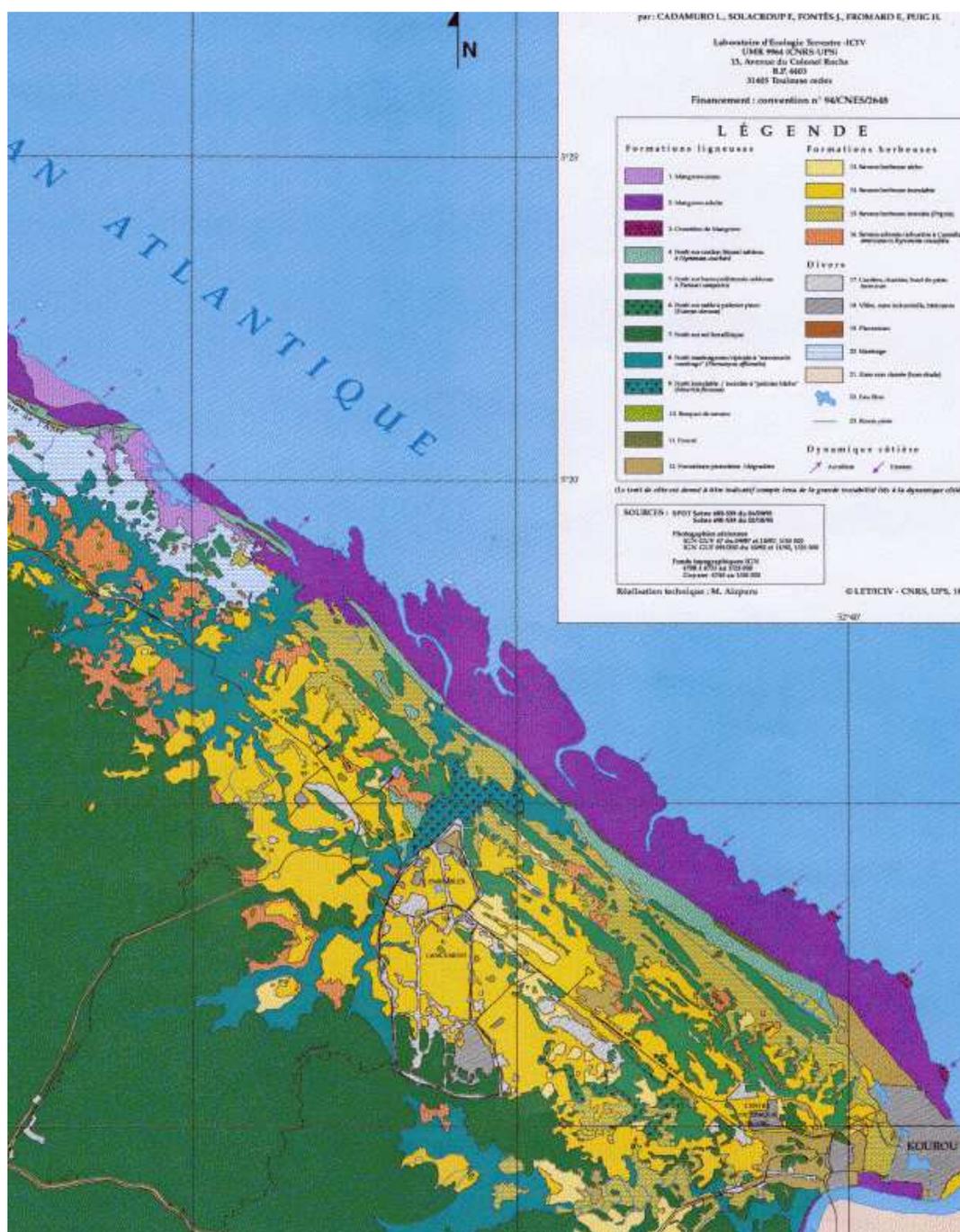


FIG. 1.8 – Carte de végétation de la région de Kourou, Guyane Française (source iciv)

de données est constitué de huit images PRI (3-vues) en orbite descendante dont les 6 premières ont été acquises par ERS-1 et les deux dernières par ERS-2. Les dates d'acquisition, les numéros de frame, et les numéros d'orbites sont récapitulés dans le tableau 1.2.

Ces images ont été recalées par corrélation les unes par rapport aux autres, sans rééchantillonnage. Disposant des images issues des deux satellites ERS-1 et -2, nous nous sommes

	Min	moyenne	écart type
image 1	12	363,46	144,99
image 2	5	359,89	157,59
image 3	13	356,38	143,51
image 4	6	353,74	147,17
image 5	12	350,29	146,24
image 6	9	356,70	146,46
image 7 non calibrée	11	426,69	184,27
image 8 non calibrée	11	414,52	179,84
image 7 recalibrée	24	356,74	147,66
image 8 recalibrée	9	356,49	154,66

TAB. 1.3 – Moyenne et écart type de la distribution des radiométries dans les différentes images de la pile

Chapitre 2

Imagerie Radar à Synthèse d'Ouverture

Sommaire

2.1	Caractéristiques des systèmes radar	24
2.1.1	Système actif	25
2.1.2	Résolution spatiale des images RSO	26
2.1.3	Le chatoiement ou “speckle”	28
2.1.4	Effets géométriques	29
2.2	Différentes plateformes radar	30
2.2.1	Satellites ERS et ENVISAT	30
2.2.2	Autres satellites radar	33
2.2.3	Systèmes radar aéroportés	35
2.3	Radar et photo-interprétation	37

Introduction

Ce chapitre est consacré à la présentation des données RSO. Après avoir rappelé les aspects techniques des différents systèmes d'acquisition en section 2.1, nous abordons les différentes plateformes radar présentes et à venir en section 2.2. Nous terminons par la section 2.3 où nous évoquons l'utilisation des données RSO en photo-interprétation.

Le domaine de la télédétection recouvre l'ensemble des connaissances et techniques utilisées pour déterminer les caractéristiques physiques et biologiques des objets par des mesures effectuées à distance, sans contact matériel avec ceux-ci. Elle est utilisée notamment pour la mise à jour de données cartographiques dans certaines zones difficiles d'accès. Afin d'obtenir des informations géoréférencées sur une zone, il existe plusieurs sources de données utiles suivant l'emplacement de la zone d'étude. Dans le cas d'une étude en régions tempérées, l'imagerie satellitaire aérienne ou optique est généralement utilisée de par sa plus grande maniabilité. Entre les tropiques, dans les zones où règne en général une forte nébulosité, l'imagerie optique n'apporte pas de solution efficace. Pour pallier à cela, l'imagerie satellitaire radar à synthèse d'ouverture (RSO) est aujourd'hui de plus en plus utilisée [15], grâce à des plateformes telles que : SEASAT (SEA SATellite, précurseur ayant une courte durée de vie en 1978), ERS-1/2 (European Remote Sensing), JERS (Japanese Earth Resource Satellite), RADARSAT (RADAR SATellite) et plus récemment ENVISAT (ENVIronment SATellite). De plus, sur les zones où les deux types d'acquisition sont possible, l'imagerie radar apporte des informations différentes et complémentaires à celles obtenues par l'imagerie optique.

Le spectre des longueurs d'ondes électromagnétiques (cf. figure 2.1) se divise en différentes parties, dont les domaines du visible et de l'infrarouge utilisés par les capteurs passifs et les domaines hyperfréquence utilisés par le radar. Chaque partie du spectre possède ses propres caractéristiques, et, suivant leurs conceptions, les différents satellites utilisent les spécificités de chacune d'entre elles.

2.1 Caractéristiques des systèmes radar

Le terme radar est l'acronyme pour Radio Detection And Ranging (détection et télémétrie par onde radio). Un système radar a deux fonctions principales :

- émettre un signal hyperfréquence vers une scène,
- capter et enregistrer l'intensité et la phase du signal rétrodiffusé par la scène.

La première expérience réussie d'une transmission hyperfréquence et réflexion par différents objets fut réalisée par Hertz, en 1886. Au début du 20e siècle, les premiers radars rudimentaires pour la détection de navires ont été développés. Vers le milieu des années trente, les grandes puissances commencent à utiliser la détection radio dans la défense anti-aérienne. Les premiers radars centimétriques entrent en service fin 1941. A partir des années 50, les radars ont eu

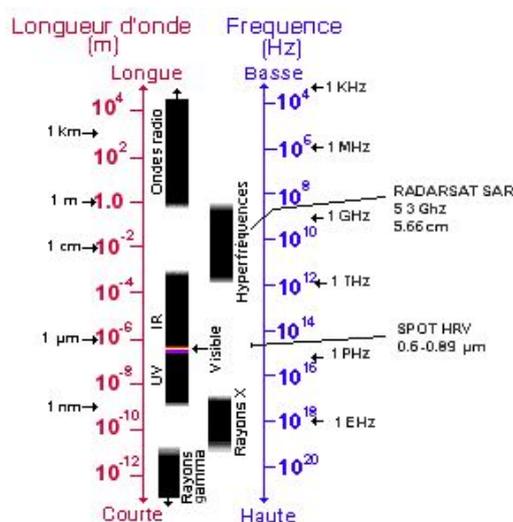


FIG. 2.1 – Le spectre des longueurs d’onde ©CCT

des applications civiles aéronautiques. C’est à la même époque qu’a commencé l’utilisation des systèmes radar imageur. Ils ont d’abord été développés par les militaires et, à partir du moment où ils ont été déclassifiés, ils ont été couramment utilisés comme outil de télédétection et ont commencé à avoir des applications en cartographie civile. Depuis, le développement de systèmes radars aéroportés et spatioportés pour des applications de cartographie et de surveillance s’est poursuivi.

2.1.1 Système actif

Un radar imageur est un système de télédétection *actif* dont l’antenne possède à la fois le rôle d’*émetteur* d’impulsions électromagnétiques et de *récepteur* des échos rétrodiffusés par la surface terrestre. Cette propriété différencie les radars des capteurs optiques *passifs* qui enregistrent l’énergie de l’onde solaire réfléchie par le sol. La figure 2.2 illustre ces différentes caractéristiques. Le radar offre donc une capacité d’acquisition de jour comme de nuit, ce qui s’avère indispensable dans les zones polaires où l’inclinaison terrestre empêche l’acquisition d’images par des satellites optiques pendant une grande partie de l’année.

Les ondes utilisées par le radar appartiennent au domaine des ondes centimétriques et sont généralement classées en “bandes” selon la longueur d’onde λ (cf. figure 2.3) :

- bande X ($2,4 \text{ cm} < \lambda < 3,75 \text{ cm}$),
- bande C ($3,75 \text{ cm} < \lambda < 7,5 \text{ cm}$),
- bande S ($7,5 \text{ cm} < \lambda < 15 \text{ cm}$),
- bande L ($15 \text{ cm} < \lambda < 30 \text{ cm}$),
- bande P ($\lambda > 30 \text{ cm}$).

Dans ce domaine, l’atmosphère ne présente pas d’atténuation des ondes sur le plan énergétique.

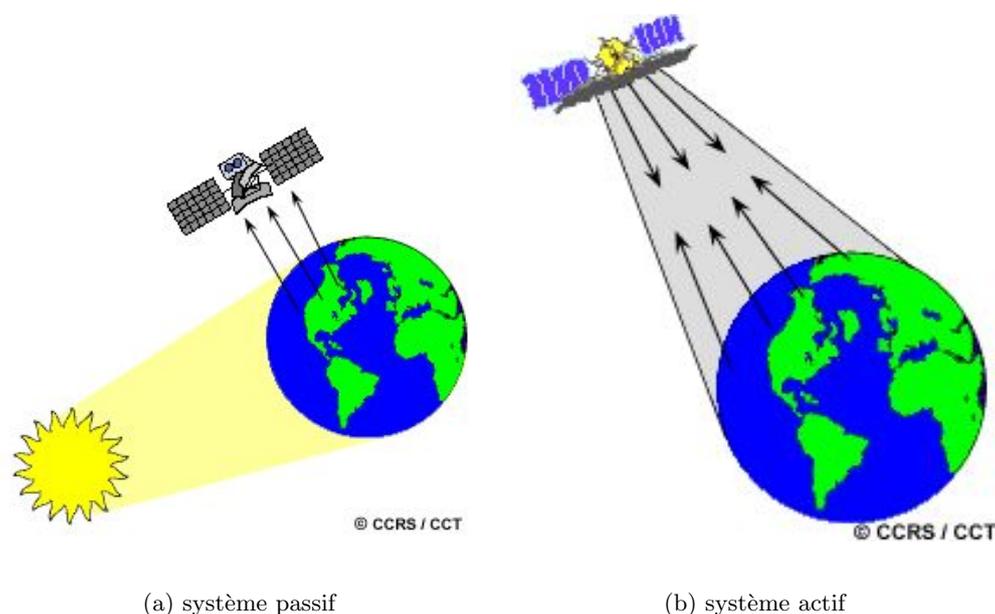


FIG. 2.2 – Fonctionnement des différents satellites imageurs ©Centre canadien de télédétection

Cela implique que le rendu des images d'amplitude est indépendant des conditions atmosphériques locales. Le radar est donc un système tout temps, c'est à dire qu'il peut acquérir des images, de jour comme de nuit et ce, quelle que soit la couverture nuageuse.

Les ondes centimétriques présentent une stabilité de phase suffisante pour que la surface imagée puisse être échantillonnée en fonction de la distance des points à l'antenne, par corrélation entre les impulsions émises et les échos reçus (l'onde est alors qualifiée de "cohérente").

Cette cohérence rend possible les applications interférométriques, cependant, elle est aussi responsable du phénomène de speckle, qui rend difficiles la lecture et l'interprétation des images.

2.1.2 Résolution spatiale des images RSO

La résolution spatiale des images radar est fonction des propriétés spécifiques du rayonnement des hyperfréquences et des effets géométriques. Afin d'éviter l'ambiguïté générée par le fait que les points soient classés en fonction de la distance à l'antenne, la visée doit être latérale. Si tel n'était pas le cas, il y aurait une confusion entre les différents échos parvenus de part et d'autre de l'antenne. Le radar ainsi utilisé est un radar à ouverture réelle (ROR) aussi appelé radar à visée latérale. Une série d'impulsions et leurs rétrodiffusions servent à former l'image. La première dimension de l'image (dite azimutale ou longitudinale) est créée par la répétition des impulsions lors du déplacement du capteur. La seconde (dite transversale ou distale ou radiale) est liée au pas retenu pour l'échantillonnage en distance. La résolution dépend de la

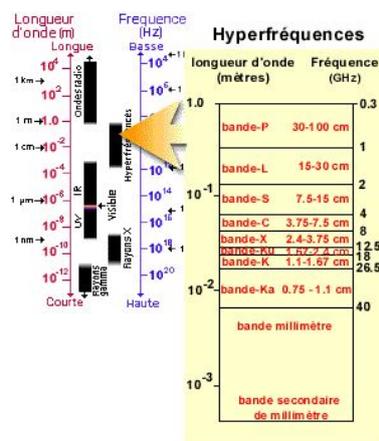


FIG. 2.3 – Localisation des bandes en fonctions des longueurs d'ondes ©CCT

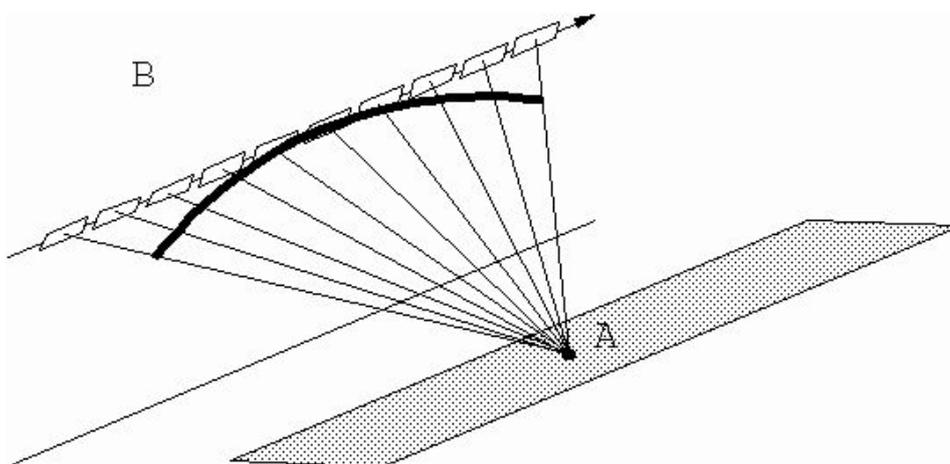


FIG. 2.4 – Antenne synthétique

durée et de la bande de l'impulsion dans la direction distance-temps, ainsi que de la largeur de l'illumination dans la direction azimutale. De meilleures résolutions angulaires dans la direction azimutale peuvent être obtenues en augmentant la longueur de l'antenne. Cependant, la longueur de l'antenne est soumise aux limites de chargement des plates-formes aériennes ou spatiales. Pour les radars aéroportés, les antennes sont généralement limitées à un ou deux mètres, tandis que pour les radars spatioportés, elles peuvent atteindre de 10 à 15 mètres de long, mais la distance étant beaucoup plus grande, la résolution azimutale au sol serait de l'ordre de plusieurs kilomètres, ce qui rend l'ouverture réelle inutilisable en satellitaire. Pour contrer cette limitation, le déplacement de la plate-forme ainsi que des enregistrements et traitements spéciaux des échos rétrodiffusés sont utilisés pour simuler une plus longue antenne et augmenter ainsi la résolution azimutale.

La figure 2.4 illustre ce procédé. Au cours du déplacement du porteur, la cible (A) est vue

par un ensemble d'impulsions radar. La longueur de l'antenne synthétique (B) est définie par la distance parcourue par la plateforme entre le moment où la cible entre dans le champ du faisceau et le moment où celle-ci quitte le faisceau. Cette méthode, utilisée pour obtenir une meilleure résolution azimutale sur toute la largeur de la fauchée, est appelée radar à synthèse d'ouverture ou RSO. La plupart des radars aéroportés et spatioportés utilisés de nos jours font appel à cette technique.

2.1.3 Le chatolement ou "speckle"

La radiométrie des pixels de l'image est fonction non seulement des propriétés physiques des éléments recouvrant le sol, et de son orientation par rapport à la visée radar, mais également des divers paramètres du système d'acquisition. Elle correspond à l'intensité du signal $I = |A|^2$. La modélisation la plus courante du chatolement consiste à considérer que chaque cellule de résolution du radar peut être divisée en un ensemble de N_d éléments diffuseurs distribués aléatoirement, ce qui provoque des interférences du fait de la nature cohérente de l'onde émise [32]. Soient a_n et ϕ_n respectivement l'amplitude et la phase du $n^{\text{ème}}$ élément diffuseur, ϕ_n prenant en compte la position au sein de la cellule de résolution, la contribution totale pour chaque cellule s'écrit alors :

$$A = \sum_{n=1}^{N_d} a_n \exp(i\phi_n) \quad (2.1)$$

Les échos élémentaires ont une amplitude comparable quand il s'agit d'une zone homogène, mais l'hétérogénéité de leur phase rend imprévisible l'amplitude A qui résulte de leur somme cohérente.

Dans le cas du speckle monovue pleinement développé [31] la densité de probabilité de l'intensité monovue suit une loi exponentielle :

$$P(I) = \frac{1}{2\zeta^2} \exp\left(-\frac{I}{2\zeta^2}\right) \quad (2.2)$$

où $2\zeta^2$ représente l'espérance mathématique de l'intensité.

La moyenne et l'écart-type, respectivement μ_I et σ_I , associés à la densité de probabilité $P(I)$ vérifient la propriété suivante :

$$\frac{\sigma_I}{\mu_I} = 1 \quad (2.3)$$

Le rapport $C_I = \sigma_I/\mu_I$ est appelé coefficient de variation de l'intensité et vaut 1 pour les données monovues. Le fait que la moyenne et l'écart type de l'image soient proportionnels donne son nom de bruit multiplicatif au speckle. On peut donc le modéliser de la manière suivante :

$$I = R_0 s \quad (2.4)$$

où I représente la valeur originale du pixel considéré, R_0 la radiométrie ‘non-bruitée’ de la région homogène et s la valeur aléatoire du speckle.

Images multivues

Afin de réduire le phénomène de speckle, on utilise un traitement multi-vues qui consiste à former plusieurs images distinctes d’une même scène (trois images dans le cas des images PRI). Comme le suggère le nom de ce traitement, chaque vue correspond à une image de la scène illuminée sous un angle légèrement différent du fait du déplacement de la plateforme. Chacune de ces images est aussi sujette au phénomène de speckle, avec des réalisations indépendantes [53]. En notant L , le nombre de vues, la densité de probabilité de l’intensité résultant du moyennage de L vues $P_L(I)$ est une loi du χ^2 d’ordre L :

$$P_L(I) = \frac{L}{\Gamma(L)} \frac{1}{2\zeta^2} \left(\frac{LI}{2\zeta^2} \right)^{L-1} \exp \left(-\frac{LI}{2\zeta^2} \right) \quad (2.5)$$

Le coefficient de variation C_I vérifie alors la relation suivante :

$$C_I^2 = \frac{\sigma_I^2}{\mu_I^2} = \frac{1}{L} \quad (2.6)$$

Cette relation est utilisée pour définir le nombre de vues équivalent L_{eq} correspondant au nombre de vues indépendantes qui doivent être moyennées afin d’obtenir la même réduction de bruit que celle obtenue par un traitement différent. Il est habituellement estimé grâce à la relation avec le coefficient de variation de l’image d’intensité C_I . Cette propriété est notamment utilisée pour mesurer la réduction de bruit dans les images RSO avant et après filtrage. Plusieurs méthodes existent pour calculer L_{eq} . Pour éviter l’influence des zones texturées sur l’estimation globale de L_{eq} , Lee et al. ont proposé une méthode originale dite des *secteurs radiaux* [50]. Les variances et moyennes locales (μ_I, σ_I^2) sont estimées sur des fenêtres de petite taille. Le nuage de points ainsi obtenu en traçant l’évolution des variances en fonction des moyennes carrées contient un mode principal dans la direction angulaire $\theta = \arctan(1/L_{eq})$. Ce mode, dû aux régions homogènes, est détecté en cherchant dans quelle direction un petit secteur radial contient le plus grand nombre de points. Nous utilisons cette méthode dans le chapitre 5.

2.1.4 Effets géométriques

La présence de relief influence la radiométrie et la géométrie des images. Les points du sol sont échantillonnés selon leur distance à l’antenne. Les régions planes sont ainsi restituées sans réelles distortions, ce qui n’est pas le cas des cibles élevées, la distance à l’antenne diminuant avec la hauteur. Les objets en hauteur seront donc plus ‘proches’ du radar, en avant de leur positions réelles. Dans les zones de montagne, il en résulte une contraction des faces orientées vers l’antenne et une dilatation des faces opposées. L’énergie rétrodiffusée en un pixel par une

face contractée correspond alors à une plus grande surface ce qui implique une plus forte radiométrie. À l'opposé, la radiométrie des faces dilatées se trouve amoindrie. Cependant cette propriété peut être exploitée pour la recherche de reliefs, grâce notamment à des techniques de radarclinométrie [67], [60]. Les zones qui ont servi à notre étude ne présentent pas de reliefs significatifs, ces aspects ne seront pas étudiés de façon plus détaillée.

2.2 Différentes plateformes radar

Comme indiqué dans la section 2.1.1, un système imageur passif (figure 2.2(a)) a besoin de la présence d'une source d'illumination pour fonctionner, alors qu'un système imageur actif (figure 2.2(b)) n'en n'a pas besoin. Cette source, le radar dans notre cas, est portée par différentes plateformes de type aérien ou satellitaire. Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons principalement aux données satellitaires qui offrent une plus grande répétitivité. Nous rappelons ici les principales caractéristiques de ces plateformes et des données RSO qu'elles fournissent.

2.2.1 Satellites ERS et ENVISAT

Les satellites ERS-1, -2 et ENVISAT sont les plateformes qui ont fourni la quasi totalité de nos données. Les caractéristiques de ces satellites sont rappelées dans le tableau 2.1.

	ERS1-2	ENVISAT
Pays	Europe	
Altitude	785km	800km
Capteurs	RSO	
Bandes spectrales	Bande C	
Fréquence	5,3GHz	
Longueur d'onde	$\lambda = 5,66\text{cm}$	
Polarisation	VV	HH HV VH et VV
Résolution au sol	30m	30m
Dimension des pixels	12.5m	12,5-100m
Dimension d'une scène	100 × 100km	58-109km (taille 12.5m)
Angle d'incidence	23°	variable entre 17° et 43°
Séréoscopie	non	oui (acquisition multi-angulaire)
Fréquence de passage	35 jours	
Fréquence d'acquisition	35 jours	dépend de l'inclinaison

TAB. 2.1 – Caractérisation des satellites et des données ERS et ENVISAT ©Ministère Canadien des Ressources Naturelles de la Faune et des Parcs

ERS-1 et -2

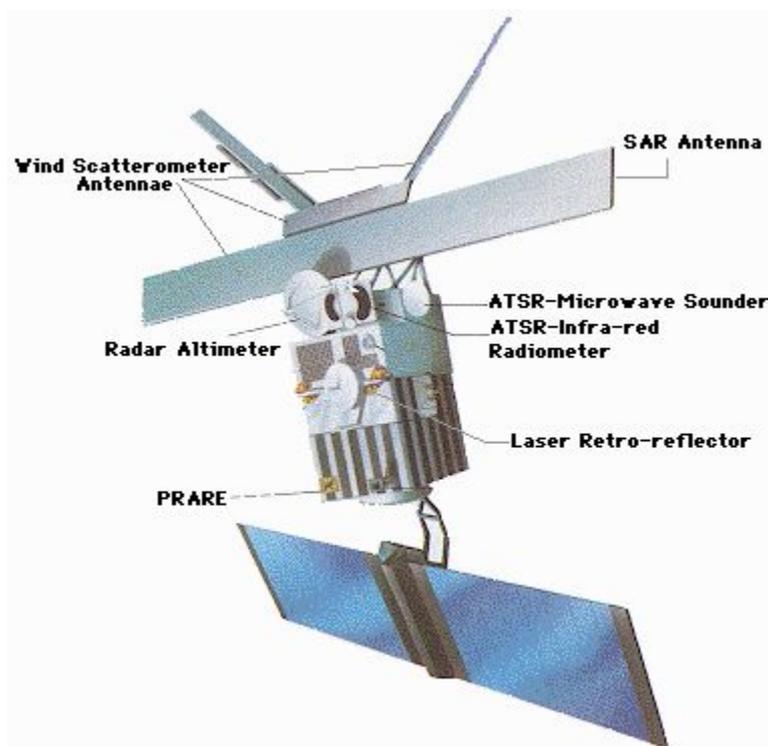


FIG. 2.5 – Satellite ERS-1/-2 ©ESA

Le satellite européen ERS-1 a été lancé par la fusée Ariane en juillet 1991. Ce satellite est placé sur une orbite quasi-circulaire inclinée à 98° et d'altitude proche de 800 km. Ce satellite est de grande taille, pesant 2400 kg avec pour dimensions $12\text{ m} \times 12\text{ m} \times 2,5\text{ m}$. Ses ailes sont également de grande taille $5,8\text{ m} \times 2,4\text{ m}$. Ce satellite dispose d'instruments permettant d'étudier les phénomènes glaciaires, la météorologie, ainsi que les phénomènes accessibles aux techniques de télédétection, notamment par l'utilisation du radar à synthèse d'ouverture (SAR). Ce satellite est un premier pas de l'Agence Spatiale Européenne (ESA) dans l'étude de l'environnement via l'utilisation de plates-formes radar d'observation de la Terre.

Différents types d'études (glaciologie, océanographie, géophysique) nécessitent d'obtenir des mesures avec une répétitivité (ou une inter-trace) différente. Pour répondre à ce besoin, l'orbite d'ERS-1 a été modifiée en cours de mission passant d'une répétitivité de 3 jours, pour l'étude des glaces, à une répétitivité de 168 jours pour obtenir une résolution très fine de la surface moyenne des océans (proche du géoïde). La majeure partie de la mission étant basée sur une répétitivité de 35 jours (inter-trace proche de 75 km).

Le satellite ERS-2 a été lancé en 1995 avec la même répétitivité d'orbite qu'ERS-1 (35 jours). La phase tandem pendant laquelle les deux satellites ERS étaient actifs a permis d'acquérir des couples d'images à seulement un jour d'intervalle, d'un grand intérêt pour l'interférométrie. De nos jours, ENVISAT propose la même répétitivité de 35 jours entre deux acquisitions d'images dans les mêmes conditions. Cette répétitivité peut même être moindre si l'on change l'angle

d'acquisition du capteur.

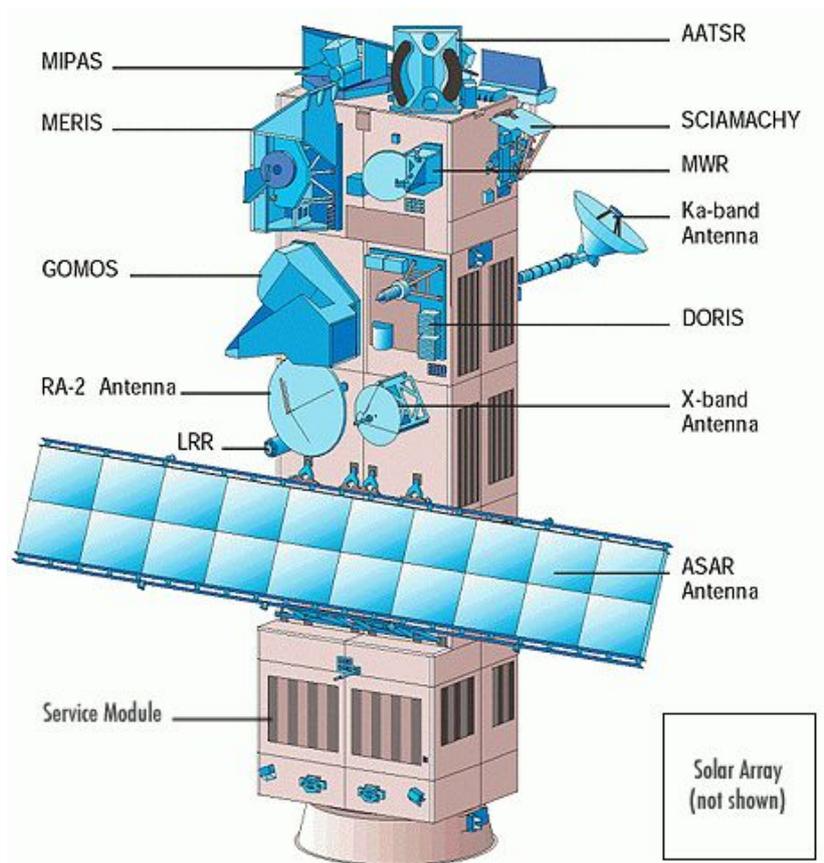


FIG. 2.6 – Représentation du Satellite ENVISAT ©NASA

ENVISAT La mission ENVISAT a été conçue par l'Agence Spatiale Européenne (ESA). Satellite dédié à l'étude des ressources terrestres, ENVISAT a pour fonction l'observation de la terre, de l'atmosphère, des terres et de la glace. Les données produites par ENVISAT sont exploitées dans le cadre de la recherche scientifique sur la terre et de la surveillance des changements environnementaux et climatiques.

Le lancement d'ENVISAT a été effectué le 1er mars 2002 depuis la base de Kourou (Guyane) par une fusée Ariane 5 (vol 145). La mission doit se poursuivre pendant une durée de vie opérationnelle de 5 ans.

Comme ses prédécesseurs ERS, ENVISAT évolue à une altitude moyenne de 800 km sur une orbite quasi-circulaire, inclinée de 98° par rapport au plan équatorial, ce qui lui confère l'héliosynchronisme. Sa période de révolution est de 101 minutes et son cycle orbital est de 35 jours.

En revanche, le satellite ENVISAT offre différents modes d'acquisition :

- Le mode Image assure la continuité des produits ERS : produits 25 m de résolution avec une couverture de 56-100 km x 100 km.
- Le mode Alternating Polarisation offre 2 images de polarisations différentes sur un même site.
- Le mode Wide Swath fournit des produits moyenne résolution : produits 150 m, à large couverture : 400 km x 400 km.

Données

Les images RSO des plateformes ERS et ENVISAT sont fournies sous plusieurs formes. Les données RAW sont celles reçues par l'ESA, en effectuant un filtrage adapté dans les deux directions (corrélation avec le pulse émis et synthèse RSO), on obtient des données SLC (Single Look Complex) (figure 2.7) avec des informations d'amplitude (figure 2.7(a)) et de phase (figure 2.7(b)) pouvant être utilisées en interférométrie. Des données d'amplitude résultant du traitement multi-vues sont également distribuées au format PRI (PRecision Image)(figure 2.8) : ce sont des images d'amplitude 3-vues, corrigées radiométriquement, ou des GEC (Ellipsoid GEocoded) (figure 2.9) qui sont en plus géoréférencées (WGS84 par défaut) sans points d'appui.

L'ESA fournit, après traitements, des images ERS au format PRI (PRecision Image) de taille $\sim 8200 \times 8006$ codées sur 16 bits, dans une géométrie terrestre et de taille de pixel $12,5 \times 12,5$ m.

2.2.2 Autres satellites radar

Le tableau 2.2 rapporte les données techniques des principaux autres satellites imageurs radar passés, actuels, et à venir.

RADARSAT-1 et -2 RADARSAT est le premier satellite radar canadien. Il a été lancé le 4 novembre 1995 et est équipé d'un système radar à synthèse d'ouverture.

RADARSAT-1 offre différents modes d'acquisition permettant d'obtenir des images à :

- Résolution fine (mode Fine) : Produits 8 m (50 km x 50 km)
- Haute résolution (modes Standard et Extended High, modes Wide et Extended Low) : Produits 25 m (100 km x 100 km ; 75 km x 75 km) et 30 m (150 km x 150 km ; 170 km x 170 km)
- Moyenne résolution à large couverture (modes ScanSAR Narrow et ScanSAR Wide) : Produits 50 m (300 km x 300 km) et 100 m (500 km x 500 km)

JERS JERS-1 est le 2ème satellite d'observation terrestre du Japon. Il est conçu pour l'agriculture, la sylviculture, la pêche, la protection de l'environnement, et la prévention des catastrophes.

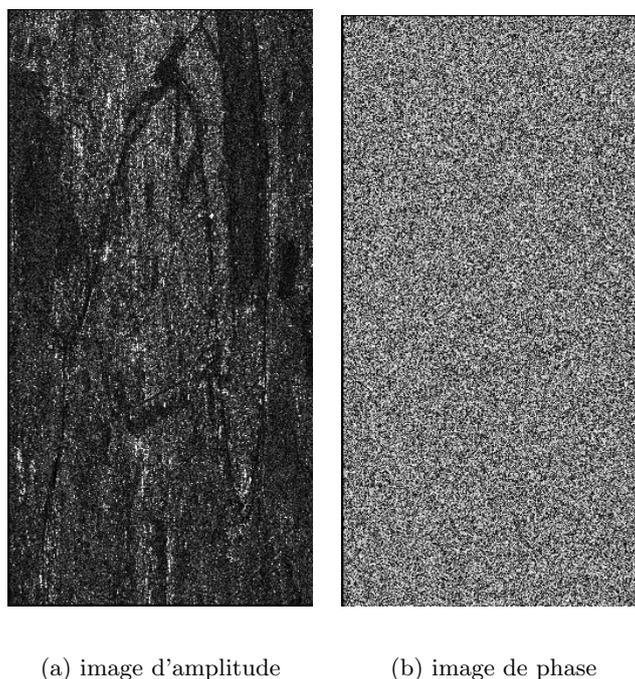


FIG. 2.7 – Image SLC de la ville de Paris. ©CNES. L'information de phase n'est pas exploitable seule.

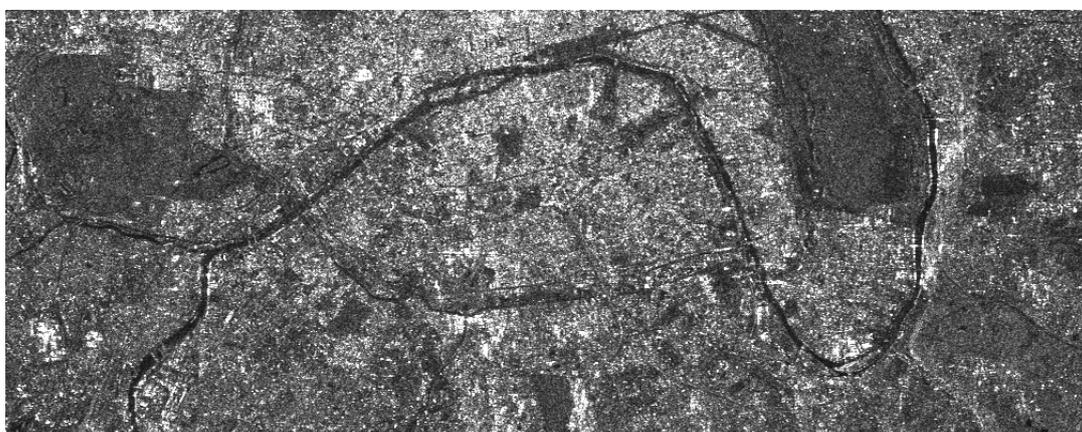


FIG. 2.8 – Image 5-vues de la ville de Paris obtenue après un moyennage 5×1 de l'image de la figure 2.7(a)

JERS-1 comporte un capteur RSO en bande L polarisé HH avec un angle d'acquisition de 35° . Le système imageur a une résolution de 18 mètres (3-vues) et une largeur de balayage de 75 km. Son antenne mesure $11,9 \text{ m} \times 2,4 \text{ m}$. Il comporte également des capteurs optiques (Optical Sensor(OPS)) pouvant observer 7 bandes depuis le visible jusqu'à l'infrarouge avec formation d'images stéréoscopiques avec une vue avant de $15,3^\circ$, ce qui fournit une résolution de 18 m. JERS-1 a cessé de fonctionner le 12 octobre 1998.

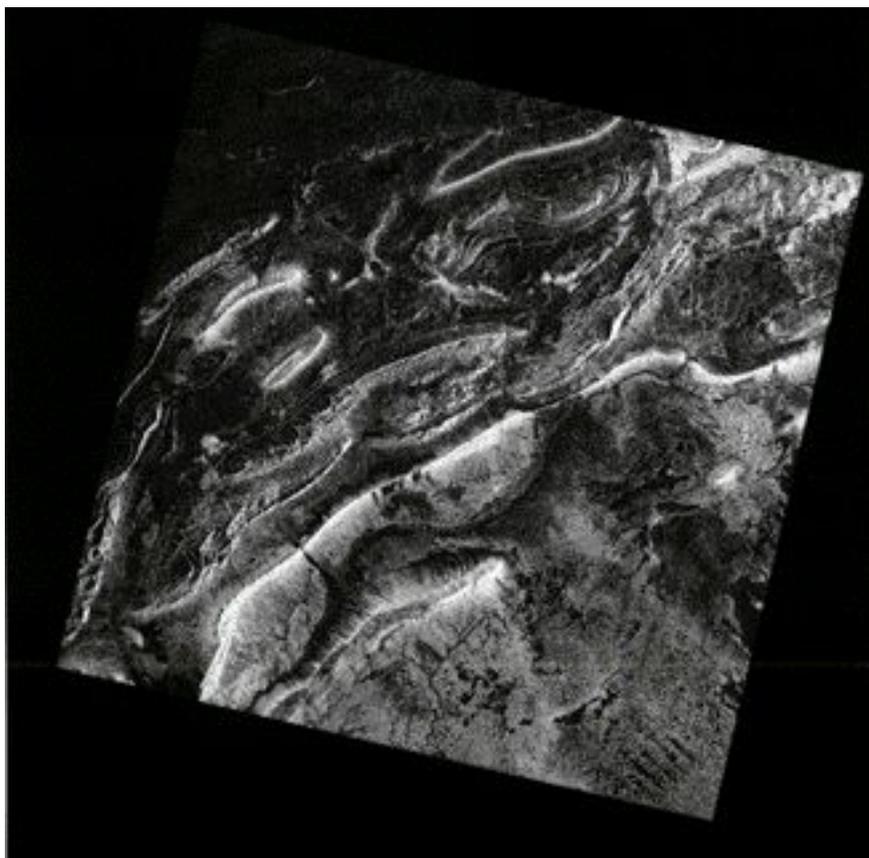


FIG. 2.9 – Image 3-vues GEC recalibrée et rééchantillonnée pour apparaître dans la géométrie de l'ellipsoïde WGS 1984 ©ESA

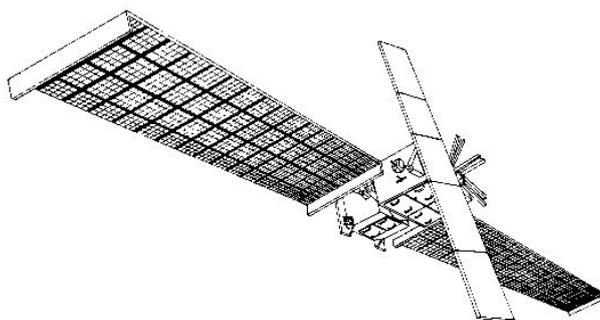
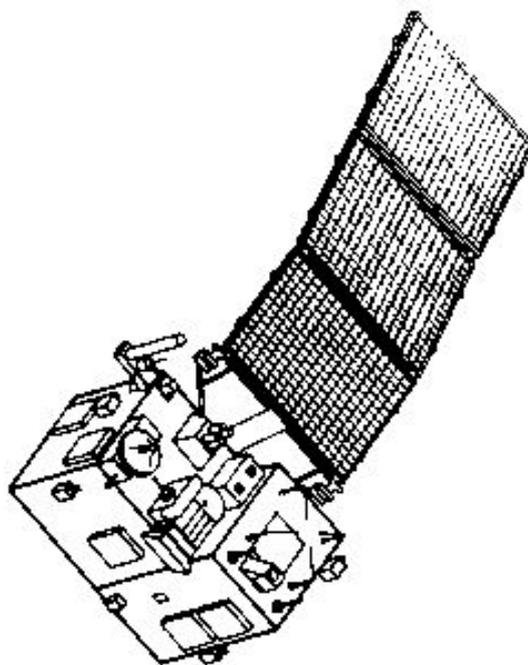


FIG. 2.10 – Satellite RADARSAT ©<http://www.cira.colostate.edu/ramm/hillger/environmental.htm>

2.2.3 Systèmes radar aéroportés

Les premiers imageurs radars furent des radars aéroportés à visée latérale, développés pour des objectifs militaires de reconnaissance. Les longueurs d'onde alors utilisées (2 cm), permettaient une observation de la surface de la Terre indépendamment de la couverture nuageuse, de la teneur de l'atmosphère en vapeur d'eau et de l'éclairage (possibilité d'acquisition de jour

FIG. 2.11 – Satellite JERS-1 ©<http://www.cira.colostate.edu/ramm/hillger/environmental.htm>

	JERS-1	RADARSAT-1	RADARSAT-2
pays	Japon	Canada	
Date de lancement	02/1992	4/11/1995	prévue en 2005
Altitude	568km	793km	798km
Capteurs	RSO		
Bandes spectrales	Bande L	Bande C	
Fréquence	1,275GHz	5,3GHz	
Longueur d'onde	$\lambda = 23,0\text{cm}$	$\lambda = 5,66\text{cm}$	
Polarisation	HH	HH	HH HV VH et VV
Résolution au sol	25m	Variable 10m, 25m, 50m, 100m	Variable 3m, 10m, 25m, 50m, 100m
Dimension des pixels	12.5m		3-100m
Dimension d'une scène	75 × 75km	de 50 à 500km	de 10 à 500km
Angle d'incidence	35°	variable entre 20-50°	variable entre 17-63°
Stéréoscopie	non	oui (visée a droite)	oui(visée à droite et à gauche)
Fréquence de passage	44 jours	16 jours	24 jours

TAB. 2.2 – Autres plateformes satellitaires RSO. ©Ministère Canadien des Ressources Naturelles de la Faune et des Parcs

comme de nuit), autant d'avantages considérables pour des missions de surveillance.

Il existe quelques systèmes imageurs radar aéropostés développés pour la télédétection tels que AIRSAR au Etats Unis (pour le JPL), E-SAR en Allemagne (pour le DLR) et RAMSES en

France (développé par l'ONERA). Ces systèmes présentent différents avantages par rapport aux systèmes satellitaires. La construction, et le lancement de tels dispositifs est moins coûteux que les satellites car les contraintes de poids sont moins importantes. Il est plus facile de les doter de polarisations multiples ainsi que d'une gamme de fréquences plus importante. Leur résolution, du fait de la plus grande proximité d'acquisition est plus importante. D'un autre côté, à cause de cette proximité, leur couverture est moins grande. Les acquisitions sont contraintes par la proximité d'un aéroport et les problèmes de conditions de vol. Généralement, le mouvement de l'avion doit être corrigé pour pouvoir exploiter les images. Les coûts de fonctionnement sont ainsi un peu plus élevés dans le cas d'acquisitions aéroportées. A moins de programmer des missions régulières, ce qui est rare, ces systèmes n'offrent pas la répétitivité des données satellitaires.

2.3 Radar et photo-interprétation

Les données RSO présentent un énorme avantage en matière de quantité de données acquises depuis 1991 et le lancement d'ERS-1 par l'ESA. Comme les satellites RSO sont des systèmes tous temps (cf. section 2.1.1), l'acquisition de données ne dépend que de la présence du satellite au dessus de la zone que l'on veut imager. Les applications du radar sont importantes et comprennent entre autres, les études hydrographiques ou le suivi de pollution marine. Les radars d'ERS, ENVISAT et RADARSAT utilisent la bande spectrale C. Ils permettent une très bonne visualisation de phénomènes géologiques comme les lignes de faille et les évolutions côtières. Le principal problème du radar est le phénomène du chatoiement qui entraîne cette forte granulosité "poivre et sel" présente sur l'image et qui est modélisée comme un bruit multiplicatif. Ce speckle tend donc à gêner l'utilisateur dans son travail d'interprétation et à empêcher la plupart des traitements automatiques. Ainsi donc, malgré le grand nombre d'images à disposition, leur étude n'est pas toujours aisée.

La possibilité d'acquérir des images de jour comme de nuit et quelles que soient les conditions météorologiques, permet de considérer cette répétitivité temporelle comme une dimension supplémentaire exploitable avec ce type de données. Cette dimension a permis de développer de nouveaux axes de recherches liés à l'utilisation des images RSO. Ainsi, dans [15], [69] et [7] les auteurs démontrent l'utilité de l'imagerie satellitaire pour des études environnementales, la mise à jour de cartes marines et la détection de changement. Les séries d'images RSO ont également donné lieu à de nouveaux développements méthodologiques tels que le filtrage multi-temporel auquel est consacré le chapitre suivant.

Chapitre 3

Filtrage multi-temporel

Sommaire

3.1	Filtrage adaptatif 2D	41
3.2	Le filtre multi-canal à compensation de texture	42
3.3	Le filtre temps-espace	43
3.4	Le filtre à voisinage adaptatif 3D	45
3.5	Conclusion	47

Introduction

Comme énoncé au chapitre précédent, l'utilisation de données RSO est rendue difficile par le chatoiement présent sur les images. Du fait de la nature multiplicative du chatoiement, son filtrage n'est pas aisé et les techniques de filtrage classiques bidimensionnelles (2D), tels que les filtres médians ou les filtres moyenneurs, ne conviennent pas aux données RSO. Ainsi, des recherches spécifiques ont été menées pour réduire ce phénomène. La plupart des filtres 2D conçus pour réduire le speckle sont définis à l'aide d'une approche statistique basée sur l'estimation de statistiques locales sur un voisinage spatial de taille fixée. La valeur après filtrage est calculée à partir de critères d'optimalité tels que l'erreur de moyenne quadratique minimum (Minimum Mean Square Error (MMSE)) ou le Maximum A Posteriori (MAP). Les filtres les plus connus et les plus utilisés de ce groupe ont été proposés par Lee [47], Kuan et al. [43], et Frost et al. [28]. Ils ont été suivis par un grand nombre de filtres adaptatifs 2D avec des hypothèses plus fines concernant le speckle et les distributions de texture [54]. Nous rappelons le principe du filtrage de Kuan dans la section 3.1, celui ci sera appliqué à notre jeu de donnée dans le chapitre 5 pour servir de comparaison entre le filtrage mono-image (2D) et le filtrage multi-temporel.

Le fait que les satellites radar tels que ERS1-2, JERS, RADARSAT, ENVISAT... soient des systèmes imageurs actifs permet d'obtenir régulièrement des images des zones où les systèmes passifs ne permettent pas d'obtenir des images de qualité avec une répétitivité suffisante. De ce fait de grandes séries d'images RSO ont pu être acquises et donner lieu à des applications non plus seulement spatiales (2D) mais avec une dimension supplémentaire, la dimension temporelle (3D). Cette dimension supplémentaire donne lieu à divers axes de recherche, incluant le filtrage multi-temporel. Ce dernier a pour objectif de trouver un meilleur compromis entre la réduction de bruit et la perte d'informations spatiales inhérentes au filtrage en exploitant l'information temporelle.

Parmi les nombreux filtres multi-temporels mis en place, trois ont retenu notre attention pour leurs approches différentes du filtrage multi-temporel d'images RSO :

- le Filtre Multi-canal de Compensation de Texture (TCMF) proposé par Bruniquel et Lopès [6] qui s'appuie sur une approche statistique sur l'axe temporel,
- le Filtre Temps-Espace (TSF) proposé par Coltuc et al. [20] qui est un filtre homomorphique basé sur une transformation orthogonale de l'axe temporel suivi d'un filtrage spatial de certaines composantes : les composantes fréquentielles d'une transformée cosinus-discrète (DCT) appliquée sur l'axe temporel,
- le Filtre à Voisinage Adaptatif 3D (3D-ANF) proposé par Ciuc et al. [14] qui effectue une croissance de région dans les trois dimensions (spatiales et temporelle) et applique un filtre linéaire adaptatif à partir de paramètres estimés sur les voisinages obtenus.

A partir de K images initiales T_k $k \in [1, K]$, ces différents filtres fournissent K images filtrées \widehat{T}_k , selon les principes illustrés par les schémas présentés sur les figures 3.2, 3.3 et 3.4. Ces trois

filtres sont présentés en section 3.2 pour le TCMF, 3.3 pour le TSF et 3.4 pour le 3D-ANF.

3.1 Filtrage adaptatif 2D

Soient X une variable aléatoire dont on cherche une réalisation x , et Y une variable aléatoire dont on observe une réalisation y . X et Y sont liées par la loi conditionnelle $P(Y|X)$. On estime x à partir de y , on note $\phi(y)$ cette estimation. Dans le cas présent, X représente la valeur de la radiométrie 'débruitée' R_0 du pixel et Y la valeur bruitée I de ce pixel.

Les techniques de filtrage adaptatives conçoivent le filtrage comme un problème d'estimation dans le domaine spatial. Dans les filtrages basés sur l'erreur quadratique moyenne locale minimum, les pixels de l'image sont considérés comme indépendants. Plutôt que de minimiser l'erreur quadratique moyenne globale de l'image, l'erreur quadratique moyenne de chaque pixel va être minimisée indépendamment en utilisant les statistiques locales estimées au voisinage de ce pixel.

L'objectif est de minimiser la fonction de coût $E[(x - \phi(y))^2]$ afin d'obtenir la meilleure estimation possible de x . L'estimateur optimal est alors :

$$\phi^{opt}(y) = E(X|y)$$

où $E(X|y)$ est l'espérance a posteriori qui résulte de la minimisation de $E[(x - \phi(y))^2]$ par rapport à la connaissance de y . On note $\hat{x} = \phi^{opt}(y)$ la valeur estimée optimale.

Cependant, cet estimateur est difficile à évaluer. Pour cela, on impose en plus une hypothèse de linéarité : $\phi(Y) = aY + b$. Cette hypothèse conduit alors, sous réserves d'un estimateur non biaisé à :

$$E(\phi(Y)) = E(X) \tag{3.1}$$

$$cov(\phi(Y) - X, Y) = 0 \tag{3.2}$$

Comme énoncé dans la section 2.1.3, le speckle est modélisé comme un bruit multiplicatif selon l'équation (2.4) en se servant des équations (3.1) et (3.2), on obtient l'estimateur :

$$\widehat{R}_0 = E(I) + k(I - E(I)) \text{ avec } k = \frac{var(R_0)}{var(I)} \tag{3.3}$$

\widehat{R}_0 est la valeur filtrée du pixel proposé par le filtre de Kuan [43].

Avec l'approximation $(R - E(R))(I - E(I)) \approx 0$, on obtient alors le filtre de Lee [47]. Ce filtre est très proche du filtre de Kuan mais son coefficient k est :

$$k = \frac{\text{var}(R_0)}{\text{var}(R_0) + \text{vars}E(R_0)^2}$$

Les comportements de ces filtres sont proches. En effet, dans une zone homogène $\text{var}(R_0) \approx 0$, donc $k \approx 0$. L'équation (3.3) devient alors : $\widehat{R}_0 = E(I)$. La valeur filtrée est simplement la moyenne locale de cette zone. Dans une zone hétérogène, $\text{var}(R_0) \approx \text{var}(I)$, de même, $\text{var}(R_0) \gg E(R_0)$ donc $k \approx 1$ pour les deux filtres, soit : $\widehat{R}_0 = I$. La valeur du pixel est alors très peu modifiée.

Sur les séries multi-temporelles, la stratégie de filtrage la plus simple consiste par exemple, à appliquer les filtre de Kuan et al. [43] ou de Lee [47] image par image selon le schéma de la figure 3.1.

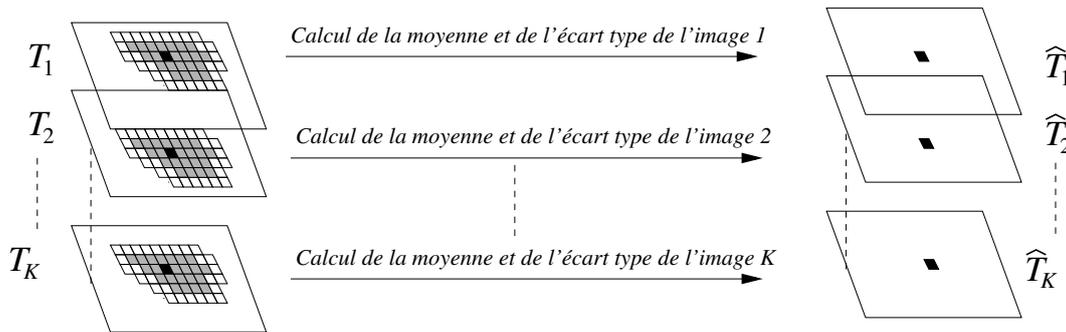


FIG. 3.1 – Application d'un Filtre Adaptatif 2D aux séries multi-temporelles

3.2 Le filtre multi-canal à compensation de texture

L'approche adaptative spatiale a été étendue aux filtres multi-canaux par Lin et Allebach pour des données multi-fréquentielles [52], et par Lee et al. dans le cas d'images RSO multi-polarisées et multi-fréquence [49].

Bruniquel et Lopès ont conduit des recherches supplémentaires dans le contexte de filtrage d'images RSO multi-temporelles [5]. Ils ont développé trois filtres qui prennent en compte des modèles statistiques plus complexes [6]. Parmi ces trois filtres, le filtre multi-canal à compensation de texture (Texture-Compensation Multichannel Filter (TCMF)) est, d'un point de vue pratique, celui qui semble le plus adapté pour être appliqué à des données réelles car il n'a besoin d'estimer qu'un nombre réduit de paramètres de la scène, tout en étant basé sur le modèle statistique le plus approprié.

Une version récursive de ce filtre a été proposée par Quegan et Yu [62].

A un pixel donné p , le filtre multi-canal à compensation de texture calcule les K sorties $\hat{T}_k(p)$ comme étant une combinaison linéaire des échantillons temporels $I_j(p)$, $j \in [0, K - 1]$. Les coefficients de pondération $\alpha_j(p)$ sont dérivés afin d'obtenir une variance de sortie minimale. Cette approche, illustrée sur la figure 3.2, requiert à chaque pixel p :

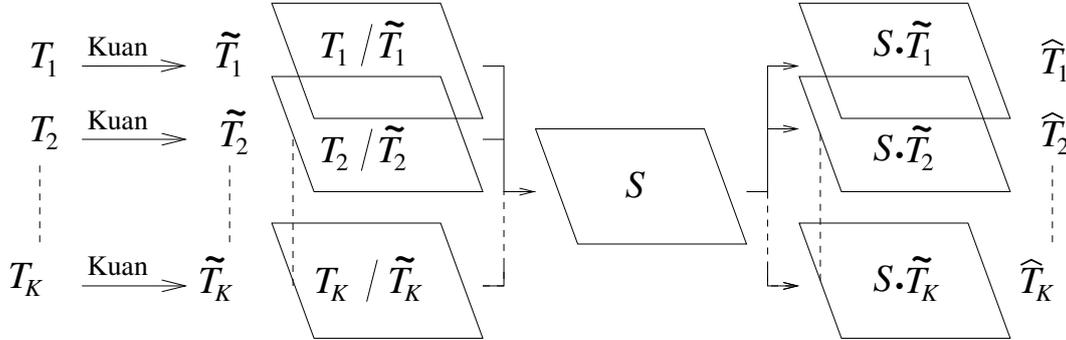


FIG. 3.2 – Schéma bloc résumant le principe du Filtre Multi-canal de Compensation de Texture

- l'estimation des statistiques locales (moyennes, variances, et corrélations inter-canaux) en utilisant une fenêtre 2D,
- l'application du filtre de Kuan (cf. section 3.1) pour obtenir les termes de compensation de texture $\tilde{T}_j(p)$,
- le calcul des coefficients de pondération $\alpha_j(p)$ en tant que solution d'un système d'équations linéaires,
- le calcul d'une seule valeur filtrée $S(p) = \sum_{j=0}^{K-1} \alpha_j(p) T_j(p) / \tilde{T}_j(p)$,
- la dérivation des K valeurs filtrées telles que $\hat{T}_k(p) = S(p) \cdot \tilde{T}_k(p)$.

Le seul paramètre à ajuster est la taille de la fenêtre 2D utilisée pour estimer les statistiques locales. Augmenter la taille de la fenêtre réduit la variance d'estimation dans des régions homogènes et conduit à une plus grande stabilité de l'inversion du système d'équation. Cependant, cela implique également un aspect flou sur les images filtrées, puisque le TCMF n'est ainsi plus un filtre purement temporel. Quand les données sont déjà des images 3-vues telles que le sont les images PRI, un bon compromis de réglage semble être une fenêtre 7×7 . Si la scène étudiée se prête à une pré-segmentation, dans le cas de parcelles agricoles par exemple, une version améliorée de ce filtre exécute cette pré-segmentation de l'image afin d'estimer les statistiques locales des régions segmentées [12].

3.3 Le filtre temps-espace

Un autre approche pour le filtrage d'images RSO consiste à transformer le bruit multiplicatif du speckle en un bruit additif au moyen d'une transformée logarithmique appliquée à l'image. Le principe des filtres 2D homomorphiques est d'appliquer un filtre spatial sur l'image transformée afin de réduire le bruit devenu additif et de retourner dans le domaine initial en calculant la

transformée exponentielle du résultat du filtrage. Arsenault et Levesque [3] ont proposé d'appliquer le filtre adaptatif de Lee, dérivé de l'approche linéaire MMSE [46]. Des versions améliorées introduisant un modèle de la scène ont été proposés par Yan et Chen [76], et par Hillion et Boucher [40].

Le filtre Temps-Espace (Time-Space Filter (TSF)) proposé par Coltuc et al. [20] est un filtre multi-temporel homomorphique qui tire bénéfice de la troisième dimension pour réduire le bruit additif résultant de la transformation logarithmique. L'idée principale de ce filtre est d'appliquer une transformation unitaire le long de l'axe temporel afin de séparer le signal redondant du bruit. De cette façon, on peut effectuer une réduction du bruit dans le domaine transformé.

Après avoir effectué le passage au logarithme, la transformation unitaire retenue par Coltuc est la transformation cosinus discrète (DCT). Celle-ci est appliquée à la pile d'images le long de l'axe temporel afin de le transformer en "axe des fréquences". Sous l'hypothèse que le speckle est temporellement décorréllé, le bruit se retrouve sur tous les canaux de la DCT. Cette hypothèse est généralement vraie grâce aux angles de vue légèrement différents dus à la base qui sépare les orbites et à la décorrélation temporelle des données qui ne sont pas dédiées à l'interferométrie RSO. A l'opposé, l'information radiométrique se concentre sur le canal de fréquence nulle (i.e. l'image moyenne des transformées logarithmiques), et ce, plus particulièrement s'il ne s'est pas produit d'évolution temporelle dans la pile. La réduction du bruit est obtenue en appliquant un filtre adaptatif spatial sur tous les canaux de la DCT, le canal de fréquence nulle mis à part, pour préserver la résolution spatiale des images. L'utilisation du filtre de Lee pour du bruit additif [46] évite la perte de contraste au niveau des contours des objets présentant une évolution temporelle qui apparaissent dans les canaux de fréquence non nulle.

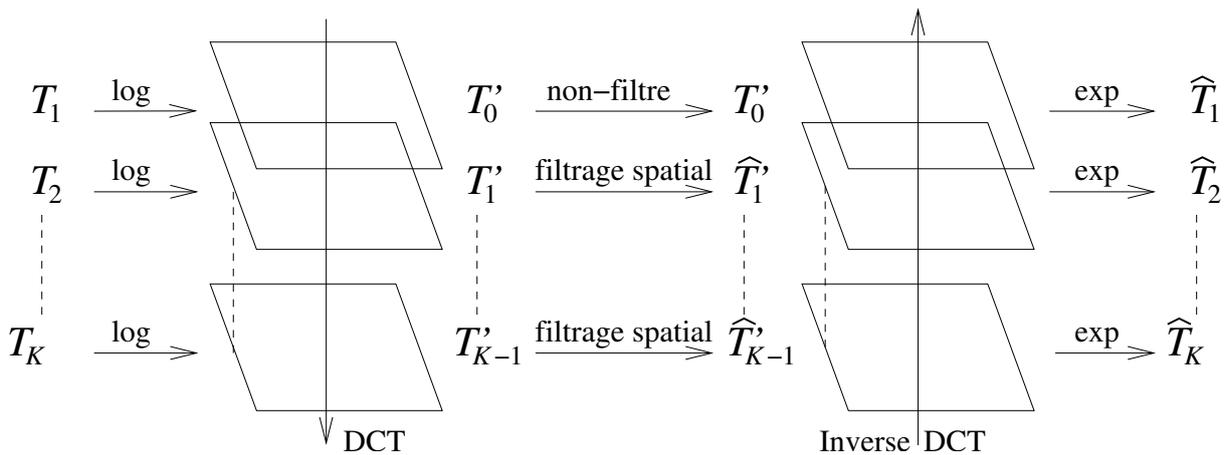


FIG. 3.3 – Schéma bloc résumant le principe du Filtre Temps-Espace

Cette approche, illustrée sur la figure 3.3 est implémentée de la manière suivante :

- calculer le logarithme des K images initiales T_k ,

- appliquer à chaque pixel p une transformation DCT de K points le long de l’axe temporel,

$$T'_j(p) = \frac{c_j}{\sqrt{K}} \sum_{k=0}^{K-1} T_k(p) \cos\left(\frac{2k+1}{2K} j\pi\right) \quad \text{avec } c_0 = 1 \text{ et } c_j = 2, j > 0 \quad (3.4)$$

- filtrer les canaux résultats de la DCT T'_j où $j \in \{1, \dots, K-1\}$ (T'_0 n’est pas filtrée) :

$$\widehat{T}'_j(p) = \mu_{T'_j}(p) + [T'_j(p) - \mu_{T'_j}(p)] \frac{\sigma_{T'_j}^2(p) - \sigma_k^2}{\sigma_{T'_j}^2(p)} \quad (3.5)$$

où $\mu_{T'_j}$ et $\sigma_{T'_j}^2$ sont la moyenne locale et la variance estimées sur une fenêtre spatiale et σ_k^2 la variance du bruit dans les canaux de la DCT,

- appliquer à chaque pixel p la DCT inverse,
- calculer l’exponentielle de chaque image et la multiplier par le terme de compensation de biais b .

La variance σ_k^2 du bruit additif dans les canaux de la DCT et la compensation de biais b dépendent du nombre d’images initial K et de leur nombre de vues. Ces termes sont calculés automatiquement par rapport à leur expression fournie dans [19]. Le seul paramètre à régler est la taille de la fenêtre servant à filtrer les canaux de la DCT. De petites fenêtres ne fournissent pas d’estimations fiables de la variance locale $\sigma_{T'_j}^2(p)$ utilisée dans le filtre adaptatif. Une fenêtre 9×9 ou 11×11 fournit la réduction de bruit espérée sur des zones homogènes des canaux de fréquence non nulle de la DCT.

3.4 Le filtre à voisinage adaptatif 3D

Une troisième approche du filtrage des images RSO consiste à rechercher une région homogène de taille maximale afin d’obtenir la valeur filtrée à partir d’un grand “voisinage adaptatif” qui, idéalement, ne contiendrait que les pixels de la même région que le pixel courant. Wu et al. [74] ont proposé de faire croître une fenêtre de filtrage en détectant la présence de contours et de points brillants isolés de manière itérative. La version initiale de cette approche utilise les variations de l’écart type estimé pour contrôler l’algorithme de croissance. Une version améliorée utilise, quant à elle, l’estimation locale du nombre de vues équivalent (cf. section 2.1.3) [57]. Une fois le voisinage adaptatif 2D déterminé, la valeur filtrée est obtenue en appliquant le filtre de Kuan avec des statistiques locales mesurées sur ce voisinage homogène.

Cette approche a été étendue à des données multi-temporelles par Ciuc et al. [14] qui ont proposé un filtre spatio-temporel. Celui-ci va rechercher un voisinage d’agrégation spatial et temporel pour chaque pixel courant p afin d’en déterminer la valeur de sortie après filtrage. Ce filtre à voisinage adaptatif 3D (3D Adaptive Neighborhood Filter (3D-ANF)) effectue une croissance de région dans le volume obtenu en empilant de manière temporelle les images RSO de la base de données. Le critère d’agrégation/réjection est basé sur l’idée du filtre-sigma de

Lee [48] : seuls les pixels ayant une valeur inférieure à une distance seuil fixée par rapport à la valeur du pixel courant doivent être impliqués dans le calcul de la valeur filtrée.

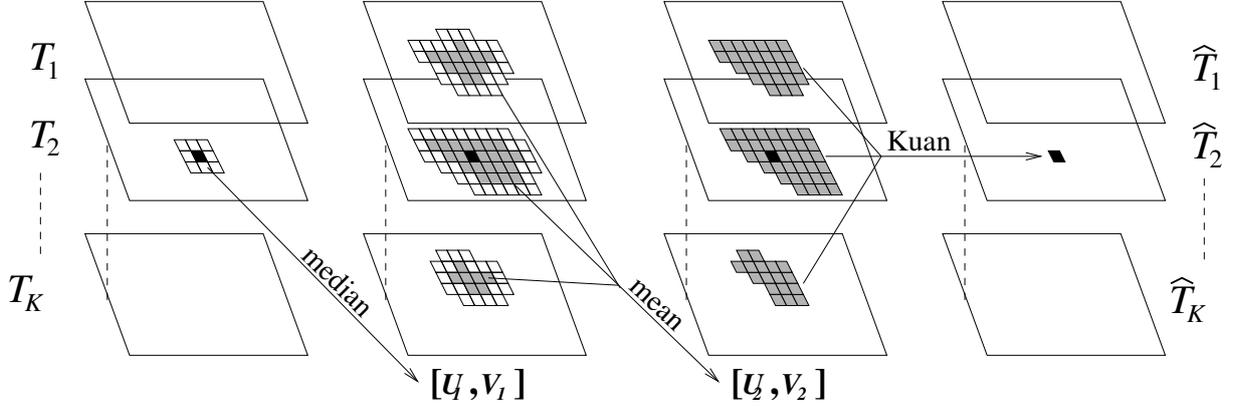


FIG. 3.4 – Schéma bloc résumant le principe du Filtre de voisinage adaptatif 3D

Le 3D-ANF exécute les trois étapes décrites sur la figure 3.4.

Les deux premières étapes servent à déterminer un voisinage adaptatif 3D, la dernière effectue le calcul de la valeur filtrée :

1. A la première étape, les pixels sont agrégés si leur valeur appartient à un intervalle restreint $[U_1, V_1]$ avec

$$U_1 = \hat{\mu}_{\text{med}} - \hat{\sigma}_{\text{med}} + \epsilon_1 \quad \text{et} \quad V_1 = \hat{\mu}_{\text{med}} + \hat{\sigma}_{\text{med}} + \epsilon_1. \quad (3.6)$$

$\hat{\mu}_{\text{med}}$ est une estimation grossière de la moyenne locale donnée par un filtre médian spatial 3×3 et $\hat{\sigma}_{\text{med}}$ est l'écart type déduite de $\hat{\mu}_{\text{med}}$. Le paramètre de centrage ϵ_1 est nécessaire pour compenser le fait que la distribution du speckle ne soit pas symétrique par rapport à la moyenne.

2. La seconde étape consiste à ré-inspecter les pixels déjà visités et non retenus lors de la première étape. Ceux-ci sont agrégés si leur radiométrie appartient à l'intervalle de plus grande taille $[U_2, V_2]$ avec

$$U_2 = \hat{\mu}_{\text{AN1}} - 2 \cdot \hat{\sigma}_{\text{AN1}} + \epsilon_2 \quad \text{et} \quad V_2 = \hat{\mu}_{\text{AN1}} + 2 \cdot \hat{\sigma}_{\text{AN1}} + \epsilon_2. \quad (3.7)$$

$\hat{\mu}_{\text{AN1}}$ est l'estimation de la moyenne classique calculée sur le voisinage adaptatif obtenu lors de la première étape, $\hat{\sigma}_{\text{AN1}}$ est l'écart type correspondant à cette valeur et ϵ_2 est le paramètre de centrage de l'intervalle.

3. La dernière étape consiste à appliquer le filtre de Kuan à l'aide des statistiques mesurées dans le voisinage adaptatif 3D résultant des précédents calculs pour obtenir la valeur filtrée.

Les paramètres de centrage et les valeurs de seuil sont déterminés de manière automatique selon le type de données traitées (amplitude ou intensité) et le nombre de vues initial [14]. Le seul

paramètre qui doit être réglé est la taille maximale du voisinage adaptatif. Fixer ce paramètre à 35 pixels semble approprié afin d'obtenir une forte réduction de speckle combinée à une perte de résolution spatiale limitée.

3.5 Conclusion

L'imagerie RSO est de plus en plus utilisée dans des régions où l'imagerie optique n'est pas à même de fournir des données avec une régularité suffisante, telles que les régions inter-tropicales ou polaires. Cependant, du fait du speckle présent sous forme de bruit multiplicatif, une étape de filtrage est souvent nécessaire pour réduire le bruit et faciliter l'utilisation de ces données. Des méthodes de filtrage spécifiques initialement spatiales sont devenues multi-temporelles grâce à la quantité d'images exploitables. Dans ce chapitre, nous avons présenté : un filtre 2D faisant partie des filtres de référence des images RSO, ainsi que trois filtres multi-temporels ayant chacun leur approche de filtrage. Ces trois filtres réalisent un compromis entre la réduction du speckle et la perte de l'information spatiale et temporelle inhérente au filtrage multi-temporel.

Cependant, devant la multitude d'approches de filtrages maintenant à disposition, l'utilisateur est confronté au choix de la "meilleure" méthode. Pour répondre à cette interrogation, une comparaison des différents filtres proposés dans ce chapitre a été menée et sera présentée au chapitre 5. Cette étude porte sur les critères statistiques habituels d'évaluation de filtrage, mais également sur une étude basée sur la précision d'une interprétation visuelle menée sur les images.

Chapitre 4

Segmentation d'images

Sommaire

4.1	Notions de segmentation	50
4.1.1	Approche région	50
4.1.1.1	Segmentation par classification et étiquetage en composante connexes	51
4.1.1.2	Segmentation par croissance de région (Fusion de régions)	51
4.1.2	Approche contour	52
4.1.3	Recherche de contours sur les images RSO	53
4.1.4	Suivi d'objets	55
4.2	Détection d'objets dans les images RSO	55
4.2.1	Différentes méthodes	55
4.2.2	Une méthode particulière : les contours actifs (ou snakes)	56
4.2.2.1	Principes des contours actifs	57
4.2.2.2	Mise en œuvre	60
4.2.2.3	Différentes applications	61
4.3	Conclusion	62

Introduction

Le traitement d'un signal ou d'une image a généralement pour objectif d'extraire une information plus pertinente ou de préparer une prise de décision. Dans ce chapitre, nous allons aborder les problèmes liés à la segmentation des images et aux techniques propres au traitement des images RSO.

La segmentation d'images est une opération de traitement d'images de bas niveau qui consiste à localiser dans une image les régions (ensemble de pixels) appartenant à une même structure. Après avoir rappelé des notions générales de segmentation d'images dans les sections 4.1.1 et 4.1.2 nous étudions plus particulièrement en section 4.1.3 la segmentation d'images RSO sur lesquelles, du fait du speckle, on peut difficilement appliquer les méthodes classiques.

Une des applications de la segmentation est l'aide à l'identification de structures. Dans la section 4.1.4, nous exposons différentes méthodes existantes, puis nous nous penchons sur une méthode particulière, la méthode des contours actifs, ou snakes [42] dont nous rappelons les principes. Nous étendrons cette méthode à des études multi-temporelles dans le chapitre 6.

4.1 Notions de segmentation

La segmentation est souvent la première étape des systèmes de vision, et rarement une fin en soi. Ainsi, on juge rarement une segmentation sur des critères visuels. L'objectif de la segmentation est d'extraire des informations sur ce qui est représenté dans l'image. Les attributs étudiés dans une situation idéale sont des points d'intérêt ou des zones caractéristiques de l'image : régions et contours. L'extraction de régions consiste à rechercher des zones homogènes ou texturées de l'image. La recherche de contours est la recherche des discontinuités locales des niveaux de gris de l'image. Dans le cas des images naturelles, les régions correspondent à la surface des objets et les contours à leurs frontières. Ces deux caractéristiques sont duales. En effet, une ligne fermée entoure une région et deux régions adjacentes définissent un contour. Il en résulte deux grandes familles de méthodes de segmentation : les approches régions et les approches contours. Cependant, la dualité de ces méthodes n'est en général pas utilisée, les algorithmes associés à ces approches sont différents et n'aboutissent pas aux mêmes résultats.

4.1.1 Approche région

L'objectif de la segmentation région est de partitionner l'image en régions d'intérêt correspondant à des objets de la scène. Les méthodes de segmentation d'images peuvent se diviser en principales catégories : les méthodes de "classification" et les méthodes de "croissance de régions". La principale différence entre ces deux approches est l'utilisation des relations spatiales

entre les pixels. Les méthodes de classification déterminent d'abord une partition de l'espace des luminances et se servent ensuite des relations de connexité (4- ou 8-voisinage) pour déterminer les régions. Les méthodes de croissance de région utilisent ces deux informations de manière simultanée.

Etant donné un prédicat d'homogénéité P , la segmentation d'une image T doit aboutir à une partition $S = R_1, R_2, \dots, R_n$ telle que :

1. $T = \cup R_i, i \in \{1 \dots n\}$
2. R_i est connexe, $\forall i \in \{1 \dots n\}$
3. $P(R_i) = \text{vrai}, \forall i \in \{1 \dots n\}$
4. $P(R_i \cup R_j) = \text{faux}$ pour tout couple (R_i, R_j) de régions connexes.

Ces quatre conditions ne définissent pas une segmentation unique. La segmentation de l'image ne dépend pas uniquement de l'information contenue dans l'image mais également de l'ordre de traitement des données.

4.1.1.1 Segmentation par classification et étiquetage en composante connexes

On associe à chaque pixel de l'image, la classe à laquelle appartient son niveau de gris. Les régions sont définies par les ensembles maximaux de pixels connexes appartenant à la même classe.

Le plus souvent la classification s'effectue à partir du calcul de l'histogramme de répartition des niveaux de gris de l'image. On recherche les pics (modes) principaux de l'histogramme et les "vallées" correspondantes afin de séparer les différentes classes.

Les méthodes de segmentation par "classification" sont efficaces si la classification des niveaux de gris permet de séparer les différentes régions homogènes de l'image. Par contre, si les images sont bruitées ou les objets nombreux et de niveau de gris peu différents, ces techniques sont difficilement utilisables. En imagerie RSO, du fait de l'étalement des distributions Gamma pour un faible nombre de vues, la distribution est très souvent unimodale comme le montre l'histogramme d'une image 3-vues représenté figure 4.1. C'est pour pallier à ce problème de non-séparation de classes que des méthodes dites de croissance de région ou les approches contours sont plus répandues en imagerie RSO.

4.1.1.2 Segmentation par croissance de région (Fusion de régions)

L'idée principale de cette méthode est de définir successivement des partitions de l'image pour regrouper des régions connexes de manière itérative.

La plupart des méthodes regroupent successivement des couples de régions adjacentes qui vérifient quelques conditions. Le processus s'arrête quand plus aucun couple de régions ne peut

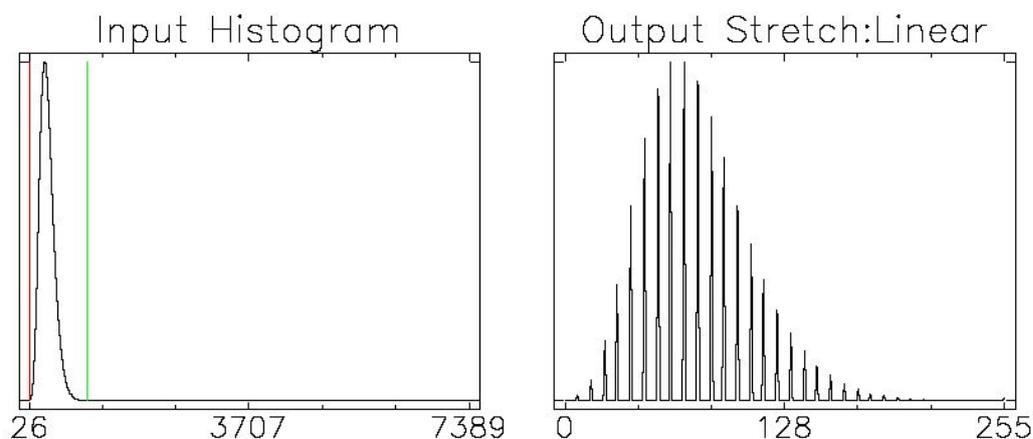


FIG. 4.1 – Histogramme de l'extrait de l'image RSO présentée en figure 4.2(a)

être fusionné. Selon les stratégies de fusion, les résultats obtenus diffèrent en fonction de l'ordre de fusion des régions.

4.1.2 Approche contour

De manière générale, les contours dans les images sont des zones de variations importantes de l'intensité de l'image ce qui se caractérise, soit par un extremum local du module du gradient dans la direction du gradient, soit par un passage par zéro du laplacien de l'image. La principale difficulté de la détection de contour est le bruit présent sur les images. On doit donc effectuer une différenciation entre le bruit et les contours.

Approche gradient

Le gradient, en un pixel d'une image numérique, est un vecteur tangent à la surface des niveaux de gris et orienté dans la direction de plus grande pente. En présence de contour, la norme est directement liée à la variation locale des niveaux de gris et la direction du gradient est orthogonale à la frontière qui passe au point considéré. L'approche la plus classique pour estimer le gradient consiste à choisir deux directions privilégiées (souvent celles associées au maillage, i.e. ligne et colonne) orthogonales, sur lesquelles on estime les deux composantes du gradient par une approximation discrète des dérivées partielles de la surface.

Pour calculer les deux composantes du gradient à l'aide de filtres linéaires, plusieurs opérateurs ont été proposés (Prewitt, Roberts, Sobel, ...) réalisant différents compromis entre la précision de la mesure et le filtrage du bruit. En effet, cette approche présente comme principal in-

convénient le fait que la dérivée première est très sensible au bruit. Ce problème est encore accentué dans le cadre d'une dérivation seconde (i.e. approche Laplacien). Le speckle présent sur les images RSO étant un bruit de type multiplicatif, le taux de fausses alarmes augmente avec la radiométrie moyenne de la zone. Ceci rend les opérateurs précédents peu exploitables. Pour contrer ce défaut, une approche différente fondée sur le ratio entre les moyennes locales est généralement mise en œuvre.

4.1.3 Recherche de contours sur les images RSO

Sur des images affectées par un fort bruit de type multiplicatif, telles que les images RSO, la recherche de contour ne se fait pas par des opérateurs de type gradient qui mesure des différences comme énoncé précédemment sur de petits voisinages de 3×3 ou 5×5 pixels, mais par des opérateurs de type ratio qui calculent le rapport entre les moyennes de part et d'autre d'un possible contour. Pour cela, on travaille souvent sur des voisinages plus importants afin de prendre en compte de plus grandes régions pour limiter l'influence du bruit dans l'estimation des moyennes locales. La taille de la fenêtre est fixée en fonction d'un compromis entre la réduction de bruit et la précision de la détection.

La méthode appliquée est un ratio, qui permet d'obtenir un taux de fausse alarme constant (constant false alarm rate (CFAR)). Cette méthode a été présentée par Touzi et al. dans [68]. En chaque pixel, pour huit directions d , le ratio normalisé des deux côtés A_d et B_d d'un possible contour est calculé par :

$$r_d = \min \left(\frac{\mu_{A_d}}{\mu_{B_d}}, \frac{\mu_{B_d}}{\mu_{A_d}} \right) \quad (4.1)$$

La valeur minimum $r_{\text{contour}} = \min_d(r_d)$ est retenue. Plus la frontière est contrastée, plus le ratio est faible. La direction associée à cette mesure fournit une information comparable à la direction du gradient, malgré le faible nombre de directions testées. En général, quatre ou huit directions suffisent [25] [55].

La figure 4.2 présente en correspondance une image RSO (figure 4.2(a)) et le résultat du détecteur ratio appliqué sur cette image avec un voisinage 7×7 (figure 4.2(b)). Les discontinuités de radiométrie (contours) apparaissent en sombre, les zones homogènes en clair. L'intervalle $[0; 1]$ est codé sur $[0; 255]$ pour la visualisation en niveaux de gris.

La taille de fenêtre de mesure de contraste est variable, une fenêtre de petite taille (5×5 , figure 4.3(a)) rend la détection plus précise, mais est plus sujette au bruit. Une fenêtre de taille plus importante est par contre plus robuste au bruit (figure 4.3(b)), mais marque moins les contours. Il faut trouver un compromis entre ce phénomène de lissage excessif et celui de la trop forte influence du bruit. Pour cela, une détection de contour sur une fenêtre 7×7 offre généralement un bon compromis sur les images de type PRI à pleine résolution.

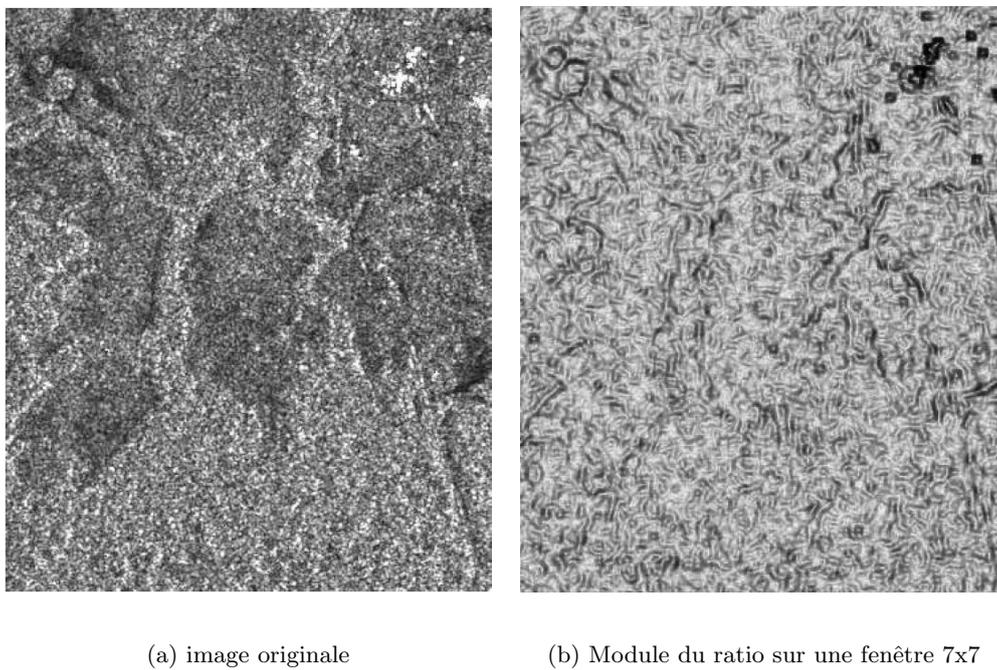


FIG. 4.2 – Extrait de zone de savanes , Kourou, Guyane Française

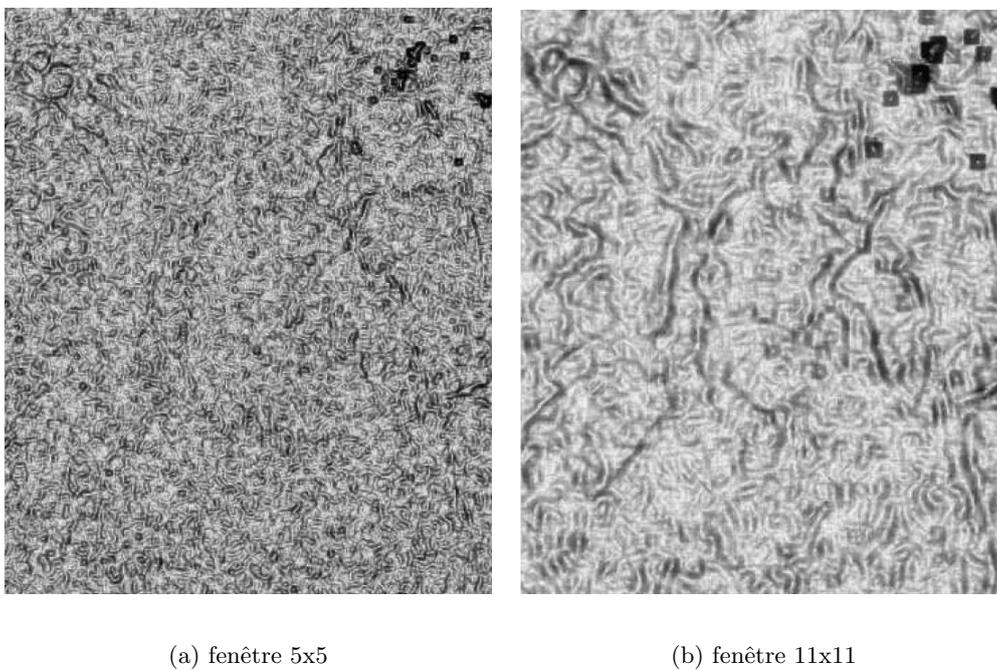


FIG. 4.3 – Comparaison de taille de fenêtre de détection de contours

4.1.4 Suivi d'objets

La facilité d'acquisition des données RSO permet d'obtenir des séries d'images (ou piles d'images) de la même zone et permet ainsi de suivre l'évolution de structures au cours du temps. Plusieurs méthodes de suivi temporel existent [10] sur des données non-bruitées telles que :

- le suivi basé sur les régions : les images de la séquence sont segmentées à partir d'approches régions, les régions ainsi extraites sont ensuite mises en correspondance sur toute la pile,
- le suivi basé sur les contours ou un maillage : on suit les contours mouvants à travers les images, cette méthode est développée dans la section 4.2.2,
- le suivi basé sur des formes : sur chaque image on identifie des points caractéristiques faciles à mettre en correspondance (typiquement des coins),
- le suivi basé sur les modèles : à partir d'une base de données les images sont mises en correspondance grâce à des modèles 2D ou 3D.

Dans [56], Douze et al. présentent trois approches de suivis basées sur les régions : l'algorithme de Levenberg-Marquadt [21], la méthode de Hager et Belhumeur [34], et la méthode de Jurie et Dhome [26]. Cependant, ces méthodes fonctionnent sur des images non bruitées, et il nous est apparu difficile de les implémenter dans le cadre d'analyses d'images RSO. Nous présentons dans la section suivante des méthodes mises au point pour fonctionner sur ce type d'images.

4.2 Détection d'objets dans les images RSO

Du fait du speckle présent sur les images RSO (cf. section 2.1.3), leur interprétation visuelle ou automatique est un problème difficile. Des méthodes de détection de structures ont été proposées dans la littérature, une liste non exhaustive est présentée dans la section 4.2.1. Puis, nous présentons dans la section 4.2.2 une méthode semi-automatique particulière qui a l'intérêt de coupler l'information a priori donnée par l'utilisateur final et une détection automatisée. Cette méthode est celle sur laquelle s'appuieront les travaux présentés au chapitre 6.

4.2.1 Différentes méthodes

La détection de structure dans les images RSO à faible nombre de vues est généralement beaucoup plus difficile que dans les images optiques à une résolution équivalente.

Les tracés manuels sont souvent réalisés par les utilisateurs dans le cadre de leurs applications. Cette "méthode" peut s'avérer fastidieuse suivant les objets à retrouver et/ou à délimiter. Cependant son efficacité est souvent plus grande au niveau de la précision qu'un algorithme de détection automatique. Une possibilité pour améliorer cette détection ; bien que beaucoup

d'utilisateurs préfèrent travailler sur des données brutes, est le filtrage des images [61].

Dans le cadre d'une détection automatisée, l'information a priori est une source d'informations importante pour la recherche d'objets [36], [72], [38]. Les recherches de structures dans des images RSO font souvent appel à des techniques de fusion. Les méthodes de fusion sur lesquelles travaillent le LISTIC ont par exemple été appliquées à la détection de routes [11]. D'autres techniques de fusion d'informations ont également été appliquées à la détection de structures linéaires. Tupin [71] propose par exemple de fusionner deux détecteurs de contours d'images RSO : un détecteur de type ratio, tel celui présenté en section 4.1.3 et une mesure de corrélation basée sur l'approche de Hueckel [41]. Hellwich et al. proposent de fusionner des données d'intensité et des données RSO interférométriques de cohérence selon un modèle bayésien [36] [35] pour détecter des objets linéaires puis d'utiliser un champ aléatoire markovien pour fermer les contours. L'approche multi-résolution [73] ou des techniques multi-temporelles [64] ont également été proposées pour la détection d'objets dans les images RSO.

Germain [29] utilise un modèle de contour actif statistique fermé pour effectuer une recherche de parcelles agricoles sur des images RSO. Les données utilisées sont des images d'amplitude SLC monovues de dimension réduite. Sur ces images, il recherche les limites de champs en déplaçant les coins des contours. Il présente également une extension des contours actifs statistiques : la grille active statistique qui, à partir d'une pré-segmentation et d'un nombre de régions fixé a priori, permet d'affiner la localisation des contours sur les images RSO. Cette détection est améliorée grâce à l'utilisation de données multi-dates. Les données monovues indépendantes sont regroupées pour former une image multi-composante sur laquelle est appliquée le modèle de contours actifs.

Cependant, aucune de ces méthodes ne semble appropriée à notre étude car aucune ne répond à tous les critères dont nous avons besoin :

- la prise en compte de l'information a priori et de la connaissance des géophysiciens,
- la recherche de structures spatiales non ponctuelles
- la prise en compte de l'évolution temporelle de l'objet recherché.

Une méthode nous a paru plus apte à répondre à ces critères, la méthode des contours actifs.

4.2.2 Une méthode particulière : les contours actifs (ou snakes)

La notion de contours actifs a été introduite la première fois dans [42] par Kass, Witkin et Terzopoulos. Le contour est représenté par un modèle élastique ayant une contrainte de continuité. Les mouvements de glissement engendrés lors de la déformation du modèle lui ont valu le nom de *snake*. L'algorithme des contours actifs va déplacer et déformer une courbe afin de coller aux changements d'intensité de l'image. Il est principalement utilisé pour raffiner un contour dont l'utilisateur a fourni une initialisation plus ou moins grossière. La recherche du meilleur contour se fait à partir de déformations locales pour obtenir le contour global de l'objet

que l'on cherche à retrouver. Le snake minimise une fonction d'énergie dont les différents termes seront explicités dans le paragraphe 4.2.2.1.

Les principaux inconvénients des contours actifs en sont la difficulté d'adapter les paramètres de pondération des différents termes d'énergie. Généralement, on teste ces paramètres en fonction des résultats obtenus après expérience. Roussel [65] a proposé une méthode automatique pour fixer ces paramètres. Il cherche à minimiser conjointement les termes d'énergies et leurs pondérations associées en créant un système d'équations.

Le second problème est que le contour ne s'arrête que quand il a trouvé un minimum, que celui ci soit local ou global. En présence de chatoiement ce problème revêt une importance toute particulière. Un autre problème inhérent aux contours actifs est le fait que l'initialisation doit être "proche" du résultat.

Les contours actifs présentent d'un autre côté des avantages certains. La simplicité de l'algorithme réduit les temps de calcul. Le fait qu'une image soit un tableau, l'algorithme discret parvient toujours à trouver un contour même quand l'image est très dégradée par le bruit ou par les problèmes d'acquisition, ce qui implique que le positionnement du contour est toujours possible.

4.2.2.1 Principes des contours actifs

Dans [42], les auteurs présentent le déplacement du snake comme une minimisation d'une énergie formée de deux termes :

$$E_{tot} = E_{interne} + E_{externe} \quad (4.2)$$

où $E_{interne}$ est l'énergie liée à la répartition spatiale des points du snake et $E_{externe}$ est un terme lié à l'information de l'image aidant le snake à se placer au mieux. Ce terme est généralement un terme d'attache aux données, cependant, il est également implicitement dépendant du placement initial du snake. Le principe du snake est de localiser les contours d'intérêt de l'image en minimisant simultanément les différents termes d'énergie. D'autres termes d'énergie sont ajoutables suivant les applications voulues telle l'énergie de ballon [18] qui sert à dilater le modèle.

Énergie interne

L'énergie interne a pour but de contrebalancer les effets de l'énergie externe en limitant la déformation du contour. L'allure générale du contour est ainsi préservée. L'énergie interne du snake se décompose en deux termes d'énergie propres au contour actif. Ces deux termes sont appelés énergie de continuité et énergie de courbure. Ils sont pondérés manuellement par l'opérateur.

$$E_{interne} = \alpha \sum_{touslespoints} E_{continuite}(P_n) + \beta \sum_{touslespoints} E_{courbure}(P_n) \quad (4.3)$$

L'énergie interne est basée sur l'allure du contour et est fonction de la forme de la courbe.

L'énergie de continuité

Ce terme est calculé au $n^{\text{ème}}$ point comme étant la norme de la tangente à la courbe en ce point. Le coefficient directeur de cette tangente est la dérivée au premier ordre de la position de ce point. En discret, on approxime cette valeur comme étant la distance euclidienne entre la position du point P_n et celle du point précédent P_{n-1} . Ce terme servant à régulariser l'échantillonnage, on cherchera à ce qu'il soit le plus proche possible de \bar{d} , la distance moyenne entre deux points successifs du snake. On élève cette valeur au carré afin d'obtenir un nombre positif.

$$E_{\text{continuite}}(P_n) = \left(\bar{d} - \sqrt{(x_n - x_{n-1})^2 + (y_n - y_{n-1})^2} \right)^2 \quad (4.4)$$

où x_n, y_n, x_{n-1} et y_{n-1} sont respectivement les coordonnées des points P_n et P_{n-1} du snake.

Ce terme d'énergie est ensuite normalisé par la valeur maximale obtenue sur la fenêtre de recherche afin d'obtenir une valeur dans l'intervalle $[0, 1]$. On obtient ainsi au point n l'équation suivante :

$$E_{\text{continuite}} = \frac{\left(\bar{d} - \sqrt{(x_n - x_{n-1})^2 + (y_n - y_{n-1})^2} \right)^2}{\text{MAX} \left(\left(\bar{d} - \sqrt{(x'_n - x_{n-1})^2 + (y'_n - y_{n-1})^2} \right)^2 \right)} \quad (4.5)$$

où les x'_n et les y'_n sont respectivement les abscisses et les ordonnées du voisinage de recherche du snake.

Ce terme sert à régulariser l'échantillonnage et est régulièrement appelé terme d'élasticité. Ce terme étant la dérivée première de la courbe, une minimisation de ce terme implique une minimisation de la longueur globale du contour, c'est à dire que les nœuds s'attirent entre eux. Plus le paramètre α sera important plus le contour se contractera pour, à terme, obtenir un point.

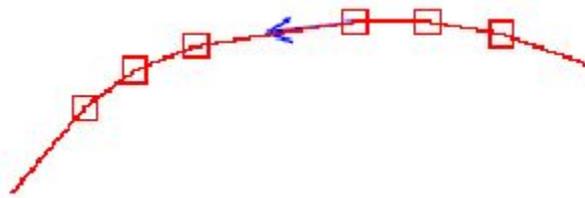


FIG. 4.4 – action du terme de continuité sur le point traité

L'énergie de courbure

L'énergie de courbure au $n^{\text{ème}}$ point représente la dérivée du second ordre (courbure) de la position de ce point. On définit la courbure comme étant le carré de la norme de la différence

des vecteurs tangents aux points P_{n+1} et P_n , soit :

$$E_{courbure}(P_n) = (x_{n+1} - 2x_n + x_{n-1})^2 + (y_{n+1} - 2y_n + y_{n-1})^2 \quad (4.6)$$

où $x_n, y_n, x_{n-1}, y_{n-1}, x_{n+1}$ et y_{n+1} sont respectivement les coordonnées des $n^{\text{ème}}$, $(n-1)^{\text{ème}}$ et $(n+1)^{\text{ème}}$ points du snake.

De même que le terme d'énergie du premier ordre, ce terme est normalisé pour obtenir une valeur dans l'intervalle $[0, 1]$.

$$E_{courbure} = \frac{(x_{n+1} - 2x_n + x_{n-1})^2 + (y_{n+1} - 2y_n + y_{n-1})^2}{MAX((x_{n+1} - 2x'_n + x_{n-1})^2 + (y_{n+1} - 2y'_n + y_{n-1})^2)} \quad (4.7)$$

où les x'_n et les y'_n sont respectivement les abscisses et les ordonnées du voisinage de recherche du snake.

Ce terme tend à éviter que les points du snake divergent et est régulièrement appelé terme de rigidité. Étant la dérivée seconde de la courbe, le terme de courbure est le taux de changement de la tangente en chaque point. Quand ce terme sera minimisé, la courbe prendra un aspect plus lisse, car cela tendra à limiter la possibilité d'un changement brusque de direction de contour. Il n'y aura donc plus de discontinuités locales et la courbe tendra vers une ligne dans le cas du contour ouvert et vers un cercle, dans le cas du contour fermé.

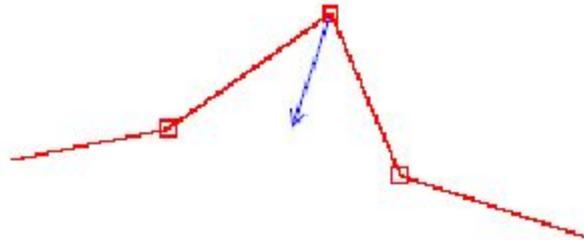


FIG. 4.5 – action du terme de courbure sur le point traité

Attache aux données

Le terme d'attache aux données va guider le contour vers la position désirée dans l'image. Ce terme d'énergie externe est dans le cas classique uniquement le terme d'énergie liée à l'image, E_{image} . Pour cela, une image du module du gradient d'intensité est calculée sur l'image. Les fortes valeurs de gradient, dénotant les fortes variations de radiométrie, seront privilégiées pour retrouver la position optimale.

On a vu en section 4.1.2 que, du fait du speckle, une recherche de gradient ou laplacien classique donne de très mauvais résultats sur les images RSO. Pour cela, on utilise une détection de

contours spécialement conçue pour ce type d'image. Roger Fjørtoft présente plusieurs approches de détection de contours dans [25].

Dans notre approche, la recherche de contour est effectuée selon la méthode exposée dans le paragraphe 4.1.3. On recherche un contour sur un voisinage suffisamment grand pour limiter les effets du speckle, mais suffisamment petite pour ne pas obtenir de phénomène de "cuvette" où la détection serait rendue moins précise. Une fenêtre 7×7 a été utilisée, car elle présente un bon compromis entre le "lissage" de l'image d'origine et la perte d'informations due à ce "lissage".

L'image de "gradient" issue du détecteur ratio est inversée. Les contours de l'image se trouvent donc sur les minimums de cette image ratio. On va donc favoriser les faibles intensités retrouvées sur la fenêtre de recherche du snake puis on normalise le résultat obtenu sur la fenêtre de recherche en imposant que le maximum d'intensité trouvé prenne la valeur 1 et le minimum, la valeur 0.

$$E_{image}(P_n) = \gamma \frac{\nabla(P_n) - \nabla_{min}}{\nabla_{max} - \nabla_{min}} \quad (4.8)$$

où $\nabla(P_n)$ est l'intensité de la détection de contour au point n , ∇_{max} et ∇_{min} respectivement les valeurs maximums et minimums de la recherche de contour sur la fenêtre de recherche.

Le terme d'attache aux données est ensuite pondéré par un coefficient γ fixé par l'opérateur.

4.2.2.2 Mise en œuvre

Nous rappelons ici les principes d'application de la méthode des contours actifs sur une image mono-date. L'application aux données multi-dates développée dans le cadre de cette thèse fait l'objet du chapitre 6.

L'initialisation est faite par le photo-interprète sur l'image d'amplitude (figure 4.2(a)). Cette initialisation crée un ensemble de points notés P_n , où n ($n \in \{1; \dots; N\}$) est l'indice du nœud du snake.

Pour diminuer les problèmes liés à une initialisation peu précise, il existe la possibilité de dégrader la résolution de l'image [23] [63]. Le principe en est exposé en figure 4.6. Ceci présente deux avantages :

- le nombre de pixels séparant l'initialisation de la position exacte des contours diminue,
- le bruit de l'image d'intensité est réduit (cf Annexe 2.1.3) et la sortie du détecteur de contours plus robuste.

Ce passage à faible résolution diminue l'étendue de la recherche à effectuer suite à une initialisation imprécise, le snake est ensuite raffiné par un second passage à pleine résolution qui donne de manière encore plus précise la limite de l'objet recherché.

Le snake peut alors évoluer par déplacements successifs des points P_n . Il repositionne ces

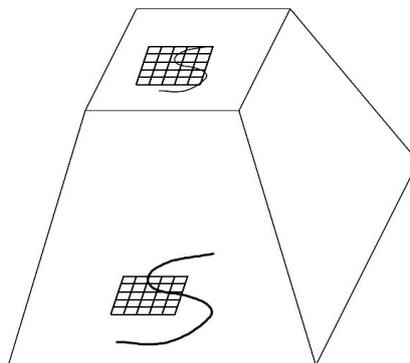


FIG. 4.6 – Principe de la multi-résolution : en dégradant la taille de l'image, l'objet recherché se trouve plus proche de la fenêtre de recherche du snake.

points dans un voisinage local (3×3 ou 5×5) en minimisant la fonction d'énergie. Le terme d'attache aux données est fourni par la sortie du détecteur de ratio présenté en section 4.1.3. Les itérations (mises à jour de l'ensemble des points du snake) se succèdent jusqu'à ce que l'un des critères d'arrêt (faible déplacement ou nombre maximum d'itération atteint) soit réalisé.

4.2.2.3 Différentes applications

Les contours actifs sont des outils très performants sur des images non bruitées, et leur utilisation pour des segmentations automatiques de photographies [37] ou le suivi d'objets dans des films [30], est très fréquente. Des méthodes ont été également proposées pour des images bruitées sur des contours fermés [44], ou des applications médicales telles que la reconstruction de squelette [45], la détection de cellules [51] ou l'interprétation d'images 3D [39].

L'une des techniques possibles d'initialisation du snake est le principe du double snake où, pour des contours fermés on initialise conjointement à l'intérieur et à l'extérieur de l'objet que l'on cherche à retrouver. Puis à l'aide d'un terme d'énergie d'attraction entre les snakes les deux courbes s'attirent [33].

Afin d'améliorer la précision de détection des snakes des termes d'énergie supplémentaires ont été proposés. Le snake ayant tendance à voir sa taille diminuer, une énergie dite de ballon a été introduite par [17]. Dans [75], les auteurs présentent un nouveau terme d'énergie sous forme de *gradient vector flow* qui "pousse" la courbe vers la frontière de la structure.

On peut également faire effectuer un apprentissage au snake pour retrouver les structures désirées si le nombre d'images servant à l'apprentissage est suffisant [24], ce qui n'est en général pas le cas dans le cadre de télédétection où le nombre d'images en la possession des utilisateurs reste limité.

4.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons rappelé quelques principes de segmentation d'images, sans être exhaustifs dans la présentation de ces méthodes, tout en en présentant les principales approches utilisées durant ces travaux de thèse.

Les traitements d'images classiques sont souvent mal adaptés pour les images RSO à cause du speckle qui dégrade fortement la lisibilité de l'image et gêne les traitements automatiques. Pour contrer cela, des outils spécifiques au traitement d'images RSO ont été créés, et d'autres ont été adaptés afin de pouvoir traiter ces données. Parmi ceux-ci, nous nous sommes plus particulièrement intéressés à la méthode des contours actifs, qui permet de retrouver les contours d'un objet. Cette méthode a fait l'objet d'une étude plus précise car elle nous est apparue suffisamment robuste pour nous permettre de rechercher des structures dans des données multi-temporelles. Ce sera l'objet des chapitre 6 et 7.

Conclusion

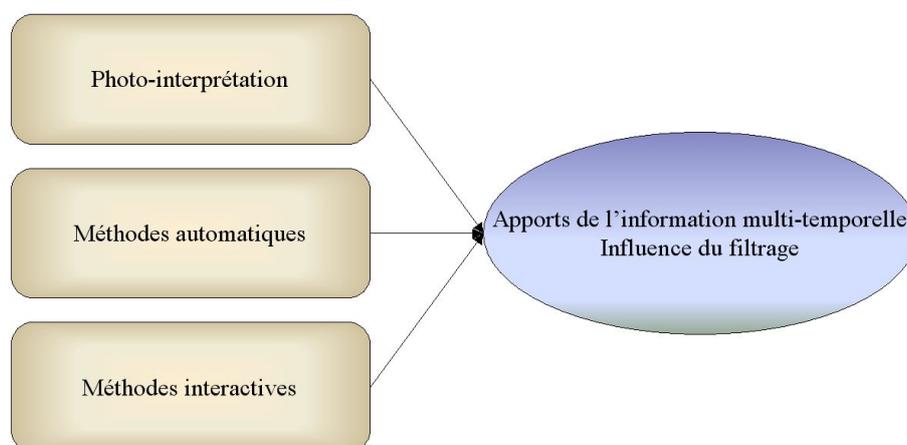
Au cours de cette première partie, nous avons présenté l'intérêt des images RSO pour la détection et le suivi d'objets géographiques, notamment en région tropicale-humide. Les satellites RSO sont particulièrement adaptés à ce contexte car le radar travaille à des longueurs d'onde centimétriques et possède sa propre source d'illumination (section 2.1.1), rendant ainsi l'acquisition d'images indépendante du temps ou de l'ensoleillement. Des séries d'images multi-temporelles peuvent alors être acquises lors des passages successifs du satellite. En revanche, le principal problème de l'imagerie radar est le chatoiement (speckle), présenté en section 2.1.3, phénomène qui gêne considérablement l'interprétation visuelle et les outils de détections automatiques. Pour remédier à cette difficulté, les données "multi-date" ont permis le développement de méthodes de filtrage incluant l'axe temporel comme une troisième dimension (chapitre 3). Le phénomène du speckle a également nécessité le développement de méthodes de détection / segmentation spécifiques aux images RSO qui ont été rappelées au chapitre 4. Les problèmes de l'utilisation du filtrage et de l'extension multi-temporelle d'une des méthodes de segmentation, les contours actifs, feront l'objet de la deuxième partie de notre manuscrit.

Deuxième partie

Applications

Introduction

La seconde partie de ce manuscrit est dédiée aux développements réalisés au cours de cette thèse. On se propose de tester les apports de la multi-temporalité pour l'exploitation des données RSO dans le contexte de la cartographie selon trois approches illustrées par la figure ci-dessous. Nous évaluons tout d'abord les performances du filtrage pour une approche de type "photo-interprétation" et pour une approche de type "méthodes automatiques". Nous proposons ensuite une méthode interactive de détection de structures qui étend les contours actifs aux données RSO multi-temporelles. Différentes stratégies sont proposées et mises en œuvre avec ou sans filtrage.



Différentes approches exploitant des données multi-temporelles

Cette seconde partie est structurée en trois chapitres. Dans le chapitre 5, nous évaluons les performances des différents filtres présentés dans le chapitre 3 selon deux types de critères : d'une part des critères statistiques habituels tels que la préservation de la radiométrie, la réduction de bruit et la préservation de l'information spatiale, complétés par un critère mesurant la préservation de l'information temporelle et d'autre part, des critères liés à la qualité d'une interprétation visuelle des images filtrées ou non.

Le chapitre 6 est consacré à l'application des contours actifs aux données multi-temporelles. Différentes approches de fusion de l'information temporelle sont explorées pour faciliter la re-

cherche d'objets géographiques. Selon la nature des objets, nous proposons de fusionner l'information au niveau des données ou des caractéristiques dans le cas de structures stables, et de fusionner les informations à un niveau proche du niveau de la décision pour les objets en mouvement.

Le chapitre 7 termine la seconde partie de ce manuscrit en présentant sur un exemple concret l'utilisation simultanée du filtrage multi-temporel et de la détection de structures par contours actifs multi-temporels (multi-snake). Nous nous sommes intéressés au suivi du trait de côte en Guyane et avons testé quatre scénaris possibles : utilisation ou non du filtrage multi-temporel suivi d'une détection manuelle ou assistée par le multi-snake.

Chapitre 5

Evaluation de performances de filtrage RSO multi-temporel

Sommaire

5.1	Évaluation par critères statistiques	70
5.1.1	Préservation de la radiométrie moyenne	71
5.1.2	Réduction de bruit	74
5.1.2.1	Performances des différents filtres	75
5.1.2.2	Influence du nombre d'images	76
5.1.3	Préservation de l'information spatiale	80
5.1.4	Préservation de l'information temporelle	82
5.1.5	Comparaison globale	86
5.2	Évaluation par photo-interprétation	87
5.2.1	Protocole expérimental	87
5.2.2	Critères d'évaluation	88
5.2.3	Résultats expérimentaux	90
5.2.3.1	Détection des points	90
5.2.3.2	Détection des lignes	91
5.2.3.3	Détection des surfaces	91
5.2.3.4	Robustesse des résultats	91
5.2.4	Comparaison globale	93
5.3	Conclusion	94

Introduction

Originellement, les images étaient filtrées de manière purement spatiale, au détriment de la résolution spatiale de l'image. Une comparaison de méthodes de filtrage 2D a été menée dans [22]. L'introduction de la troisième dimension a apporté de nouvelles méthodes, dont nous nous proposons d'étudier les performances dans ce chapitre.

Communément, pour tester la qualité d'un filtrage de données RSO mono-temporelles, on utilise les critères statistiques classiques comme la réduction de bruit, la préservation de l'information spatiale ou la préservation de la radiométrie moyenne. Dans le cas de données RSO multi-temporelles, un autre critère a été rajouté : la préservation de l'information temporelle. Ces critères servent à évaluer la qualité d'un filtrage pour des applications de recherche d'informations automatique de type segmentation ou classification. Les résultats de ces études sont présentés dans la section 5.1. Cependant, ces critères ne rendent pas forcément bien compte de l'impression visuelle laissée aux utilisateurs par le résultat du filtrage. Pour tester cette impression subjective, nous avons réalisé une étude originale permettant de juger de la qualité du filtrage d'un point de vue de l'interprétation visuelle avec des recherches de cibles ponctuelles, linéaires et surfaciques sur les différents résultats de filtrage. Les critères proposés et les résultats obtenus sont présentés dans la section 5.2. Cette recherche d'évaluation de filtre est un problème souvent posé par les utilisateurs. Dans [66], Smits et al. ont proposé d'évaluer la qualité du filtrage sous un angle de vue différent. A partir de résultats de segmentations automatiques sur des données filtrées, les auteurs ont demandé à des utilisateurs de donner une appréciation sur chaque résultat et de donner un "seuil" de détection minimum pour que la segmentation soit considérée comme bonne.

La zone ayant servi à cette étude est celle présentée en section 1.2.1. Un extrait de trois des sept images est présenté dans la figure 5.1. Sur ce jeu d'images, nous avons appliqué les trois filtres multi-temporels (filtre temps-espace, filtre multi-canal à compensation de texture et le filtre à voisinage actif 3D) présentés dans le chapitre 3. Pour comparer ces trois approches multi-temporelles à une approche purement spatiale, nous avons également appliqué sur chaque image le Filtre Adaptatif 2D (2D-AF) proposé par Kuan [43]. Les résultats des quatre filtres sont présentés sur la figure 5.2. Des agrandissements sont présentés en figure 5.3.

5.1 Évaluation par critères statistiques

Les techniques de filtrage multi-temporel cherchent à effectuer un compromis entre la réduction du bruit et la préservation de l'information à la fois temporelle et spatiale. Plus le filtrage est important, plus la résolution spatiale ou temporelle s'en trouve dégradée, et, à l'opposé, si l'on ne filtre pas assez, le speckle reste présent. De manière générale, le réglage des paramètres dépend de la série d'images et de l'information que l'on cherche à obtenir. Les critères

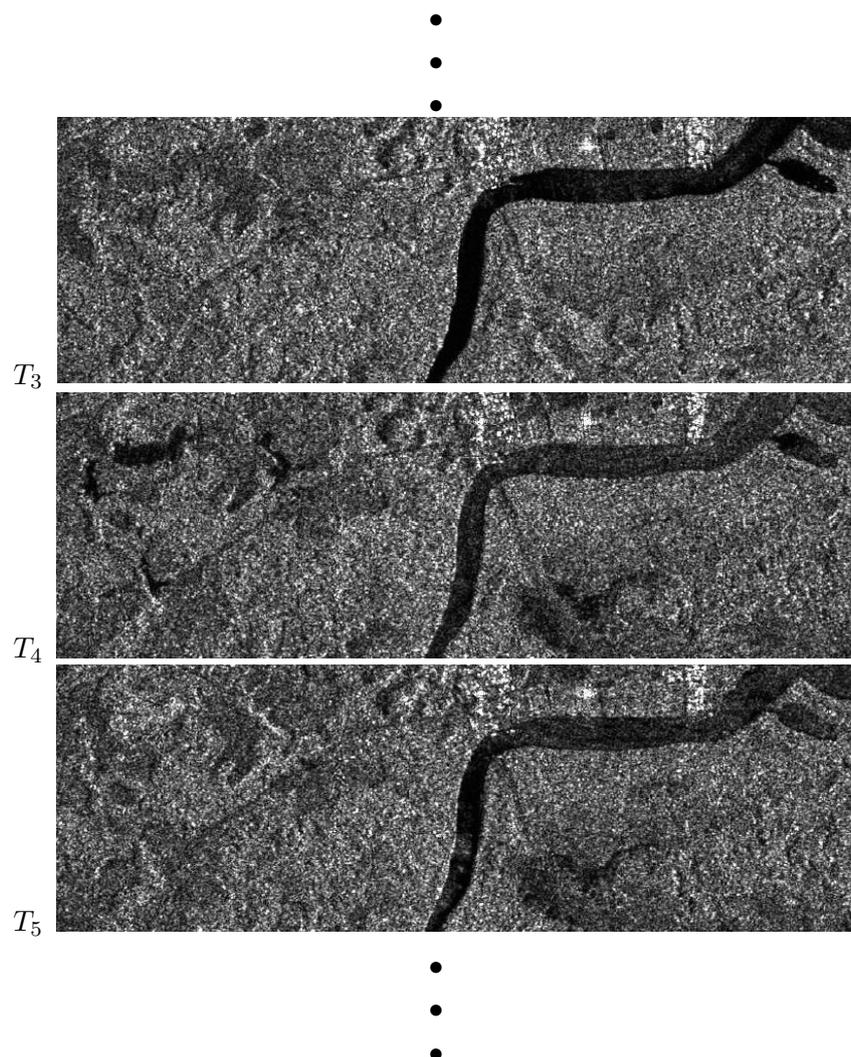


FIG. 5.1 – Images RSO multitemporelles ERS-1, Kourou, Guyane Française, extraits en 900×300 , 3 dates différentes parmi les 7 images sur lesquelles les filtres multi-temporels ont été appliqués

statistiques utilisés pour cette étude vont servir à illustrer le comportement des différents filtres. Ces critères sont choisis afin d'évaluer le gain d'information généralement attendu ainsi que les dégradations de l'image non désirées.

5.1.1 Préservation de la radiométrie moyenne

Pour mesurer la préservation de la radiométrie moyenne, on estime le biais dans des régions homogènes. La première étape de ce critère d'évaluation consiste à construire un masque des régions homogènes à partir des statistiques locales des images originales. Dans les régions ainsi définies, l'hypothèse du speckle pleinement déployé aboutit au modèle de bruit multiplicatif de

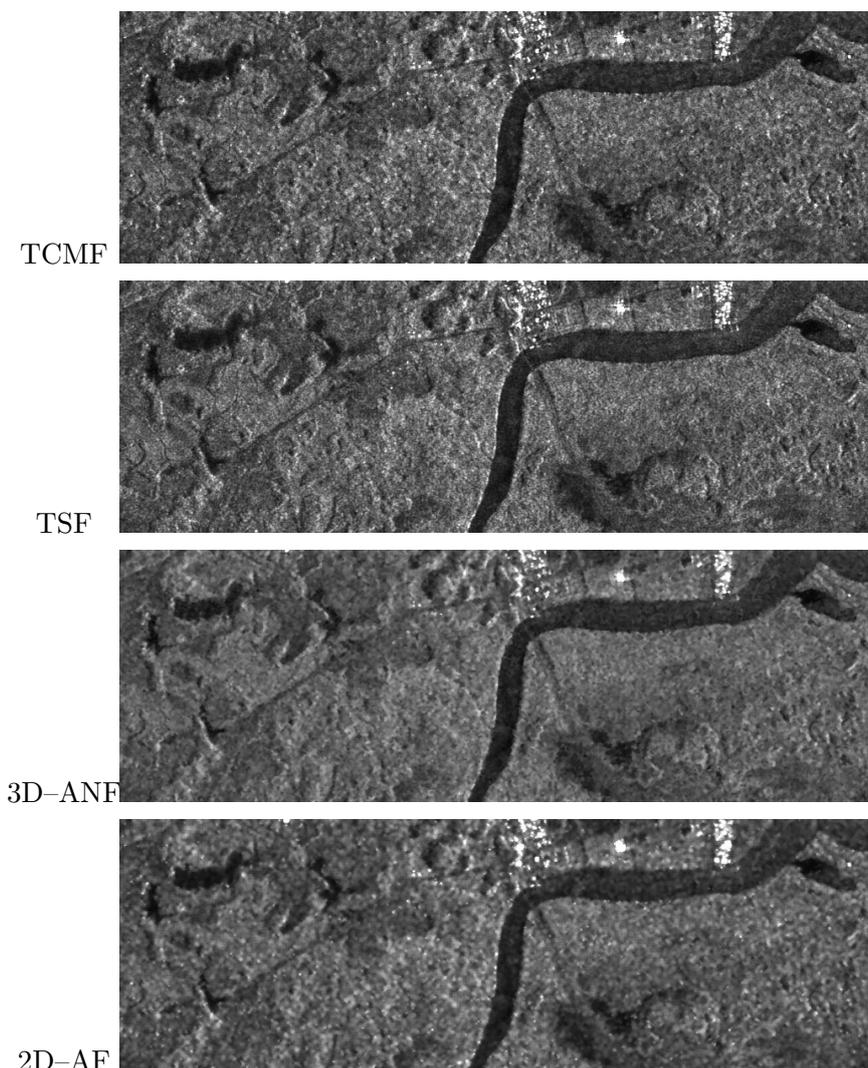


FIG. 5.2 – Résultats des filtrages multi-temporels par le TCMF, le TSF et le 3D-ANF, et du filtrage monodate par le filtre de Kuan (2D-ANF) Exemple de la date T_4 (image originale : cf. figure 5.1)

l'équation (2.4) :

$$I = R_0 s$$

où I représente la valeur originale du pixel considéré, R_0 la radiométrie non-bruitée de la région homogène et s la valeur aléatoire du speckle. Pour les images d'intensité 1-vue, la densité de probabilité (ddp) de speckle est modélisée par une distribution Gamma de moyenne $\mu_s = 1$ et de variance $\sigma_s^2 = 1$ (cf. section 2.1.3). Le fait de moyennner en intensité L vues indépendantes réduit la variance du speckle à la valeur $\sigma_s^2 = 1/L$. Dans le cas d'images RSO 3-vues telles que les images PRI d'ERS, le coefficient de variation carré $C_I^2 = \sigma_I^2 / \mu_I^2$ vaut, de manière théorique, $1/3$. Une manière simple et efficace d'obtenir un masque de régions homogènes consiste donc à estimer le coefficient de variation locale à chaque pixel de l'image originale, puis d'appliquer un seuillage

afin de ne retenir que les pixels dont le coefficient C_I^2 est proche de la valeur théorique, les zones texturées faisant augmenter la valeur de ce coefficient. Dans cette étude, une fenêtre d'estimation de 9×9 pixels, ainsi qu'un seuil de 0,5 sont utilisés pour que la variance de l'estimation soit prise en compte. Après application d'une ouverture et d'une fermeture morphologique dans le but d'obtenir des régions plus compactes, le masque résultant couvre 25% de l'image 2048×2048 .

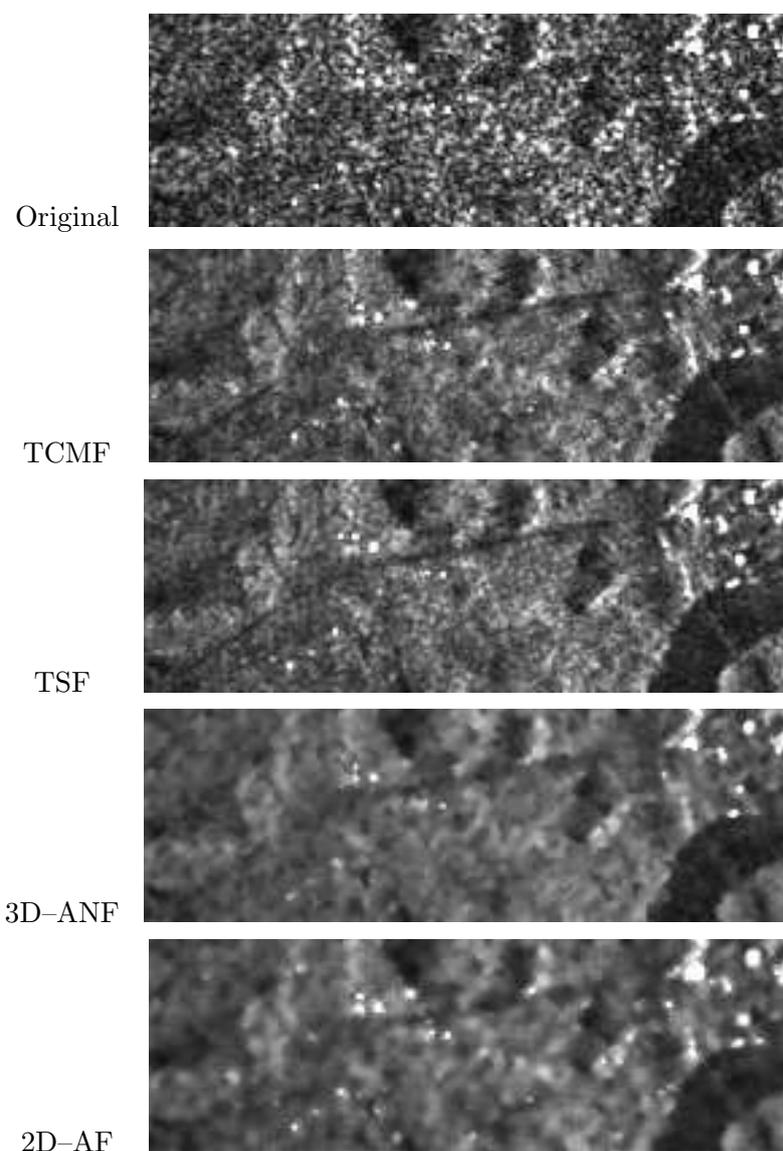


FIG. 5.3 – Agrandissement de résultats de filtrage d'images RSO : 3 filtrages multi-temporels et 1 filtrage spatial - détails de la figure 5.2 : zoom de 240×80 pixels

La seconde étape consiste à mesurer le biais relatif B défini par :

$$E[\hat{I}] = B.E[I] \quad (5.1)$$

où \hat{I} est l'image filtrée et $E[.]$ l'espérance mathématique. Cette étape est effectuée en calculant, pour chaque pixel, le ratio entre l'image originale et la moyenne locale de l'image filtrée

correspondante.

$$r_{\text{biais}} = \frac{I}{M[\hat{I}]} \simeq \frac{I}{E[\hat{I}]} \simeq \frac{I}{B \cdot E[I]} \simeq \frac{s}{B} \quad (5.2)$$

où $M[.]$ représente le moyennage spatial. Le moyennage spatial est une approximation de l'espérance mathématique sous l'hypothèse de stationarité (hypothèse valide dans les zones homogènes). Si le résultat du filtrage est biaisé, ce ratio contient la valeur du speckle divisée par le biais relatif. Une moyenne spatiale permet alors d'estimer B :

$$M[r_{\text{biais}}] \simeq \frac{E[s]}{B} = \frac{1}{B} \quad (5.3)$$

Les valeurs de B mesurées par cette procédure pour les quatre filtres retenus sont reportées dans le tableau 5.1. Il n'apparaît pas de biais important dans les images filtrées. Le fait que le biais B soit presque égal à 1 pour le TCMF est dû à la compensation de texture effectuée par ce filtre, ce qui le rend le plus sûr en matière de préservation de l'information radiométrique. Le très faible biais observé pour le 3D-ANF est du même ordre de grandeur que celui engendré par le très classique 2D-AF. Cela prouve que l'algorithme de croissance de région est bien calibré et n'introduit pas de biais global. Le faible biais observé avec le TSF est dû au fait que le bruit dû au speckle n'est pas totalement éliminé par le filtrage adaptatif appliqué sur les canaux secondaires de la transformation en fréquence DCT. Ce biais disparaît si un filtre plus rigide (tel un moyennage) est appliqué. Cependant, cela réduit les performances en terme de préservation d'informations spatiales et temporelles.

	TCMF	TSF	3D-ANF	2D-AF
B	0.999	0.967	0.990	0.992

TAB. 5.1 – Évaluation de performances par critères statistiques : étude du biais relatif (B) par les différents filtres

5.1.2 Réduction de bruit

Les performances en terme de réduction de bruit sont généralement évaluées en calculant le nombre de vues équivalentes L_{eq} des images filtrées. L'estimation de ce paramètre à partir de l'équation (2.6) est réalisé par la méthode du secteur angulaire [50] rappelée en Annexe 2.1.3 . Le paramètre angulaire $\Delta\theta$ est fixé à $0,1^\circ$.

5.1.2.1 Performances des différents filtres

Les résultats obtenus en appliquant cette procédure sont présentés dans le tableau 5.2. Ce critère sépare les quatre filtres en deux groupes :

- Le TCMF et le TSF d’une part, qui sont des filtres principalement “temporels” et qui obtiennent un nombre de vue équivalent d’environ 11 vues. Le gain par rapport au nombre de vues initial est environ de 4, avec l’utilisation de 6 images.
- Le 3D-ANF et le 2D-AF d’autre part, qui obtiennent un nombre de vues équivalent de l’ordre de 30 vues. Cette très forte réduction de speckle, visible sur la figure 5.2, est due à l’utilisation du voisinage spatial. Le gain par rapport au nombre de vues initial est d’environ 10, bien qu’un voisinage 5×5 soit utilisé pour le 2D-AF et un maximum de 35 pixels moyennés pour le 3D-ANF.

La différence entre ces deux groupes de filtres est accentuée par le fait que le calcul du nombre de vues équivalent soit effectué sur des régions homogènes. Sur ce type de zones, le 3D-ANF trouve des voisinages de grande taille et les valeurs calculées par le filtre de Kuan (pour le 2D-AF et le 3D-ANF) sont proches de celles obtenues par moyennage.

Pour tester la dépendance des résultats obtenus vis-à-vis de la zone d’étude, nous avons mesuré le nombre de vues équivalent sur deux jeux de données : des extraits 512×512 centrés sur les rizières (figures 5.4 et 5.5), les zones de changements temporels occupent une proportion importante (30%) de l’image et sur les images entières 2400×2300 où cette proportion est de l’ordre de 3%, conformément aux travaux sur les détecteurs de changement de Bujor [7]. Le tableau 5.2, les résultats changent en fonction du taux de changement entre les images. Dans le cas du TSF, l’information des zones de changement se retrouvent sur les canaux secondaires de la DCT où le bruit est fortement filtré, alors que les zones stables se concentrent dans le canal 0 (la moyenne) qui n’est pas filtré. Plus les changements sont importants, meilleure est la réduction de bruit. Cela explique les résultats meilleurs du TSF sur les extraits que sur les images de plus grande taille. A l’inverse, les performances du TCMF sont meilleures lorsque les zones de changement occupent une faible proportion de l’image. Ceci s’explique vraisemblablement par la structure du filtre qui nécessite de parfaitement compenser les radiométries, et souffre d’autant plus des erreurs de compensation que la radiométrie varie au cours du temps.

	TCMF	TSF	3D-ANF	2D-AF
L_{eq} 512×512	10,2	11,4	24,2	28,0
L_{eq} 2300×2400	16,3	10,8	23,8	27,0

TAB. 5.2 – Évaluation de performances par critères statistiques : nombre de vues équivalentes (L_{eq}) sur des images 512×512 présentant un fort taux de changement, et sur des images 2300×2400 présentant un taux de changement plus faible

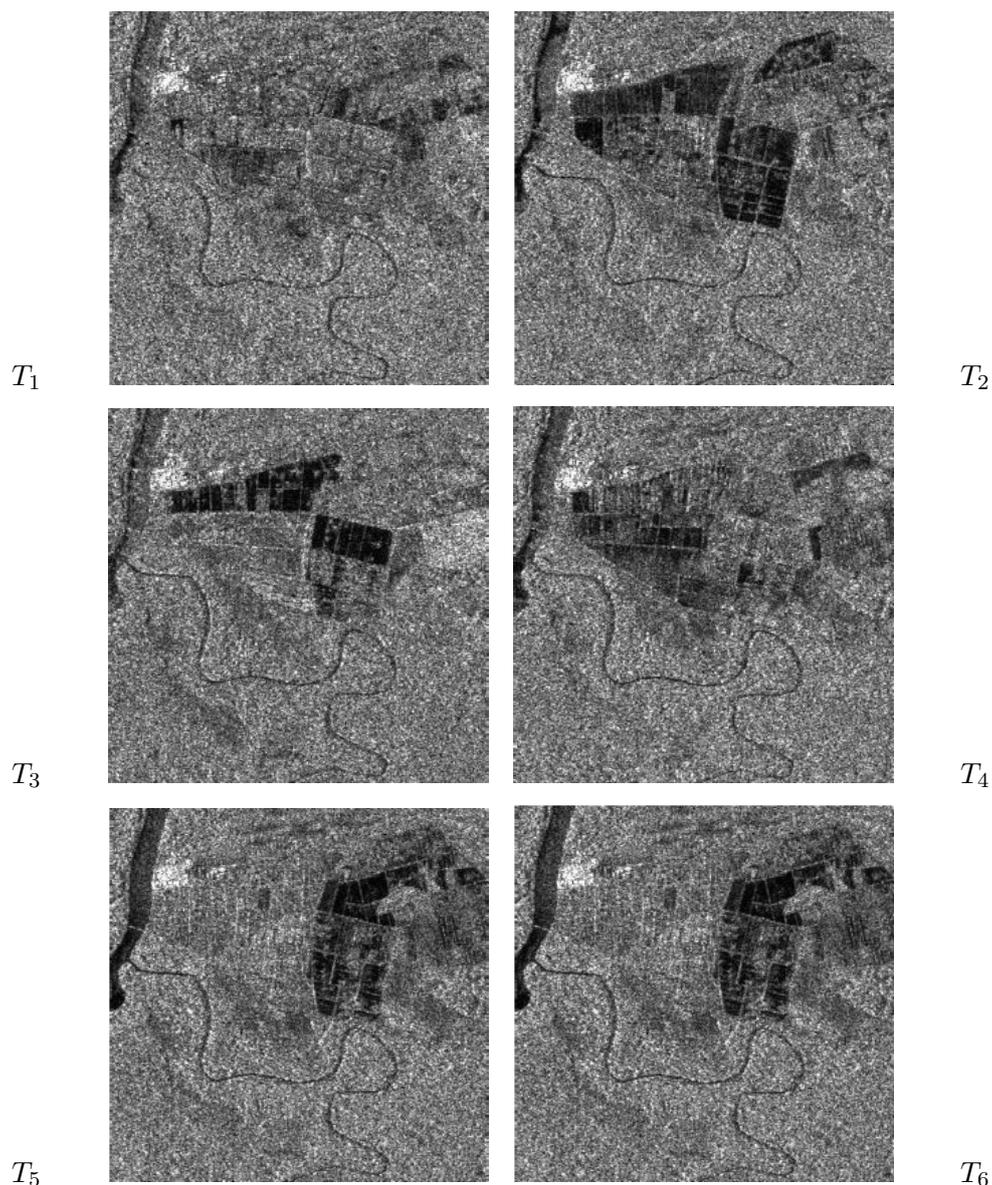


FIG. 5.4 – Extrait 512×512 de la zone des rizières présentée dans la section 1.2.2, images entières en Annexe A

5.1.2.2 Influence du nombre d'images

Dans cette section nous allons évaluer l'influence du nombre d'images filtrées sur l'évolution du nombre de vues équivalent atteint par les différents filtres multi-temporels.

Nous avons appliqué les trois filtres multi-temporels (TCMF, TSF, et 3D-ANF) successivement à deux images T_1 et T_2 , puis progressivement à toute la pile d'images présentée dans la section 1.2.2 en augmentant à chaque fois d'une image. Sur ces données, nous avons recherché le nombre de vues équivalent L_{eq} de chaque première image résultant du filtrage grâce à la



FIG. 5.5 – Photo des rizières présentées dans la figure 5.4

méthode de Lee et al. [50] (cf. Annexe ??). Les images présentes dans la pile n’ayant pas les mêmes moyennes et écart type (cf. tableau 1.3), nous avons décidé de tester l’application du filtre sur les données issues d’ERS-2 initiales sans correction de moyenne ni d’écart type, puis avec “recalibration” de ces données afin qu’elles aient les mêmes moyennes et variance que les données ERS-1.

Les résultats des filtrages principalement temporels (TCMF et TSF) sont donnés dans les tableaux 5.3 et 5.4, puis illustrés sur la courbe de la figure 5.6. Comme on pouvait s’en douter, le nombre de vues équivalent augmente lorsque l’on augmente le nombre d’images filtrées multi-temporellement. Cependant, on s’aperçoit également que cette progression n’est pas linéaire.

On peut également remarquer que le fait de recalibrer les images ERS-2 afin qu'elles aient les mêmes moyennes et variances que les images ERS-1 augmente les nombres de vues équivalents obtenus grâce au filtrage même si c'est dans une faible mesure. On peut également noter que la différence est plus importante dans le cas du TSF car le TCMF effectue une compensation de texture qui le rend moins sensible à ce problème.

nombre d'images filtrées k	Nombre de vues équivalent L_{eq}								
	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6	T_7	T_8	Moy
2	5,34	5,29							5,31
3	7,23	7,00	7,08						7,10
4	9,14	8,83	9,04	9,25					9,07
5	10,44	10,18	10,57	10,44	10,31				10,39
6	10,97	10,83	10,97	10,97	10,97	9,82			10,76
7*	12,32	11,69	11,69	12,49	11,85	11,69	12,83		12,08
8*	13,18	13,18	13,18	13,74	13,36	13,00	14,12	13,36	13,47
7	12,16	11,54	11,85	12,00	11,85	11,40	12,32		11,87
8	13,00	13,00	12,83	13,18	13,18	13,00	13,36	13,18	13,09

TAB. 5.3 – Nombre de vues équivalentes obtenu par application du filtre temps-espace (TSF) en fonction du nombre d'images présentes dans la série multi-temporelle. Les résultats 7* et 8* sont obtenus avec des images recalibrées alors que les résultats 7 et 8 le sont avec les images originales

nombre d'images filtrées k	Nombre de vues équivalent L_{eq}								
	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6	T_7	T_8	Moy
2	5,89	5,95							5,92
3	8,15	8,06	8,06						8,09
4	10,70	10,97	10,97	10,83					10,87
5	12,83	13,00	12,49	12,83	12,66				12,76
6	14,95	14,33	14,95	14,74	14,95	15,17			14,85
7*	16,83	16,58	16,83	16,58	17,09	17,09	16,83		16,83
8*	19,06	18,76	19,06	19,06	19,06	19,06	19,06	18,76	18,99
7	16,83	16,58	16,83	16,33	16,83	16,83	16,58		16,68
8	19,06	19,37	18,47	19,06	18,76	18,76	18,47	18,76	18,83

TAB. 5.4 – Nombre de vues équivalentes obtenu par application du filtre multi-canal à compensation de texture (TCMF) en fonction du nombre d'images présentes dans la série multi-temporelle. Les résultats 7* et 8* sont obtenus avec des images recalibrées alors que les résultats 7 et 8 le sont avec les images originales

Les nombres de vues équivalents obtenus par l'application du filtre multi-canal à compensation de texture est plus élevé que celui obtenu par application du filtre temps-espace, et ce de manière plus nette quand le nombre d'images à filtrer augmente. Cela peut s'expliquer par le fait que le filtre multi-canal à compensation de texture est proche d'un filtrage optimal puisque l'on ne filtre qu'une *unique* image moyenne préalablement détexturée, sur laquelle on réinjecte les textures de chaque image pour obtenir les images filtrées. Chaque image ainsi reconstruite bénéficie d'une réduction de speckle sur l'image "unique" d'autant plus forte que le nombre d'images est grand.

Le nombre de vues équivalent obtenu par application du filtre spatio-temporel (3D-ANF) est indiqué dans le tableau 5.5. Contrairement aux résultats obtenus avec le filtre temps-espace et le filtre multi-canal à compensation de texture, les résultats ne sont pas croissants en fonction du nombre d'images filtrées, mais stables. La valeur du nombre de vues équivalent L_{eq} est fonction de la taille maximale du voisinage de recherche, que celui-ci soit principalement spatial si l'on ne dispose que de peu d'images dans la pile, ou spatio-temporel si la pile d'image à filtrer est plus importante. Le nombre d'échantillons pris en compte pour le filtrage restant autour de 35 quel que soit le nombre d'images à filtrer, il est logique que le nombre de vues équivalent soit "indépendant" du nombre d'images de la pile. On observe en revanche la perte liée au problème de calibration différente entre ERS-1 et ERS-2. La réduction de bruit est encore une fois accrue lorsque toutes les images ont les mêmes moyennes et variances.

nombre d'images filtrées k	Nombre de vues équivalent L_{eq}								
	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6	T_7	T_8	Moy
2	24,60	25,05							24,83
3	24,60	24,16	22,91						23,89
4	24,16	24,60	23,32	22,92					23,75
5	23,73	22,52	24,16	24,16	24,16				23,75
6	23,73	22,52	25,05	24,16	24,16	23,32			23,82
7*	23,73	22,52	25,05	24,16	22,91	24,16	25,98		24,07
8*	23,73	22,52	25,05	24,16	22,91	24,60	24,60	23,32	23,86
7	23,73	22,52	25,05	24,16	23,32	22,13	22,52		23,35
8	23,73	22,52	25,05	24,16	23,32	21,04	20,69	22,13	22,83

TAB. 5.5 – Nombre de vues équivalentes obtenu par application du filtre à voisinage adaptatif 3D (3D-ANF) en fonction du nombre d'images présentes dans la série multi-temporelle. Les résultats 7* et 8* sont obtenus avec des images recalibrées alors que les résultats 7 et 8 le sont avec les images originales

On peut chercher à comparer ces résultats à un simple moyennage temporel de k images, ce qui est le filtrage optimal en terme de réduction de bruit en l'absence de changement. Ce moyennage permet d'obtenir, idéalement, un nombre de vues équivalent égal à $3 \times k$ pour une

pile de k images 3-vues indépendantes. Cependant, ce n'est pas la valeur obtenue. Une des explication possible est le fait que les différentes réalisations du speckle sont corrélées entre les images. Le tableau 5.6 reporte les résultats de cette expérimentation. Encore une fois, le fait de recalibrer les images pour qu'elles aient toutes les même moyennes et écarts-types améliore le nombre de vues équivalent obtenu par ce filtrage.

nombre d'images filtrées k	Nombre de vues équivalent L_{eq} moyen
2	5,77
3	8,06
4	10,83
5	12,66
6	15,39
7*	17,35
8*	19,37
7	17,09
8	19,06

TAB. 5.6 – Nombre de vues équivalentes obtenu par application du filtre multicanal à compensation de texture en fonction du nombre d'images présentes dans la série multi-temporelle. Les résultats 7* et 8* sont obtenus avec des images recalibrées alors que les résultats 7 et 8 le sont avec les images originales

Les courbes présentées sur la figure 5.6 représentent les évolutions des nombres de vues équivalents moyens des images filtrées en fonction du nombre d'images dans la pile. Sur cette figure, pour préserver la lisibilité, nous n'avons pas affiché l'évolution du nombre de vues équivalent du 3D-ANF. On s'aperçoit que le filtre multi-canal à compensation de texture obtient des résultats presque équivalents à ceux obtenus par le moyenneur temporel. Le filtre temps-espace est, quant à lui, un peu moins performant sur ces aspects de réduction de bruit.

5.1.3 Préservation de l'information spatiale

Filtrer les images se fait généralement au détriment de la résolution des informations spatiales contenues dans les images. Le filtre idéal supprime totalement le bruit en gardant toute l'information de l'image. Dans les faits, un bon filtre est celui qui réduit le plus le bruit en dégradant le moins possible les informations contours contenues dans l'image. Une manière d'évaluer les performances du filtrage vis à vis de ces compromis consiste à étudier le comportement d'un détecteur de contours en terme de probabilité de détection (à maximiser) et de fausse alarme (à minimiser).

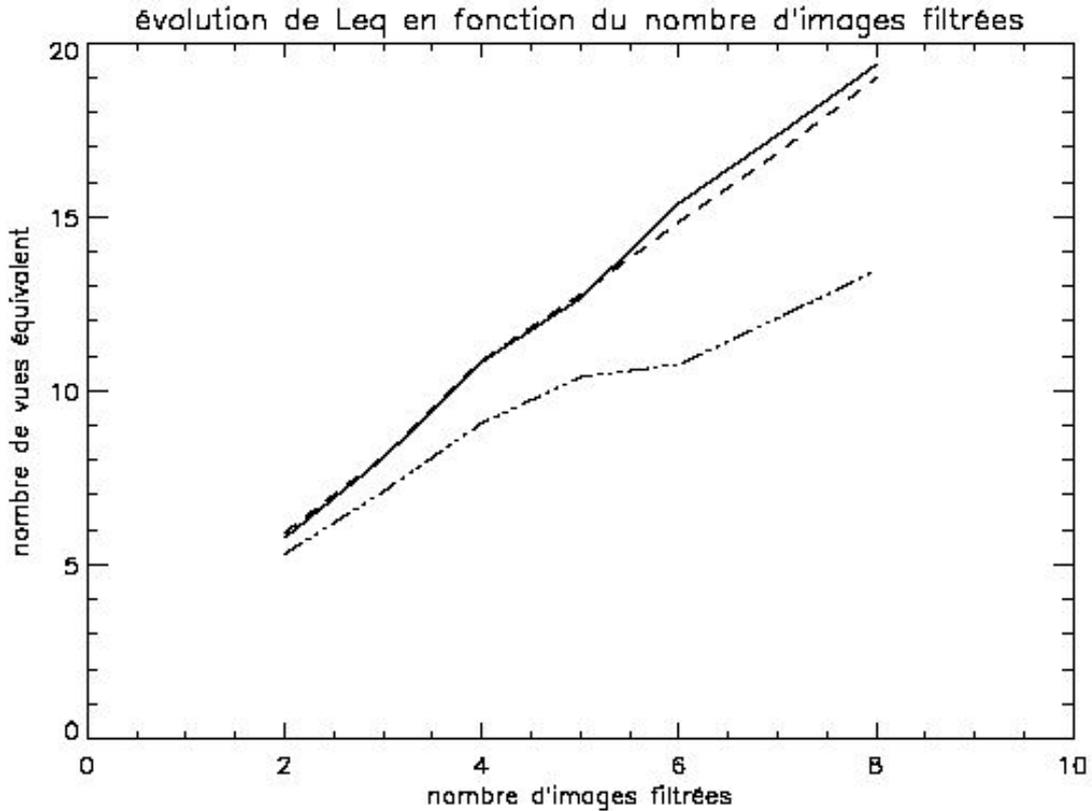


FIG. 5.6 – Comparaison de l’augmentation du nombre de vues équivalent suivant le nombre d’images filtrées. La courbe en trait plein représente cette évolution obtenue à l’aide du moyennage temporel, le pointillé régulier, celle obtenue grâce au TCMF, et la courbe en pointillé irrégulier celle obtenue avec l’application du TSF.

Pour mesurer la performance de la détection de contours sur les différentes images, deux histogrammes du détecteur ratio (cf. section 4.1.3) sont calculés à l’intérieur de deux régions définies par photo-interprétation :

- la première région suit les bords d’une rivière afin d’obtenir un histogramme qui estime la densité de probabilité (ddp) de détection,
- la seconde région couvre des zones de forêt homogène pour obtenir la ddp de fausse alarme.

L’histogramme normalisé du secteur défini par le masque de contour fournit une évaluation de la densité de probabilité de détection $f_\delta(x)$, tandis que le masque de région homogène nous permet d’estimer la densité de probabilité de fausse alarme $f_\phi(x)$. δ et ϕ sont respectivement les variables aléatoires de détection et de fausse alarme. Pour un certain seuil de décision $\theta \in [0, 1]$, appliqué sur l’image ratio, la probabilité de détection P_d et la probabilité de fausses alarmes P_{fa} sont respectivement données par :

$$P_d = \int_0^\theta f_\delta(x) dx \quad (5.4)$$

$$P_{fa} = \int_0^{\Theta} f_{\phi}(y) dy \quad (5.5)$$

Les performances globales de filtrage sont alors estimées à l'aide de courbes opérationnelles de récepteur (COR) (receiver operationing curves (ROC)) qui représentent la probabilité de détection P_d en fonction de la probabilité de fausse alarme P_{fa} lorsque le seuil de détection varie.

Les résultats obtenus sur les images originales et sur les quatre jeux d'images issues des filtrages sont présentés sur la figure. 5.7. Les effets de filtrage peuvent être observés sur les histogrammes mesurés : la ddp de détection se déplace légèrement vers les valeurs du ratio de contour proches de 1 à cause de la dégradation de la résolution spatiale (figure 5.7-a), tandis que la ddp de fausse alarme se concentre autour de 1, grâce à la réduction de bruit (figure 5.7-b). En analysant les courbes ROC de la figure 5.7-c, on voit que pour n'importe quel taux de fausse alarme, les trois filtres multi-temporels augmentent plus la performance de la détection que le filtre purement spatial. Les filtres principalement "temporels" (TCMF et TSF) ont des performances très proches l'une de l'autre. Le 3D-ANF obtient la meilleure courbe ROC. Il obtient la meilleure réduction de bruit, avec un effet positif très visible sur la ddp de fausse alarme alors que le "recul" de la ddp de détection reste limité. Le bénéfice obtenu en terme de réduction de speckle est plus important que la perte de résolution spatiale en terme de performance de détection de contour.

5.1.4 Préservation de l'information temporelle

La préservation de l'information temporelle est difficile à estimer à l'aide de critères statistiques conventionnels. Dans [59]-chap 6, Oliver et Quegan étudient les erreurs de filtrage en calculant le rapport entre l'image originale et l'image filtrée :

$$r_{\text{speckle}} = \frac{I}{\widehat{I}} \quad (5.6)$$

Selon le modèle de bruit multiplicatif de l'équation (2.4), si la radiométrie R_0 est correctement reconstruite par le filtre, cette image de ratio ne devrait contenir que le speckle s sans qu'aucun objet n'apparaisse. Dans le cas contraire, certains objets peuvent apparaître à cause du flou introduit par le filtrage spatial et/ou à cause de variations temporelles mélangeant les zones. Ces images de ratios sont présentées sur la figure 5.8 pour les quatre filtres sur la zone présentée en figure 5.1.

Une observation visuelle révèle des différences entre ces quatre images :

- les résultats des deux filtres principalement temporels, TCMF et TSF, semblent ne contenir que du bruit. Ce bruit est plus corrélé spatialement pour le TSF à cause du filtre spatial appliqué sur les canaux non-nuls de la DCT.
- les berges des rivières apparaissent clairement sur le résultat du filtre spatial, le 2D-AF, à cause de la dégradation de résolution spatiale.

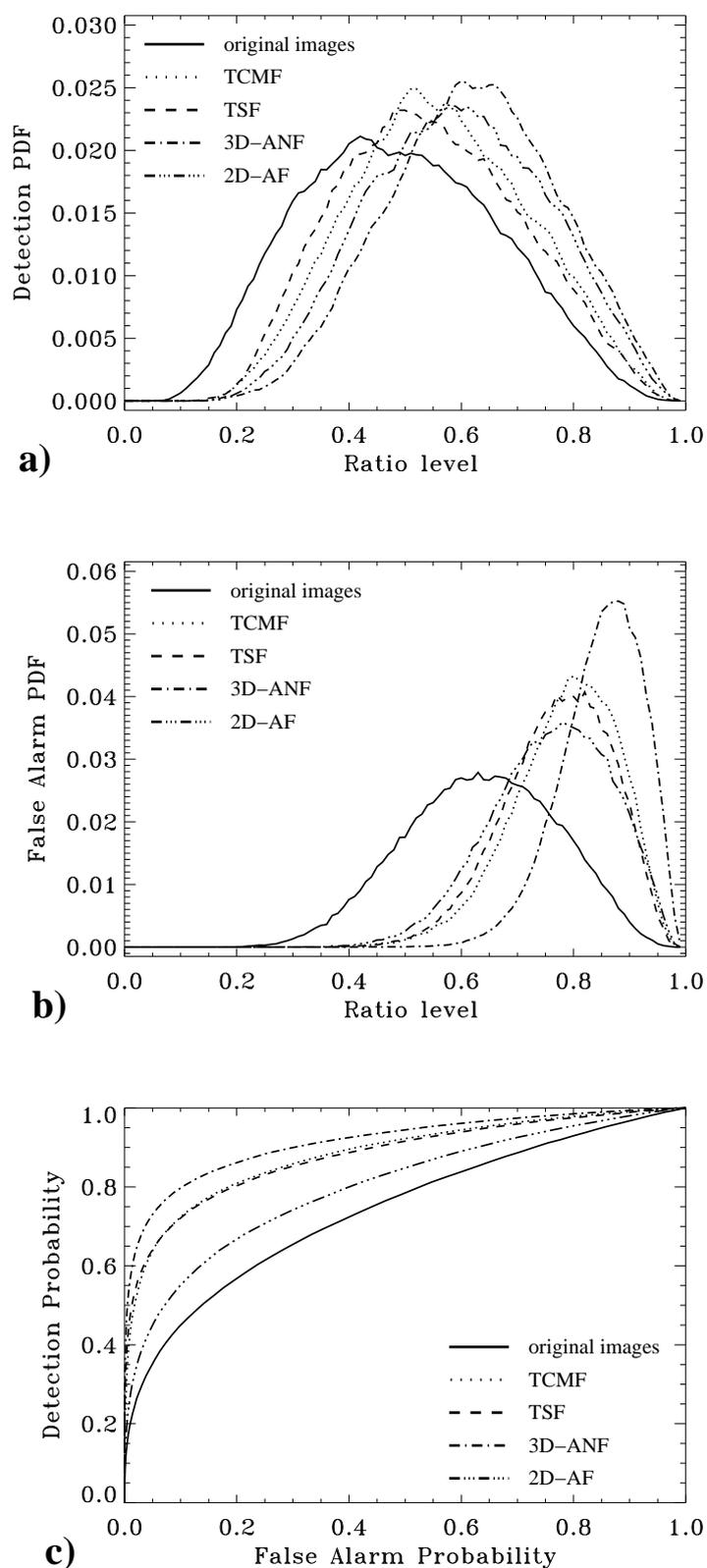


FIG. 5.7 – Préservation de l'information spatiale estimée en mesurant la densité de probabilité du détecteur de contour sur des contours (a), sur des régions homogènes (b), et en dérivant les courbes ROC pour les images originales et filtrées.

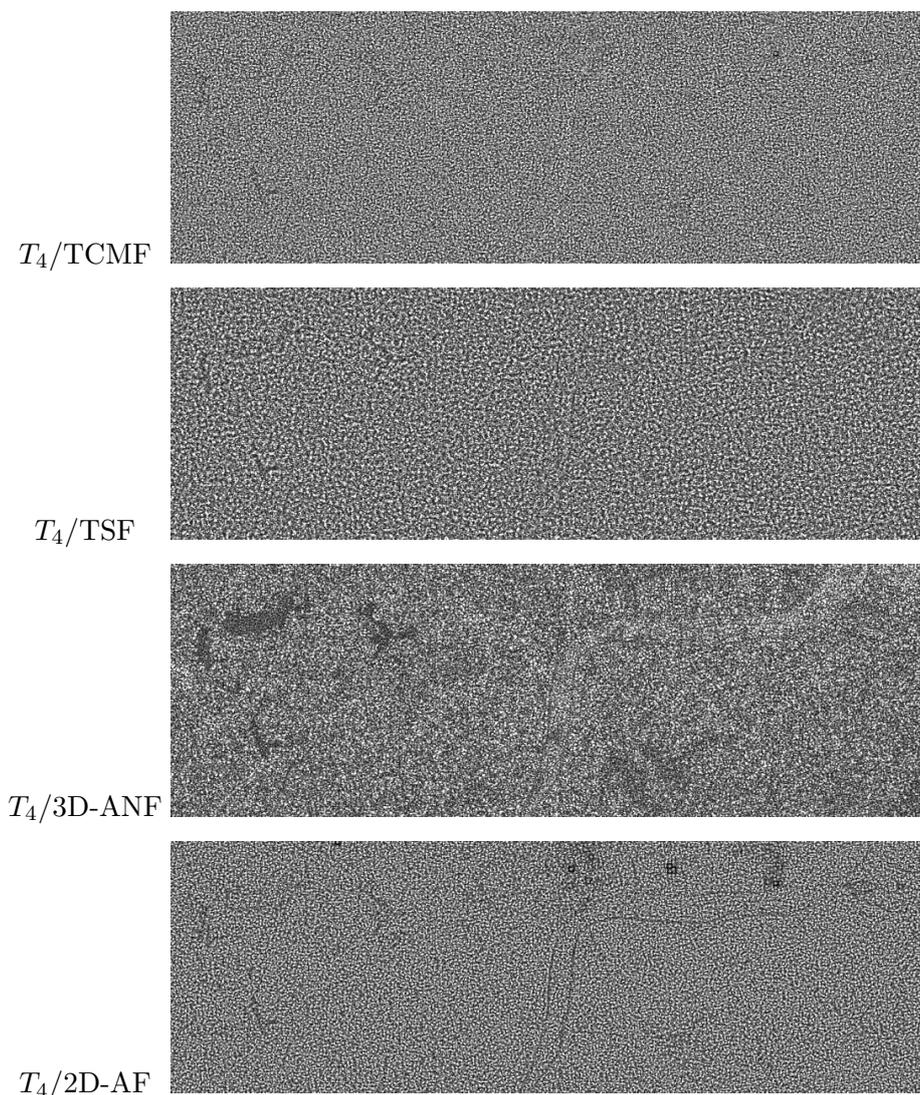


FIG. 5.8 – Ratio entre l’image originale T_4 (figure 5.1) et les images filtrées correspondantes \widehat{T}_4 (figure 5.2) ; de haut en bas : TCMF, TSF, 3D-ANF et 2D-AF.

- dans le cas du du filtre spatio-temporel, 3D-ANF, ces frontières spatiales sont certes moins visibles, mais certaines évolutions temporelles apparaissent. L’objet sombre visible sur la gauche de l’image correspond à certaines zones spécifiques qui sont inondées dans l’image T_4 mais ni dans l’image T_3 ni dans l’image T_5 (cf. figure 5.1). Cette erreur peut résulter de la seconde étape de l’algorithme de croissance de région du 3D-ANF, durant laquelle les pixels visités et non retenus durant la première étape sont réévalués. L’intervalle d’agrégation est plus important lors de cette seconde étape, avec le risque d’agréger des pixels appartenant à une autre distribution. En 2D, ce risque se limite à une petite proportion de pixels principalement localisés près des frontières. Tandis qu’en 3D, quand les changements se passent sur les images “précédente” et “suivante”, le nombre de pixels réinspecté dans ces deux images est équivalent, voire le double du nombre de pixels appartenant à la zone issue

de la croissance “spatiale” du voisinage recherché.

Une estimation numérique de la distorsion engendrée par le filtrage, consiste à mesurer la moyenne et la variance de la distribution du ratio r_{speckle} , puis à les comparer avec leurs théoriques du modèle de speckle [59]. Cette comparaison globale fournit des informations servant à estimer un possible biais, et indique si le speckle n’a pas été suffisamment filtré (dans ce cas la variance sera inférieure à la valeur théorique), ou si la texture a été rendue floue (si la variance est supérieure à la valeur théorique).

Afin de détecter des perturbations statistiques locales dans des régions où des évolutions temporelles se produisent, deux modifications sont apportées à cette technique :

- un masque des “objets évoluant temporellement” est introduit. Celui-ci a pour but de mesurer les statistiques locales séparément sur chaque composante connexe de ce masque, plutôt que des statistiques globales où les déformations des petites régions sont cachées.
- les variances mesurées sur ces composantes connexes (ou voisinages 3D) sont comparées à la variance globale plutôt qu’à la valeur théorique. Cela permet à la méthode proposée d’être moins sensible aux caractéristiques générales des filtres, telles le biais ou le niveau de réduction de bruit, déjà estimés dans les sections précédentes, et plus sensibles aux déformations statistiques sur les objets subissant une évolution temporelle.

Pour obtenir un masque des objets évoluant au cours du temps, les changements temporels sont détectés en appliquant un détecteur de contours de type ratio sur l’axe temporel de la pile d’image. En prenant par exemple T_4 comme référence, le ratio des moyennes locales entre les différentes dates T_k est calculé par :

$$r_k = \min \left(\frac{\mu_{T_4}}{\mu_{T_k}}, \frac{\mu_{T_k}}{\mu_{T_4}} \right) \quad (5.7)$$

La valeur minimum $r_{\text{temp}} = \min_k(r_k)$ est retenue pour indiquer des changements dès qu’une image présente une radiométrie locale différente. Puis, le masque de changement est obtenu en seuillant r_{temp} .

Dans cette étude, un seuil fixé à 0,4 fournit le résultat escompté. Les régions de changements sont notamment :

- les régions de mer et de rivières larges à cause du vent qui modifie la surface rétrodiffusante,
- le long de la côte à cause de l’érosion et de la modification du trait de côte,
- sur les zones immergées pendant la saison des pluies.

Afin de limiter l’effet de la variance de l’estimateur de variance, seules les composantes connexes de plus de 100 pixels sont prises en compte (il en existe environ 300 dans la zone de test de 2048×2048). Sur chaque composante connexe, la variance du ratio r_{speckle} est calculée et comparée à la variance globale. Les déformations statistiques sont indiquées en comptant le nombre de composantes connexes dont la différence de variances est supérieure à un seuil donné. Les résultats obtenus avec les quatre filtres sont illustrés dans le tableau 5.7 avec un seuil fixé à 0,1.

	TCMF	TSF	3D-ANF	2D-AF
Nb CC	3	22	92	0

TAB. 5.7 – Évaluation de performances par critères statistiques : nombre de composantes connexes (Nb CC) évoluant temporellement où les statistique du ration $r_{speckle}$ révèlent un mélange temporel

Parmi les trois filtres multi-temporels, le 3D-ANF présente le plus grand nombre de composantes connexes évoluant dans le temps qui subissent des déformations statistiques. Cela concorde avec l’aspect visuel de l’image de ratio présentée en figure 5.8. Le TCMF semble être le moins sensible aux problèmes de “mélange temporel”. Cela confirme le résultat obtenu avec le critère de biais : le TCMF est très robuste en terme de préservation de l’information temporelle, grâce à l’approche de compensation de texture qui réintroduit la texture initiale afin d’obtenir les différentes images filtrées, à partir d’une seule image dont le speckle a été réduit. Le TSF semble être légèrement plus sensible à ce critère. Ceci est dû au fait que les évolutions temporelles apparaissent dans les canaux de fréquences non-nuls de la transformée cosinus discrète. Le filtrage adaptatif peut ne pas préserver totalement la résolution spatiale des canaux filtrés. Bien que conçue pour estimer la sensibilité de filtres multi-temporels vis-à-vis des évolutions temporelles, cette procédure est également appliquée sur les résultats de filtrage du 2D-AF. Toutes les composantes connexes présentant une évolution temporelle ont une différence de variance inférieure à 0,1.

5.1.5 Comparaison globale

Les résultats obtenus à partir de critères statistiques sont résumés dans le tableau 5.8. Les filtres sont classés par ordre décroissant suivant les différents critères testés. Ce tableau représente les principales caractéristiques statistiques des quatre filtres, cependant, cela n’est pas un classement strict, puisque les différences entre certains résultats obtenus sont très faibles et peuvent avoir été influencés par le réglage des paramètres des filtres ainsi que par le jeu de données sur lequel l’étude a été effectuée.

Biais relatif	(B)	Réduction de bruit (L_{eq})		Detection de contours (ROC)	Mélange temporel (Nb CC)
		Images 512×512	Images 2300×2400		
TCMF	0,999	2D-AF 28,0	2D-AF 27,0	3D-ANF	2D-AF 0
2D-AF	0,992	3D-ANF 24,2	3D-ANF 23,8	TSF - TCMF	TCMF 3
3D-ANF	0,990	TSF 11,4	TCMF 16,3		TSF 22
TSF	0,967	TCMF 10,2	TSF 10,8	2D-AF	3D-ANF 92

TAB. 5.8 – Images filtrées classées en ordre décroissant selon les différents critères statistiques

5.2 Évaluation par photo-interprétation

Souvent, le choix des photo-interprètes se porte sur un ou plusieurs filtres de manière subjective. Une étude de performance a été réalisée afin d’essayer de retranscrire de manière quantitative la qualité de ces filtres pour la photo-interprétation. Nous avons demandé à dix photo-interprètes de réaliser une interprétation visuelle sur une zone préalablement définie. Ils ont du chacun leur tour retrouver des objets ponctuels, linéaires et surfaciques sur des images RSO filtrées ou non en suivant un protocole précis. La position approximative des objets physiques ou géométriques à retrouver sur la zone d’étude leur est fournie par une sortie papier de la référence incrustée dans une des images radar. Pour mener cette étude, nous avons utilisé les sept premières images de la série présentée dans la section 1.2.1, la huitième ayant été acquise après la fin de l’étude. Cette pile a été filtrée indépendamment par les quatre filtres présentés au chapitre 3. Deux images situées au milieu de la pile (images 3 et 4) ont été retenues pour la photo-interprétation.

La mise en place de cette étude a nécessité les étapes suivantes :

1. le choix d’objets physiques présents conjointement sur l’image et sur une carte disponible sur la zone, et la fabrication de la référence associée,
2. la préparation des données et d’un tutorial afin de guider le travail des photo-interprètes,
3. l’établissement d’un ordre de présentation des images différent pour chaque photo-interprète pour ne pas favoriser un filtre par rapport aux autres,
4. la récupération des résultats des photo-interprètes et le calcul des paramètres de distances entre les différents tracés et les références associées,
5. le moyennage des résultats individuels afin d’obtenir des informations quantitatives sur l’influence de chaque filtre.

5.2.1 Protocole experimental

Parmi les structures susceptibles d’être tracées, nous avons sélectionné des structures qui, pendant la période d’acquisition qui s’étend sur 18 mois entre la première et la dernière image, n’ont pas subi de changements significatifs, mis à part l’évolution saisonnière. Pour faire en sorte que les deux principales saisons, la saison sèche et la saison des pluies soient prises en compte, deux images, T_3 et T_4 , ont été sélectionnées parmi ce jeu de données multi-temporelles.

Une fois le choix des objets géographiques et de leur représentation par des primitives géographiques effectué, ces objets peuvent être regroupés selon la dimension de leur espace de représentation :

- les objets “0D” ou ponctuels pouvant être détectés soit par leur fort coefficient de réflexion (immeubles, structures métalliques. . .), soit par leur emplacement géométrique (croisements

de routes, estuaires...).

- les objets “1D” ou linéaires correspondant soit à des contours (rives de larges rivières, trait de côte...) ou à des structures fines (routes, petites rivières...).
- les objets “2D” ou surfaciques correspondant à des savanes, des lacs, des bassins...

Les objets choisis sont illustrés en figure 5.9. Ils comprennent : 19 points, 4 lignes équivalent à 50 kilomètres et 7 surfaces couvrant 8.9 kilomètres carrés. Deux références (une pour chaque image T_3 et T_4) sont soigneusement tracées par des utilisateurs ayant une bonne connaissance de la zone par rapport aux données originales, à la carte, et à leur connaissance du terrain [16].

Quatre filtres étant appliqués au jeu de données, dix tracés sont demandés à chaque photo-interprète, en incluant les deux images non-filtrées. Les dix images ont été présentées aux photo-interprètes dans un ordre préétabli, différent pour chacun. En effet, un photo-interprète peut s’habituer à la localisation des objets à retrouver et, si le dernier couple d’images était toujours celui issu d’un même filtre, celui-ci se serait fortement trouvé avantagé par rapport aux autres. De plus, le codage des images est sur 16 bits. La visualisation sur 8 bits se fait généralement selon la dynamique propre à chaque image. Les méthodes d’ajustement automatiques de la dynamique constituent un “post-traitement” qui peut fortement modifier la perception d’une image filtrée. Afin d’éviter ceci, la “look up table” a été placée sur un intervalle fixe [0 - 700], afin d’assurer les mêmes conditions d’observation pour chacune des données.

5.2.2 Critères d’évaluation

Les résultats sont ensuite comparés aux références selon les critères suivants :

- Points : le premier critère est le pourcentage de détection. Un point est considéré comme détecté s’il se trouve dans un rayon de dix pixels autour de la référence. Une erreur plus importante n’est pas considérée comme une imprécision mais comme la détection d’une cible différente. Le second critère est la distance moyenne calculée uniquement à partir des points détectés. Les résultats sont exprimés en mètre, la résolution des images ERS utilisées (PRI) étant un pixel carré de 12,5 mètres de côté.
- Lignes : le critère est la distance moyenne entre la détection et la référence. Pour chaque résultat de détection, une image de distance au tracé est calculée par une méthode de transformation de distance (Chanfrein) [4] : la valeur du pixel est égale à la distance Euclidienne au point détecté le plus proche. Ensuite, la distance est intégrée le long de la référence en la projetant sur ces images de distances. Les résultats sont normalisés par le nombre de pixels sur la référence afin d’obtenir une erreur de distance moyenne. Ces distances sont exprimées en mètres en tenant compte de la taille des pixels.
- Surfaces : les critères de détection et de fausse alarme usuels sont ici utilisés. Le taux de détection est donné par le nombre de pixels présents dans la référence et dans l’image de détection. Le taux de fausse alarme est donné par le nombre de pixels présents dans l’image

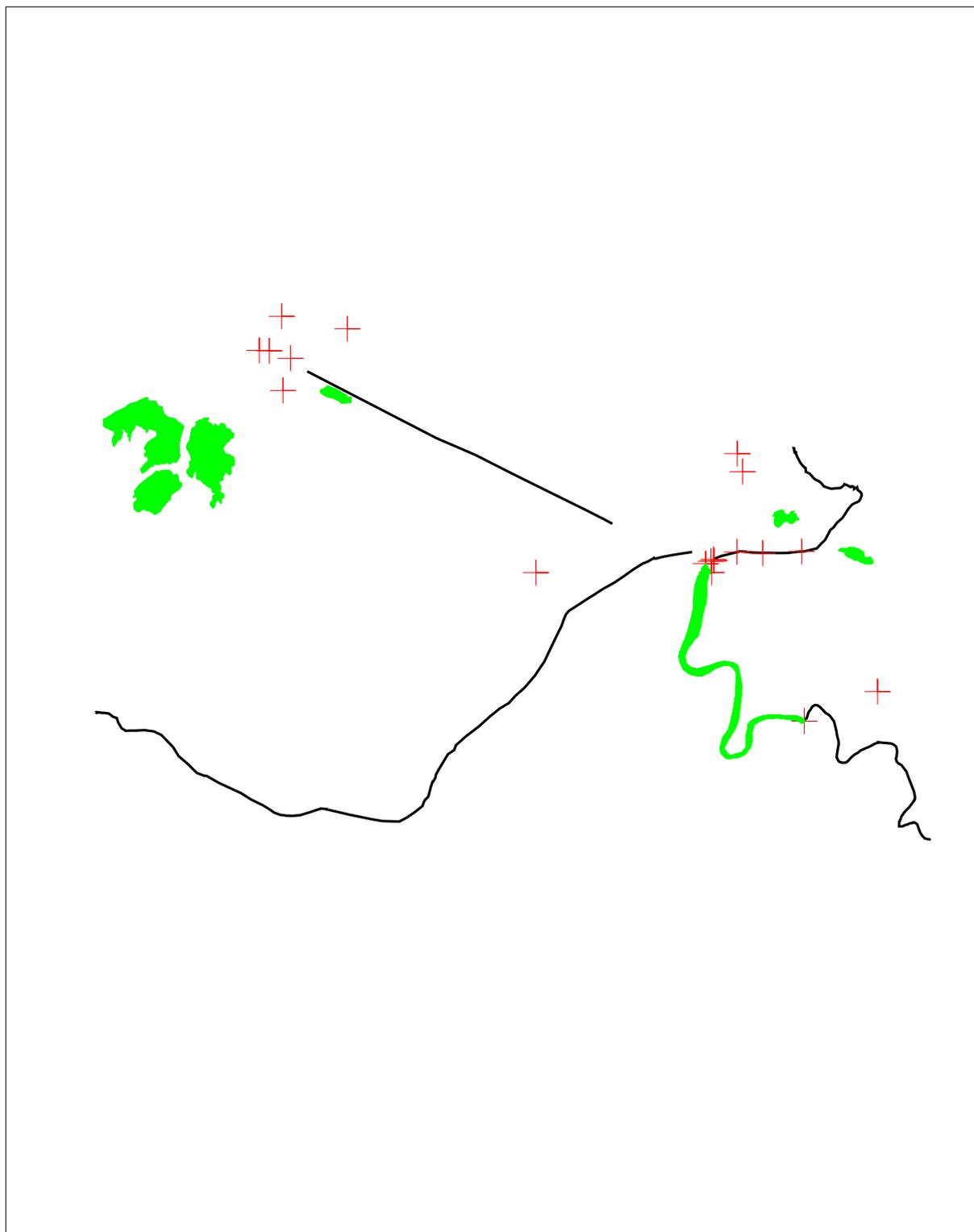


FIG. 5.9 – Objets de la référence pour l'évaluation de performance par photo-interprétation, image T_4 (cf. figure A.4)

de détection et pas dans la référence. Ces taux sont ensuite normalisés par le nombre de pixels dans la référence pour exprimer des résultats en pourcentages.

5.2.3 Résultats expérimentaux

Dans cette section, nous présentons les résultats obtenus lors de cette étude. Dans un premier temps, nous évoquons les résultats primitive par primitive, puis, nous évaluons la fiabilité de ces résultats en effectuant une étude de robustesse par un calcul d'écart type sur l'ensemble des photo-interprètes.

5.2.3.1 Détection des points

Les résultats obtenus pour les points sont reportés dans le Tableau 5.9. Le pourcentage de détection est similaire pour tous les filtres. La différence réside dans la distance moyenne à la référence. Les filtres à forte contribution temporelle (TCMF et TSF) donnent des résultats plus intéressants que le filtre spatio-temporel (3D-ANF) qui est tout de même meilleur que le filtre purement spatial (2D-AF). Dans le cas du dernier filtre, le "moyennage" spatial rend les points brillants plus gros ; ils sont détectés facilement mais moins précisément qu'avec les filtres multi-temporels. Contrairement à certaines appréhensions vis-à-vis du filtrage, les résultats obtenus sur les images filtrées montrent que dans la majorité des cas, le filtrage augmente la précision de la localisation (mais pas le pourcentage de détection). Cela peut s'expliquer par le fait que le chatoiement détériore la précision de la localisation d'objets ponctuels en l'absence de filtrage, notamment pour les cibles brillantes, que l'on peut confondre avec un échantillon fort de speckle. Ceci est dû au problème de la saturation de la radiométrie à 700. Ceci met en évidence l'intérêt de pouvoir modifier interactivement la dynamique de l'affichage et donc de conserver les données sur 16 bits.

	Pourcentage de détection		Distance moyenne (m)	
	T_3	T_4	T_3	T_4
Originale	97,5	95,0	26,5	26,5
TCMF	95,5	95,5	22,3	21,7
TSF	96,0	96,0	19,3	21,4
3D-ANF	95,5	94,5	21,5	24,7
2D-AF	95,5	95,5	25,4	23,8

TAB. 5.9 – Évaluation de performance par interprétation visuelle : détection du ponctuel sur les images T_3 et T_4 originales et filtrées

5.2.3.2 Détection des lignes

Les résultats obtenus pour les objets à une dimension sont reportés dans le Tableau 5.10. Deux types d'objets linéaires peuvent être discernés : ceux de type naturel, telles les côtes et les rivières, et ceux de type artificiel telles les routes et les pistes d'aéroports. Dans le premier cas, que ce soit un filtrage spatial ou temporel, les résultats sont meilleurs que sur l'image originale. Dans le second cas, les objets sont plus fins. Ceci implique qu'ils peuvent être rendus flous par un filtrage spatial (cf. figure 5.3) et à cause de ceci, être moins précisément localisés. Il est également à noter que grâce à la partie temporelle du voisinage adaptatif, les résultats du 3D-ANF sont améliorés par rapport à ceux de l'image non filtrée, tandis que ceux du filtrage par 2D-AF sont moins bons. Ces différences sont particulièrement marquées sur l'image T_3 où le processus de détection s'avère être plus difficile.

	Distance moyenne (m)		
	T_3	T_4	Moyenne
Originale	47,5	43,5	45,5
TCMF	20,2	20,8	20,5
TSF	16,6	15,2	15,9
3D-ANF	30,3	27,4	28,9
2D-AF	60,3	42,6	51,5

TAB. 5.10 – Évaluation de performance par interprétation visuelle : détection du linéaire sur les images T_3 et T_4 originales et filtrées

5.2.3.3 Détection des surfaces

Les résultats obtenus sur les objets à deux dimensions sont rapportés dans le Tableau 5.11. Tous les filtres améliorent la détection de surface, en comparaison avec l'image originale. En ce qui concerne le taux de fausse alarme, le filtrage n'introduit en général pas de dégradation, à l'exception du filtrage purement spatial, car il est susceptible de réduire le contraste entre deux régions voisines.

5.2.3.4 Robustesse des résultats

Les résultats des photo-interprétations ont été moyennés sur dix photo-interprètes. Cela ne reflète pas forcément la robustesse des résultats obtenus. Pour cela, une étude plus précise s'avère indispensable. Dans les Tableaux 5.12, 5.13, 5.15, et 5.14, nous rappelons les résultats de l'étude après classement selon les critères d'interprétation visuels, et nous indiquons l'écart type entre les résultats des différents photo-interprètes pour chaque filtre et pour chaque type d'objet.

	% de fausse alarme		% de détection	
	T_3	T_4	T_3	T_4
Originale	13,4	7,4	88,9	90,7
TCMF	13,0	7,6	92,5	92,5
TSF	10,3	8,0	92,5	92,8
3D-ANF	13,7	9,2	92,0	92,2
2D-AF	15,8	8,8	91,1	90,9

TAB. 5.11 – Évaluation de performance par interprétation visuelle : détection du surfacique sur les images T_3 et T_4 originales et filtrées

En considérant le Tableau 5.12, il apparaît que les filtres dont les résultats sont les meilleurs pour la photo-interprétation s'avèrent également être ceux pour lesquels les résultats sont les plus stables. Alors que la précision varie de 23% entre la détection la plus précise (TSF) et la moins précise (sans filtrage), la dispersion des résultats varie de 47% entre le plus stable (TCMF) ($\sigma = 3,6\text{m}$) et l'image dont les résultats sont les plus sujets à des fluctuations (sans filtrage) ($\sigma = 6,0\text{m}$). De ce fait, la précision relative des résultats (écart-type sur distance moyenne mesurée) varie entre 14,8% et 22,6%.

	Distance moyenne (m)	Écart type (m)	Précision relative (%)
TSF	20,4	3,6	17,6
TCMF	21,6	3,2	14,8
3D-ANF	23,1	4,9	21,2
2D-AF	24,6	5,4	22,0
Originale	26,5	6,0	22,6

TAB. 5.12 – Étude de la robustesse des mesures de distance du ponctuel sur les différentes images

Pour les lignes, le tableau 5.13 résume le fait que les filtres les plus précis se montrent les plus robustes à notre étude. Le cas le plus extrême concerne le filtre 2D-AF, où non seulement les résultats sont dégradés par rapport à l'image initiale, mais en plus ils sont susceptibles de varier énormément. À l'inverse, la précision atteinte par les photo-interprètes pour les filtres TCMF et TSF est inférieure à deux pixels de moyenne et du même ordre pour tous les photo-interprètes : l'écart type est inférieur à 1/2 pixel (4,4 mètres).

Enfin, pour la détection de surface, pour ce qui concerne le taux de fausse alarme, trois groupes différents se distinguent :

- le premier groupe, composé des images issues du TSF, donne des résultats très robustes

	Distance (m)	écart type (m)
TSF	15,9	4,4
TCMF	20,5	4,4
3D-ANF	28,9	16,0
Originale	45,5	33,1
2D-AF	51,5	47,6

TAB. 5.13 – Étude de la robustesse des mesures de distance du linéaire sur les différentes images

pour un taux de fausse alarme très faible ($<10\%$),

- le second groupe, constitué des résultats du filtrage du 2D-AF où le taux de fausse alarme augmente et est très fluctuant,
- le dernier groupe inclut les images non-filtrées, ainsi que celles issues des filtrages du TCMF et du 3D-ANF. Dans ces groupes, le pourcentage de fausse alarme est d'environ 10% avec un écart type autour de 5%.

	Fausse alarme (%)	écart type de fausse alarme (%)
TSF	9,2	3,5
TCMF	10,3	5,3
3D-ANF	11,5	5,3
2D-AF	12,3	6,7
Originale	10,4	5,8

TAB. 5.14 – Étude de la robustesse des mesures de fausse alarme du surfacique sur les différentes images

En ce qui concerne le taux de détection, comme pour les critères précédents, l'amélioration liée au filtrage entraîne également une moins grande disparité entre les photo-interprètes.

5.2.4 Comparaison globale

Bien que classiquement, l'usage est de ne comparer les performances de filtrage d'images RSO que sur des critères statistiques, dans cette étude nous avons également proposé et mis en œuvre une méthode d'évaluation originale qui prend en compte l'aspect visuel de l'image.

À partir des critères proposés, deux filtres (TSF et TCMF) semblent donner de meilleurs résultats du point de vue de la photo-interprétation, tant en détection qu'en précision. Les résultats obtenus par le filtre 3D-ANF n'apparaissent pas aussi probants. Enfin, une approche purement spatiale semble gêner les photo-interprètes et dégrader ainsi les performances de leurs

	détection (%)	écart type de détection (%)
TSF	92,6	1,9
TCMF	92,4	2,4
3D-ANF	92,1	3,0
2D-AF	91,0	2,8
Originale	89,8	3,3

TAB. 5.15 – Étude de la robustesse de la mesure de détection du surfacique sur les différentes images

tracés.

Les résultats de cette étude, résumés dans le tableau 5.16, illustrent le fait que l’avis subjectif du thématique peut être pris en compte et quantifié dans une méthode d’évaluation. En effet, les filtres qui obtenaient a priori la préférence des photo-interprètes, l’obtiennent à présent sur des critères objectifs.

Points				Lignes		Surfaces			
Détection	(%)	Distance	(m)	Distance	(m)	Fausse Alarme	(%)	Détection	(%)
Originale	96.5	TSF	20.4	TSF	15.9	TSF	9.2	TSF	92.6
TSF	96	TCMF	21.6	TCMF	20.5	TCMF	10.3	TCMF	92.4
2D-AF - TCMF	95.5	3D-ANF	23.1	3D-ANF	28.9	Originale	10.4	3D-ANF	92.1
		2D-AF	24.6	Originale	45.5	3D-ANF	11.5	2D-AF	91.0
3D-ANF	95	Originale	26.5	2D-AF	51.5	2D-AF	12.3	Originale	89.8

TAB. 5.16 – Classement des différents filtres en fonction de leurs performances de détection des différents objets à partir de critères d’interprétation visuelle.

5.3 Conclusion

Les résultats de l’analyse des performances du filtrage multi-temporel des données RSO montrent que selon que l’on utilise des critères statistiques ou des critères basés sur l’interprétation visuelle, le choix des filtres à utiliser peut s’avérer différent. En effet, il n’existe de bon filtre que par rapport à une application donnée. Le choix d’un filtre s’effectue par rapport au contexte dans lequel on se trouve. Dans ce chapitre, nous avons voulu évaluer les performances de différents filtres à partir de critères propres à des applications différentes. D’après ces études, il apparaît que les filtres principalement temporels (TSF et TCMF) donnent d’excellents

résultats en ce qui concerne l'interprétation visuelle de données RSO, et que d'un point de vue statistique, les résultats dépendent plus des critères utilisés et testés.

Si l'on cherche à effectuer une analyse automatique (ou semi-automatique) de l'image telle qu'une détection de structures, les critères statistiques semblent a priori plus pertinents et on pourra se référer au tableau 5.8. Par contre, si l'on souhaite effectuer une détection manuelle de certaines structures présentes sur les images, alors les résultats présentés dans le tableau 5.16 sont les plus indiqués pour cette étude.

Chapitre 6

Contours actifs multi-temporels

Sommaire

6.1 Structures stables	99
6.1.1 Zone d'étude	99
6.1.2 Fusion d'informations au niveau radiométrique	100
6.1.3 Fusion d'informations au niveau des caractéristiques	102
6.2 Structures en déplacement	105
6.2.1 Zone d'étude - Synthèse de déplacement	105
6.2.2 Fusion d'informations au niveau de la prise de décisions	107
6.2.3 Multi-snake	108
6.2.3.1 Energie multi-temporelle	109
6.2.3.2 Différentes stratégies de pré-positionnement	110
6.2.3.3 Parcours du multi-snake	111
6.2.3.4 Résultats	111
6.3 Conclusion	114

Introduction

Dans le chapitre 5, la photo-interprétation était abordée du point de vue d'une application manuelle, et montrait comment le fait de filtrer les images pouvait aider l'expert à améliorer le tracé de sa détection. Dans ce chapitre, nous nous intéresserons à la recherche de structures dans des séries d'images RSO à partir d'un algorithme de détection semi-automatique : les contours actifs (ou snakes) dont la présentation a été effectuée en 4.2.2. Cette méthode est semi-automatique, puisqu'elle doit recevoir une initialisation assez proche du résultat que l'on souhaite obtenir. L'avancée proposée dans ce chapitre est le fait de ne fournir qu'une seule initialisation pour la détection de l'objet dans toute la pile d'images. Quand la détection est à faire manuellement, la recherche d'un même objet sur toute une série d'images est souvent difficile et coûteuse au niveau temps. Selon le type d'objets que l'on souhaite observer, plusieurs possibilités se présentent quant à la méthode à appliquer. L'approche sera évidemment différente si l'on a affaire à un contour stable, ou à un contour mobile. Une photo-interprétation manuelle précise sera ensuite utilisée pour évaluer le positionnement des snakes et valider les méthodes proposées.

Dans le cas des contours stables, plusieurs approches sont possibles pour prendre en compte l'ensemble de l'information apportée par la série d'image et ainsi fournir au snake un terme d'attache aux données. Deux ont été plus spécialement étudiées. L'une d'entre elle consiste à fusionner les informations contenues dans les images en les moyennant et à appliquer un simple snake comme présenté dans la section 4.2.2.2. Les résultats de cette méthode sont présentés dans la section 6.1.2. La seconde approche consiste à effectuer une fusion d'informations non pas au niveau des données mais au niveau des caractéristiques, c'est à dire après une extraction d'informations élémentaires de type "gradient" menée sur chaque image (cf. 4.2.2.1). Les résultats obtenus par cette approche diffèrent de ceux obtenus par la première approche et sont présentés dans la section 6.1.3.

Dans le second cas, plusieurs approches de fusions sont également possibles. Elles se font à un niveau proche du niveau de décision. Suivant les objets recherchés et selon la connaissance du terrain de la personne menant l'étude, ces méthodes peuvent être causales, ou non. La section 6.2 traite de ce type de contours. Le paragraphe 6.2.2 complété par l'annexe B traite d'une approche causale et le paragraphe 6.2.3 traite d'une approche de snakes multi-temporels que l'on appellera multi-snake.

La figure 6.1 résume les différentes étapes de la méthode de détection où il est possible de fusionner l'information.

Après le calcul du snake, une estimation de la précision de la détection est effectuée. Le protocole est le même que celui présenté dans le paragraphe 5.2.2, pour l'évaluation de la distance entre les lignes tracées par les photo-interprètes et la référence. La différence se situe dans le fait que l'on compare, non pas une détection manuelle par rapport à une référence manuelle, mais

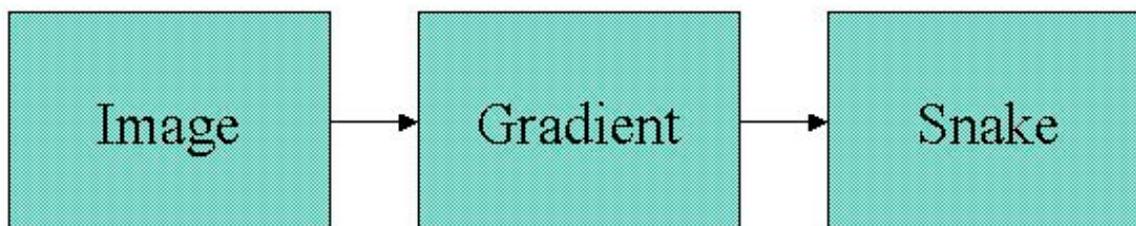


FIG. 6.1 – Différents niveaux de fusion

une détection semi-automatique par rapport à cette même référence manuelle. Comme pour la détection manuelle, afin de calculer la distance avec toujours la même longueur d'intégration, une carte des distances est calculée sur l'image issue de la détection automatique puis intégrée le long de la référence. Le résultat est ensuite normalisé par le nombre de pixels du tracé de référence afin d'obtenir une distance moyenne entre la détection et la référence.

6.1 Structures stables

Certains objets à rechercher possèdent un déplacement lent ou de l'ordre de la dizaine de mètres, (inférieur ou très proche de la résolution de l'image). Pour ce type d'objets, dont le déplacement est de l'ordre du pixel sur toute la pile d'images, on peut considérer que les contours sont stables au travers des images, à une erreur de recalage près.

Dans le cas où les objets ne changent pas au cours du temps, nous avons exploré deux approches pour retrouver de manière précise leurs contours.

- fusionner les images RSO afin d'obtenir une unique image dont le bruit sera diminué, sur laquelle appliquer ensuite une approche mono-date,
- fusionner les images de détecteur de contour pour n'en obtenir plus qu'une qui est utilisée comme terme d'attache aux données d'un snake mono-date (cf. section 4.2.2).

6.1.1 Zone d'étude

Pour cette étude, la zone sur laquelle nous avons travaillé est un extrait des images de la série présentée dans la section 1.2.1 et en annexe A.2. C'est une zone de savane inondable se trouvant au sud du centre spatial de Kourou, en Guyane Française. La savane présente l'avantage de n'être soumise qu'aux évolutions saisonnières. C'est une zone de transition entre la mangrove et la plaine inondable. Sa végétation est presque exclusivement herbacée, marécageuse ou très fréquemment inondée. Selon la saison, l'aspect évolue entre un tapis herbacé en partie immergé en fin de saison des pluies, et une zone presque complètement asséchée pendant la saison sèche.

La zone étudiée représente une surface d'environ 2.25 km^2 pour un périmètre inférieur à 5 km.

6.1.2 Fusion d'informations au niveau radiométrique

Si la connaissance de la zone d'intérêt par le photo-interprète est suffisante pour considérer que les frontières de l'objet recherché n'évoluent pas, la première approche consiste à moyenner les K images afin d'améliorer la radiométrie, et d'obtenir un nombre de vues équivalent plus important. Dans notre cas le fait de moyenner les 7 images nous donne un nombre de vues équivalent $L_{eq} = 14,13$. Ce nombre de vues réduit de façon significative le bruit de speckle et facilite ainsi une recherche de contours sur une fenêtre de taille plus réduite. Ainsi, la détection sera améliorée par rapport à une détection effectuée sur chaque image. De même, l'initialisation peut être plus grossière car le snake aura moins tendance à se positionner sur de faux contours.

La figure 6.2 présente en images la réalisation de cette approche.

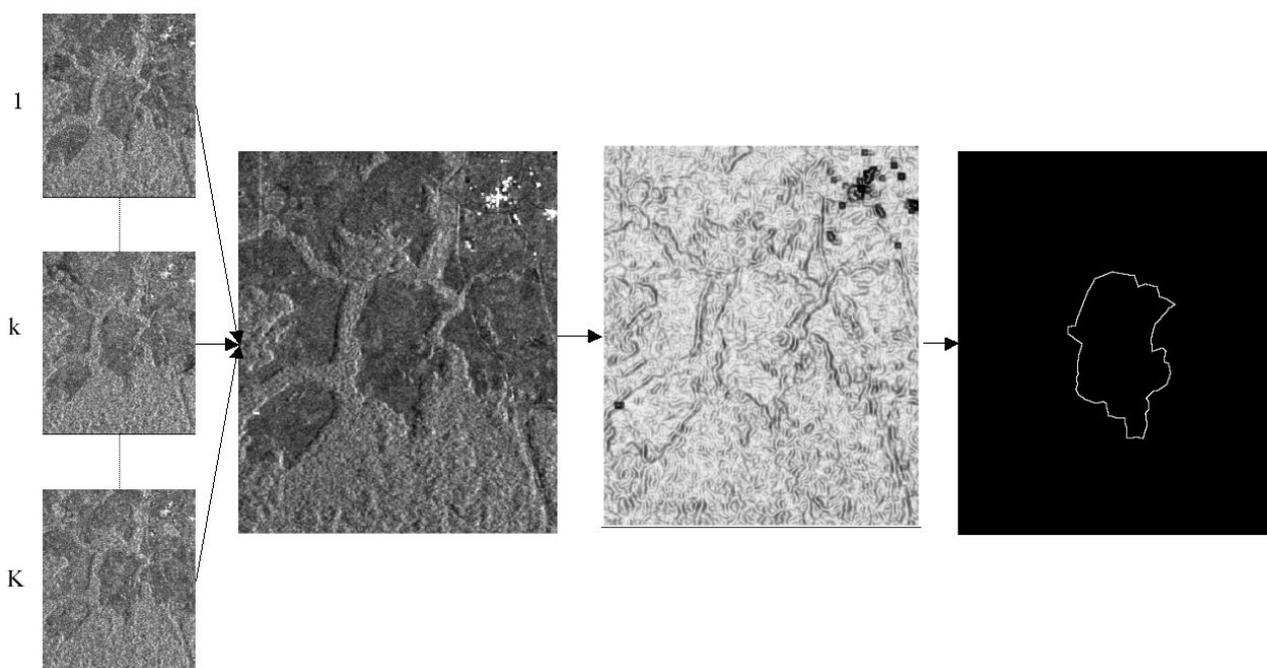


FIG. 6.2 – Stratégie de fusion des radiométries pour la détection de structures stables

Problème de l'évolution temporelle

La figure 6.3 montre les limites de la méthode. Un agrandissement est effectué sur la figure 6.4 sur une réalisation d'un contour mouvant (trait de côte dans la zone de Kourou, Guyane Française). Le flou rendu par ce moyennage fait disparaître l'information de contour et le snake n'arrivera pas à se positionner convenablement sur l'image, la disparité entre les images "sources" étant trop importantes.

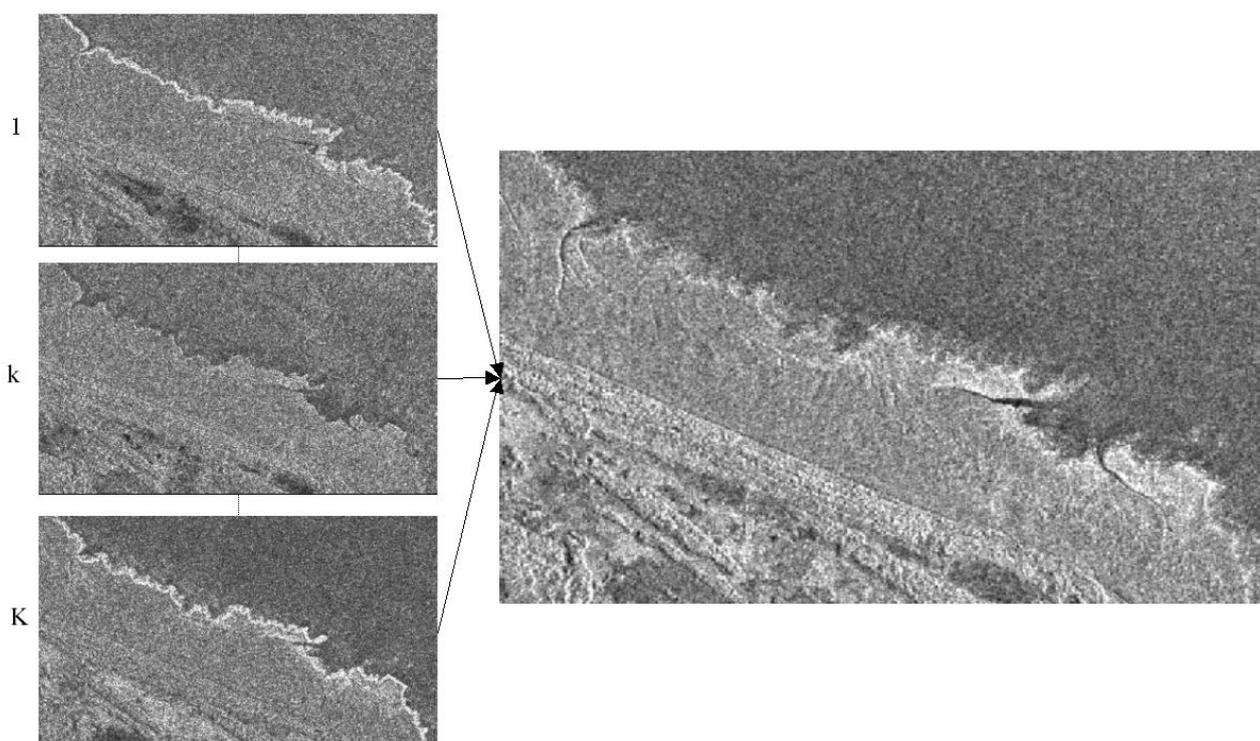


FIG. 6.3 – Limites de la fusion radiométrique : flou introduit par un moyennage de plusieurs images d'une zone ayant subi une forte évolution

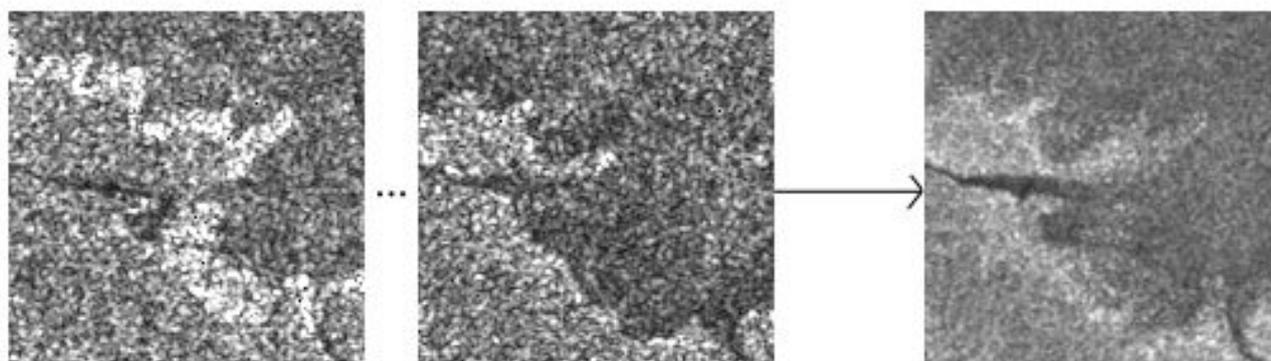


FIG. 6.4 – Extraits de la figure 6.3, l'objet s'étant déplacé, le moyennage des images (à droite) donne une information non exploitable par le snake

Le contour n'évoluant pas, une unique détection de contour a été tracée sur l'image moyennée, car celle-ci présente une meilleure différence de radiométrie entre les différentes régions adjacentes. Par contre une initialisation individuelle a été tracée sur chaque image pour comparer au mieux les résultats obtenus en n'utilisant que l'information monodate ou une fusion d'informations. L'initialisation effectuée sur l'image de moyenne est volontairement plus éloignée pour souligner que le fait de moyennner les images permet d'avoir une initialisation moins précise. Les

résultats sont présentés dans le tableau 6.1.

6.1.3 Fusion d'informations au niveau des caractéristiques

Le paragraphe précédent proposait de fusionner l'information directement à la source, à partir des radiométries. L'approche proposée dans ce paragraphe consiste à effectuer la fusion d'informations une étape plus tard, au niveau de l'information de contours. Dans le paragraphe 4.1.3, nous avons rappelé le principe du détecteur de contours d'image RSO fondé sur le minimum du rapport des moyennes locales dans un ensemble de directions (équation (4.1)). Dans chaque image T_k , ce détecteur fournit deux informations : le ratio r_k qui révèle la force du contour et l'orientation θ_k du résultat.

Afin de fusionner les sorties de ce détecteur appliqué aux différentes images des séries multi-temporelles, l'information est codée sous forme de nombre complexe $\rho_k e^{i\theta_k}$ dont le module $\rho_k = 1 - r_k$ s'apparente à la force d'un "gradient" et θ_k à la direction. On effectue ensuite un moyennage complexe

$$z_{contour} = \rho_{MT} e^{i\theta_{MT}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (1 - r_k) e^{i\theta_k} \quad (6.1)$$

qui permet de conserver la force d'un contour qui apparaît dans les K images et de réduire les fausses alarmes qui sont, elles, de forces et d'orientations variables. Le module ρ_{MT} est alors utilisé comme terme d'attache aux données pour guider le positionnement du snake. La figure 6.5 présente en images la réalisation de cette approche. Les résultats sont donnés dans le tableau 6.1.

Afin d'évaluer les performances des deux stratégies proposées, le tableau 6.1 regroupe :

- la distance de chaque initialisation à la référence,
- la distance du résultat de la recherche de chaque contour en mono-date,
- la distance de l'initialisation et du résultat de la recherche de contour après moyennage des radiométries (fusion au niveau des données),
- la distance du résultat de la recherche de contour après l'utilisation de l'image de contour multi-temporelle (fusion au niveau des caractéristiques).

Comme on le voit dans le tableau 6.1, suivant les images initiales, l'utilisation d'un snake simple améliore ou dégrade le positionnement initial du contour. Par contre, le fait de fusionner les radiométries améliore sensiblement le résultat même avec une initialisation volontairement éloignée. En revanche, à partir d'une initialisation sur une des images de la pile (la quatrième temporellement car sa radiométrie est très contrastée), le résultat de la détection en utilisant la fusion des caractéristiques est dégradé. Cette méthode ne donne pas les résultats escomptés.

Afin de mieux comprendre ce résultat, nous avons tracé les courbes ROC (figure 6.6) afin de comparer les probabilités de détection et de fausse alarme entre le détecteur ratio appliqué sur l'image issue de la fusion des radiométries et le détecteur résultat de la fusion des K détecteurs ratio selon l'équation (6.1). La courbe ROC associée à la fusion des caractéristiques est meilleures

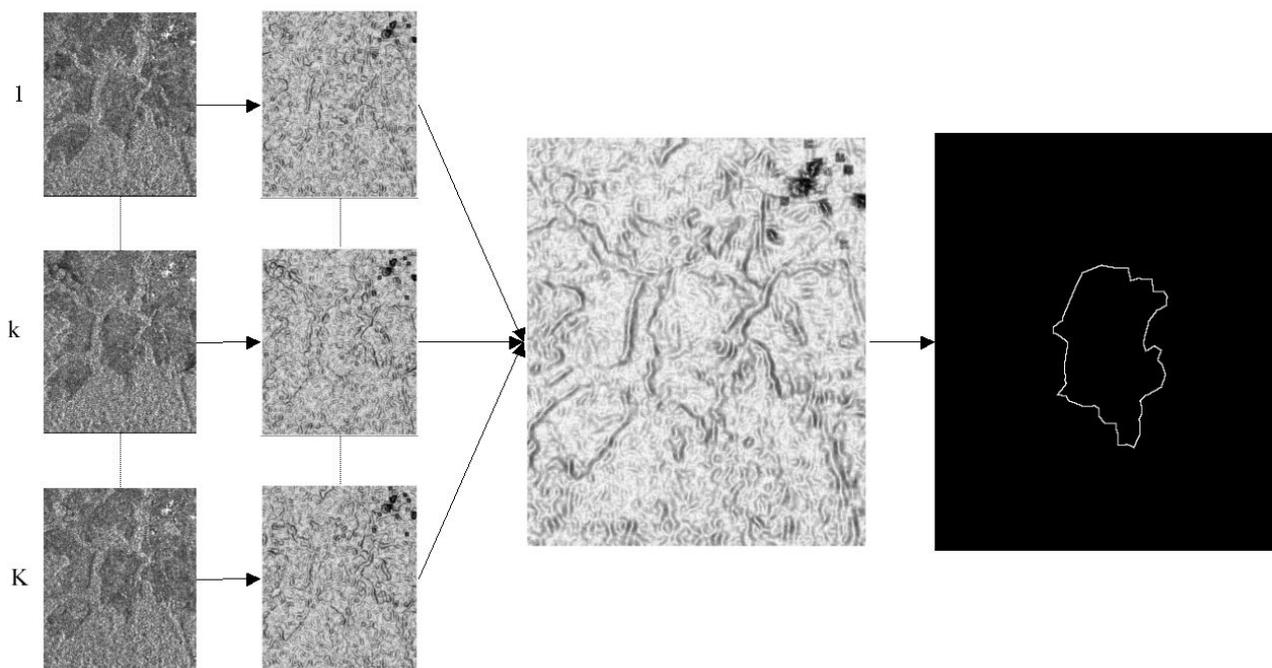


FIG. 6.5 – Stratégie de fusion des caractéristiques

	initialisation	résultat	amélioration (%)
image 1	2.83	2.98	-5%
image 2	2.52	2.74	-8%
image 3	5.16	5.38	-4%
image 4	3.12	3.50	-12%
image 5	4.75	4.76	0%
image 6	3.50	3.30	+6%
image 7	3.77	3.55	+6%
fusion (au niveau des données)	4.33	3.75	+14%
fusion (au niveau des caractéristiques)	3.12	4.10	-31%

TAB. 6.1 – Distance entre la référence tracée manuellement et les initialisations, les résultats de recherche sans fusion, puis avec fusion au niveau des données et au niveau des caractéristiques (dont l'initialisation a été faite sur l'image la plus contrastée de la pile)

que celle associée à la fusion au niveau des données. On remarque cependant que la détection est meilleure avec cette deuxième approche, ce qui peut être une explication des meilleurs résultats obtenus par le snake utilisant cette méthode. En effet, l'initialisation proche de la solution réduit l'influence des "faux contours" alors que les meilleures performances de la fusion de caractéristiques en terme de P_d/P_{fa} sont liées au recul de la fausse alarme.

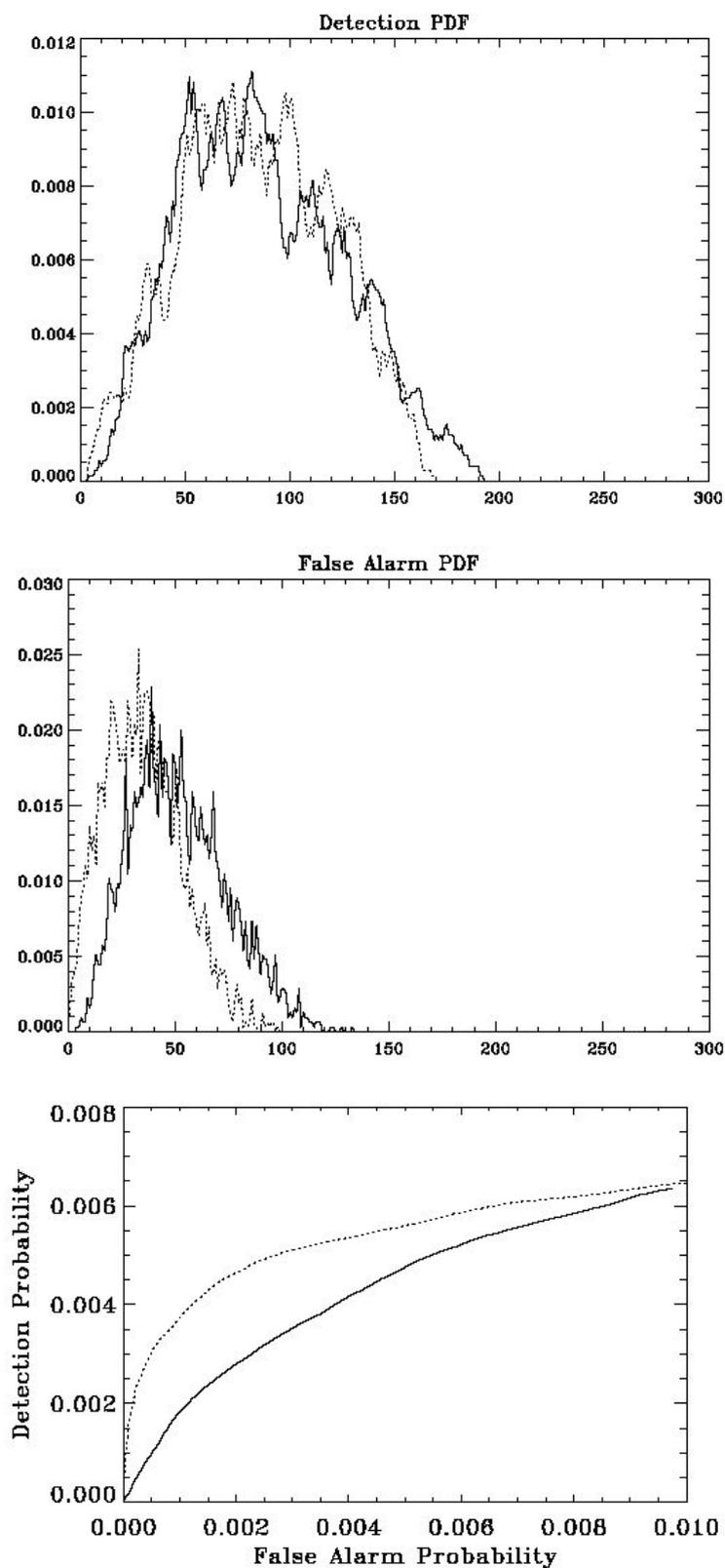


FIG. 6.6 – Préservation de l'information spatiale estimée en mesurant la densité de probabilité du détecteur de contour sur des contours (a), des régions homogènes (b) et en dérivant les courbes ROC associées. La courbe pleine représente la fusion au niveau des données et la courbe en pointillés la fusion au niveau des caractéristiques.

6.2 Structures en déplacement

Les deux précédentes approches se focalisaient sur des contours stables. Ici, le problème qui se pose est le suivi d'objets susceptibles de se déplacer dans une série d'images RSO. Certains objets se déplacent au cours du temps et l'un des problèmes lié à la photo-interprétation est de rechercher sur chaque nouvelle image acquise, l'évolution de la position de l'objet sans avoir recours à la recherche manuelle généralement fastidieuse. Pour cela, une méthode automatisée est envisageable. Dans cette partie, l'interaction entre photo-interprétation et information a priori va encore être très importante. Par exemple, la recherche d'un même objet à deux dates proches sera différente de la recherche du même objet à des dates éloignées dans le temps, son déplacement étant logiquement plus conséquent dans le second cas.

Différentes applications nécessitent le suivi de structures se déplaçant en raison d'activités naturelles et anthropiques, notamment :

- le suivi de l'évolution côtière en milieu maritime (notamment en Guyane française),
- la recherche de croissance urbaine,
- le suivi de déforestation (dans la limite de la résolution du capteur et de la fréquence d'acquisition des images).

Plusieurs approches sont possibles pour chercher à placer au mieux les contours dans les différentes images. La première méthode consiste à effectuer une seule initialisation sur la première image et à propager le résultat temporellement via les initialisations successives dans la pile d'images, afin de n'utiliser qu'un snake à la fois. Cette approche est présentée dans la section 6.2.2. Une extension de cette méthode consiste à prendre en compte le déplacement temporel en ajoutant un terme d'énergie temporelle au snake. Cette approche, dont les résultats sont peu concluants est présentée dans l'annexe B. Une troisième approche consiste à faire l'initialisation, non pas sur la première image de la pile, mais sur l'image dont le contraste entre les radiométries est le meilleur. Cette approche n'est donc plus causale. De ce fait, comme le même objet est recherché à des dates différentes, nous proposons de construire un snake multi-temporel (appelé multi-snake) pour rechercher cet objet simultanément sur toutes les images. Dans la section 6.2.3 nous développons cette approche et comparons différentes méthodes de pré-positionnement.

6.2.1 Zone d'étude - Synthèse de déplacement

La zone d'étude choisie est celle présentée dans la section 1.2.2, dans la région de Saint Laurent du Maroni en Guyane Française. C'est la rive du fleuve Maroni. Une des difficultés de la mise au point de méthodes de type "multi-snake" est de suivre un contour dont l'évolution n'est pas régulière et la position exacte souvent mal connue. Pour parer à cela, nous avons choisi de travailler sur une région ne présentant pas d'évolution temporelle, sur laquelle nous avons nous-même simulé un déplacement afin de maîtriser l'évolution de l'objet suivi. La région choisie

présente l'avantage d'avoir une structure stable et évoluant radiométriquement peu au cours de la période d'étude. Le déplacement de l'objet recherché est simulé manuellement sous la forme d'une "erreur" de recalage entre les images. Les changements de position sont contrôlés par l'opérateur, les fluctuations de l'intensité due au speckle et aux évolutions temporelles de part et d'autres du contour sont réelles grâce au "découpage" dans les différentes images.

L'objet de l'étude est la rive est du fleuve le Maroni, proche de son embouchure. Sur les images, l'eau lisse apparaît avec une faible radiométrie car son coefficient de rétrodiffusion est faible. La partie terrestre d'un autre côté possède un coefficient de rétrodiffusion plus important et apparaît ainsi avec une radiométrie plus élevée. La cinquième image de la pile a été choisie pour être l'initialisation de l'étude, car son contraste entre la région "terre" et la région "fleuve" est important. Cette décision s'est faite sur un critère subjectif. Une autre image de la pile aurait pu être utilisée pour l'initialisation. Le déplacement de l'objet a été synthétisé de manière monotone (pas de retour en arrière) car les images d'évolution naturelles présentaient les mêmes caractéristiques d'évolution temporelles. Les déplacements ainsi simulés sont reportés dans le tableau 6.2

	Date	Déplacement Abcisse en pixels	Équivalent en mètres	Déplacement Ordonnée en pixels	Équivalent en mètres
image 1	06 nov 1992	+8	+100	+9	+112,5
image 2	10 jun 1992	+7	+87,5	+7	+87,5
image 3	02 dec 1992	+5	+62,5	+5	+62,5
image 4	26 mai 1993	+5	+62,5	0	0
image 5	30 jun 1993	—	—	—	—
image 6	29 mar 1996	-4	-50	-1	-12,5
image 7	04 jan 1997	-5	-62,5	-1	-12,5
image 8	15 nov 1997	-12	-150	-7	-87,5

TAB. 6.2 – Déplacement des images par rapport à l'image "référence"

Les déplacements ont été choisis afin de couvrir de la manière la plus large les différentes possibilités d'évolution entre deux dates successives. Le déplacement va de 12,5 mètres entre les images 6 et 7 à 115,2 mètres entre les images 7 et 8. Ces écarts correspondent à plusieurs scénarios possibles :

- l'objet ne présente pas d'évolution significative entre deux dates successives,
- a contrario, l'évolution est importante et/ou il y a un grand intervalle temporel entre deux images successives de la pile.

Les images en notre possession couvrent une large période, l'hypothèse d'une forte évolution a donc été retenue pour cette étude.

6.2.2 Fusion d'informations au niveau de la prise de décisions

Les images sont classées chronologiquement. En général, la dernière image acquise est également la plus récente temporellement. Il est donc naturel de se servir des positions précédentes du snake pour calculer la position suivante. Ainsi, l'opérateur effectue une recherche grossière sur la première image de la série, et, chaque fois qu'une nouvelle image est acquise, fait tourner l'algorithme pour trouver la position de l'objet dans les nouvelles images. Pour cela, une simple propagation des résultats est possible. Une autre possibilité proposée dans l'annexe B, consiste à rajouter un terme d'énergie temporelle pour tenter de contraindre le déplacement du snake dans la direction souhaitée.

Propagation des résultats

La première méthode, la plus naturelle, est celle de la propagation des résultats. Son algorithme peut être défini comme dans l'algorithme 1.

Algo. 1 Propagation par initialisations successives

Initialisation_Snake(image 1)

Calcul_Snake(image 1)

Pour $k = 2$ à K **Faire**

Initialisation_Snake(image k) = *Resultat_Snake*(image $k - 1$)

Calcul_Snake(image k)

Fin Pour

Les résultats obtenus par cette méthode sont présentés dans le tableau 6.3. Ils montrent que si le déplacement entre deux acquisitions d'images est trop important (de l'ordre de 70 mètres, 5 pixels), l'algorithme n'arrive pas à suivre l'objet désiré et, une fois que l'algorithme "perd" l'objet, les résultats ne font que s'empirer.

Cette approche, bien que naturelle, trouve vite sa limite. Si entre deux images successives, une période assez longue s'est écoulée, le déplacement de l'objet recherché peut être suffisamment important pour que la recherche dans un voisinage de l'initialisation ne trouve pas un "extrema" de la détection de contour effectuée sur l'image RSO. Dans le cas où les séries comportent des intervalles de temps conséquents entre deux acquisitions successives et où le déplacement est supérieur à la fenêtre de recherche du snake, cette méthode n'est pas utilisable. Par contre, si le déplacement de l'objet recherché entre deux images successives est de l'ordre de la taille de la fenêtre de recherche du snake, cette méthode est assez efficace et rapide.

	initialisation	podyion finale
image 1	1.89	2.35
image 2	2.03	2.54
image 3	2.87	2.42
image 4	4.73	3.03
image 5	4.86	5.95
image 6	8.74	9.28
image 7	9.91	11.19
image 8	16.15	15.33

TAB. 6.3 – Résultats de l’approche par propagation : distances aux références des différentes initialisations (manuelle pour l’image 1 puis héritées du résultat précédent), et des positionnements finaux

6.2.3 Multi-snake

Cette méthode consiste à positionner simultanément K snakes dans les K images de la pile avec une initialisation faite non pas sur la première image de la pile mais sur celle dont les contours sont les plus marqués. On utilise ainsi, non pas une approche causale, mais une approche multi-snake où K snakes recherchent ensemble un minimum d’énergie en tenant compte de la cohérence temporelle du déplacement. Cette méthode est également plus proche de l’attente de l’utilisateur qui réalise ainsi l’initialisation sur l’image dont la radiométrie présente la plus grande facilité de photo-interprétation.

Le problème qui se pose est alors de permettre au snake de “bien” se pré-positionner même sur les contours distants. En effet, utiliser une unique initialisation I_0 serait similaire à faire la recherche de contour sur chaque image à partir de I_0 . On risquerait alors de retomber sur le défaut de l’immobilisme rencontré par l’approche causale dans l’annexe B, ou plus généralement dans le cas d’une forte évolution entre deux images successives. Pour cela, deux modifications ont été apportées. La première concerne le pré-positionnement des snakes dans les différentes images, et la seconde a pour but de prendre en compte et favoriser la monotonie du déplacement de l’objet grâce à un terme d’énergie Temporel Multi-Snake E_{TMS} présentée section 6.2.3.1.

Atteindre un contour lointain n’est pas aisé sur la fenêtre de recherche du snake. La question qui se pose alors est de savoir comment pré-positionner au mieux les K snakes pour obtenir le meilleur résultat sur la pile d’images. Pour cela plusieurs stratégies sont envisageables. La première stratégie, très simple, est de bruite aléatoirement la position initiale du snake dans chaque image afin d’éviter que toutes les initialisations se retrouvent au même point, et qu’ainsi le fait de déplacer un point spatialement soit pénalisé temporellement. La seconde consiste à faire une recherche dans les autres images de la pile du point “le plus” ressemblant pour chacun des nœuds du snake initial. Pour cela une mesure de corrélation locale entre les images peut être

réalisée. La troisième stratégie utilise la dégradation de résolution : en réduisant la résolution de l'image (en augmentant la taille des pixels au sol), les objets distants à pleine résolution ne le seront plus autant et le snake pourra les retrouver plus facilement sans avoir à augmenter la taille de la fenêtre de recherche. De plus, on pourra avoir également recours au bruitage ou à la corrélation pour le pré-ositionnement à l'échelle réduite. Ces différentes stratégies seront développées dans la section 6.2.3.2

6.2.3.1 Energie multi-temporelle

Pour favoriser un déplacement temporel cohérent avec l'hypothèse d'un déplacement montone des structures recherchées, nous introduisons un terme d'énergie temporelle multi-snake E_{TMS} . En chaque nœud P_k^n ($n^{\text{ème}}$ nœud du snake de la $k^{\text{ème}}$ image), on recherche la normale \mathcal{N} au segment défini par le point précédent et le point suivant de l'image courante $[P_k^{n-1}; P_k^{n+1}]$. On projette sur \mathcal{N} les positions des points n dans les images précédentes et suivantes (P_{k-1}^n, P_{k+1}^n), ainsi que le point dont la position est évaluée (P_k^n). On note Q_{k-1}^n, Q_k^n , et Q_{k+1}^n ces trois projections. L'énergie temporelle multi-snake s'écrit alors de la manière suivante :

- Si la projection Q_k^n de P_k^n se trouve dans le segment $[Q_{k-1}^n; Q_{k+1}^n]$ le placement est cohérent avec l'hypothèse d'un déplacement monotone de l'objet ; l'énergie est donc nulle afin de ne pas le pénaliser.
- A contrario, si Q_k^n ne se trouve pas dans le segment $[Q_{k-1}^n; Q_{k+1}^n]$, son placement est considéré comme mauvais et une énergie temporelle va être appliquée à ce point. Cette énergie sera égale à la distance entre Q_k^n et le segment $[Q_{k-1}^n; Q_{k+1}^n]$.

Soit en résumé :

$$E_{TMS}(P_k^n) = \begin{cases} 0 & \text{si } Q_k^n \in [Q_{k-1}^n; Q_{k+1}^n] \\ \min(\|Q_k^n - Q_{k-1}^n\|, \|Q_{k+1}^n - Q_k^n\|) & \text{si } Q_k^n \notin [Q_{k-1}^n; Q_{k+1}^n] \end{cases}$$

Pour les cas limites, si $k = 1$, ou $k = K$, l'hypothèse de monotonie est maintenue. Si les projections Q_1^n, Q_2^n , et Q_3^n sont alignées dans cet ordre, le placement de Q_1^n est considéré comme normal et le point n'est pas pénalisé par une énergie supplémentaire. Par contre si les trois points ne sont pas dans cet ordre, le point reçoit une énergie égale à la distance existant entre sa projection et la projection du point de l'image la plus proche. Soit :

$$E_{TMS}(P_0^n) = \begin{cases} 0 & \text{si } Q_2^n \in [Q_1^n; Q_3^n] \\ \|Q_1^n - Q_2^n\| & \text{si } Q_2^n \notin [Q_1^n; Q_3^n] \end{cases}$$

De la même manière, si $n = 1$, ou $n = N$ on projette les points non pas sur le segment $[Q_{k-1}^n; Q_{k+1}^n]$ mais sur le segment $[Q_{k-1}^2; Q_{k+1}^3]$ ou $[Q_{k-1}^{n-2}; Q_{k+1}^{n+1}]$ et l'on applique une nouvelle fois la règle de calcul d'énergie basée sur la monotonie de l'évolution de l'objet. Soit :

$$E_{TMS}(P_k^0) = \begin{cases} 0 & \text{si } Q_k^2 \in [Q_{k-1}^1; Q_{k+1}^3] \\ \|Q_k^1 - Q_{k-1}^2\| & \text{si } Q_k^2 \notin [Q_{k-1}^1; Q_{k+1}^3] \end{cases}$$

Bien entendu, ces équations donnant l'énergie aux bornes se combinent dans le cas où l'on se trouve sur l'un des quatre points-limite.

L'hypothèse de la monotonie sur laquelle repose ce terme d'énergie correspond à des observations du terrain et une connaissance que l'expert est susceptible d'apporter. Sur les images en notre possession par exemple, il n'y a pas eu de phénomène de flux et reflux d'objets. Toutefois, ce phénomène pourrait être traité, grâce à la connaissance de l'expert, qui pourrait déterminer les déplacements "limites" de la zone. L'algorithme serait alors scindé en fonction des périodes de flux et de reflux de l'objet et appliqué sur les "sous-piles" où le déplacement est monotone.

L'énergie temporelle ne favorise pas en elle-même le déplacement de chaque snake, mais en assure la cohérence temporelle. Elle est cependant moins contraignante que l'énergie décrite dans l'annexe B, l'énergie étant nulle sur un ensemble de positions de points compatibles avec un déplacement monotone.

6.2.3.2 Différentes stratégies de pré-positionnement

Le problème principal rencontré par le snake multi-temporel est l'immobilisme. En effet, si le snake ne bouge pas le terme d'énergie multitemporelle est nul, donc minimal et inhibe un déplacement lié à l'énergie d'attache aux données. Pour donner une position de départ différente à chaque snake, nous avons envisagé trois méthodes différentes.

- La première, la moins coûteuse en temps, consiste à bruite aléatoirement les différentes initialisations sur toutes les images autres que celle où a été réalisée l'initialisation manuelle. Le bruitage est réalisé sur une fenêtre de taille paramétrée par l'utilisateur en fonction de sa connaissance a priori de l'étendue du déplacement possible autour de la position d'origine de l'initialisation.
- La seconde va placer chaque nœud du snake grâce à une étude de ressemblance entre les images à partir de l'initialisation. Autour de chaque nœud du snake on crée une fenêtre de taille 7×7 et on recherche un pic de corrélation dans un voisinage dont la dimension est fonction de la distance du déplacement possible. La corrélation va aider également à différencier les incertitudes provoquées par les contours proches qui présentent des différences de radiométrie tels les deux bords de petites rivières, ou les bancs de vase.
- La troisième méthode consiste à dégrader la résolution spatiale de chaque image. Cette approche présente plusieurs avantages. L'initialisation transposée sur l'image à faible résolution se retrouve plus proche de la structure recherchée en nombre de pixels. Un premier passage du multi-snake à basse résolution le rapproche de la position exacte. Puis, un

second passage à pleine résolution affinera les résultats préalablement obtenus.

Un second point positif lié à cette technique, est la réduction du bruit résultant du passage à faible résolution. En annexe C on évalue cette réduction de bruit obtenue lorsque l'on diminue la taille de l'image en abscisse et/ou en ordonnée, en diminuant la résolution.

Une réduction d'échelle d'un facteur 2×2 nous est apparue suffisante pour cette étude, compte tenu des distances entre les images et des largeurs des fenêtres de pré-positionnement par corrélation ou par bruitage.

Les deux premières méthodes nécessitent le choix d'une taille de fenêtre liée à l'information a priori sur le déplacement et peut différer d'un objet à l'autre alors que la troisième méthode réduit globalement les distances de recherche sur l'ensemble de l'image. Cette information a priori provient de la connaissance qu'ont les utilisateurs des objets étudiés. Pour exemple, l'objet géographique qui subit le plus grand déplacement dans les scènes traitées est le trait de côte en Guyane et plusieurs études ont montré que certaines parties pouvaient subir des évolutions pouvant aller jusqu'à un kilomètre par an. Les satellites ERS-1 et 2, ainsi qu'actuellement ENVISAT, permettent d'obtenir une image de la même zone dans le même mode d'acquisition tous les 35 jours, ce qui nous permet d'approximer le nombre de passes possibles du satellite à dix par an. Entre deux passes successives l'évolution maximale sera alors d'environ 100 mètres, soit incluse dans un rayon de 8 pixels. Cette approximation permet dans ce cas, de dimensionner la fenêtre de recherche de corrélation entre les images.

6.2.3.3 Parcours du multi-snake

Afin de limiter l'influence du déplacement d'un point sur son voisin immédiat, que ce soit temporellement ou spatialement, le calcul d'énergie et le repositionnement sont effectués en quinconce. Un premier passage déplace un point sur deux dans chaque image (les points pairs sur les images paires et les points impairs sur les images impaires par exemple). Puis un deuxième passage est effectué pour déplacer les points n'ayant pas bougé au premier passage (les points impairs sur les images paires et les points pairs sur les images impaires, suivant le même exemple). Le schéma de la figure 6.7 résume ce principe. Lors du premier passage, les points $P_{k-1}^{n-1}, P_{k-1}^{n+1}, \dots$ de l'image $k-1$, puis les points P_k^n, P_k^{n+2}, \dots de l'image k sont déplacés, lors du second passage, les points $P_{k-1}^n, P_{k-1}^{n+2}, \dots$ de l'image $k-1$, puis les points $P_k^{n-1}, P_k^{n+1}, \dots$ de l'image k sont à leur tour déplacés.

6.2.3.4 Résultats

La méthode du multi-snake a été testée sur notre pile d'images présentant un déplacement synthétique (cf. section 6.2.1) et les distances entre les résultats obtenus et des références tracées manuellement sont reportés dans le tableau 6.4. pour les trois stratégies de pré-positionnement.

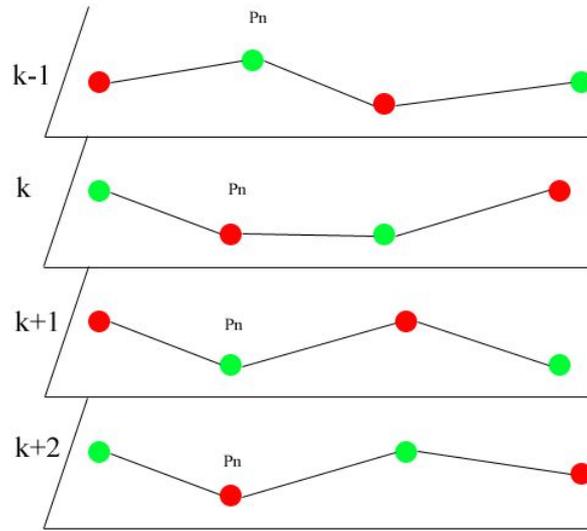


FIG. 6.7 – Parcours du multi-snake : lors d'un premier passage, les points en rouge, lors du second, les points en vert sont repositionnés afin de minimiser l'énergie

On voit dans ce tableau que la stratégie de pré-positionnement joue un rôle important dans les résultats obtenus par application du multi-snake. Dans tous les cas on remarque la limite rencontrée face à un déplacement trop important entre les images, dû au caractère local de l'algorithme. En effet, même les approches visant à minimiser les distances entre les objets telles que la multirésolution ou le préplacement par corrélation, donnent pour l'image 8 qui subit un grand déplacement (~ 9 pixels soit plus de 100 m), des résultats assez éloignés de ceux que l'on souhaiterait obtenir. On voit également que la méthode a priori la plus simple, le bruitage des snake originaux, donne des résultats moins bons que ceux obtenus par les autres méthodes. Les deux autres méthodes obtiennent des résultats assez similaires, à part pour la dernière image où la recherche par corrélation donne des résultats moins éloignés. Par contre, le temps de calcul de cette étude est plus important, la recherche de corrélation étant assez coûteuse tout en restant raisonnable. A titre d'exemple, sans aucune optimisation du code, il faut environ 2 minutes au programme pour déplacer 200 points dans les 8 images sur une station SUN à 500MHz.

Suite à l'étude des précédentes initialisations, le pré-positionnement par bruitage, par corrélation, ou la réduction de distance par utilisation de la multirésolution, on peut se poser la question de savoir si le fait de coupler deux de ces méthodes pourrait donner de meilleurs résultats ou non. Dans cette optique, nous avons choisi de dégrader la résolution des images puis d'effectuer un bruitage des différentes initialisations ou une recherche de corrélation à résolution réduite.

Dans les deux cas, on effectue une diminution de la taille de l'image ce qui implique une augmentation du nombre de vue équivalent L_{eq} . Sur cette image à résolution dégradée, on

	bruitage ± 3	correlation	multirésolution
image 1	4.10	2.03	2.76
image 2	4.08	1.81	3.38
image 3	3.68	2.00	2.45
image 4	3.59	2.50	3.60
image 5	1.47	1.59	2.14
image 6	4.12	2.25	3.32
image 7	3.74	4.13	3.58
image 8	10.42	7.16	10.44

TAB. 6.4 – Comparaison de différentes méthodes de prépositionnement du multi-snake, à partir de l’image 5

effectue, soit :

- un bruitage de l’initialisation, ce qui permet de faire une recherche plus lointaine du contour de l’objet, une exécution à faible résolution de la recherche, puis un passage à pleine résolution pour affiner le placement.
- une recherche de corrélation sur l’image dégradée, les radiométries étant améliorées. Le pré-positionnement devrait être plus précis dans ce cas. Une fois de plus une recherche est faite à faible résolution, puis une autre à pleine résolution.

Le tableau 6.5 présente les résultats obtenus par ces deux variations. La dégradation de la résolution suivie du bruitage sur une fenêtre 3×3 à résolution réduite ne donne pas des résultats aussi probants que souhaités. En effet, le bruitage aléatoire permet dans certains cas d’obtenir un rapprochement des points du snake, mais le hasard peut aussi provoquer un éloignement du contour recherché et ainsi que le snake “perde” ponctuellement la trace de la structure.

	bruitage ± 3	corrélacion
image 1	3.13	2.16
image 2	3.36	2.01
image 3	2.69	2.28
image 4	3.09	2.51
image 5	1.79	1.83
image 6	3.13	2.53
image 7	3.17	5.37
image 8	9.38	6.76

TAB. 6.5 – Résultat de recherche de contour par multi-snake, l’initialisation est réalisée sur l’image 5 à pleine résolution, la recherche à résolution réduite est couplée à un pré-positionnement par bruitage ou par corrélation

Les résultats obtenus, grâce à une diminution de la résolution puis une recherche de pic de corrélation entre les images réduites, sont améliorés dans le cas de grands déplacements. Par contre, si les déplacements de la structure entre deux images sont de l'ordre de la dimension de la fenêtre de recherche de corrélation, les résultats obtenus à pleine résolution sont meilleurs que ceux obtenus à résolution réduite, et ce, même si le bruit est réduit.

6.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés au problème de la recherche de structures de façon semi-automatisée dans les séries d'images RSO. Nous avons séparé les structures en deux familles principales : les structures stables, et les structures subissant un déplacement au cours du temps supérieur à la résolution de l'image. Pour chacune de ces deux familles, nous avons proposé plusieurs approches de fusion des informations temporelles pour retrouver les structures recherchées. Pour les structures stables, la fusion temporelle a été testée :

- au niveau des données, en moyennant les images, ce qui est un filtrage optimal en l'absence de changements,
- au niveau des caractéristiques en fusionnant les sorties d'un détecteur de contours appliqué aux différentes images.

Dans le cas des structures en déplacement, nous avons proposé :

- une propagation des résultats à travers les images avec l'ajout (ou non) d'un terme d'énergie temporelle *externe*,
- un multi-snake traitant toutes les images simultanément avec l'ajout d'un terme d'énergie *interne* et un prépositionnement de l'initialisation suivant la nature du déplacement de la structure recherchée.

Il est apparu que dans le cas d'une structure stable, le fait de moyenner les images a donné les meilleurs résultats. L'approche multi-snake a apporté des résultats très intéressants sur des structures dont le déplacement avait été contrôlé. Le chapitre 7 sera consacré à une étude de cas réel : le suivi de trait de côte en Guyane, dans la région de Kourou.

Une extension possible à cette étude serait d'utiliser un détecteur de changement sur la pile d'images qui déterminerait si la structure que l'on cherche à retrouver se déplace ou si elle est stable, et permettent d'appliquer l'une ou l'autre des méthodes de recherche proposées.

Chapitre 7

Etude de cas

Sommaire

7.1	Kourou, trait de côte	116
7.1.1	Phénomène étudié	116
7.1.2	Différents scénarios	121
7.2	Résultats expérimentaux	121
7.2.1	Détection manuelle sur données non filtrées	121
7.2.2	Détection par multi-snake sur données non-filtrées	123
7.2.3	Détection par multi-snake sur données filtrées	125
7.3	Conclusion	128

Introduction

Dans le chapitre 5, nous avons évalué les performances de plusieurs filtres à partir de critères statistiques et de critères basés sur la photo-interprétation. La section 5.2 nous a notamment permis de voir comment le filtrage multi-temporel des images peut améliorer la détection de différentes structures de l'image pour un utilisateur d'images RSO.

Dans le chapitre 6 nous avons développé une méthode de détection automatique d'objets en déplacement dans les séries d'images RSO. Les tests ont été effectués sur des objets a priori stables dans des images légèrement décalées afin de créer un déplacement synthétique qui permet de maîtriser les résultats attendus. De plus, les zones d'intérêt utilisées (le fleuve Maroni et sa berge) présentaient un contraste radiométrique important afin de tester la méthode sur des structures clairement identifiables.

Dans ce chapitre, on se propose de tester cette méthode appelée multi-snake sur des images présentant un déplacement réel afin d'étudier sa capacité à retrouver des objets dont le contraste est variable et parfois localement très faible.

En Guyane Française il existe un phénomène de déplacement de trait de côte dû au rejet de sédiments par l'Amazone, au courant des Guyanes, à la présence de houle et au cycle de croissance de la mangrove (cf. section 1.2). Ce phénomène est intéressant, notamment, afin de mettre à jour des cartes de bathimétrie [69]. Il reste malgré tout difficilement observable de manière automatique à cause entre autres, des changements de radiométrie entre les images et de la découpe de la côte qui évolue entre les différentes acquisitions. Les données ayant servi à notre étude sont présentées en figure 7.1

7.1 Kourou, trait de côte

7.1.1 Phénomène étudié

Le déplacement du trait de côte est un phénomène d'ampleur importante, comme le montre la figure 7.2. En effet, en sept ans, la côte a subi sur certaines zones, un déplacement de l'ordre de 5 km.

Dans la série de huit images présentée dans la section 1.2.1, sept ont été acquises entre 1992 et 1993 et la huitième l'a été en 2002. Durant les neuf ans séparant les deux dernières acquisitions, l'évolution côtière a été tellement importante que la reconstruction de l'évolution de la côte nous est apparue irréalisable, que ce soit manuellement ou automatiquement. A cause de cela, notre étude se limitera aux sept premières images de la série.

Bien que continuellement en phase d'érosion sur la période étudiée, le trait de côte subit une

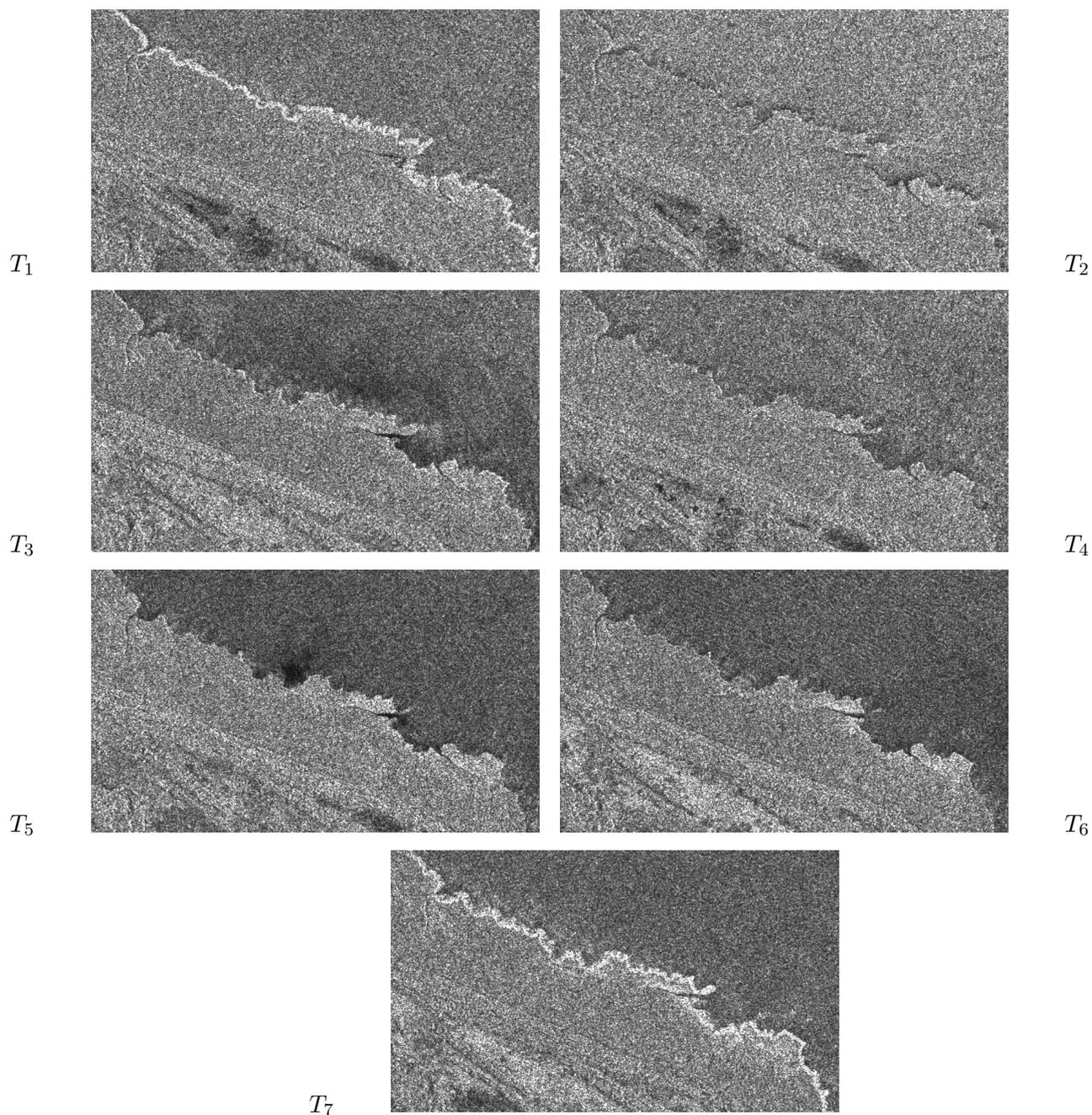


FIG. 7.1 – Extrait des données présentées dans la section A.1 sur lesquelles ont été réalisées les interprétations

évolution temporelle qu'il est extrêmement difficile de prévoir, car elle n'est pas régulière le long des 200 km de côte présents dans nos images. De ce fait, les méthodes automatiques peinent à retrouver l'information. Plusieurs phénomènes entrent en compte dans l'évaluation de cet objet sur les images RSO qui rendent difficile son positionnement, même pour un photo-interprète averti :

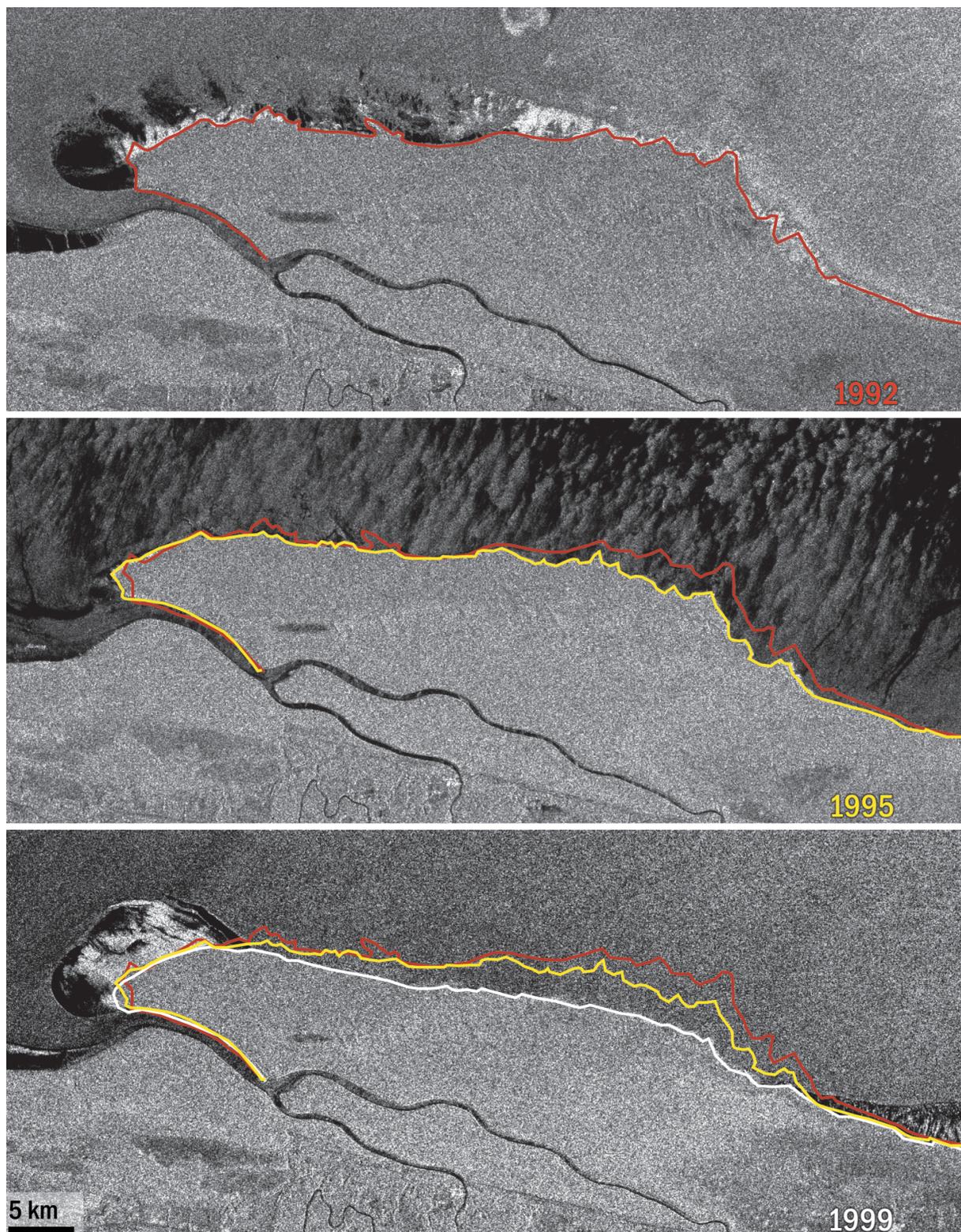


FIG. 7.2 – Evolution du trait de côte en Guyane entre 1992 et 1999, Embouchure du Sinnamary [69]

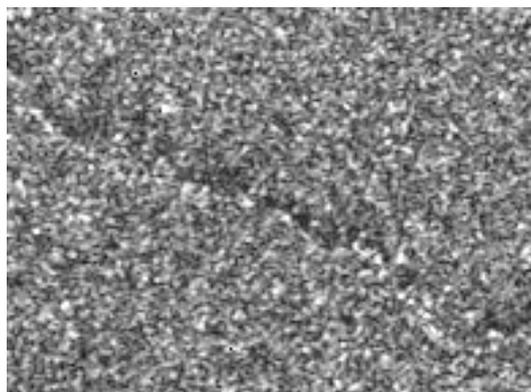


FIG. 7.3 – Extrait à pleine résolution de la figure A.2. Une des image de la série présentée en section 1.2.1. Le trait de côte est difficilement positionnable car les différences radiométriques entre les différentes régions sont très faibles.

	Date	Hauteur d'eau (m)	Pleine Mer (m)	Basse Mer (m)	Marée
image 1	03 mai 1992	1,1	3,3	0,9	descendante
image 2	07 jun 1992	3,0	3,1	1,3	descendante
image 3	29 nov 1992	2,2	2,9	1,5	descendante
image 4	14 mar 1993	2,8	3,0	1,5	descendante
image 5	27 jun 1993	2,9	2,9	1,9	descendante
image 6	10 oct 1993	2,5	2,7	1,4	montante
image 7	14 nov 1993	1,2	3,4	1,0	descendante

TAB. 7.1 – Hauteur de marée lors de l'acquisition des images ayant servi à l'étude de recherche de trait de côte. Le port de référence est Cayenne.

1. la différence de radiométrie entre la zone de mer et la zone de mangrove est très faible sur certaines images, comme le prouve l'extrait de la figure 7.3. Sur cet extrait, la mer se trouve dans le haut de l'image et la mangrove dans le bas.
2. le marnage¹ (dont nous montrons l'importance en figure 7.4) qui découvre plus ou moins la côte (constituée de sédiments, il existe très peu de plages en Guyane). Le tableau 7.1 donne les hauteurs de mer lors de l'acquisition des données utilisées pour notre étude.
3. lorsque la mer est basse, comme lors de l'acquisition de l'image 1 et de l'image 7 (cf. tableau 7.1), une bande de forte radiométrie apparaît sur les images. Elle est due à la mangrove en décomposition qui s'érode comme le montre la figure 7.6. Ce phénomène est particulièrement gênant dans le cadre d'un positionnement par corrélation. En effet, en bande C, la rétrodiffusion de la mangrove intacte est généralement plus élevée que celle de l'océan, ce qui offre une certaine homogénéité des positionnements possibles. En revanche, cette bande de radiométrie plus élevée dégagée à marée basse pose le problème du pré-

¹Le marnage est la différence de hauteur entre une pleine mer et une basse mer successives

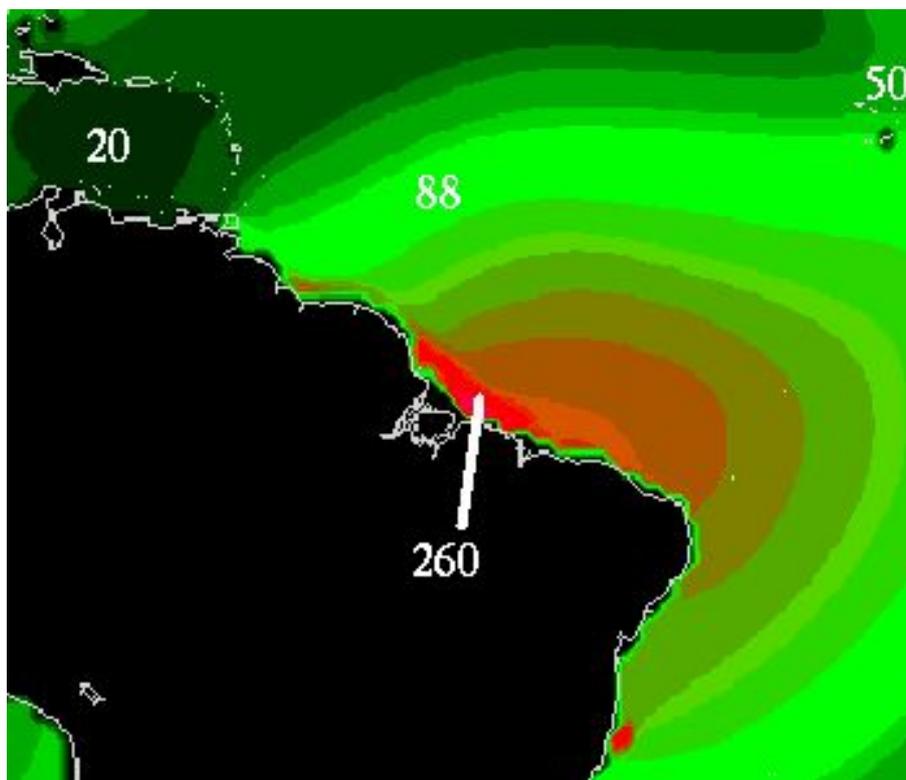


FIG. 7.4 – Marnage moyen (en cm) de la zone de l’Atlantique sud. ©SHOM

positionnement du snake, ainsi que celui de la position exacte du trait de côte dans ces images. En effet, la question de savoir comment placer la référence du trait de côte se pose par rapport à cette zone de forte radiométrie. Nous avons considéré que le trait de côte se situe au niveau de la position (déterminée) de la haute mer afin de rester homogènes dans notre positionnement par rapport aux autres données de la pile. Dans ce cas, ce choix entraîne un problème de pré-positionnement du snake par corrélation car les radiométries de transition terre-mer se trouvent inversées par rapport aux autres données de la pile. La corrélation a tendance à positionner l’initialisation non pas entre la mangrove intacte et la bande en décomposition, mais entre la bande en décomposition et l’océan car les différences de radiométries entre ces zones sont plus semblables à celles rencontrées dans les autres images. Ce phénomène est présent sur deux des images en notre possession sur la zone. Ces deux images sont situées en début et fin de pile (respectivement en première et septième position). Ainsi, des tests ont été menés sur une pile de cinq images acquises à marée haute et sur la pile complète des sept images afin de comparer les résultats obtenus dans une série homogène et une série où des images présentent une inversion de contraste.

La combinaison de ces différents phénomènes rend difficile la détection et le suivi de trait de côte, aussi bien de façon manuelle qu’à l’aide d’une méthode semi-automatique telle que le multi-snake.

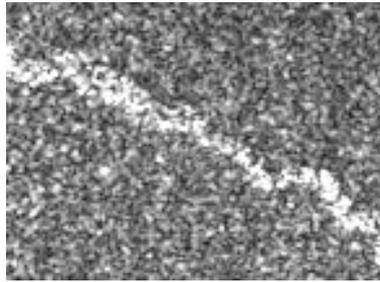


FIG. 7.5 – Forte rétrodiffusion due à la mangrove en décomposition à marée basse

7.1.2 Différents scénarios

Confronté au problème de la recherche du trait de côte en Guyane le photo-interprète en possession de nos outils se retrouve face à trois scénarios envisageables :

- Le premier scénario possible est le plus simple, c'est à dire que le photo-interprète effectue une détection manuelle du trait de côte sur chaque image non filtrée de la pile.
- La seconde possibilité consiste pour le photo-interprète à utiliser le multi-snake sur des images non filtrées, il effectue une initialisation sur l'image présentant le meilleur contraste de la pile et obtient un résultat pour chaque image.
- La dernière possibilité consiste à filtrer les images de la pile, multi-temporellement ou non et à utiliser le multi-snake sur une pile d'images filtrées, à partir d'une unique initialisation.

Afin de comparer les résultats obtenus par ces différents scénarios, nous avons tracé une référence sur chaque image de la série non filtrée. Nous comparons les résultats obtenus par ces différents scénarios par rapport à cette référence dans la section suivante.

7.2 Résultats expérimentaux

Les trois scénarios présentés dans la section précédente ont été testés sur le suivi du déplacement du trait de côte présenté en section 7.1.1 . Les résultats obtenus par chacune de ces approches sont donnés dans les sections suivantes.

7.2.1 Détection manuelle sur données non filtrées

Sur cette série, nous avons demandé à un photo-interprète d'affectuer un tracé du trait de côte sur chaque image tel que le montre la figure 7.7. La distance entre chaque tracé et sa référence respective est reportée dans le tableau 7.2. On note que les écarts de détection entre deux photo-interprétations sont de l'ordre de 30 à 45 m, avec un nombre de points similaire de l'ordre de 200 points. On en déduit un ordre de grandeur de la variabilité entre les tracés



FIG. 7.6 – La mangrove en décomposition provoque une bande de forte radiométrie à marée basse comme le montre la figure 7.5

malgré la liberté conférée par un grand nombre de points : sur ce type d'objets, il est difficile de descendre en dessous d'une distance moyenne de l'ordre de 3,3 pixels soit en 40,5 mètres.

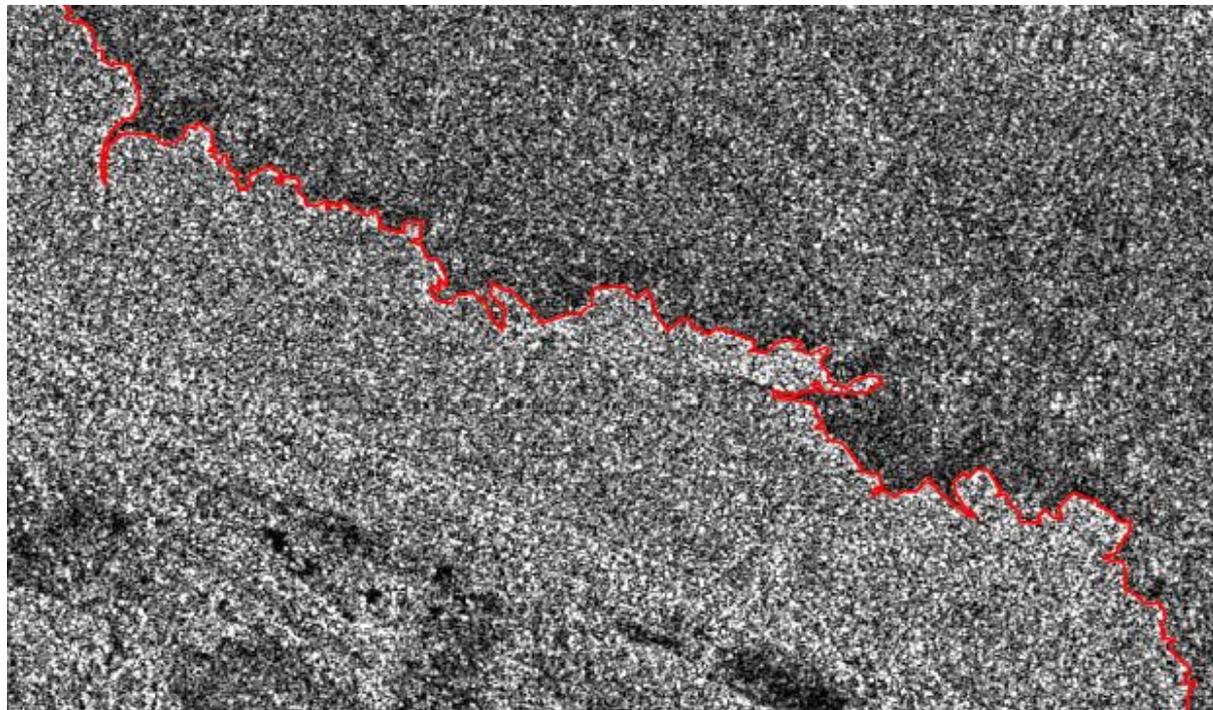


FIG. 7.7 – Référence tracée manuellement sur l'image du trait de côte

	distance (pixels)
image 1	4,18
image 2	4,91
image 3	2,77
image 4	2,61
image 5	3,00
image 6	2,91
image 7	2,81

TAB. 7.2 – Distance entre les deux références tracées manuellement par deux photo-interprètes sur la pile d'images non-filtrées. Moyenne :3,31 pixels

7.2.2 Détection par multi-snake sur données non-filtrées

Dans ce scenario, le photo interprète applique le multi-snake à ses données sans utiliser de filtrage. Il réalise une unique initialisation sur l'image où la différence de radiométrie est la plus importante entre les zones de mangrove et l'océan. Ici l'image sur laquelle le trait de côte présente le meilleur contraste est la cinquième de la pile (cf. figure A.5). Cette initialisation

manuelle est présentée sur la figure 7.8. Se pose ensuite le choix de la technique d'initialisation du multi-snake à utiliser. Nous avons opté pour l'application d'une initialisation par corrélation sans avoir recours à la multi-résolution pour plusieurs raisons :

- cette initialisation est celle qui a donné les meilleurs résultats sur des images présentant un déplacement synthétique,
- les sept premières images de la pile ont été acquises de manière suffisamment proche pour que la différence de position entre les différentes dates successives soient de l'ordre de la fenêtre de recherche du snake à pleine résolution.

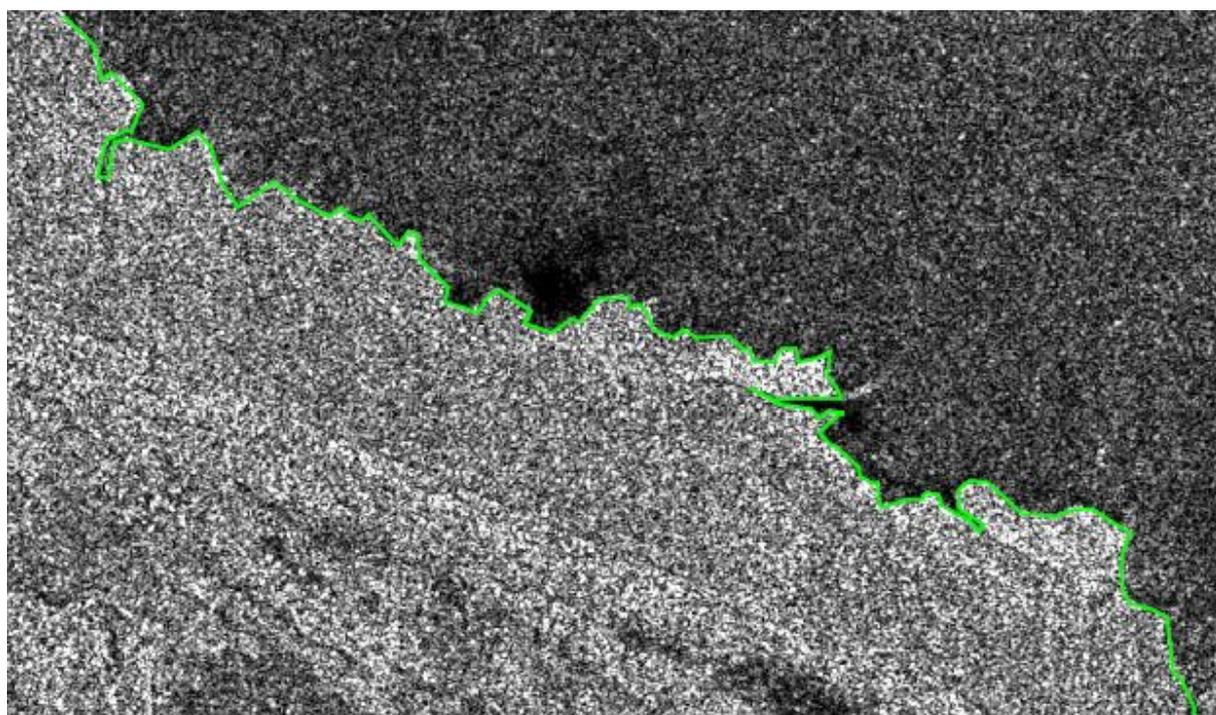


FIG. 7.8 – initialisation du trait de côte pour le multi-snake, tracée manuellement sur un extrait de l'image A.5.

A cause de la bande de forte radiométrie présente sur les images 1 et 7 de la pile, nous avons décidé de diviser notre étude en deux parties. La première consiste à effectuer la recherche du trait de côte sur la série complète de sept images, la seconde à effectuer la recherche sur la série réduite à cinq images (de la date 2 à la date 6), acquises à marée haute.

Le tableau 7.3 donne les résultats obtenus par l'application du multi-snake sur les données originales. Sur les cinq images communes de la pile, les résultats sont globalement satisfaisants du point de vue de l'utilisateur, malgré une dégradation moyenne plus importante dans les images les plus éloignées de l'image qui a servi à l'initialisation. On constate (figure 7.9) que certaines parties ont bien suivi le déplacement alors que le snake décroche sur d'autres parties. Par contre, les deux images extrêmes offrent de très mauvais résultats comme le montre la figure 7.10.

	pile d'images complète	pile d'images acquises à marée haute
image 1	7,85	
image 2	5,70	5,68
image 3	3,66	3,63
image 4	3,16	3,12
image 5	2,02	1,97
image 6	2,96	2,86
image 7	7,71	

TAB. 7.3 – Distances entre les références dessinées manuellement et les résultats obtenus par exécution du multi-snake sur la série d'images présentée en sections 1.2.1 et A.1 et initialisées sur l'image 5 (figure A.5)

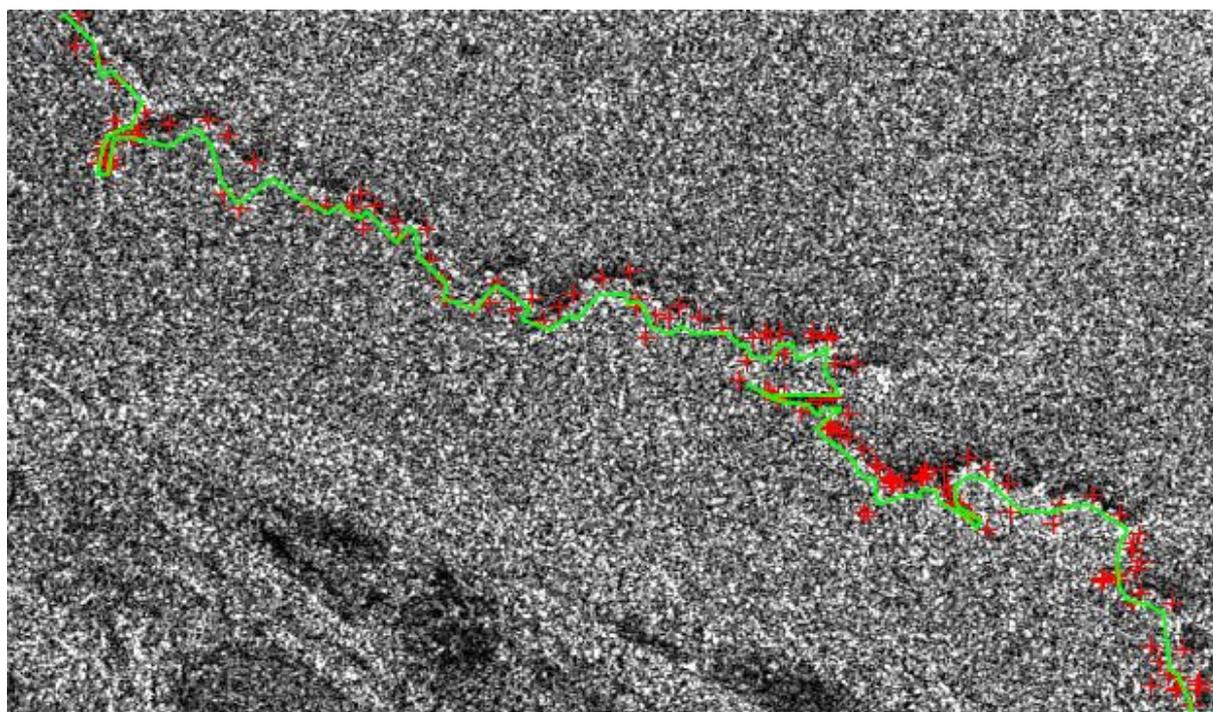


FIG. 7.9 – Résultat de l'exécution du multi-snake sur la première image (T_2) de la série des 5 données non filtrées, acquise à marée haute. La courbe verte représente l'initialisation, le pointillé rouge, les résultats.

7.2.3 Détection par multi-snake sur données filtrées

Dans la suite de cette étude nous testons si le fait de filtrer les images de la pile améliore, ou non, la qualité de la détection semi-automatique réalisée par multi-snake. En effet, filtrer les images réduit le bruit et devrait permettre de mieux placer le multi-snake sur le trait de

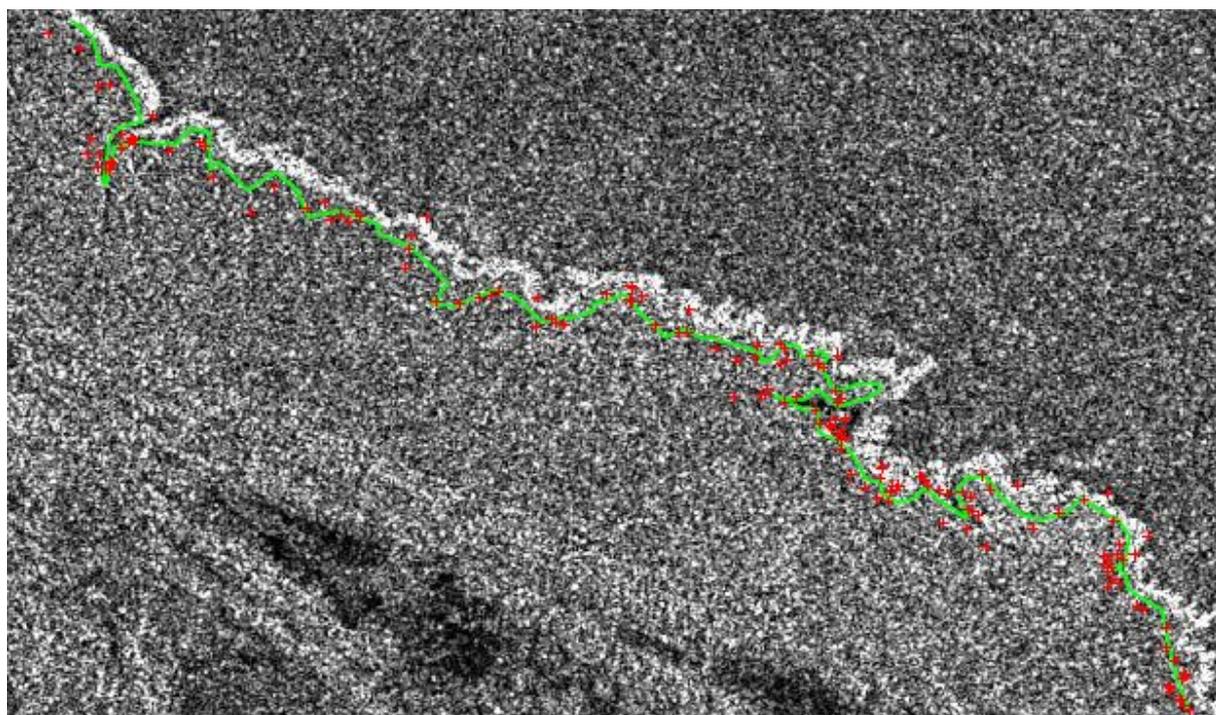


FIG. 7.10 – Résultat de l’exécution du multi-snake sur la première image de la série de 7 données non-filtrées. La courbe verte représente l’initialisation, le pointillé rouge, les résultats.

côte. Les résultats sont fournis dans les tableaux 7.4, 7.5, 7.6, et 7.7 et illustrés figure 7.11 après application, respectivement, des filtres multi-temporels TCMF, 3D-ANF, TSF, et du filtre mono-date 2D-AF.

	pile d’images complète	pile d’images acquises à marée haute
image 1	6,51	
image 2	6,27	5,96
image 3	4,02	3,83
image 4	2,88	2,90
image 5	1,86	1,94
image 6	2,59	2,66
image 7	7,12	

TAB. 7.4 – Distances entre les références dessinées manuellement et les résultats obtenus par exécution du multi-snake sur la série d’images présentée en sections 1.2.1 et A.1 filtrées par le TCMF et initialisées sur l’image 5 (figure A.5)

Comme on peut le noter dans les tableaux, le fait de filtrer les images n’améliore pas de façon automatique les résultats. Ceci est explicable par le fait que l’objet que l’on cherche évolue,

	pile d'images complète	pile d'images acquises à marée haute
image 1	6,75	
image 2	5,69	5,02
image 3	3,69	3,88
image 4	2,85	3,54
image 5	1,57	2,15
image 6	2,66	3,08
image 7	6,55	

TAB. 7.5 – Distances entre les références dessinées manuellement et les résultats obtenus par exécution du multi-snake sur la série d'images présentée en sections 1.2.1 et A.1 filtrées par le 3D-ANF et initialisées sur l'image 5 (figure A.5)

	pile d'images complète	pile d'images acquises à marée haute
image 1	7,00	
image 2	5,23	5,50
image 3	4,54	4,62
image 4	2,48	2,90
image 5	1,57	2,20
image 6	2,53	3,41
image 7	6,98	

TAB. 7.6 – Distances entre les références dessinées manuellement et les résultats obtenus par exécution du multi-snake sur la série d'images présentée en sections 1.2.1 et A.1 filtrées par le TSF et initialisées sur l'image 5 (figure A.5)

donc un filtrage multi-temporel peut mélanger les informations propres à chaque image 2D. Une autre manière d'envisager le problème consiste à dire qu'un filtrage multi-temporel renforce le contraste radiométrique des objets stables et "laisse" inchangés les objets subissant une évolution temporelle Ceci explique que les résultats obtenus sont équivalents sur les images filtrées et sur les images non filtrées.

On peut également noter que le fait d'avoir une pile d'images plus importante améliore, même faiblement, la précision de la détection du multi-snake. Ce résultat se retrouve pour des images filtrées par les TSF, 3D-ANF et 2D-AF. Implicitement, le calcul du terme d'énergie temporel E_{MT} avantage les images non extrêmes de la pile. Les positionnements du multi-snake sur les images externes servant plutôt de "bornes" à l'intérieur desquelles doivent se trouver les positions de chaque snake de la pile d'images.

	pile d'images complète	pile d'images acquises à marée haute
image 1	6,14	
image 2	6,17	6,65
image 3	3,89	3,76
image 4	2,99	3,18
image 5	2,54	2,41
image 6	3,72	3,45
image 7	9,10	

TAB. 7.7 – Distances entre les références dessinées manuellement et les résultats obtenus par exécution du multi-snake sur la série d'images présentée en sections 1.2.1 et A.1 filtrées par le 2D-AF et initialisées sur l'image 5 (figure A.5)

7.3 Conclusion

Cette étude sur des données réelles et un objet géographique dont le suivi est difficile, a montré que les disparités entre photo-interprétations sont importantes. En effet, deux interprétations visuelles sont rarement identiques. Il n'existe pas de détection exacte d'un objet tel que le trait de côte, celle-ci est en général subjective et propre à chaque photo-interprète. Sur le trait de côte étudié, deux interprétations visuelles peuvent différer en moyenne d'une quarantaine de mètres l'une de l'autre pour un objet d'une longueur de 200 km.

La méthode proposée de contours actif multi-date (multi-snake) obtient, à partir d'une seule initialisation, des résultats comparables à ceux obtenus par un photo-interprète, image par image. Les écarts issus du positionnement semi-automatique par le multi-snake sont du même ordre que ceux issus de la photo-interprétation. Le fait de pré-filtrer les données afin de réduire le chatoiement n'améliore pas forcément les performances du multi-snake. Le déplacement local (fenêtres 3×3 ou 5×5) du contour-actif peut expliquer ce phénomène. Si le déplacement de l'objet recherché n'est pas trop important et les radiométries initiales sont suffisamment contrastées, l'initialisation par corrélation couplée au terme d'attache aux données guide la courbe vers son bon positionnement indépendamment de la présence de faux contours dus au bruit. Le fait que les résultats soient proches les uns des autres, et que le filtrage ait une faible influence peut également provenir du fait que l'on emploie une segmentation semi-automatique. Des méthodes de segmentation purement automatiques seraient sans doute plus sensibles au filtrage.

Afin de mieux gérer les inversions de contraste, une des perspectives possible est de récupérer l'information relative à une inversion de contraste par le contexte géophysique. Dans ce cas là, une modification de l'image pourrait être apportée afin de retrouver un pic de corrélation à l'endroit du trait de côte.

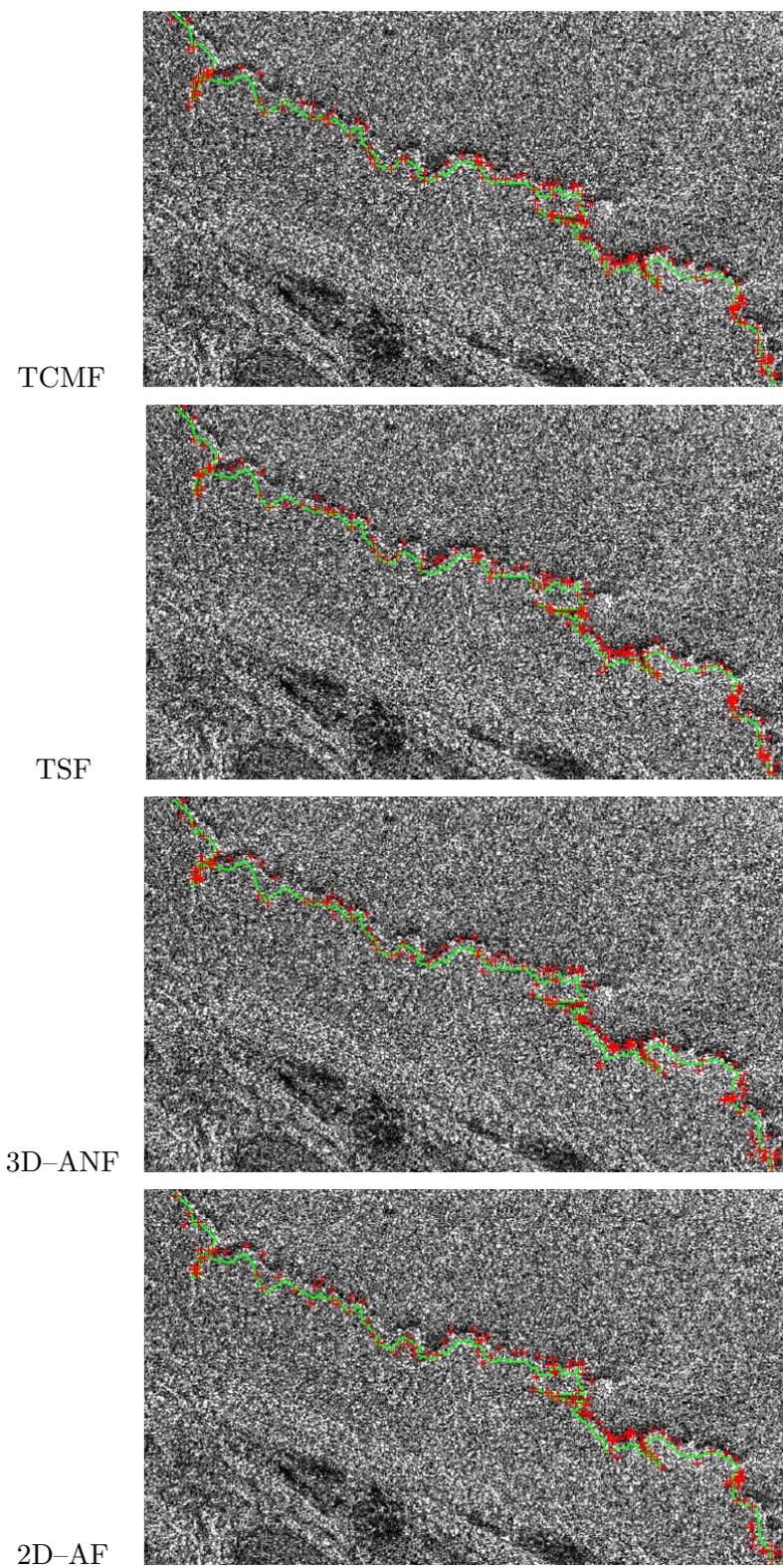


FIG. 7.11 – Résultats de l'exécution du multi-snake sur les données filtrées, Les résultats sont en pointillés rouge et l'initialisation est en trait plein vert, l'image présentée est la date T_2 .

Conclusion

Dans cette partie, nous avons présenté les résultats de nos travaux. Ces travaux ont permis d'étudier dans quelle mesure, le fait d'effectuer des traitements multi-temporels sur des données RSO permet d'améliorer la photo-interprétation, les détections par méthodes automatiques et par des méthodes interactives telles que les contours actifs.

Dans le chapitre 5, nous avons vu que le fait de filtrer les images améliorerait sensiblement l'interprétation visuelle des images RSO. Ce résultat est intéressant car il contredit l'idée reçue que la meilleure interprétation se fait sur une image non-filtrée.

Dans le cas des méthodes automatiques, toujours dans le chapitre 5, les résultats nous montrent que la décision de filtrer ou non les images, ainsi que le choix éventuel du mode de filtrage, dépendent de la suite des traitements que l'on souhaite appliquer et de leur sensibilité aux artefacts liés au filtrage : biais, lissages des contours, mélange de l'information temporelle,

Enfin, dans le cas de la méthode de segmentation interactive qui a été proposée au chapitre 6, on s'aperçoit que le filtrage n'apporte pas beaucoup d'améliorations. Ce résultat peut s'expliquer de la manière suivante : l'amélioration apportée par le filtrage (cf. courbes PD/PFA de la figure 5.7) ne vient pas d'une augmentation de la probabilité de détection, mais surtout de la forte réduction de la probabilité de fausse-alarme. Hors, le multi-snake préfère avant tout un fort contraste et s'avère peu sensible aux fausses alarmes du fait de l'initialisation manuelle proche des contours recherchés.

Conclusions et Perspectives

Les travaux présentés dans cette thèse s'articulent autour de deux axes principaux : d'une part l'évaluation et la comparaison de méthodes de filtrage multi-temporel appliqué à des images RSO, et d'autre part la recherche et le suivi de structures dans une pile d'images RSO. Cette thèse a fortement été influencée par le "double environnement" de recherche sur l'analyse des données RSO multi-temporelles provenant de la communauté géosciences utilisatrice de données RSO au sein de l'équipe "Téledétection" du Laboratoire Géomatériaux de l'Université de Marne-La-Vallée, et de la communauté traitement du signal et images sur les aspects méthodologiques au sein de l'équipe "logiciels et traitement de l'information" du Laboratoire d'Informatique Système Traitement de l'Information et de la Connaissance de l'Université de Savoie.

Nous avons présenté, dans le chapitre 5, une démarche originale en terme d'évaluation de performances de filtres de données RSO. En effet, lors de l'analyse de données, l'utilisateur se retrouve souvent confronté à deux choix successifs. La première alternative qui se présente à lui consiste à filtrer ou non les données en sa possession. La seconde, s'il a fait le choix de filtrer ses images, consiste à déterminer la technique de filtrage à appliquer. Plusieurs approches du filtrage se présentent alors à lui. Ces méthodes présentent chacune leur spécificité et selon le domaine d'application, l'utilisateur pourra préférer l'une d'entre elle par rapport à ses propres critères applicatifs. Les méthodes de filtrage purement spatiales ont été les premières créées et apparaissent moins robustes que les méthodes utilisant l'information temporelle par rapport aux évaluations que nous avons menées durant ces travaux. Ces évaluations couplent les habituels critères statistiques que sont la réduction du bruit, la préservation de la radiométrie moyenne ou la préservation de l'information spatiale à un nouveau critère statistique, la préservation de l'information temporelle et à des critères basés sur l'interprétation visuelle des images. Ainsi, selon l'utilisation que le thématicien veut faire de ses données, il peut s'orienter de manière préférentielle vers une des méthodes de filtrage multi-temporel dont nous avons étudié les performances. Cette approche duale entre des critères classiques et des critères liés à la photo-interprétation a donné satisfaction quant aux évaluations des différents filtres.

Dans le chapitre 6, nous avons étendu une méthode de segmentation interactive par contours actifs aux données multi-temporelles. A partir de la connaissance a priori qu'a le photo-interprète des phénomènes étudiés, celui ci va pouvoir s'orienter vers une méthode de fusion de l'information

temporelle au niveau des données, des caractéristiques, ou proche de la prise de décision. Dans le cas d'une fusion d'informations proche du niveau de la prise de décision, une nouvelle approche interactive a été développée. Celle-ci consiste à introduire une contrainte temporelle qui permet de prendre en compte l'information issue des dates les plus proches dans un positionnement simultané des contours dans chaque image de la pile. Cette nouvelle approche a été complétée par différentes stratégies de propagation de l'initialisation et une stratégie de balayage en "quinconce spatio-temporel". La méthode proposée limite la tâche du photo-interprète à une initialisation rapide dans une seule image. Les résultats obtenus sur des déplacements synthétiques sur une série d'images ERS montrent une certaine robustesse lorsque les déplacements sont suffisamment bien "échantillonnés" temporellement.

L'approche proposée dans le chapitre 6 a été appliquée dans le chapitre 7 pour le suivi de l'évolution côtière en Guyane. Dans ce chapitre, nous avons testé trois scénarios possibles portant sur la recherche de cette information sur les données multi-temporelles en notre possession. Ces trois scénarios sont :

- la recherche manuelle de l'information sur des données non-filtrées,
- l'utilisation d'un contour actif multi-date (multi-snake) sur des données non-filtrées,
- l'utilisation du multi-snake sur des données filtrées.

Les résultats obtenus grâce à une recherche automatisée sont comparables à ceux obtenus par une photo-interprétation manuelle réalisée avec soin dans chaque image de la pile.

Deux extensions sont envisageables dans un futur proche. La première consiste à rechercher automatiquement dans la pile d'images si l'objet que l'on souhaite retrouver est une structure stable ou non, puis guider l'utilisateur vers la méthode la plus adaptée à la recherche de l'objet qu'il souhaite retrouver. La seconde extension possible à cette segmentation par contours actifs serait d'effectuer une approche de segmentation duale, c'est à dire une approche région à partir de germes initialisés manuellement. Cela peut s'effectuer par exemple en utilisant une croissance de région multi-temporelle telle que celle proposée par Ciuc pour le filtrage [13]. Une application de cette segmentation peut être la recherche de petites zones géographiques de radiométrie à peu près constante et présentant un contraste avec les régions voisines telles que par exemple les zones d'abatis en Guyane Française [8].

Jusqu'à présent, nous sommes limités dans les domaines d'applications à des déplacements décimétriques, en raison de la résolution des capteurs actuels. D'ici deux ans, RADARSAT-2 et ALOS fourniront des données possédant des résolutions de 3 m. Ces nouveaux capteurs vont permettre d'étendre les domaines d'étude à des objets de taille nettement moins importante et ouvre ainsi de nouvelles perspectives d'applications. Un autre axe de recherche sera fourni avec PALSAR dont la longueur d'onde en bande L (25 cm) permettra de pénétrer différemment la canopée et de ce fait de suivre différents types d'objets. Les travaux de filtrage et de suivi multi-temporel inclueront alors une "quatrième" dimension liée aux données multi-polarisations et/ou multi-fréquences.

Troisième partie

Annexes

Annexe A

Base d'images

A.1 Kourou

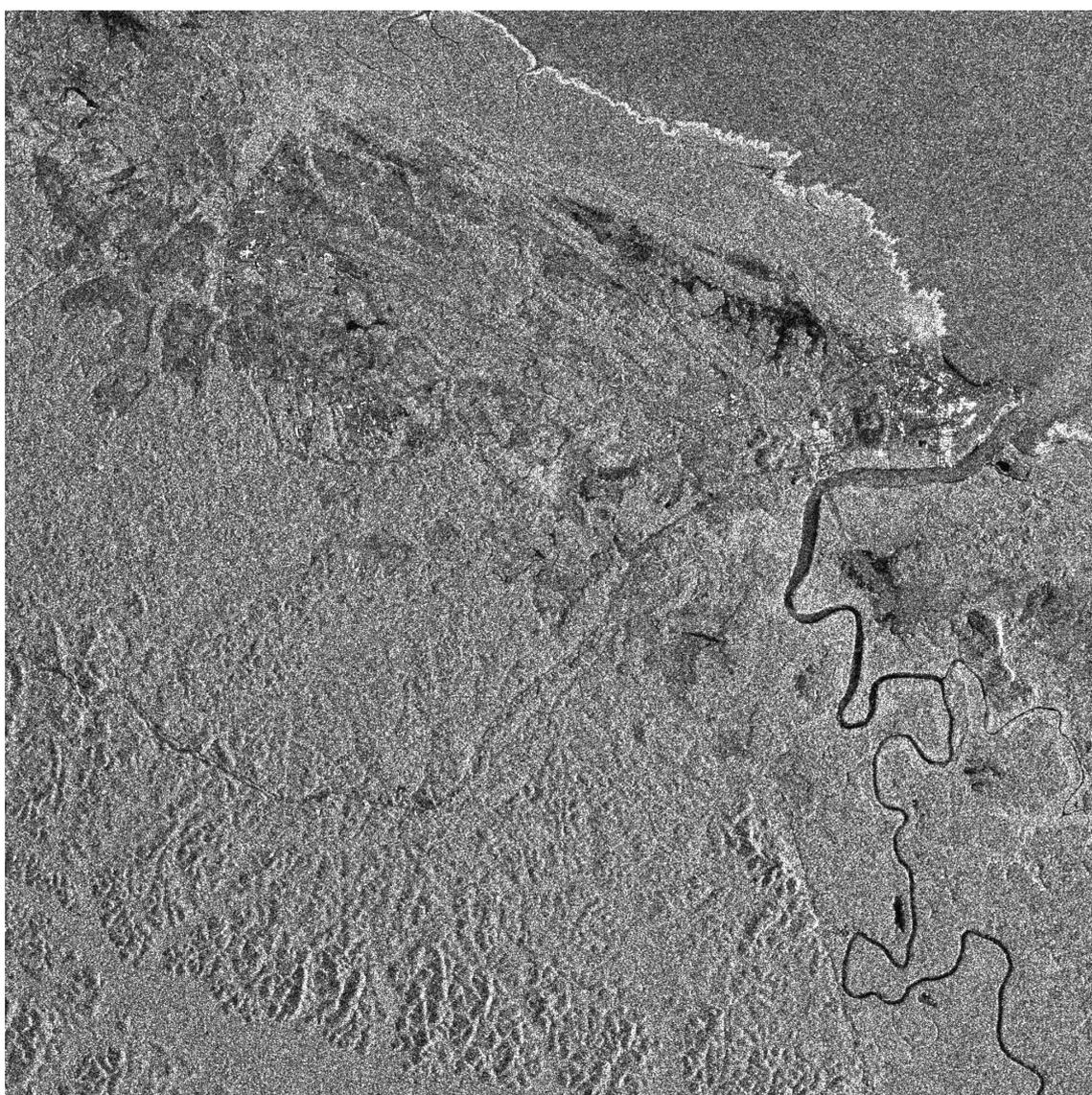


FIG. A.1 – Image de la zone de Kourou, T_1

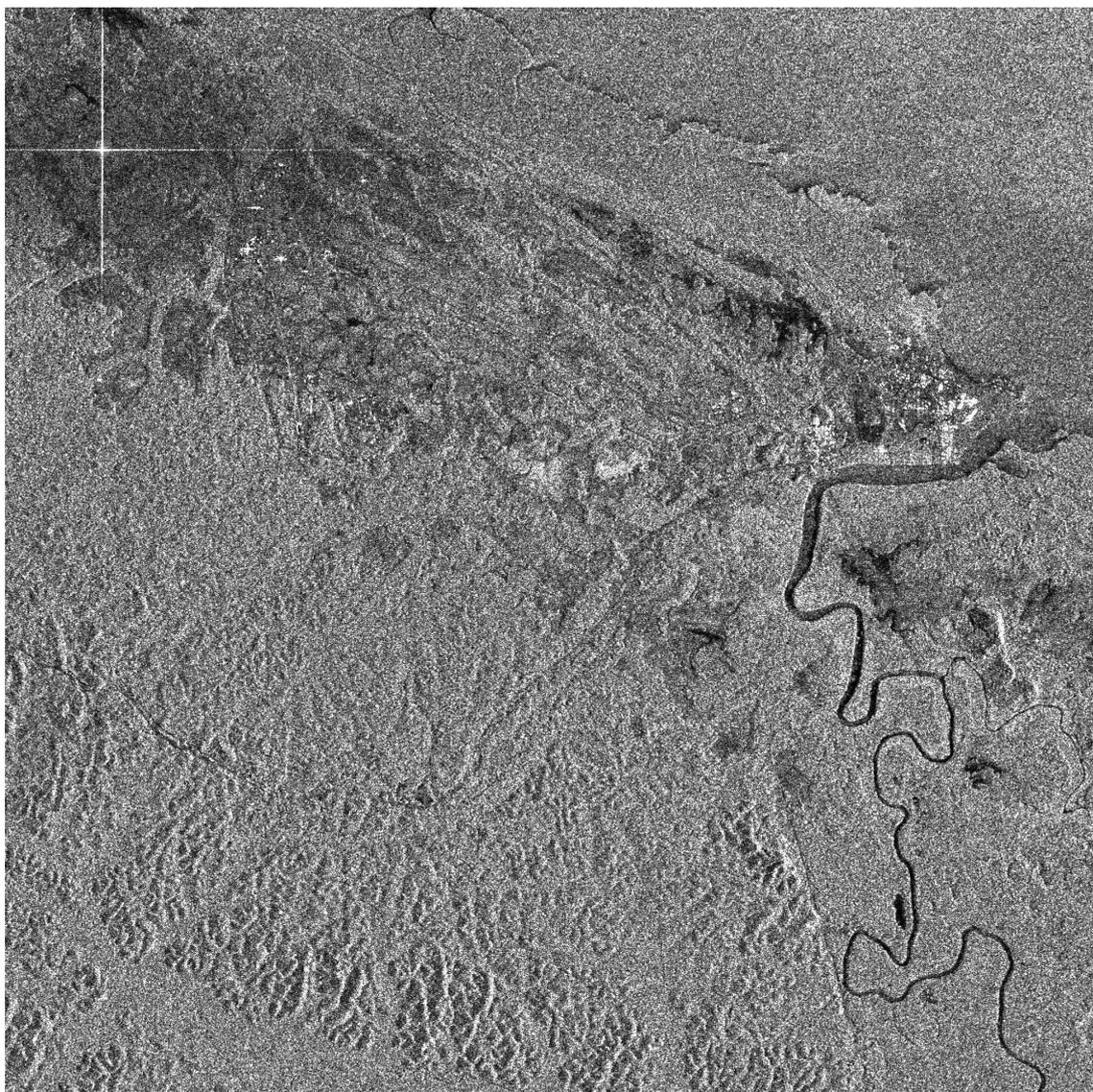


FIG. A.2 – Image de la zone de Kourou, T_2

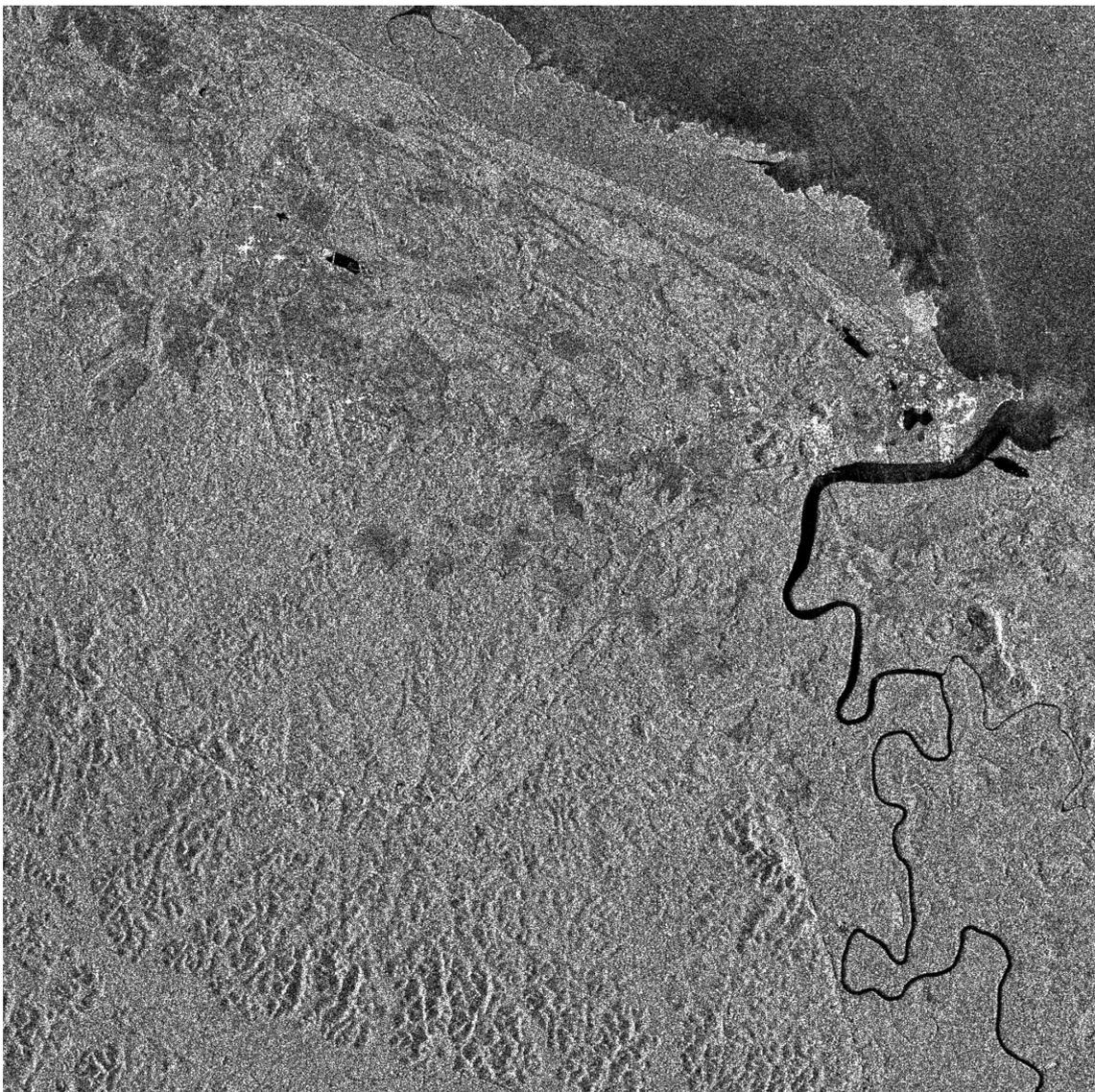


FIG. A.3 – Image de la zone de Kourou, T_3



FIG. A.4 – Image de la zone de Kourou, T_4

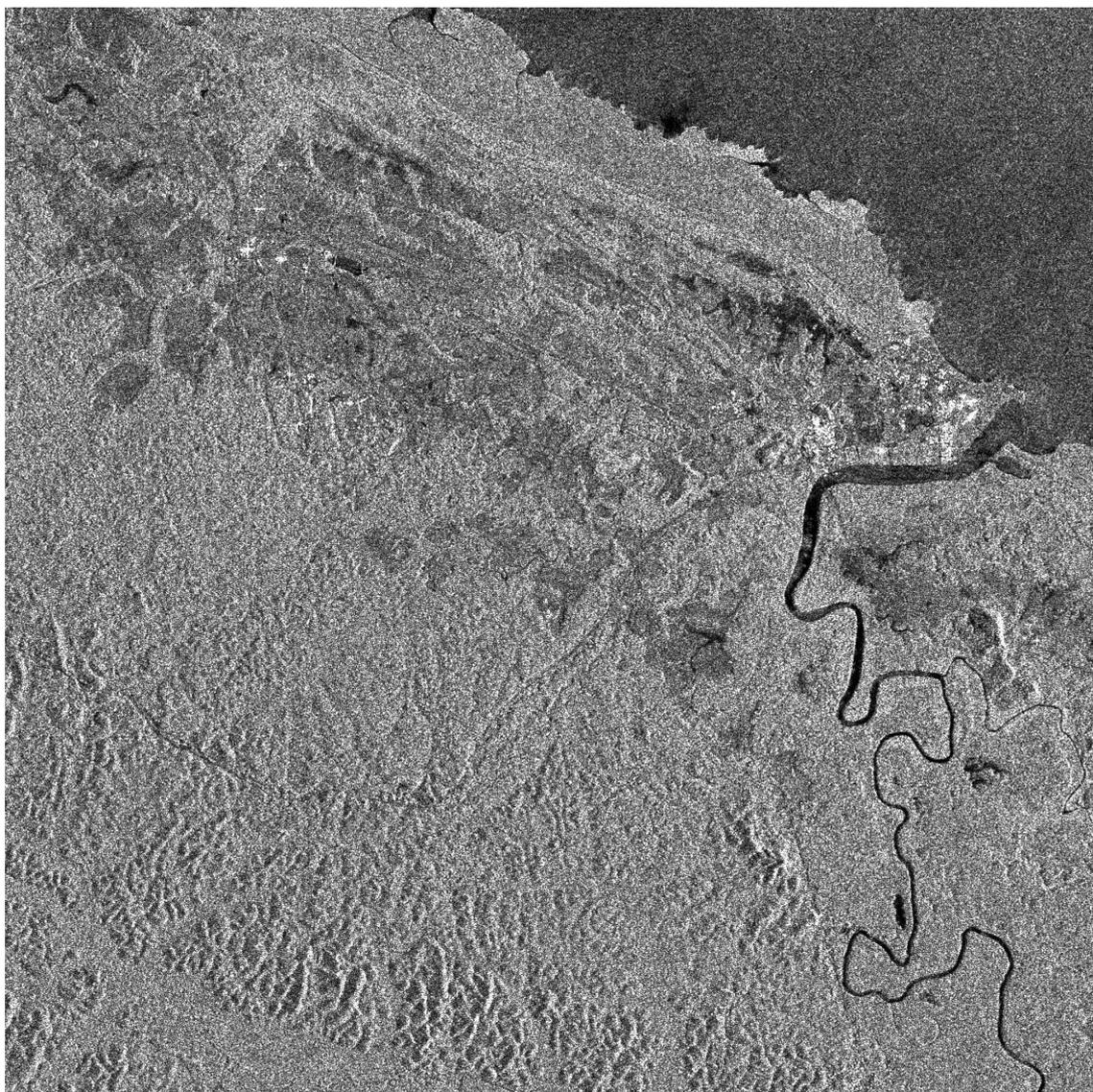


FIG. A.5 – Image de la zone de Kourou, T_5

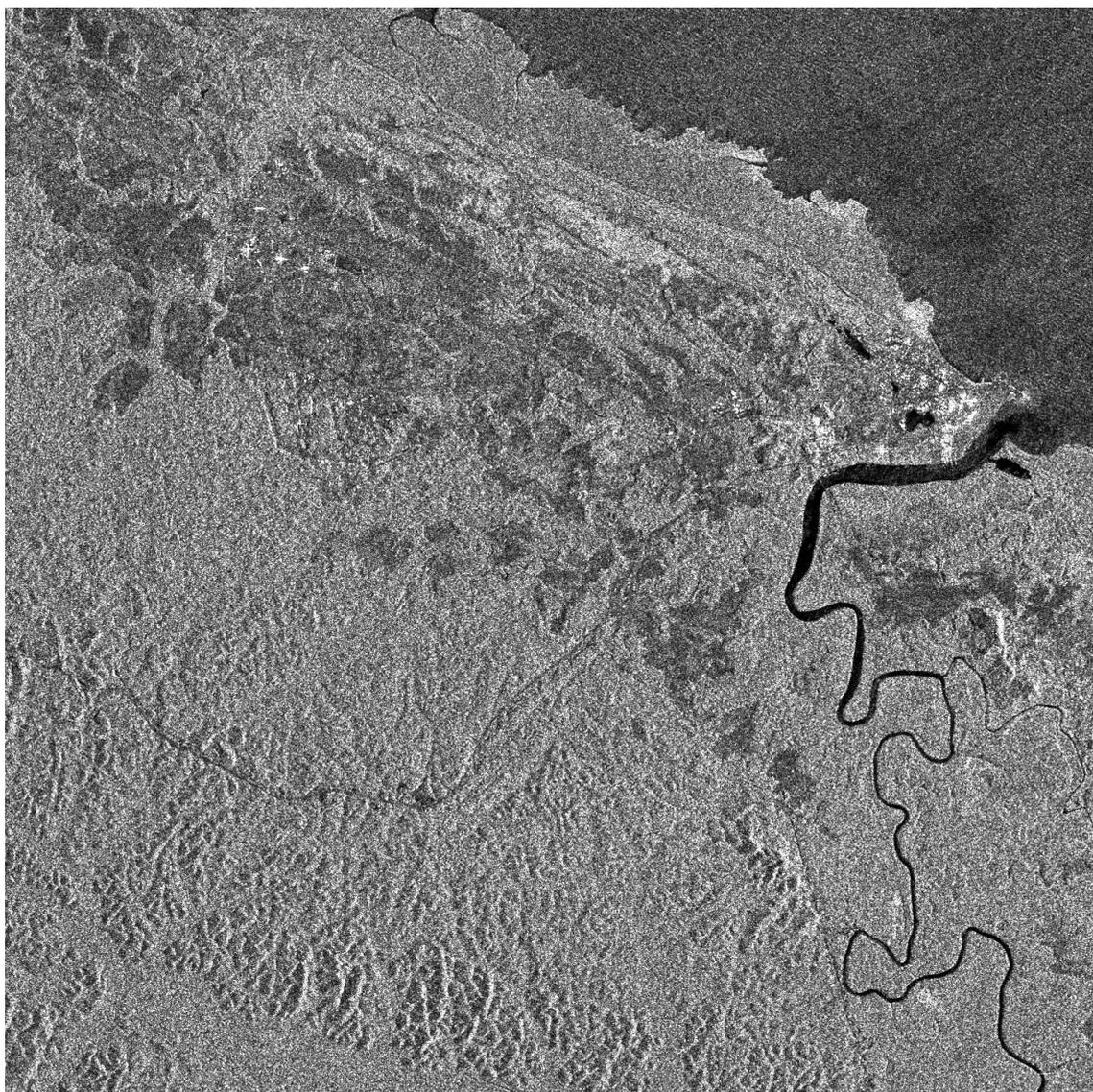


FIG. A.6 – Image de la zone de Kourou, T_6

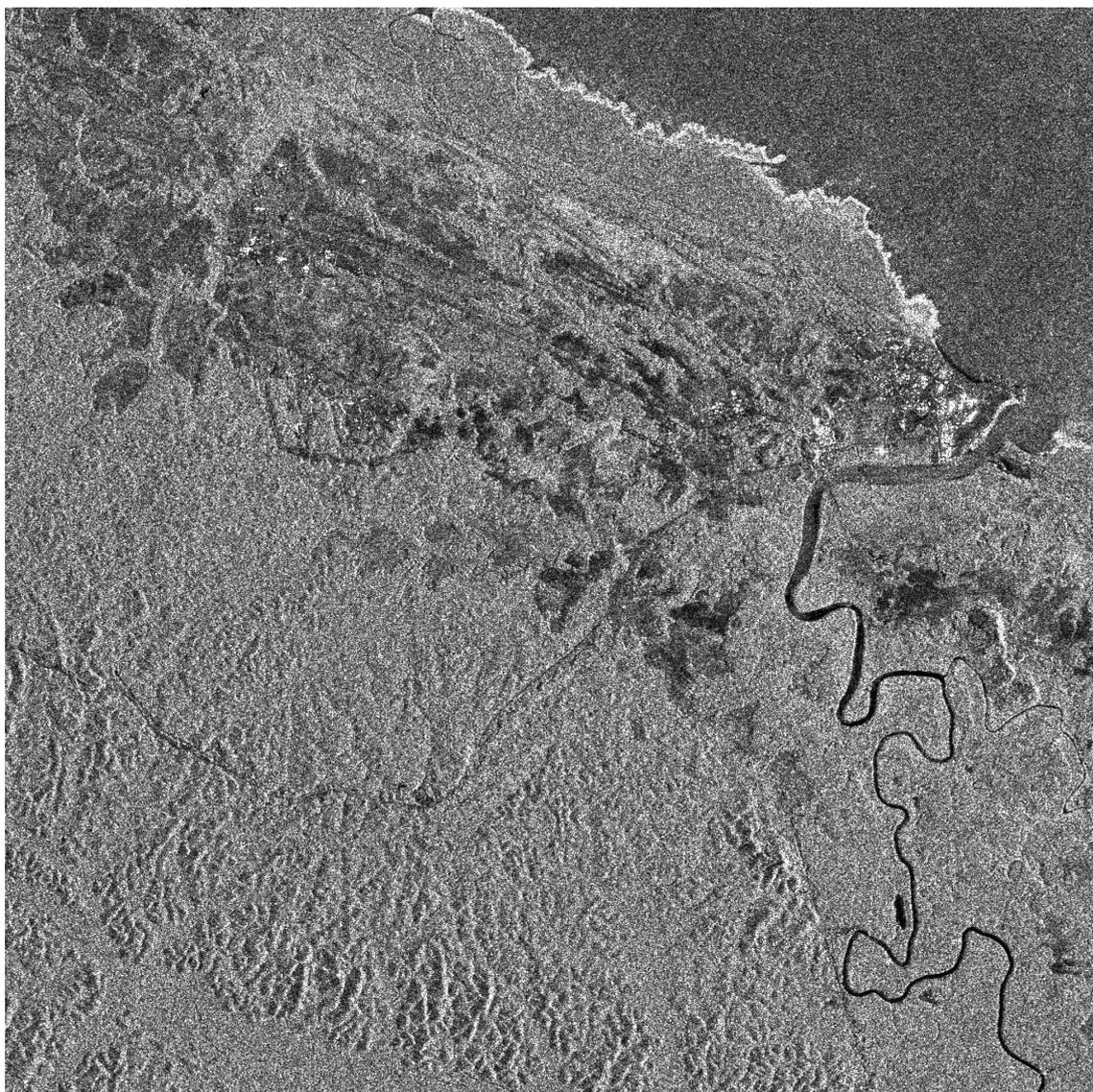


FIG. A.7 – Image de la zone de Kourou, T_7

A.2 St-Laurent-du-Maroni

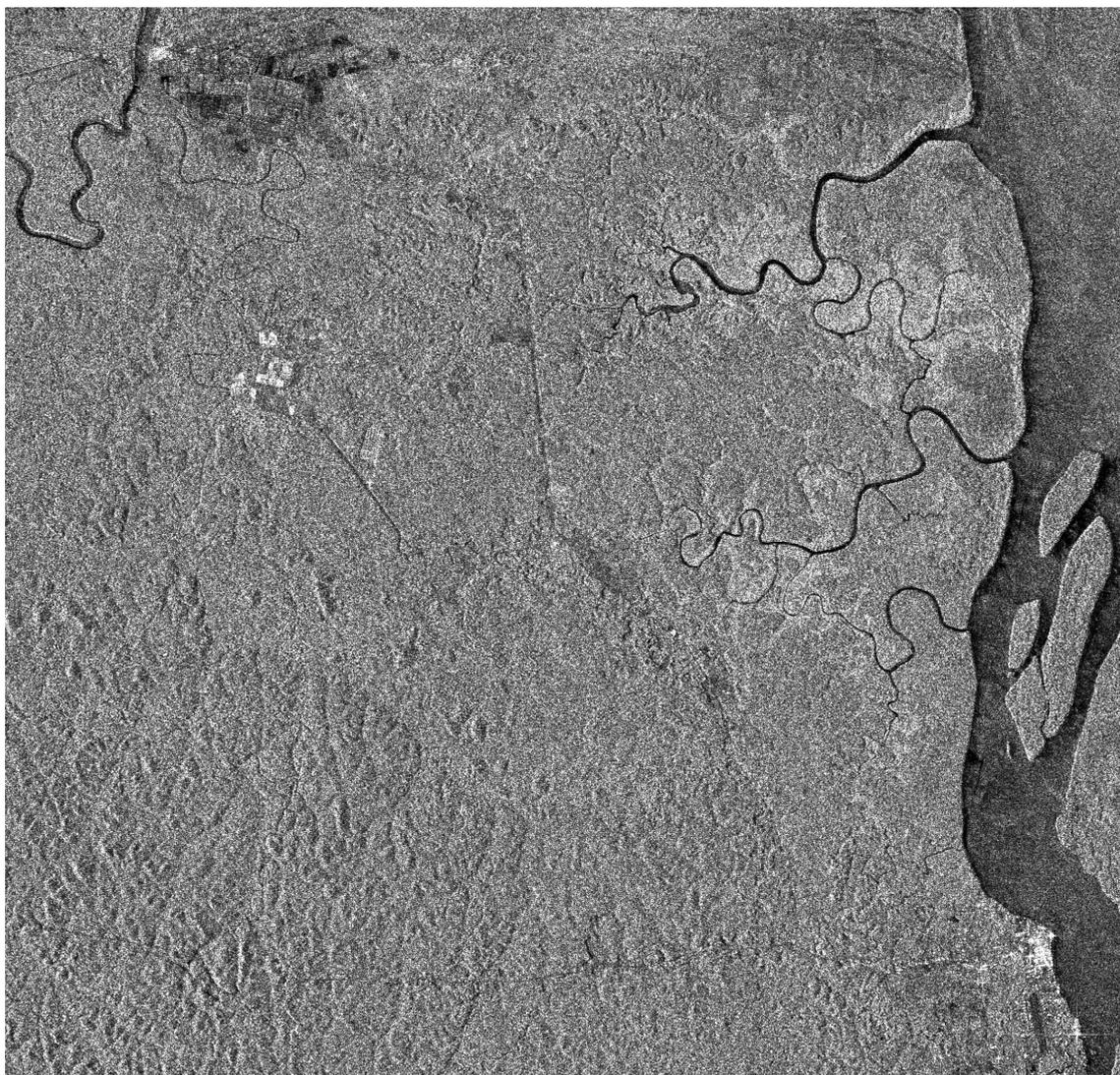


FIG. A.8 – Image de la zone de St-Laurent-du-Maroni, T_1

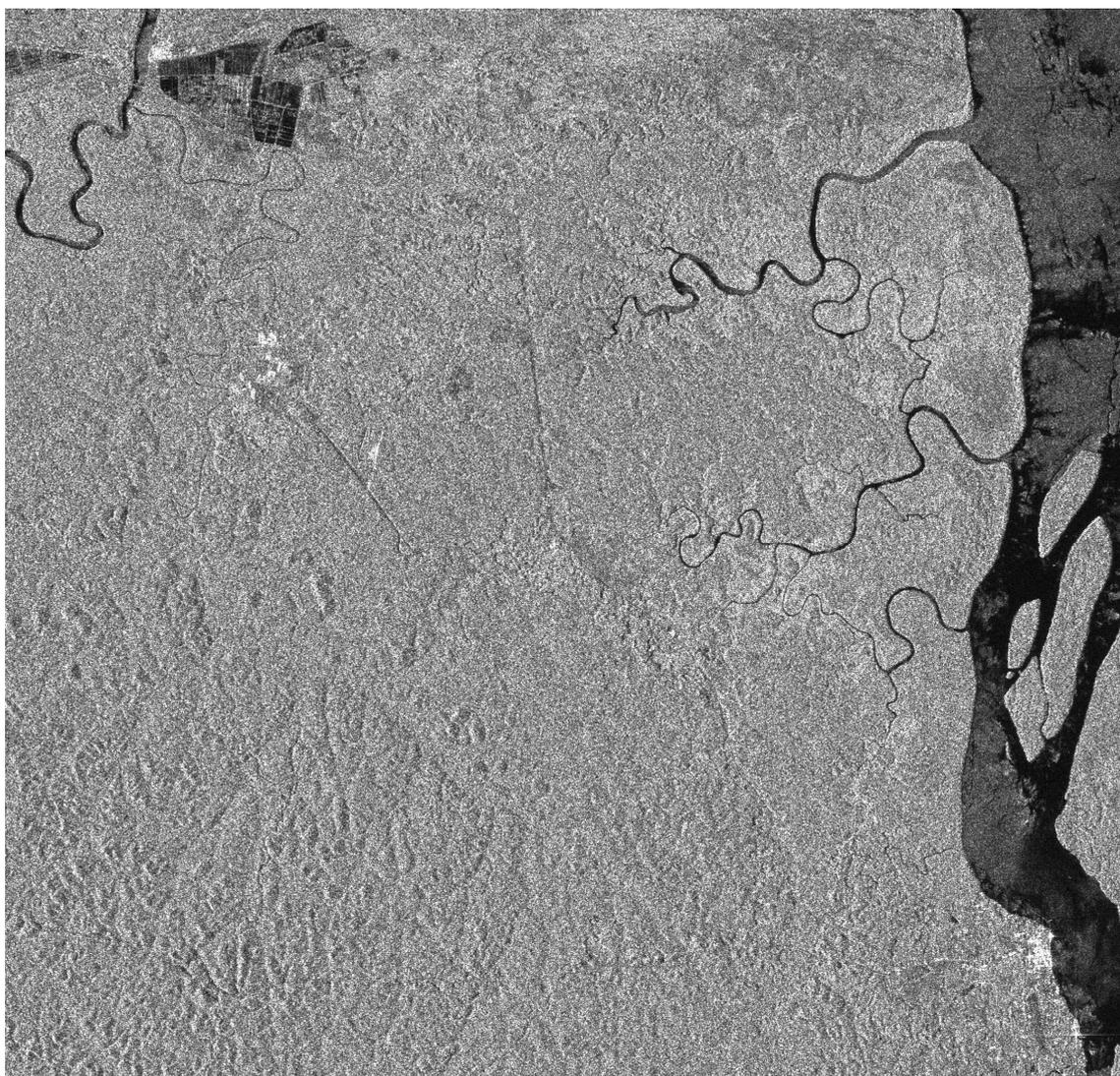


FIG. A.9 – Image de la zone de St-Laurent-du-Maroni, T_2

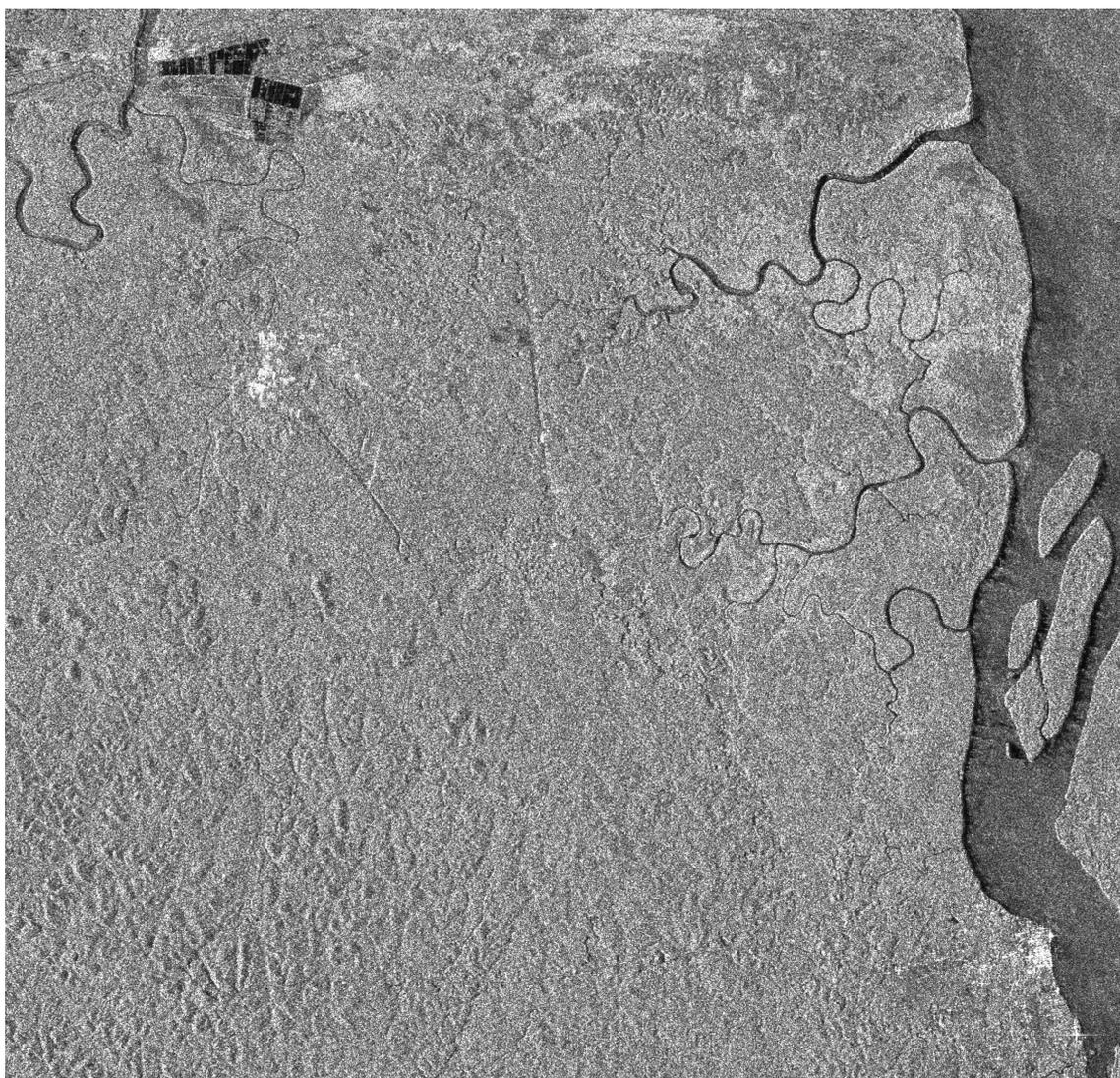


FIG. A.10 – Image de la zone de St-Laurent-du-Maroni, T_3

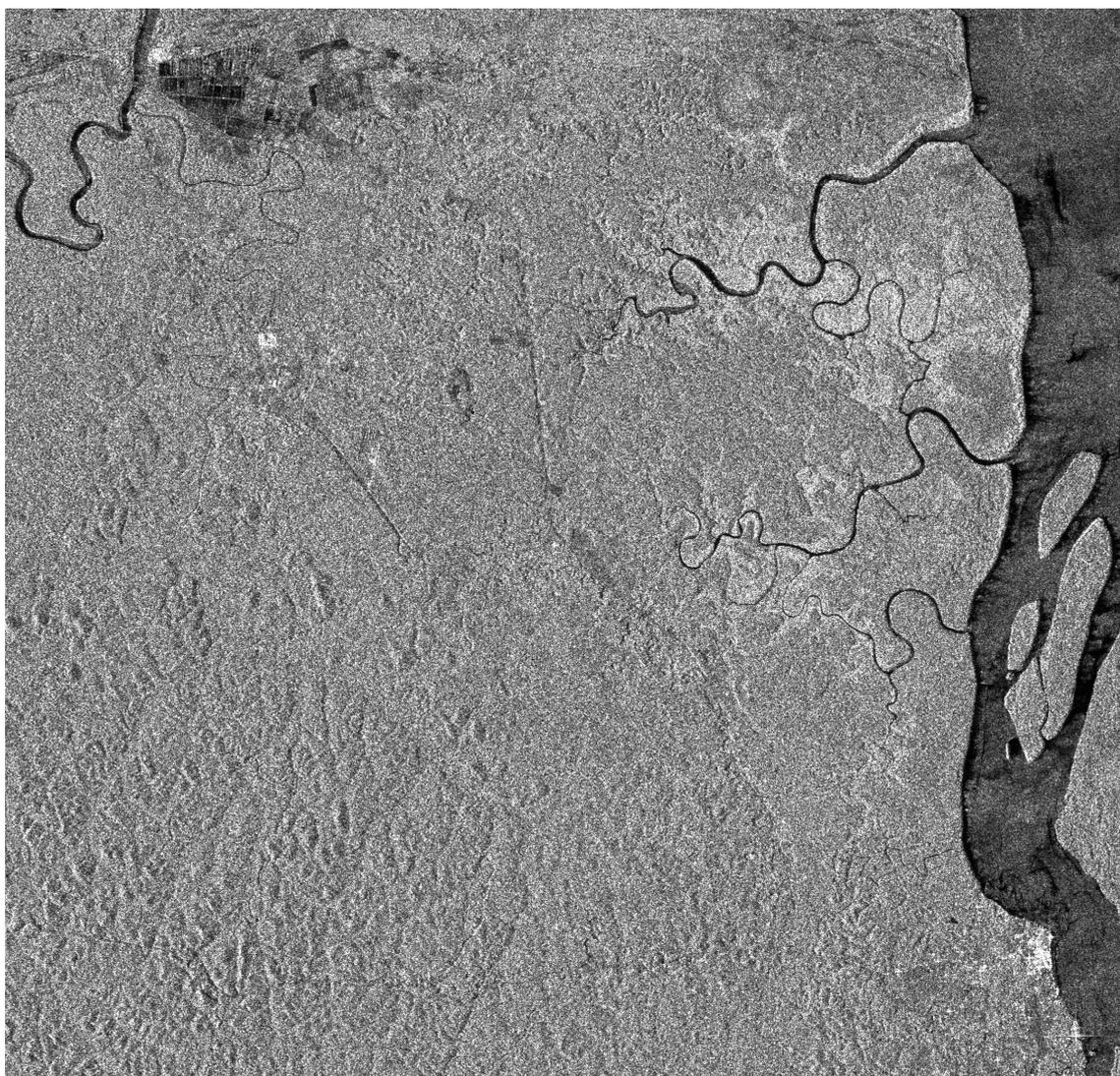


FIG. A.11 – Image de la zone de St-Laurent-du-Maroni, T_4

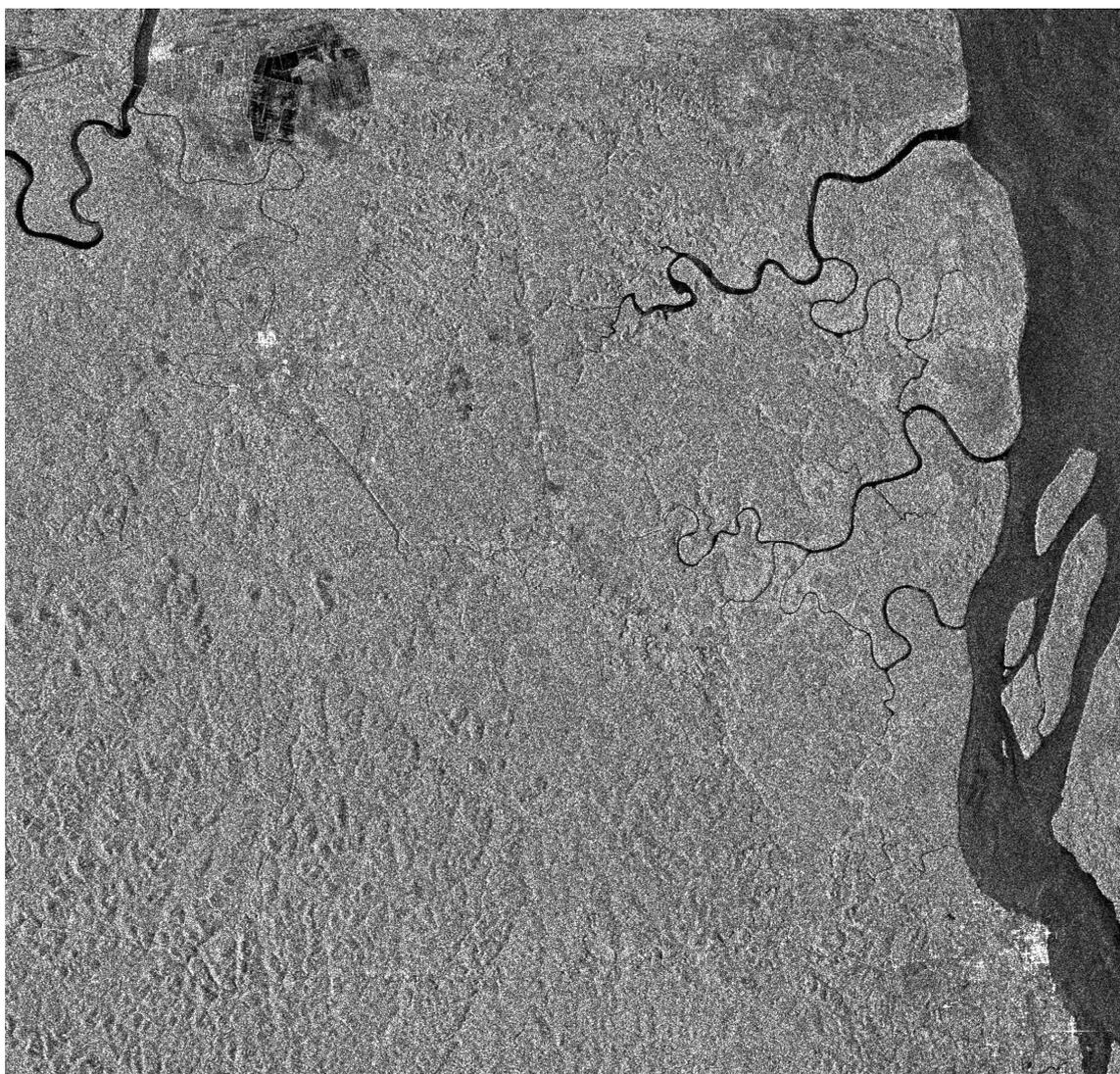


FIG. A.12 – Image de la zone de St-Laurent-du-Maroni, T_5

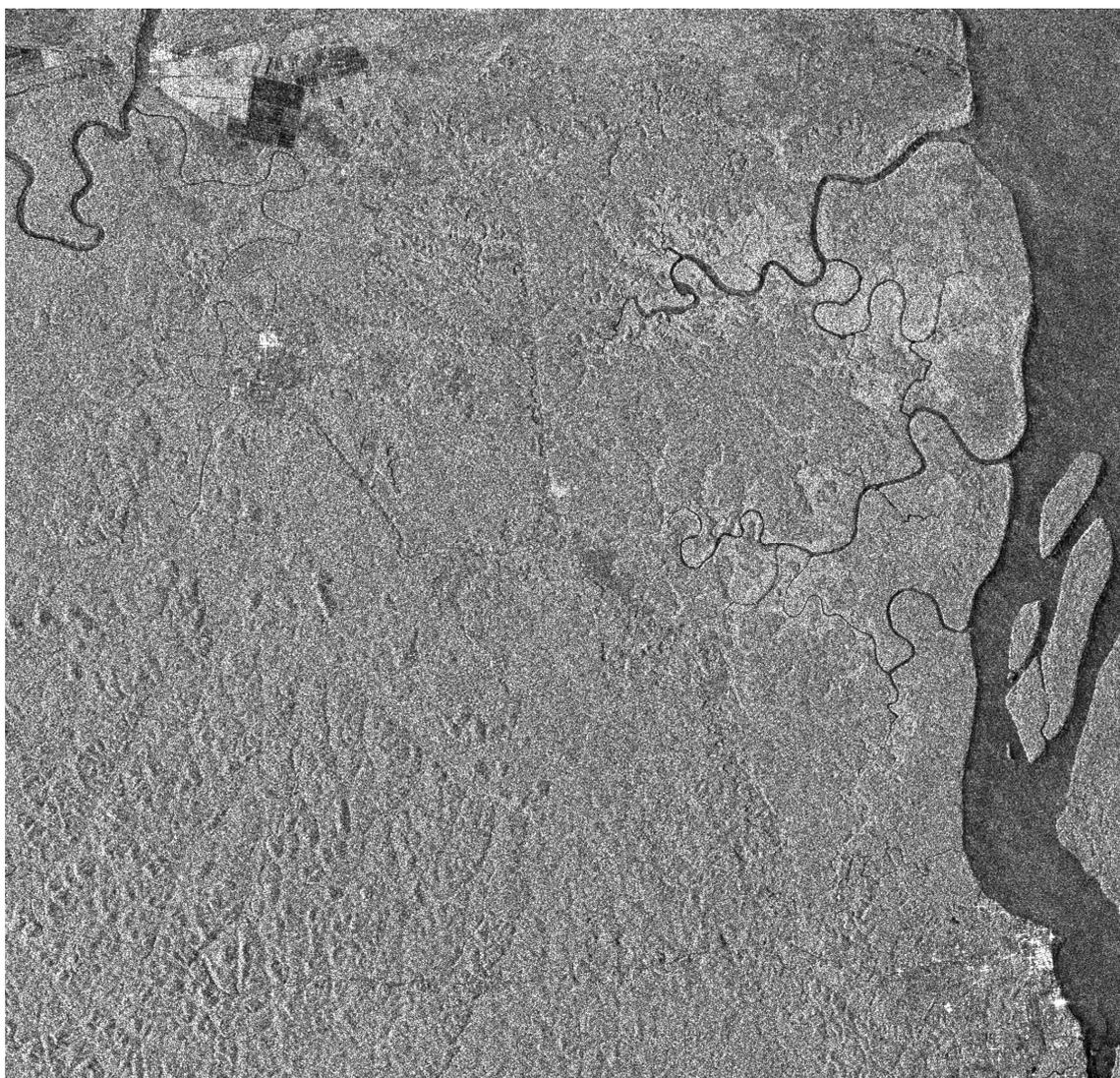


FIG. A.13 – Image de la zone de St-Laurent-du-Maroni, T_6

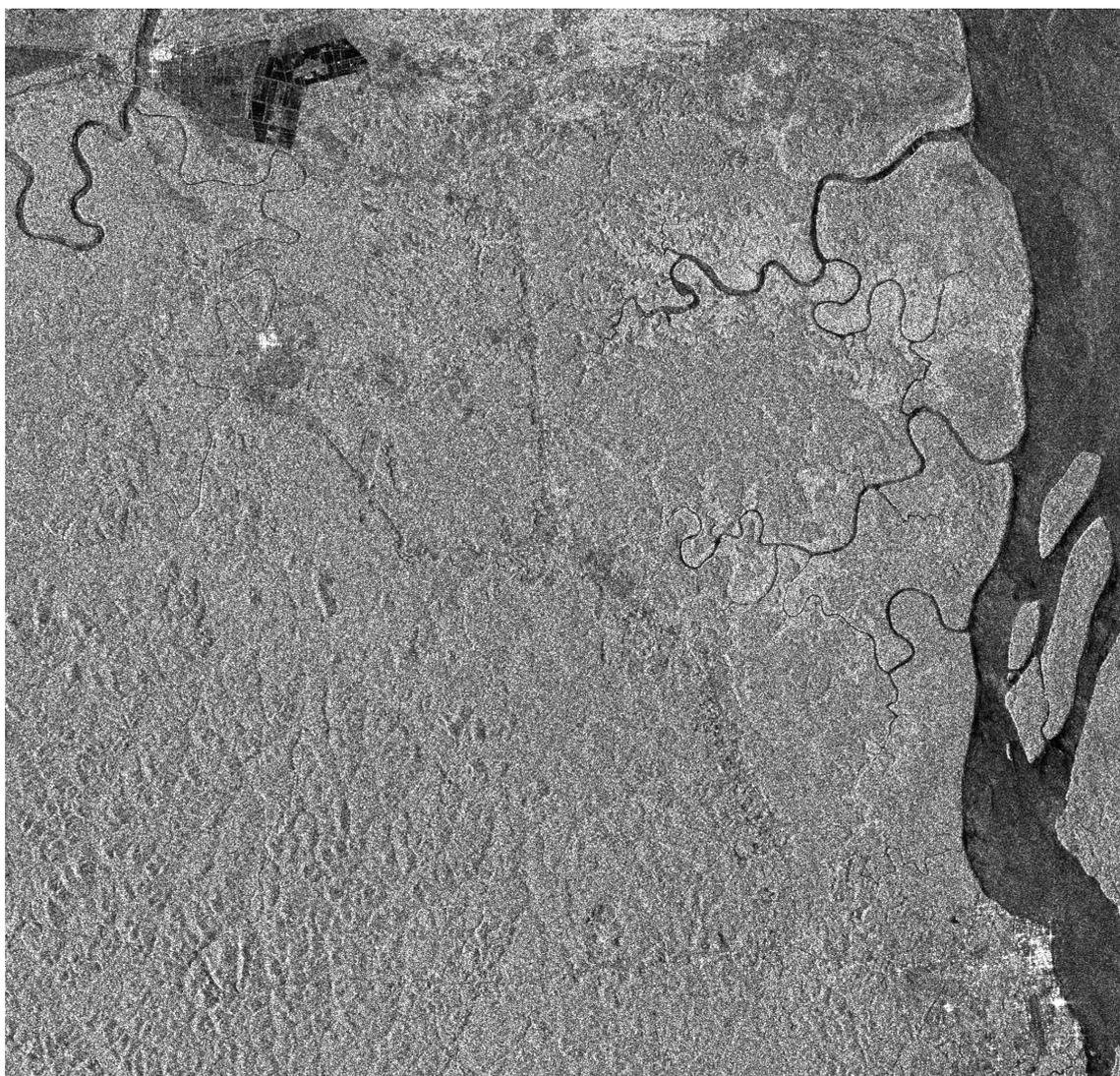


FIG. A.14 – Image de la zone de St-Laurent-du-Maroni, T_7

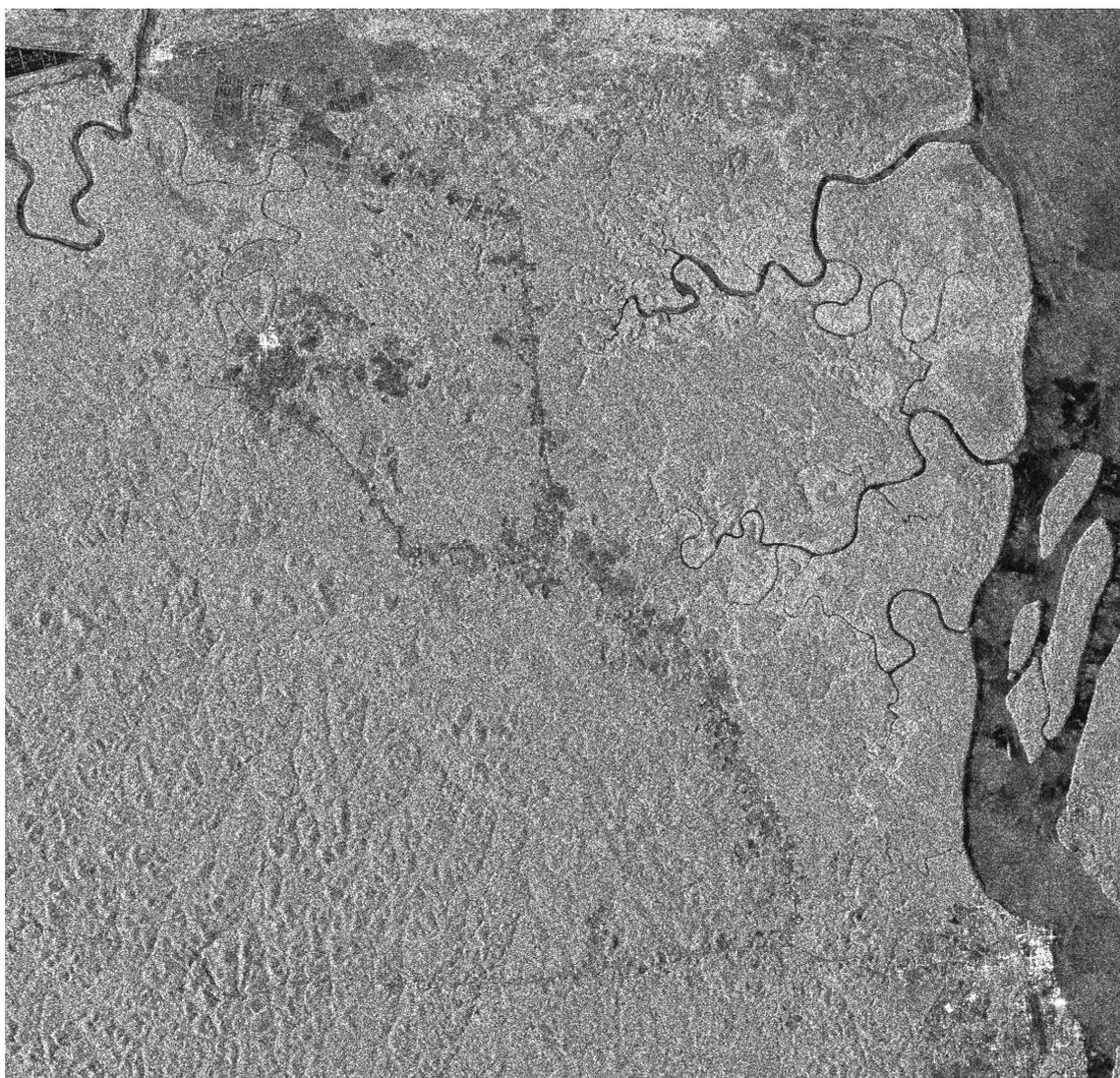


FIG. A.15 – Image de la zone de St-Laurent-du-Maroni, T_8

Annexe B

Ajout d'un terme d'énergie temporelle au snake

Une extension de la méthode présentée en section 6.2.2 consiste à ajouter un terme d'énergie temporelle causale noté E_{TC} . Ce terme d'énergie externe supplémentaire va guider le snake dans une direction cohérente par rapport à la position précédente. Le principe algorithmique utilisé est celui de l'algorithme 1. Seuls varient les termes d'énergie propres au snake. On a toujours l'équation (4.2) dans laquelle le terme $E_{externe}$ est redéfini par :

$$E_{externe} = E_{image} + E_{TC} \quad (\text{B.1})$$

Le terme E_{TC} est défini de façon naturelle comme la somme pondérée des distances aux positions du point n dans les images précédentes. Ce terme est pondéré dans l'équation (B.1) par un coefficient δ ajustable interactivement par l'opérateur.

$$E_{TC}(P_k^n) = \sum_{i=1}^{k-1} \epsilon_i |P_k^n - P_{k-i}^n| \quad (\text{B.2})$$

où P_k^n est le $n^{\text{ème}}$ nœud du snake de la $k^{\text{ème}}$ image de la pile de K images et ϵ_i correspond à un facteur d'oubli qui pondère les différentes distances en fonction de l'écart entre l'indice de l'image analysée et ceux des images déjà traitées.

Plusieurs choix sont possibles pour ces pondérations, par exemple :

$$\epsilon_i = \begin{cases} Cte & \text{si l'on ne veut pas d'oubli} \\ \frac{k-i}{k} \text{ où } i \in \{1 \dots k-1\} & \text{si l'on veut un oubli linéaire} \\ \left(\frac{1}{2}\right)^{k-i+1} \text{ où } i \in \{1 \dots k-1\} & \text{si l'on veut que l'oubli suive une décroissance exponentielle} \end{cases}$$

Ces trois facteurs d'oubli conduisent à des pondérations différentes des distances. Les résultats obtenus avec ces trois facteurs sont présentés dans le tableau B.1 :

formule du coefficient distance à la référence	Cte	$\frac{k-i}{k}$	$(\frac{1}{2})^{k-i+1}$
image 1	2,35	2,35	2,35
image 2	2,05	2,05	2,26
image 3	2,48	3,70	3,83
image 4	5,14	6,52	6,38
image 5	6,52	10,11	10,08
image 6	9,43	14,14	14,10
image 7	10,00	16,30	16,29
image 8	15,43	23,19	23,52
distance moyenne	6,68	9,79	9,85

TAB. B.1 – Distance à la référence en fonction du terme d'oubli choisi avec initialisation sur la première image.

Les résultats obtenus à la première itération sont incompressibles du fait du nombre de points différents entre la référence constituée de beaucoup de points et les initialisations (et donc les résultats de propagations) constitués de bien moins de points. Comme les résultats obtenus dans la section 6.2.2, ceux obtenus lors de cette étude sont également mauvais. On peut considérer qu'au dessus de 5 pixels de distance d'erreur moyenne, le snake a perdu l'objet recherché. On voit que quel que soit le coefficient d'oubli, son influence n'est pas très importante (même si un coefficient constant donne de moins mauvais résultats). Le coefficient de pondération δ a cependant une influence sur les résultats du positionnement du snake. Pour tester cette influence, on a testé différentes valeurs de δ dans le cas d'un coefficient d'oubli exponentiel. Le tableau B.2 donne les résultats des distances des détections aux références pour chaque image pour quelques valeurs significatives de δ . Il est intéressant de noter que si on fixe $\delta = 0$ on se retrouve dans le cas de la propagation simple présentée dans le paragraphe 6.2.2.

Les résultats montrent que plus la pondération du terme d'énergie temporelle E_{TC} est grande, plus la distance entre les résultats expérimentaux et les résultats attendus est importante. Cela peut s'expliquer par le fait que ce terme d'énergie présente un désavantage important. En effet pour minimiser ce terme tous les nœuds n doivent se trouver au même endroit. Ainsi, ce terme qui devait limiter le déplacement du snake pour le suivi d'objets favorise trop fortement l'immobilisme.

distance \ δ	0	0,2	0,5	1
image 1	2,35	2,35	2,35	2,35
image 2	2,25	2,19	2,22	2,72
image 3	2,48	3,45	3,54	4,65
image 4	3,94	5,30	5,91	8,54
image 5	5,04	6,13	9,18	11,67
image 6	7,57	8,54	12,45	16,32
image 7	7,79	9,36	13,49	18,77
image 8	12,95	14,41	19,66	25,46
distance moyenne	5,55	6,47	8,22	11.31

TAB. B.2 – Distance des détections par rapport aux références en fonction de la valeur du terme de pondération de E_{TC} , δ

Annexe C

Réduction de bruit dûe à la multi-résolution

Lorsque l'on diminue la résolution d'une image RSO, le fait de moyennner les pixels voisins réduit le bruit présent sur l'image. Le tableau C.1 donne le nombre de vues équivalent calculé par la méthode de Lee [50] présentée en Annexe 2.1.3, lorsque l'on moyenne respectivement les lignes et les colonnes par un coefficient 1, 2, 3, 4, ou 5.

	1	2	3	4	5
1	3,25	3,89	4,86	5,50	6,93
2	4,02	5,04	6,51	7,55	9,70
3	5,44	6,58	7,80	9,70	10,57
4	6,86	8,43	10,57	12,16	14,12
5	7,55	9,82	11,40	13,74	14,95

TAB. C.1 – Nombre de vues équivalentes après dégradation de la résolution en abscisse (colonnes) et en ordonnée (lignes)

Comme on peut le voir, dégrader la résolution en abscisse augmente plus le nombre de vues que la dégradation de la résolution en ordonnée. Ceci peut s'expliquer par le fait que les pixels sont plus corrélés en ordonnées et que le moyennage est alors moins efficace en terme de réduction de variance.

Bibliographie

- [1] B. Aiazzi, L. Alparone, S. Baronti, and A. Garzelli. Coherence estimation from multilook incoherent sar imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(1) :2531–2539, November 2003.
- [2] M.A. Allison, C.A. Nittrouer, and G.C. Kinike. Seasonal sedimentation storage on mudflats adjacent to the amazon river. *Marine Geology*, 125 :303–328, 1995.
- [3] H. H. Arsenault and M. Levesque. Combined homomorphic and local–statistics processing for restoration of images degraded by signal–dependent noise. *Applied Optics*, 23 :845–850, March 1984.
- [4] G. Borgefors. Distance transformation in digital images. *CVGIP*, 34 :344–371, 1986.
- [5] J. Bruniquel and A. Lopès. Analysis and enhancement of multi-temporal SAR data. In *SPIE/EUROPTO European Symposium on Satellite Remote Sensing I*, volume 2315, pages 342–353, Rome, Italy, 1994.
- [6] J. Bruniquel and A. Lopès. Multi-variate optimal speckle reduction in SAR imagery. *Int. J. Remote Sensing*, 18(3) :603–627, 1997.
- [7] F.T. Bujor. *Extraction-fusion d’informations en imagerie radar multi-temporelle*. PhD thesis, Université de Savoie, July 2004.
- [8] F.T. Bujor, L. Valet, E. Trouvé, G. Mauris, and Ph. Bolon. An interactive fuzzy fusion system applied to change detection in SAR images. In *FUZZIEEE’2002, Honolulu, USA*, pages 932–937, 2002.
- [9] D.A Cacchione, D.E. Drake, R.W. Kayen, R.W. Sternberg, G.C. Kineke, and G.B. Tate. Measurements in the bottom boundary layer on the amazon subaqueous delta. *Marine Geology*, 128 :235–257, 1995.
- [10] A. Cavallaro, O. Steiger, and T. Ebrahimi. Multiple video object tracking in complex scenes. In *actes de ACM Multimedia*, pages 523–532, 2002.
- [11] J. Chanussot, G. Mauris, and P. Lambert. Fuzzy fusion techniques for linear features detection in multi-temporal SAR images. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 37(3) :1292–1305, May 1999.
- [12] G. Chust, D. Ducrot, J. Bruniquel, and J.L. Petrus. Capabilities of ERS sensor for mediterranean vegetation detection using multitemporal data. In L. Guerriero F. Posa, editor,

- Proc. EOS/SPIE on SAR Image Analysis, Modeling and Techniques III*, volume 4173, pages 291–302. SPIE, September 2000.
- [13] M. Ciuc. *Traitement d'images multicomposantes : Application à l'imagerie couleur et radar*. PhD thesis, Université de Savoie, May 2002.
- [14] M. Ciuc, Ph. Bolon, E. Trouvé, V. Buzuloiu, and J.P. Rudant. Adaptive-neighborhood speckle removal in multitemporal SAR images. *Applied Optics*, 40(32) :5954–5966, 2001.
- [15] N. Classeau. *Apports de l'imagerie satellitaire radar à des études environnementales : Exemples en Guyane française*. PhD thesis, Université de Marne-La-Vallée, July 2001.
- [16] N. Classeau, J.P. Rudant, H. Trebossen, I. Jeanne, and P. Guillope. Geographic data base enriching from ERS SAR scenes : Examples in French Guiana. In *Comm. on Earth Observation Satellites Conference*, volume 2, pages 433–436, Toulouse, France, 1999.
- [17] L.D. Cohen. On active contours models and balloons. In *CVGIP : Image understand*, volume 53, pages 211–218. SMC-13, Mar 1991.
- [18] L.D. Cohen and I. Cohen. Finite-elements methods for active contour models and balloons for 2d and 3d images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11(15) :1131–1147, 1993.
- [19] D. Coltuc, E. Trouvé, and Ph. Bolon. Bias correction and speckle reduction in time-space filtering of multi-temporal SAR images. In *IEEE IGARSS 2001, Sydney, Australia*, volume VI, pages 2625–2627, 2001.
- [20] D. Coltuc, E. Trouvé, F. Bujor, N. Classeau, and J.P. Rudant. Time-space filtering of multitemporal SAR images. In *IEEE IGARSS 2000, Honolulu, USA*, volume 7, pages 2909–2911, 2000.
- [21] J.E. Dennis and R.B. Schnabel. Numerical method for unconstrained optimization an nonlinear equations. *Prentice Hall Engelwood Cliffs NJ*, 1983.
- [22] P. Dewaele, P. Wambacq, A. Oosterlinck, and J.L. Marchand. Comparaison of some speckle reduction techniques for SAR images. In *IGARSS'90, Washington DC, USA*, volume 3, pages 2417–2422, 1990.
- [23] Y. Elomary. *Modèles déformables et multirésolution pour la détection de contours en traitement d'images*. PhD thesis, Université Joseph Fournier - Grenoble I, October 1994.
- [24] Samuel D. Fenster and John R. Kender. Sectored snakes : Evaluating learned-energy segmentations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23(9) :1028–1034, 2001.
- [25] R. Fjortoft. *Segmentation d'images radar par détection de contours*. PhD thesis, EN-SEEIHT, 1999.
- [26] F. Jurie and M. Dhome. Un algorithme de “template matching” simple et efficace. *Actes de RFIA*, pages 59–65, 2002.
- [27] J.M. Froidefond, M. Pujos, and X. Andre. Migration of mud banks and changing coastline in french guiana. *Marine Geology*, 84 :19–30, 1988.

- [28] V.S. Frost, J.A. Stiles, K.S. Shanmugan, and J.C. Holtzman. A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 4(2) :157–165, March 1982.
- [29] O. Germain. *Segmentation d'images radar : caractérisation des détecteurs de bord et apport des contours actifs statistiques*. PhD thesis, Université de droit, d'économie et des sciences d'Aix Marseille, January 2001.
- [30] R. Goldenberg, R. Kimmel, E. Rivlin, and M. Rudzsky. Fast geodesic active contours. *IEEE Transaction on Image Processing*, 10(10) :1467–1475, October 2001.
- [31] J. W. Goodman. Statistical properties of laser speckle patterns. In J. C. Dainty, editor, *Laser Speckle and Related Phenomena*, volume 9, pages 9–75. J.C Dainty, Springer-Verlag, Heidelberg, 1975.
- [32] J.W. Goodman. Some fundamental properties of speckle. *Journal Optical Society of America*, 66(11) :1145–1150, 1976.
- [33] Steve Gunn and Mark Nixon. A dual active contour for improved snake performance, 1995.
- [34] G.D. Hager and P.N. Belhumeur. Efficient vision tracking with parametric models of geometry and illumination. *IEEE Pami*, 20 :1025–1039, 1998.
- [35] O. Hellwich, I. Laptev, and H. Mayer. Automated pipeline extraction from interferometric sar data of the ers tandem mission. In *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, pages 532–537, 1998.
- [36] O. Hellwich, H. Mayer, and G. Winkler. Detection of lines in synthetic aperture radar (sar) scenes. pages 312–320, 1996.
- [37] O. Henricsson and W. Neuenschwander. Controlling growing snakes by using key-points. In *ICPR94*, pages A :68–73, 1994.
- [38] Olof Henricsson and F. Heitger. The role of key-points in finding contours. In *ECCV (2)*, pages 371–382, 1994.
- [39] A. Hill, A. Thornham, and C.J. Taylor. Model-based interpretation of 3d medical images. In *4th British machine vision conference*, pages 339–348, sep 1993.
- [40] A. Hillion and J.-M. Boucher. A new non linear filtering algorithm with application to radar images. *Proc. RADAR-88*, pages 177–181, 1988.
- [41] M.H. Hueckel. An operator wich locates edges in digitized pictures. In *J. Assoc. Comput. Mach.*, pages 191–203, January 1971.
- [42] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos. Snakes : active contour model. *International Journal of Computer Vision*, 1 :321–332, January 1988.
- [43] D.T. Kuan, A.A. Sawchuk, T.C. Strand, and P. Chavel. Adaptive noise smoothing filter for images with signal dependent noise. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 7(2) :165–177, March 1985.

- [44] Kok F. Lai and Roland T. Chin. Deformable contours : Modeling and extraction. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 17(11) :1084–1090, 1995.
- [45] S. Laporte. *Reconstruction 3D du squelette humain pour la biomécanique par radiographie piblane à dose minimale d'irradiation*. PhD thesis, Ecole nationale des arts et métiers, December 2002.
- [46] J-S Lee. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-2(2) :165–168, March 1980.
- [47] J.-S. Lee. Refined filtering of image noise using local statistics. *Computer Graphics and Image Processing*, 15 :380–389, 1981.
- [48] J.S. Lee. A simple speckle smoothing algorithm for synthetic aperture radar images. In *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, volume 1, pages 85–88. SMC-13, January 83.
- [49] J.S. Lee, M. R. Grunes, and S. A. Mango. Speckle reduction in multipolarization, multifrequency SAR imagery. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 29(4) :535–544, 1991.
- [50] J.S. Lee, K. Hoppel, and S. A. Mango. Unsupervised estimation of speckle noise in radar images. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 4 :298–305, 1992.
- [51] Kyoung-Mi Lee and W. Nick Street. Dynamic leaning of shape for automatic object recognition. In *Symposium on Application-Specific Systems and Software Engineering Technology*, 2000.
- [52] Q. Lin and J. P. Allebach. Combating speckle in SAR images : vector filtering and sequential classification based on a multiplicative noise model. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 28(4) :647–653, 1990.
- [53] A. Lopès. Restauration des informations radiométriques polarimétriques interférométriques et texturales dans les images SAR. In *De l'optique au radar, les applications de SPOT et ERS*. CEPADUES-EDITIONS, 1993.
- [54] A. Lopès, E. Nezry, R. Touzi, and H. Laur. Structure detection, and statistical adaptive filtering in SAR images. *Int. J. Remote Sensing*, 14(9) :1735–1758, 1993.
- [55] A. Lopès, R. Fjørtoft, D. Ducrot, P. Marthon, and C. Lemaréchal. Edge detection and segmentation of sar images in homogeneous regions. 1999.
- [56] M.Douze, V. Charvillat, and B.Thiesse. Comparaison et intégration de trois algorithmes de suivi de motifs plans. *Actes de ORASIS*, pages 221–230, 2003.
- [57] J. M. Nicolas, F. Tupin, and H. Maître. Smoothing speckled SAR images by using maximum homogeneous region filters : an improved approach. In *Proc. of IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS 2001*, volume III, pages 1503–1505, Sydney, Australia, July 2001.

- [58] C.A. Nittrouer, S.A.Kuehl, R.W. Sternberg, A.G. Figueiredo, and L.E.C. Faria. An introduction to the geological significance of sediment transport and accumulation on the amazon continental shelf. *Marine Geology*, 125 :177–192, 1995.
- [59] C. Oliver and S. Quegan. *Understanding Synthetic Aperture Radar Images*. Artech House, 1998.
- [60] S. Paquerault. *Restitution du relief à partir d'images radar par radarclinométrie*. PhD thesis, Télécom Paris, 1998.
- [61] S. Quegan, T. Le Toan, J.J. Yu, F. Ribbes, and N. Floury. Multitemporal ERS SAR analysis applied to forest mapping. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 38(2) :741–753, 2000.
- [62] S. Quegan and J.J. Yu. Filtering of multichannel SAR images. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 39(11) :2373–2379, November 2001.
- [63] N. Ray, B. Chanda, and J. Das. A fast and flexible multiresolution snake with a definite termination criterion. *Pattern Recognition*, (34) :1483–41490, 2001.
- [64] E.J.M. Rignot and J.J. van Zyl. Change detection techniques for ERS-1 SAR data. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 31(4) :896–906, 1993.
- [65] J.J. Rousselle, N. Vincent, N. Montier, and J.L. Monteiro. Paramètres locaux pour une méthode de contours actifs. *Actes de ORASIS*, 2003.
- [66] P.C. Smits, S.G. Dellepiane, and R.A. Schowengerdt. Quality assessment of image classification algorithms for land-cover mapping : a review and a proposal for a cost-based approach. *International Journal of Remote Sensing*, 20(8) :1461–1486, 1999.
- [67] M. Tonon, J. P. Rudant, D. Sabatier, E. Nezery, F. de Grandi, and A. Sieber. Relief estimation in tropical context (French Guiana) with SAR-ERS-1 imagery. In *Second ERS-1 Symposium*, pages 1261–1265, Hamburg, Germany, 1993.
- [68] R. Touzi, A. Lopès, and P. Bousquet. A statistical and geometrical edge detector for SAR images. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 15(3) :764–773, 1988.
- [69] H. Trebossen. *Apports des images radar à Synthèse d'Ouverture à la cartographie marine*. PhD thesis, Université de Marne-La-Vallée, March 2002.
- [70] E. Trouvé, N. Classeau, M. Ciuc, Da. Coltuc, F. Bujor, Ph. Bolon, and J.P. Rudant. Performance assessment of multi-temporal SAR image filtering. In L. Bruzzone and P. Smits, editors, *Analysis of Multi-Temporal Remote Sensing Imagis (Proc. of Multi-Temp'2001, Trento, Italy)*, volume 2, pages 198–205. World Scientific Publishing, 2002.
- [71] F. Tupin, C. Gouinaud, H. Maître, and J. P. Crettez. Détection du réseau routier sur des images radar ERS-1. In *RFIA AFCET 96 (Rennes)*, January 1996.
- [72] F. Tupin, H. Maître, J-F. Mangin, J-M. Nicolas, and E. Pechersky. Linear Feature Detection on SAR Images : Application to the Road Network. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 36(2) :434–453, 1998.
- [73] Y. Wu and H. Maître. A multiresolution approach for registration of a SPOT image and SAR image. In *IGARSS'90, Washington DC*, pages 635–638, 1990.

- [74] Y. Wu and H. Maître. Smoothing speckled synthetic aperture radar images by using maximum homogeneous region filters. *Optical Engineering*, 31(8) :1785–1792, August 1992.
- [75] C. Xu and J. Prince. Snakes, shapes, and gradient vector flow, Mars 1998.
- [76] P. F. Yan and C. H. Chen. An algorithm for filtering multiplicative noise in wide range. *Traitement du signal*, 3(2) :91–96, 1986.
- [77] M.J. Yayer. Mission hydrographique de la guyane française 1936-1937. *Annales Hydrographiques années 1946-1947-1948*, page 82, 1946-1947-1948.

Table des figures

1.1	Orbite du satellite ENVISAT ©Ministère de l'Éducation nationale, de l'Enseignement supérieur et de la Recherche	11
1.2	Banc de vase le long de la côte Guyanaise	13
1.3	Erosion du mangrove sur le littoral guyanais	14
1.4	Carte géographique (IGN 1/500 000), Situation de Kourou en Guyane Française .	15
1.5	Carte géographique (IGN 1/100000), Kourou, Guyane Française	16
1.6	Photographies aériennes de la ville de Kourou en Guyane Française	17
1.7	Objets géographiques présents sur la zone de Kourou	18
1.8	Carte de végétation de la région de Kourou, Guyane Française (source iciv) . . .	19
1.9	Carte géographique (IGN 1/500 000), Situation de Saint Laurent du Maroni en Guyane Française	20
2.1	Le spectre des longueurs d'onde ©CCT	25
2.2	Fonctionnement des différents satellites imageurs ©Centre canadien de télédétection	26
2.3	Localisation des bandes en fonctions des longueurs d'ondes ©CCT	27
2.4	Antenne synthétique	27
2.5	Satellite ERS-1/-2 ©ESA	31
2.6	Représentation du Satellite ENVISAT ©NASA	32
2.7	Image SLC de la ville de Paris. ©CNES. L'information de phase n'est pas exploitable seule.	34
2.8	Image 5-vues de la ville de Paris obtenue après un moyennage 5×1 de l'image de la figure 2.7(a)	34

2.9	Image 3-vues GEC recalibrée et rééchantillonnée pour apparaître dans la géométrie de l'ellipsoïde WGS 1984 ©ESA	35
2.10	Satellite RADARSAT © http://www.cira.colostate.edu/ramm/hillger/environmental.htm	35
2.11	Satellite JERS-1 © http://www.cira.colostate.edu/ramm/hillger/environmental.htm	36
3.1	Application d'un Filtre Adaptatif 2D aux séries multi-temporelles	42
3.2	Schéma bloc résumant le principe du Filtre Multi-canal de Compensation de Texture	43
3.3	Schéma bloc résumant le principe du Filtre Temps-Espace	44
3.4	Schéma bloc résumant le principe du Filtre de voisinage adaptatif 3D	46
4.1	Histogramme de l'extrait de l'image RSO présentée en figure 4.2(a)	52
4.2	Extrait de zone de savanes , Kourou, Guyane Française	54
4.3	Comparaison de taille de fenêtre de détection de contours	54
4.4	action du terme de continuité sur le point traité	58
4.5	action du terme de courbure sur le point traité	59
4.6	Principe de la multi-résolution : en dégradant la taille de l'image, l'objet recherché se trouve plus proche de la fenêtre de recherche du snake.	61
	Différentes approches exploitant des données multi-temporelles	67
5.1	Images RSO multitemporelles ERS-1, Kourou, Guyane Française, extraits en 900×300, 3 dates différentes parmi les 7 images sur lesquelles les filtres multi-temporels ont été appliqués	71
5.2	Résultats des filtrages multi-temporels par le TCMF, le TSF et le 3D-ANF, et du filtrage monodate par le filtre de Kuan (2D-ANF) Exemple de la date T_4 (image originale : cf. figure 5.1)	72
5.3	Agrandissement de résultats de filtrage d'images RSO : 3 filtrages multi-temporels et 1 filtrage spatial - détails de la figure 5.2 : zoom de 240×80 pixels	73
5.4	Extrait 512×512 de la zone des rizières présentée dans la section 1.2.2, images entières en Annexe A	76
5.5	Photo des rizières présentées dans la figure 5.4	77

5.6	Comparaison de l'augmentation du nombre de vues équivalent suivant le nombre d'images filtrées. La courbe en trait plein représente cette évolution obtenue à l'aide du moyennneur temporel, le pointillé régulier, celle obtenue grâce au TCMF, et la courbe en pointillé irrégulier celle obtenue avec l'application du TSF.	81
5.7	Préservation de l'information spatiale estimée en mesurant la densité de probabilité du détecteur de contour sur des contours (a), sur des régions homogènes (b), et en dérivant les courbes ROC pour les images originales et filtrées.	83
5.8	Ratio entre l'image originale T_4 (figure 5.1) et les images filtrées correspondantes \widehat{T}_4 (figure 5.2); de haut en bas : TCMF, TSF, 3D-ANF et 2D-AF.	84
5.9	Objets de la référence pour l'évaluation de performance par photo-interprétation, image T_4 (cf. figure A.4)	89
6.1	Différents niveaux de fusion	99
6.2	Stratégie de fusion des radiométries pour la détection de structures stables	100
6.3	Limites de la fusion radiométrique : flou introduit par un moyennage de plusieurs images d'une zone ayant subi une forte évolution	101
6.4	Extraits de la figure 6.3, l'objet s'étant déplacé, le moyennage des images (à droite) donne une information non exploitable par le snake	101
6.5	Stratégie de fusion des caractéristiques	103
6.6	Préservation de l'information spatiale estimée en mesurant la densité de probabilité du détecteur de contour sur des contours (a), des régions homogènes (b) et en dérivant les courbes ROC associées. La courbe pleine représente la fusion au niveau des données et la courbe en pointillés la fusion au niveau des caractéristiques.	104
6.7	Parcours du multi-snake : lors d'un premier passage, les points en rouge, lors du second, les points en vert sont repositionnés afin de minimiser l'énergie	112
7.1	Extrait des données présentées dans la section A.1 sur lesquelles ont été réalisées les interprétations	117
7.2	Evolution du trait de côte en Guyane entre 1992 et 1999, Embouchure du Sinnamary [69]	118
7.3	Extrait à pleine résolution de la figure A.2. Une des image de la série présentée en section 1.2.1. Le trait de côte est difficilement positionnable car les différences radiométriques entre les différentes régions sont très faibles.	119

7.4	Marnage moyen (en cm) de la zone de l'Atlantique sud. ©SHOM	120
7.5	Forte rétrodiffusion due à la mangrove en décomposition à marée basse	121
7.6	La mangrove en décomposition provoque une bande de forte radiométrie à marée basse comme le montre la figure 7.5	122
7.7	Référence tracée manuellement sur l'image du trait de côte	123
7.8	initialisation du trait de côte pour le multi-snake, tracée manuellement sur un extrait de l'image A.5.	124
7.9	Résultat de l'exécution du multi-snake sur la première image (T_2) de la série des 5 données non filtrées, acquise à marée haute. La courbe verte représente l'initialisation, le pointillé rouge, les résultats.	125
7.10	Résultat de l'exécution du multi-snake sur la première image de la série de 7 données non-filtrées. La courbe verte représente l'initialisation, le pointillé rouge, les résultats.	126
7.11	Résultats de l'exécution du multi-snake sur les données filtrées, Les résultats sont en pointillés rouge et l'initialisation est en trait plein vert, l'image présentée est la date T_2	129
A.1	Image de la zone de Kourou, T_1	138
A.2	Image de la zone de Kourou, T_2	139
A.3	Image de la zone de Kourou, T_3	140
A.4	Image de la zone de Kourou, T_4	141
A.5	Image de la zone de Kourou, T_5	142
A.6	Image de la zone de Kourou, T_6	143
A.7	Image de la zone de Kourou, T_7	144
A.8	Image de la zone de St-Laurent-du-Maroni, T_1	145
A.9	Image de la zone de St-Laurent-du-Maroni, T_2	146
A.10	Image de la zone de St-Laurent-du-Maroni, T_3	147
A.11	Image de la zone de St-Laurent-du-Maroni, T_4	148
A.12	Image de la zone de St-Laurent-du-Maroni, T_5	149
A.13	Image de la zone de St-Laurent-du-Maroni, T_6	150

A.14 Image de la zone de St-Laurent-du-Maroni, T_7	151
A.15 Image de la zone de St-Laurent-du-Maroni, T_8	152

Liste des tableaux

1.1	Images présentes dans la base de données sur la zone de Kourou	15
1.2	Images présentes dans la base de données sur la zone de Saint Laurent du Maroni	20
1.3	Moyenne et écart type de la distribution des radiométries dans les différentes images de la pile	21
2.1	Caractérisation des satellites et des données ERS et ENVISAT ©Ministère Canadien des Ressources Naturelles de la Faune et des Parcs	30
2.2	Autres plateformes satellitaires RSO. ©Ministère Canadien des Ressources Naturelles de la Faune et des Parcs	36
5.1	Évaluation de performances par critères statistiques : étude du biais relatif (B) par les différents filtres	74
5.2	Évaluation de performances par critères statistiques : nombre de vues équivalentes (L_{eq}) sur des images 512×512 présentant un fort taux de changement, et sur des images 2300×2400 présentant un taux de changement plus faible	75
5.3	Nombre de vues équivalentes obtenu par application du filtre temps-espace (TSF) en fonction du nombre d'images présentes dans la série multi-temporelle. Les résultats 7* et 8* sont obtenus avec des images recalibrées alors que les résultats 7 et 8 le sont avec les images originales	78
5.4	Nombre de vues équivalentes obtenu par application du filtre multi-canal à compensation de texture (TCMF) en fonction du nombre d'images présentes dans la série multi-temporelle. Les résultats 7* et 8* sont obtenus avec des images recalibrées alors que les résultats 7 et 8 le sont avec les images originales	78

5.5	Nombre de vues équivalentes obtenu par application du filtre à voisinage adaptatif 3D (3D-ANF) en fonction du nombre d'images présentes dans la série multi-temporelle. Les résultats 7* et 8* sont obtenus avec des images recalibrées alors que les résultats 7 et 8 le sont avec les images originales	79
5.6	Nombre de vues équivalentes obtenu par application du filtre multicanal à compensation de texture en fonction du nombre d'images présentes dans la série multi-temporelle. Les résultats 7* et 8* sont obtenus avec des images recalibrées alors que les résultats 7 et 8 le sont avec les images originales	80
5.7	Évaluation de performances par critères statistiques : nombre de composantes connexes (Nb CC) évoluant temporellement où les statistique du ration $r_{speckle}$ révèlent un mélange temporel	86
5.8	Images filtrées classées en ordre décroissant selon les différents critères statistiques	86
5.9	Évaluation de performance par interprétation visuelle : détection du ponctuel sur les images T_3 et T_4 originales et filtrées	90
5.10	Évaluation de performance par interprétation visuelle : détection du linéaire sur les images T_3 et T_4 originales et filtrées	91
5.11	Évaluation de performance par interprétation visuelle : détection du surfacique sur les images T_3 et T_4 originales et filtrées	92
5.12	Étude de la robustesse des mesures de distance du ponctuel sur les différentes images	92
5.13	Étude de la robustesse des mesures de distance du linéaire sur les différentes images	93
5.14	Étude de la robustesse des mesures de fausse alarme du surfacique sur les différentes images	93
5.15	Étude de la robustesse de la mesure de détection du surfacique sur les différentes images	94
5.16	Classement des différents filtres en fonction de leurs performances de détection des différents objets à partir de critères d'interprétation visuelle.	94
6.1	Distance entre la référence tracée manuellement et les initialisations, les résultats de recherche sans fusion, puis avec fusion au niveau des données et au niveau des caractéristiques(dont l'initialisation a été faite sur l'image la plus contrastée de la pile)	103
6.2	Déplacement des images par rapport à l'image "référence"	106

6.3	Résultats de l'approche par propagation : distances aux références des différentes initialisations (manuelle pour l'image 1 puis héritées du résultat précédent), et des positionnements finaux	108
6.4	Comparaison de différentes méthodes de prépositionnement du multi-snake, à partir de l'image 5	113
6.5	Résultat de recherche de contour par multi-snake, l'initialisation est réalisée sur l'image 5 à pleine résolution, la recherche à résolution réduite est couplée à un pré-positionnement par bruitage ou par corrélation	113
7.1	Hauteur de marée lors de l'acquisition des images ayant servi à l'étude de recherche de trait de côte. Le port de référence est Cayenne.	119
7.2	Distance entre les deux références tracées manuellement par deux photo-interprètes sur la pile d'images non-filtrées. Moyenne :3,31 pixels	123
7.3	Distances entre les références dessinées manuellement et les résultats obtenus par exécution du multi-snake sur la série d'images présentée en sections 1.2.1 et A.1 et initialisées sur l'image 5 (figure A.5)	125
7.4	Distances entre les références dessinées manuellement et les résultats obtenus par exécution du multi-snake sur la série d'images présentée en sections 1.2.1 et A.1 filtrées par le TCMF et initialisées sur l'image 5 (figure A.5)	126
7.5	Distances entre les références dessinées manuellement et les résultats obtenus par exécution du multi-snake sur la série d'images présentée en sections 1.2.1 et A.1 filtrées par le 3D-ANF et initialisées sur l'image 5 (figure A.5)	127
7.6	Distances entre les références dessinées manuellement et les résultats obtenus par exécution du multi-snake sur la série d'images présentée en sections 1.2.1 et A.1 filtrées par le TSF et initialisées sur l'image 5 (figure A.5)	127
7.7	Distances entre les références dessinées manuellement et les résultats obtenus par exécution du multi-snake sur la série d'images présentée en sections 1.2.1 et A.1 filtrées par le 2D-AF et initialisées sur l'image 5 (figure A.5)	128
B.1	Distance à la référence en fonction du terme d'oubli choisi avec initialisation sur la première image.	154
B.2	Distance des détections par rapport aux références en fonction de la valeur du terme de pondération de E_{TC} , δ	155

C.1	Nombre de vues équivalentes après dégradation de la résolution en abscisse (colonnes) et en ordonnée (lignes)	157
-----	---	-----