

HABILITATION A DIRIGER DES RECHERCHES

Spécialité : Sciences et Technologies de l'Information

Filtrage, extraction et fusion d'informations en imagerie radar multi-composantes

Emmanuel TROUVÉ

Soutenue à Annecy-le-Vieux, le 13 décembre 2006, devant :

Philippe Bolon, Professeur des Universités, LISTIC - Université de Savoie (examineur)

Pierre Briole, Directeur de recherche au CNRS, IPG Paris (examineur)

Jean-Marc Chassery, Directeur de recherche au CNRS, LIS - INP Grenoble (rapporteur)

Jean-Pierre Cocquerez, Professeur des Universités, Heudiasic - UT Compiègne (rapporteur)

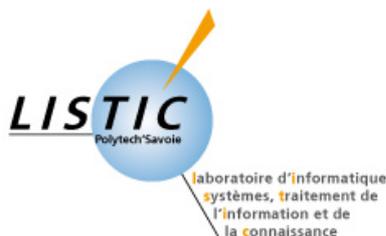
Henri Maître, Professeur à l'ENST, Département TSI - GET Télécom Paris (examineur)

Eric Pottier, Professeur des Universités, IETR - Université de Rennes 1 (rapporteur)

Polytech'Savoie

Laboratoire d'Informatique, Systèmes, Traitement de l'Information et de la Connaissance

Université de Savoie



Remerciements

Je voudrais tout d'abord remercier **Philippe Bolon** dont les qualités scientifiques et humaines font du LISTIC un laboratoire accueillant et motivant pour développer une activité de recherche. Son dynamisme et ses conseils ont guidé mes huit premières années de Maître de Conférences, à la fois en recherche et en enseignement.

Je tiens à remercier spécifiquement **Jean-Marc Chassery** de m'avoir accueilli en délégation CNRS au LIS (GIPSA-lab depuis 2007), ainsi que **Jean-Pierre Cocquerez** et **Eric Pottier** qui m'ont fait découvrir le traitement d'images et la polarimétrie radar. Je leur suis particulièrement reconnaissant de m'avoir fait l'honneur d'être rapporteurs de ce mémoire.

Je remercie également **Henri Maître** d'avoir guidé mes premiers pas de chercheur et présidé ce jury ainsi que **Pierre Briole** pour sa participation et son enthousiasme pour la télédétection.

Les travaux présentés dans ce mémoire doivent beaucoup aux projets menés en collaboration avec **Jean-Marie Nicolas** à l'ENST, **Michel Gay** au LIS, l'équipe de **Jean-Paul Rudant** à l'Université de Marne-la-Vallée et celle de **Pierre Grussenmeyer** à l'INSA Strasbourg, ainsi qu'aux doctorants et stagiaires avec lesquels j'ai pu travailler, en particulier **Mihaï Ciuc**, **Vincent-de-Paul Onana**, **Florentin Bujor**, **Yoann Chambenoit**, **Gabriel Vasile**, **Ivan Pétilot** et **Lionel Bombrun**. Je les remercie pour leur confiance, leurs contributions et les joies partagées.

Mes remerciements vont également à mes collègues du LISTIC et de Polytech'Savoie pour leur amitié, leur patience et tout ce que j'ai appris à leur contact.

Enfin, je suis infiniment reconnaissant à mon épouse et nos petites têtes brunes, ainsi qu'à ma famille, pour leur soutien sans faille sur le chemin chahuté des enseignants-chercheurs.

HABILITATION A DIRIGER DES RECHERCHES

Spécialité : Sciences et Technologies de l'Information

Filtrage, extraction et fusion d'informations en imagerie radar multi-composantes

PARTIE I :

SYNTHESE DE L'ACTIVITE SCIENTIFIQUE

Polytech'Savoie

Laboratoire d'Informatique, Systèmes, Traitement de l'Information et de la Connaissance

Université de Savoie



Résumé

PARCOURS		
Ecole d'ingénieurs	87-90	Ecole Nationale Supérieure de Techniques Avancées (ENSTA) Option Système de Perception et Robotique
Coopération	90-92	Volontaire ATD Quart-Monde aux Philippines
DEA	92-93	Traitement des Images et du Signal, Université de Cergy-Pontoise
Thèse	93-96	Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications (ENST), Spécialité Signal Images
Ingénieur recherche	96-98	Thomson Marconi Sonar – Etudes amont en traitement du signal
Maître de conférences	98 --	61 ^{ème} section, Université de Savoie, ESIA / LISTIC
Délégation CNRS	06-07	Laboratoire des Images et des Signaux (LIS) – INP Grenoble

ACTIVITES D'ENSEIGNEMENT					Total Eq. TD
		Cours	TD	TP	
Signal	ESIA (2 ^{ème} année, DESS)	118	302	240	639
Image	ENSTA, ENST, ESIA (3 ^{ème} année, DESS, Master)	58	68	487	480
Mathématiques	ESIA (1 ^{ère} – 2 ^{ème} année)	80	384		504
Génie Informatique	Univ. Cergy-P. (DEUG, Licence), ESIA 2 ^{ème} année		200	156	304
Encadrement	ESIA		81	32	102
Total		256	1035	915	2029

ACTIVITES DE RECHERCHE		
Thèse	ENST Département Images	Traitement d'images en interférométrie radar
Industrie	Thomson Marconi Sonar	Traitement du signal en acoustique sous-marine
Maître de conférences	Université de Savoie - Laboratoire d'Informatique, Systèmes, Traitement de l'Information et de la Connaissance (LISTIC)	Extraction et fusion d'informations en imagerie radar multi-composantes : données RSO multi- dates, interférométrie, polarimétrie (Pol-InSAR). Application à la détection de changements et à la surveillance des glaciers alpins. - 4 thèses co-encadrées, 2 en cours, 2 soutenues - 6 projets dont la responsabilité scientifique d'une ACI-Masse de données (2004-2007)

PUBLICATIONS	
RI : Articles dans des Revues Internationales à comité de lecture	10
CO : Contribution à Ouvrages	1
CI : Communications dans des Colloques Internationaux avec actes	37
CN : Communications dans des Colloques Nationaux avec actes	9

Table des matières

1 Curriculum Vitae	10
2 Activités d'enseignement.....	11
3 Domaine de recherche.....	12
4 Encadrement de stage et co-encadrement de thèse	14
5 Projets et contrats	16
6 Accès aux données	18
7 Fonctions d'intérêt collectif	19
8 Liste des publications.....	21
Annexe A : Répartition des enseignements	26
Annexe B : Projet MEGATOR	27

2 Activités d'enseignement

J'ai commencé mon activité d'enseignement durant ma thèse, comme vacataire pendant trois ans à l'Université de Cergy-Pontoise en DEUG et Licence de Physique dans la discipline Informatique. J'ai également enseigné deux ans en école d'ingénieurs à l'ENSTA et à l'ENST dans des modules de Traitement d'Images. Recruté à l'Université de Savoie en septembre 1998 comme Maître de conférences en 61^{ème} section, j'effectue mes enseignements à l'Ecole Supérieure d'Ingénieurs d'Annecy (ESIA) qui devient Polytech'Savoie à la rentrée 2006. Mon service se répartit entre les disciplines Mathématiques, Informatique et celle intitulée à l'ESIA « Signal-Image » dont j'ai la responsabilité depuis septembre 1999.

En traitement du signal (639 H. éq. TD), j'ai enseigné en cours, TD et TP l'analyse des signaux continus et discrets (représentations temporelles et fréquentielles des signaux déterministes et aléatoires, filtrage linéaire, analyse spectrale...). J'ai fait évoluer les travaux pratiques en introduisant des cartes d'acquisitions National Instrument et le logiciel LabView. J'ai également participé au lancement du programme EDEN-3 (Enseignement à Distance en Ecole d'ingénieurs 3^{ème} année) piloté par l'Institut Supérieur des Techniques Avancées de Saint-Etienne (ISTASE). Ce dispositif permet à des étudiants de différentes écoles d'effectuer leur 3^{ème} année en entreprise tout en terminant leur formation par télé-enseignement¹. Avec Philippe Bolon, nous proposons depuis la rentrée 2001 un module de Traitement Numérique du Signal suivi par des élèves de l'ISTASE et de l'ESIA, qui comprend des supports de cours, des exercices et une réalisation pratique sous Matlab. L'évaluation est réalisée par visio-conférence et partage d'application [CN-Trou-01b].

En traitement d'images (480 H. éq. TD), j'ai participé aux TD et TP de vision du DESS Automatique, Génie Industriel et Productique et de 3^{ème} année dans la spécialité Automatique Informatique Industrielle (AII). J'ai monté un cours en 3^{ème} année de la spécialité Physique Appliquée et Instrumentation (PAI) destiné à enseigner les méthodes de bases du traitement d'images (filtrage, transformations orthogonales, détection de contours, segmentation/classification et morphologie mathématique). J'ai également fait évoluer les sujets de TP qui utilisent la bibliothèque images de LabView [CN-Trou-99a] et introduit l'utilisation du logiciel ENVI pour aborder le traitement d'images multi-spectrales et les méthodes de classification automatiques et supervisées.

En mathématiques (504 H. éq. TD), j'ai participé à l'ensemble des enseignements de tronc commun de l'ESIA en assurant des TD dans les 5 modules de 1^{ère} et 2^{ème} année (1 module équivaut à 3 ECTS avec 18 h de cours et 18 h de TD) qui couvrent l'algèbre linéaire, les transformations linéaires, l'analyse vectorielle, les probabilités et statistiques et des notions d'analyse numérique. J'ai également la responsabilité d'un cours intitulé « Mathématiques du Signal » en 2^{ème} année des spécialités AII et PAI. J'y enseigne la théorie des distributions, l'échantillonnage des signaux et les transformations utilisées en traitement numérique du signal : transformée en Z, transformée de Fourier continue et discrète.

En génie informatique (304 H. éq. TD), mes enseignements ont essentiellement porté sur l'algorithmie, le langage C et la programmation graphique sous LabView, avec également des travaux pratiques sur les réseaux locaux (VAN/CAN).

Dans ces disciplines, j'encadre aussi des projets d'élèves (Travaux Personnels Encadrés (TPE), projets 120 h ...) et participe aux suivis et soutenances de stages. Je fais partie des jury de 2^{ème} et 3^{ème} année de la spécialité PAI. Enfin, en tant que responsable de la discipline « Signal-Image », je veille à la cohérence et la répartition des enseignements ainsi qu'à

¹ <http://dossier.univ-st-etienne.fr/istase/www/FRA/Eden3/Presentation.html>

l'évolution des programmes (réforme, fusion ESIA/ESIGEC...) et des moyens pédagogiques (matériels de TP, supports de cours...).

Les volumes horaires dans les différentes disciplines sont détaillés dans l'annexe A. Bénéficiant d'une prime d'encadrement doctorale et de recherche (PEDR) depuis octobre 2002, mes enseignements se sont concentrés sur les disciplines Signal, Images et Mathématiques pour lesquelles j'ai été recruté. Durant l'année 2005-2006, j'ai effectué un demi-service en raison d'un congé pour recherche ou conversion thématique (CRCT) demandé afin d'être plus disponible pour l'avancement du projet MEGATOR (cf. Annexe B).

3 Domaine de recherche

Mon activité de recherche s'est développée au sein de l'équipe intitulée « Traitement de l'Information » dans la structuration actuelle du LISTIC. Cette équipe s'intéresse aux travaux sur les méthodes de fusion d'informations, avec des approches essentiellement issues de la théorie des ensembles flous, et des champs applicatifs variés tels que la performance industrielle, l'analyse des films d'animation ou la télédétection. Mes travaux se situent au niveau de ce dernier champ et portent sur **le filtrage, l'extraction et la fusion d'informations en imagerie radar multi-composantes**. Ils se sont concentrés sur les méthodes de traitement dédiées à trois types de données RSO (Radar à Synthèse d'Ouverture) : les séries d'images multi-temporelles, les données interférométriques et les données polarimétriques interférométriques (Pol-InSAR).

Du point de vue méthodologique, la démarche proposée se décompose en deux étages : un étage amont de rehaussement de l'information qui transforme les données initiales en un ensemble de paramètres/attributs fiables et discriminants, suivi d'un étage aval de fusion d'informations qui permet de combiner les paramètres sélectionnés en intégrant des informations complémentaires et de la connaissance liées au domaine d'application. L'étage amont comprend des travaux sur le filtrage du speckle et l'évaluation de performance, l'amélioration de l'estimation de la cohérence en interférométrie et des matrices de cohérence en polarimétrie et enfin la détection de structures spatio/temporelles. L'étage aval est réalisé en privilégiant le rôle de l'utilisateur final au travers d'un système de fusion interactif à base de règles floues ou de méthodes spécifiques aux besoins de l'application (développement de phase, suivi d'objet...).

Du point de vue thématique, les méthodes développées ont été mises en œuvre sur des problématiques liées à la détection de changement, notamment dans les zones tropicales humides et au suivi de l'évolution des glaciers alpins.

Sur les données d'amplitude multi-temporelles, mes travaux ont démarré dans le cadre de l'Action Concertée « Multi-dates » du projet « Radar à Ouverture Synthétique » (GdR ISIS / PNTS 1998) et ont conduit au développement de méthodes de filtrage « multi-dates » originales considérant les données comme un volume où l'axe temporel joue un rôle privilégié [CI-Colt-00], [RI-Ciuc-01]. Ces travaux en collaboration avec le laboratoire Géomatériaux de l'Institut Francilien de Géosciences (Université de Marne-la-Vallée) se sont poursuivis avec le coencadrement de la thèse de Yoann Chambenoit soutenue en décembre 2004. Ils ont permis une évaluation de méthodes de filtrage avec d'une part des critères statistiques étendus au cas multi-temporel et d'autre part des critères liés aux besoins de la photo-interprétation [RI-Trou-03]. Ils ont également permis de développer et de tester des méthodes de segmentation par contours actifs multi-temporels avec différentes stratégies de fusion selon la nature des objets recherchés [CI-Cham-04]. Nous avons également développé au travers de la thèse de Florentin Bujor, soutenue en juillet 2004, une stratégie de détection de changements dans les séries d'images RSO en proposant un ensemble d'attributs révélateurs de la présence de

structures spatiales ou de variabilité temporelle. La fusion de ces attributs par des méthodes floues interactives permet à l'utilisateur de détecter simultanément les discontinuités spatiales et temporelles présentes dans les piles d'images [RI-Bujo-04].

Sur les données interférométriques, nous nous sommes attaqués au difficile compromis entre la préservation de l'information spatiale et la réduction de la variance de l'estimation de la phase et de la cohérence, qui nécessite un nombre d'échantillons d'autant plus important que la cohérence est faible. Les travaux réalisés sur les voisinages adaptatifs ont abouti au développement d'une méthode originale qui combine une croissance de région guidée par les informations d'amplitude et une compensation de la partie déterministe de la phase basée sur l'estimation des fréquences locales. En garantissant ainsi la stationnarité du signal sur la fenêtre d'estimation de la corrélation complexe, la méthode proposée permet d'obtenir de très bons résultats en terme de réduction de biais et de variance d'estimation tout en préservant les contours dans des données satellitaires classiques (couples ERS) [RI-Vasi-04].

Sur les données polarimétriques et polarimétriques interférométriques (Pol-InSAR), nous avons étendu les travaux précédents en combinant les canaux d'intensité pour déterminer des voisinages homogènes. Les travaux menés sur ce type de données dans la thèse de Gabriel Vasile ont montré l'apport de cette approche, combinée ou non avec une estimation LLMMSE (Locally Linear Minimum Mean Square Error) des matrices de cohérence, pour calculer de façon fiable des paramètres polarimétriques correspondant à différentes décompositions (entropie, α ...) [RI-Vasi-06]. La préservation de la haute résolution des données aéroportées ainsi traitées (E-SAR, RAMSES, simulations RadarSat-2...), et la richesse de l'information polarimétrique permettent d'aboutir à des classifications automatiques des différents types de rétrodiffusions. L'évaluation de performance et l'exploitation des résultats se heurtent actuellement au manque d'informations terrains sur les données disponibles. Les données polarimétriques attendues d'une campagne aéroportée E-SAR réalisée sur le glacier d'Argentière devraient nous permettre de poursuivre ces travaux sur un site où l'on dispose de mesure in-situ et d'un ensemble de données complémentaires.

Les travaux sur les images radar de glaciers alpins ont démarré en 2003 en collaboration avec Michel Gay (CEMAGREF Grenoble puis LIS INPG) par le filtrage et le développement de phase d'interférogrammes différentiels mesurant le déplacement de glaciers situés dans le massif du Mont-Blanc. L'existence d'une importante masse de données (archives de photographie aérienne et couples ERS interférométriques) et l'intérêt scientifique du suivi des glaciers par télédétection nous ont amenés à étendre cette collaboration en proposant le projet MEGATOR (Mesure de l'Evolution des Glaciers Alpins par Télédétection Optique et Radar, cf. Annexe B). Ce projet est actuellement financé par une ACI Masse de données et regroupe les compétences de quatre laboratoires en interférométrie radar, en photogrammétrie, en traitement d'images et en fusion d'informations [CI-Trou-05]. Il a pour objectif de développer des méthodes de traitement des données optiques et RSO et des systèmes de fusion d'informations pour aboutir à une information plus robuste, de plus haut niveau et exploitable par les scientifiques du domaine de la glaciologie ou des services techniques liés à l'aménagement et la surveillance du territoire.

Actuellement, mon activité se concentre sur l'**avancement du projet MEGATOR** dont j'ai la responsabilité scientifique, en particulier sur le traitement des données RSO et la fusion avec les informations issues des données optiques pour caractériser les évolutions glaciaires. Les thèses de Gabriel Vasile et d'Ivan Pétillet démarrées respectivement en octobre 2004 et 2005 ont pour objectif de proposer des méthodes adaptées aux spécificités des glaciers tempérés (fort relief, déplacements importants, évolutions saisonnières...). Nous nous intéressons en particulier aux méthodes qui permettront d'exploiter les potentialités nouvelles (ou de contourner les difficultés...) liées à l'amélioration de la résolution et à l'apport de la

polarimétrie. La thèse de Gabriel Vasile a permis d'exploiter l'ensemble des interférogrammes ERS en notre possession tout en préparant le terrain pour les futures données polarimétriques ou haute résolution. Celle d'Ivan Pétillot a démarré en octobre 2005 sur la problématique du passage entre géométrie sol et géométrie radar pour l'utilisation conjointe de données géoréférencées et de données RSO et s'orientera vers les méthodes de fusion d'informations pour la prévision du risque.

Ces travaux se sont accompagnés en 2005 de la **soumission de nouveaux projets** en réponse aux appels d'offres pour obtenir des données des satellites Japonais (ALOS), Allemand (TerraSAR-X) et Canadiens (RadarSAT-2) lancés en 2006-2007. Nous avons également proposé à l'agence aérospatiale allemande (DLR) une collaboration avec le projet MEGATOR pour acquérir des données Pol-InSAR aéroportées à l'aide du système E-SAR. Ces données sont cruciales pour poursuivre les travaux sur l'observation des glaciers par télédétection en exploitant le potentiel de la nouvelle génération d'images satellitaires, optiques ou radar haute résolution ou pleinement polarimétriques. Les réponses ayant toutes été positives, nous devrions ainsi progressivement rassembler sur le site test « Chamonix Mont-Blanc » des jeux de données polarimétriques et interférométriques dans différentes bandes (X, C, L, P), permettant de faire des avancées significatives sur l'analyse des images RSO des zones de neige et de glace. Ces nouvelles données et l'expérience acquise au travers des travaux précédents, aussi bien en détection de structures spatio-temporelles qu'en traitement de données Pol-InSAR, permettront d'améliorer l'étape d'extraction d'informations telles que les champs de vitesse, la présence de poches d'eau ou le retrait des langues terminales. Les problèmes liés à la fusion des différentes sources d'informations et à la gestion des incertitudes pourront alors être abordés pour aboutir à une modélisation complète de l'évolution de certains glaciers, notamment pour la gestion du risque d'origine glaciaire.

4 Encadrement de stage et co-encadrement de thèse

Depuis mon arrivé à l'Université de Savoie (UdS) en 1998 (au LAMII devenu LISTIC fin 2002), j'ai participé au co-encadrement de quatre thèses à hauteur de 50%, dont deux en cours et deux soutenues en 2004. Dans les premières années j'ai également été associé aux travaux de deux doctorants (orientations, publications, manuscrit et jury de thèse). Le bilan des publications communes avec ces doctorants est présenté Tableau 1.

J'ai également encadré trois stages de DEA et quatre stages de fin d'études d'ingénieurs. La discipline du « Traitement d'images » étant peu enseignée (pas du tout certaines années) au niveau DEA/Master à l'Université de Savoie, la plupart des étudiants proviennent de l'Université Polytechnique de Bucarest (UPB) grâce à une collaboration étroite avec le Professeur Buzuloiu, directeur du laboratoire d'analyse et traitement d'images (LAPI).

Nom	Type de thèse, encadrement	Début – Fin	RI	CI	CN
I. Pétillot	Alloc. Ministère UdS, co-encadr. 50%	10/05 -	-	2	-
G. Vasile	Cotutelle UdS / UPB, co-encadr. 50%	10/04 -	2	7	-
F. Bujor	Cotutelle UdS / UPB, co-encadr. 50%	01/01 - 07/04	1	5	2
Y. Chambenoit	Alloc. Ministère UMLV, co-encadr. 50%	10/01 - 12/04	1	2	1
M. Ciuc	Cotutelle UdS / UPB	10/98 - 05/02	2	2	-
V.-P. Onana	Cotutelle UMLV / Univ. Yaoundé	10/98 - 11/01	2	2	-

Tableau 1 : Co-encadrement / participation à des travaux de thèse - Publications

4.1 Bilan des encadrements de doctorants

Thèses en cours (co-encadrement à 50% avec Philippe Bolon) :

Yvan Petillot, « *Méthodes intelligentes et coopératives de fusion d'informations pour la gestion du risque* », Université de Savoie, 10/05-...

Publications : 2 CI : [Jule-06b, Vasi-06b] ;

Gabriel Vasile, « *Traitement des images radar polarimétriques et interférométriques – Application au suivi des glaciers* », Cotutelle Université de Savoie – Université Polytechnique de Bucarest, 10/04-...

Publications : 2 RI : [Vasi-06, Vasi-04a] ;

7 CI : [Jule-06b, Vasi-06b, Trou-05, Vasi-05b, Vasi-05a, Vasi-04b, Bous-04].

Thèses soutenues (co-encadrement à 50%) :

Florentin Bujor, « *Extraction-fusion d'informations en imagerie radar multi-temporelle* », Cotutelle Université de Savoie – Université Polytechnique de Bucarest, 01/2001-07/2004

Jury : C. Burileanu (P), J.-M. Becker (R), A. Serbanescu (R), V. Buzuloiu (D), Ph. Bolon (D), E. Trouvé (Co-D)

Publications : 1 RI : [Bujo-04] ;

5 CI : [Bujo-03a, Bujo-03b, Bujo-02, Stan-02, Bujo-01a] ;

2 CN : [Bujo-03c], [Bujo-01b] (prix AFIA de la meilleure contribution).

Yoann Chambenoit, « *Approches interactives pour l'analyse des images RSO multi-temporelles* », Université de Marne-la-Vallée, 10/2001-12/2004

Jury : K. Chehdi (P, R), J.-P. Deroin (R), J.-P. Rudant (D), E. Trouvé (Co-D), J. Bruniquel (E)

Publications : 1 RI : [Trou-03] ;

2 CI : [Cham-04, Cham-03a] ;

1 CN : [Cham-03b].

Participation à des thèses (sans co-encadrement) :

Mihai Ciuc, « *Traitement d'images multi-composantes : application à l'imagerie couleur et radar* » cotutelle UdS / Université Polytechnique de Bucarest, soutenue à Bucarest le 20/05/02.

Jury : M. Dragulinescu (P), J.-L. Lacoume (R), A. Serbanescu (R), V. Buzuloiu (D), Ph. Bolon(D), E. Trouvé (E)

Publications : 2 RI : [Ciuc-01, Vasi-04a] ;

2 CI : [Ciuc-00, Ciuc-02b].

Vincent-de-Paul Onana, « *Système d'aide à l'extraction automatique d'informations géographiques dans les images radar à synthèse d'ouverture* », cotutelle Université de Marne-la-Vallée / Ecole Polytechnique de Yaoundé, Cameroun, soutenue à Yaoundé le 26/11/01.

Jury : M. Tchunte (P), O. Awono (R), Ph. Bolon (R), J.-P. Rudant (D), E. Tonyé (D), M. Fouda (E), G. Mercier (E), E. Trouvé (E)

Publications : 2 RI : [Onan-03, Onan-04] ;

2 CI : [Onan-00, Onan-01]

4.2 Bilan des encadrements de stages

Stages de DEA

2004 : Gabriel Vasile, « *Multiple sources information fusion. Application to alpine Mont-Blanc glacier monitoring* », DEA « Image, Formes et Intelligence Artificielle », Université Polytechnique de Bucarest

2003 : Filip Florea, « *Fusion d'informations par Machine à Vecteurs de Support* », DEA « Automatique Industrielle », Université de Savoie

2000 : Florentin Bujor, « *Détection de changements dans les images RSO* », DEA « Automatique Industrielle », Université de Savoie

Stage de fin d'études d'ingénieur

2005 : Andreea Julea, « *Transformation et simulation d'images en géométrie Radar à Synthèse d'Ouverture* », Faculté d'Électronique, Télécommunications et Technologie de l'Information, Université Polytechnique de Bucarest

2003 : Gabriel Vasile, « *Interferometric and Polarimetric SAR Image Processing* », Faculté d'Ingénierie en Langues Etrangères, Génie Electrique et Sciences de l'Ordinateur, Filière Anglophone, Université Polytechnique de Bucarest

2002 : Filip Florea, « *Evaluation de performances en filtrage et classification de données RSO multi-temporelles* », Faculté d'Électronique, Télécommunications et Technologie de l'Information, Université Polytechnique de Bucarest

2001 : Stefan Stancu, « *Fusion floue d'attributs pour la détection de routes en imagerie RSO* », Faculté d'Électronique, Télécommunications et Technologie de l'Information, Université Polytechnique de Bucarest

5 Projets et contrats

Je suis intervenu dans 7 projets de recherche dont 5 comme responsable scientifique et 4 contrats industriels dont 1 comme responsable (cf. Tableau 2). Leur contenu et les collaborations sont brièvement décrits ci-dessous.

Organisme/société	Nature	Objet/titre	Rôle*	Déb.	Fin
CNRS – STIC	ACI Masse de données	Projet MEGATOR	Resp.	09/04	08/07
CNRS – STIC	GdR ISIS	Proj. CACHANT : détect. de changement	Co-res.	09/05	12/06
Université de Savoie	Projet BQR	Images / mesures laser pour les glaciers	Resp.	01/05	12/05
Université de Savoie	Projet BQR	Fusion appliquée aux images de glaciers	Resp.	01/04	12/04
CNRS – INSU	Projet PNTS	Données multi-dates / interférométriques	Resp.	01/02	12/02
CNRS SPI / INSU	Projet GdR ISIS / PNTS	RSO – Action concertée « multi-dates »	Part.	09/98	12/00
Université de Savoie	Projet BQR	Soutien à l'activité «imagerie radar»	Resp.	01/99	12/99
Sté Téfal via THESAM	Contrat de recherche	Analyse d'images	Part.	05/05	09/05
CEGN (DGA)	Contrat de recherche	Mise A Jour Optique et Radar	Part.	07/00	12/01
Société Salomon	Formation/expertise	Traitement du signal	Part.	09/01	09/01
Société Salomon	Contrat de recherche	Analyse vibratoire	Resp.	02/00	05/00

* Responsabilité scientifique / Participation

Tableau 2 : Activité de recherche - Projets et contrats

5.1 Projets

- **2004-2007 : Responsable scientifique de l'Action Concertée Incitative (ACI) Masse de données** « *MEGATOR : Mesure de l'Evolution des Glaciers Alpains par Télédétection Optique et Radar - Des Archives à ORFEO* », collaborations avec le LIS (*Laboratoire des Images et des Signaux*) – INP Grenoble (resp. Michel Gay), le LTCI (*Laboratoire Traitement et Communication de l'Information*) – ENST (resp. Jean-Marie Nicolas) et l'équipe MAP-PAGE (*Photogrammétrie Architecturale et GEomatique*) – INSA Strasbourg (resp. Pierre Grussenmeyer).

Développements méthodologiques pour la surveillance des glaciers par fusion d'informations extraites de données optiques et radar actuelles (aéroportées, ERS...) et des futures données satellitaires haute résolution (Pleïade HR, Cosmos-SkyMed...); <http://www.lis.inpg.fr/megator>; Projet détaillé dans l'Annexe B [CI-Trou-05].

- **2005-2006 : Co-Responsable scientifique de l'action thématique** « *CACHANT : Cartographie de CHangements Naturels par Télédétection* » du GdR ISIS, collaboration avec l'Institut Fresnel – Ecole Centrale de Marseille (Stéphane Derrode, co-responsable), les laboratoires TAMCIC (*Traitement Algorithmique et Matériel de la Communication, de l'Information et de la Connaissance*) – Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Bretagne (Grégoire Mercier), CITI (*Communication, Image et Traitement de l'Information*) – Institut National des Télécommunications (Anabelle Joannic-Chardin), LIS – INPG (Michel Gay et Jocelyn Chanussot) et le CNES (Jordi Inglada).

Projet visant à promouvoir les méthodes et applications de la détection de changements temporels en imagerie satellitaire. Recueil et diffusion de bases de données, organisation de journées GdR couplées avec l'action « Multi-composantes ».

- **2005 : Responsable scientifique du projet BQR** « *Etude de la complémentarité imagerie satellitaire – mesures laser pour l'observation des glaciers* »,

Projet destiné à élargir au niveau international les collaborations sur les méthodes d'observation des glaciers alpins en vue du montage d'un projet européen qui regrouperait des spécialistes de différentes sources d'informations.

- **2004 : Responsable scientifique du projet BQR** « *Fusion d'informations multi-sources - Application à l'analyse d'images de glaciers alpins* ».

Démarrage de la collaboration avec Michel Gay, CEMAGREF Grenoble puis LIS – INPG, à l'origine du projet MEGATOR, traitement des données d'interférométrie différentielle (Tandem ERS + MNT), filtrage et développement de phase [CI-Bous-04].

- **2002 : Responsable scientifique du projet PNTS** « *Imagerie RSO multi-temporelle : estimation de cohérence et extraction automatique d'informations spatio-temporelles* » ; collaboration avec le LTCI – ENST (Jean-Marie Nicolas) et le Laboratoire Géomatériaux – Université de Marne-la-Vallée (Jean-Paul Rudant et Nicolas Classeau).

Développement de méthodes de filtrage et de détection de changements dans les données multi-dates (intensité) et interférométriques (phase et cohérence), application et évaluation sur des thématiques telles que la détection des abattis et la cartographie des bollons à l'embouchure de fleuves [RI-Trou-03], [RI-Onan-03], [RI-Bujo-04], [RI-Vasi-04].

- **1998-2000 : Participation à l'action concertée** « *Données Multi-dates* » du projet « *Radar à Synthèse d'Ouverture* » du GdR ISIS soutenu par le PNTS, responsabilité Henri

Maître, ENST ; Action coordonnée conjointement par Philippe Bolon, LAMII (LISTIC depuis) – Université de Savoie et Jean-Paul Rudant, Laboratoire Géomatériaux – Université de Marne-la-Vallée.

Participation conjointe d'équipes de thématiciens et de traiteurs d'images permettant la prise en compte des besoins réels et des contraintes d'une utilisation en phase d'exploitation (influence sur le paramétrage des opérateurs et sur la définition d'indicateurs de performance appropriés). Mise en évidence des besoins méthodologiques liés au traitement des séries d'images, notamment dans le domaine du filtrage et de la détection de changements [CI-Colt-00], [CI-Ciuc-00].

- **1999 : Responsable scientifique du projet BQR** « *Soutien à l'activité Imagerie Radar* ».

Projet interne à l'université de Savoie qui a permis de financer le démarrage de l'activité sur des données de télédétection (renforcement du parc informatique, achat du logiciel ENVI...).

5.2 Contrats

- **2005 : Participation au contrat** « Analyse d'images » pour la société Téfal via l'organisme de transfert technologique THESAM, responsable Philippe Bolon,

Sujet confidentiel, 1 semaine équivalent temps plein.

- **2000-2001 : Participation au projet MAJOR** « *Mise à Jour Optique et Radar* », étude financée par la DGA (Délégation Générale pour l'Armement), responsabilité Jean-Paul Rudant, Université de Marne-la-Vallée.

Etude ayant pour objectif de fournir une synthèse et des études de cas sur le potentiel de données satellitaires pour la mise à jour de cartes géographiques, en particulier dans les pays tropicaux. Réalisation de deux études méthodologiques intitulées :

- *Fusion floue d'attributs pour la détection des routes en imagerie radar à ouverture synthétique* [CI-Stan-02]
- *Détection de structures linéaires dans les images radar à synthèse d'ouverture : Application à l'extraction de segments de voiries en milieu tropical humide forestier en vue de la mise à jour de cartes* [RI-Onan-04]

- **2000 : Responsable scientifique du contrat de recherche** « *Analyse vibratoire* » pour la société Salomon.

Simulation, acquisition et dépouillement de signaux de vibrations de ski (1 mois équivalent temps plein), suivi d'une action de formation/expertise sur l'analyse spectrale en 2001 (1 journée).

6 Accès aux données

L'accès aux données est dans le domaine de la télédétection un des enjeux majeurs pour développer et publier de nouvelles méthodes. Durant les premières années, nous avons essentiellement travaillé sur des données fournies par l'ESA au travers de projets sur la Guyane et le Cameroun portés par l'équipe de Jean-Paul Rudant (Université de Marne-la-Vallée). Les travaux sur les glaciers alpins ont pu démarrer grâce à un premier jeu de données ERS acquis par Michel Gay (LIS INP Grenoble). Afin d'asseoir les méthodes et les résultats

sur un ensemble d'images radar plus important et avoir accès aux données de la nouvelle génération de satellite radar lancés en 2006, j'ai depuis déposé plusieurs projets en tant que PI (Principal Investigator) auprès de différentes agences spatiales :

- Projet ESA Cat.1 #3525, accepté en avril 2006 : 6 nouveaux couples ERS tandem, 7 données et 4 programmations ENVISAT sur le site test « Chamonix Mont-Blanc ».
- Réponse à l'appel d'offre TerraSAR-X (proposition [MTH0232](#)) retenue par l'agence spatiale allemande (DLR) : données RSO bande X, Dual polarisation / haute résolution, interférométrie à 14 jours, 42 scènes attendues.
- Réponse à l'appel d'offre RadarSAT-2 (proposition SOAR # 3399) retenue par l'agence spatiale canadienne (CSA) : données RSO bande C Pol-InSAR (pleinement polarimétriques et interférométriques), données haute résolution, 10 scènes attendues.
- Réponse à l'appel d'offre ALOS-ADEN (proposition # 3638) retenu par l'ESA et l'agence) pour des données du satellite Japonais ALOS lancé en janvier 2006, données optiques stéréoscopiques (PRISM) et RSO bande L polarimétriques (PALSAR).

A ces projets s'ajoute une proposition de collaboration au DLR pour l'acquisition d'images RSO aéroportées (E-SAR) multi-bandes, pleinement polarimétriques et interférométriques sur le glacier d'Argentière qui a retenu leur attention et abouti à une première campagne réalisée en octobre 2006.

Ces projets ont tous reçu une réponse favorable pour deux raisons principales : d'une part l'intérêt de la problématique de l'observation des glaciers par imagerie radar, tant du point de vue thématique que du point de vue méthodologique, et d'autre part l'existence du projet MEGATOR et l'expérience en imagerie radar, en photogrammétrie et en fusion d'informations apportée par les 4 équipes partenaires. A terme, la masse de données ainsi réunie sur le site test « Chamonix Mont-Blanc » devrait permettre de lancer des travaux dans plusieurs directions, notamment le traitement de données polarimétriques/interférométriques multi-dates, l'extraction d'information dans les données haute résolution et la fusion d'informations issues de différents modes polarimétriques dans différentes bandes (X, C, L en satellitaire et aéroporté et P en aéroporté).

7 Fonctions d'intérêt collectif

7.1 Responsabilités administratives :

- responsable de la discipline Signal-Image de l'ESIA de 1999
- membre élu au Conseil d'Administration de l'ESIA de 2002 à 2006
- membre élu au Conseil de Laboratoire du LISTIC depuis octobre 2002
- membre titulaire élu à de la Commission de Spécialistes 61^{ème} section de l'Université de Savoie 2001-2004
- membre titulaire nommé de la Commission de Spécialistes 61^{ème} section de l'INPG depuis 2004
- membre élu au Comité d'Action Sociale (CAS) de l'Université de Savoie depuis 2005

7.2 Participation à la relecture d'articles pour les revues :

- IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing
- IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters
- IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics
- Applied Optics – Information Processing
- Canadian Journal of Remote Sensing
- Traitement du Signal

7.3 Participation à des groupes de travail et comités de programme

- Membre du GdR ISIS depuis 1998,
 - o présentations lors de journées [CA-Trou-99c], [CA-Trou-02], [CA-Vasi-04c],
 - o participation à l'AG 2005,
 - o co-responsabilité de l'action thématique CACHANT 2005-2006 (cf. Annexe C), organisation de la journée « Détection de changement », ENST, 4 Avril 2006.
- Participation au groupe de travail « ORFEO – Volet Méthodologique » du CNES,
 - o animation de l'axe « Analyse des données RSO HR bande X » du groupe 2D, 2003
 - o contribution au plan de travail rédigé par Jordi Inglada (CNES), 2005-2006
 - o participation aux réunions, présentation sur la fusion d'informations [CA-Bujo-05].
- Membre du Data Fusion Technical Committee, IEEE Geoscience and Remote Sensing Society depuis 2000 :
 - o participation aux réunions et sessions spéciales lors des congrès IGARSS : [CI-Cham-04], [CI-Stan-02], [CI-Onan-01], [CI-Bujo-01a] ;
 - o mise en ligne d'un jeu de données multi-dates (<http://dfc-grss-ieee.org>, Downloads, GRSS_DFC_0011).
- Membre du comité de programme d'ORASIS (congrès francophone des jeunes chercheurs en vision par ordinateur) en 2003 et 2007.
- Membre du comité de programme (Scientific Committee) du congrès MultiTemp 2007 (Fourth International Workshop on the Analysis of Multitemporal Remote Sensing Images, July 18-20, 2007, Leuven, Belgium, <http://www.biw.kuleuven.be/multitemp2007>).

8 Liste des publications

RI : Articles dans des Revues Internationales avec comité de lecture (10)

- [Nico-06b] **J.-M. Nicolas, G. Vasile, M. Gay, F. Tupin and E. Trouvé**, *SAR processing in the temporal domain: application to direct interferogram generation and mountain glacier monitoring*, Canadian Journal of Remote Sensing, à paraître, 2006
- [Vasi-06] **G. Vasile, E. Trouvé, J.-S. Lee and V. Buzuloiu**, *Intensity-Driven-Adaptive-Neighborhood Technique for Polarimetric and Interferometric SAR Parameters Estimation*, IEEE - Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 44, No. 6, 2006, pp. 1609-1621
- [Bujo-04] **F. Bujor, E. Trouvé, L. Valet, J.-M. Nicolas and J.-P. Rudant**, *Application of Log-cumulants to the Detection of Spatio-temporal Discontinuities in Multi-temporal SAR Images*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 42, No. 10, 2004, pp. 2073-2084
- [Onan-04] **V.P. Onana, E. Trouvé, G. Mauris, J.-P. Rudant and E. Tonyé**, *Detection of linear features in synthetic-aperture radar images by use of the localized Radon transform and prior information*, Applied Optics, Vol. 43, No. 2, 2004, pp. 264-273
- [Vasi-04] **G. Vasile, E. Trouvé, M. Ciuc and V. Buzuloiu**, *General Adaptive Neighborhood Technique for Improving SAR Interferometric Coherence Estimation*, Journal of Optical Society of America (JOSA-A), Vol. 21, No. 8, 2004, pp. 1455-1464
- [Onan-03] **V.P. Onana, E. Trouvé, G. Mauris, J.-P. Rudant and E. Tonyé**, *Linear Features Extraction in Rain Forest Context From Interferometric SAR Images by Fusion of Coherence and Amplitude Information*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 41, No. 11, 2003, pp. 2540-2556
- [Trou-03] **E. Trouvé, Y. Chambenoit, N. Classeau and Ph. Bolon**, *Statistical and Operational Performance Assessment of Multitemporal SAR Image Filtering*, IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, Vol. 41, No. 11, 2003, pp. 2519-2530
- [Ciuc-01] **M. Ciuc, Ph. Bolon, E. Trouvé, V. Buzuloiu, and J.-P. Rudant**, *Adaptive-Neighborhood Speckle Removal in Multitemporal SAR Images*, Applied Optics, Vol. 40, n°. 32, 2001, pp. 5954-5966
- [Trou-98] **E. Trouvé, J.-M. Nicolas, and H. Maître**, *Improving phase unwrapping techniques by the use of local frequency*, IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing, Vol. 36, n°. 6, 1998, pp. 1963-1972
- [Trou-96a] **E. Trouvé, M. Caramma, and H. Maître**, *Fringe detection in noisy complex interferograms*, Applied Optics - Information Processing, Vol. 35, No. 20, 1996, pp. 3799-3806

CO : Contributions à Ouvrages (1)

- [Maît-01] **F. Adragna, R. Garello, S. Le Hegarat, A. Lopes, J.-M. Nicolas, E. Trouvé et F. Tupin**, sous la direction de **H. Maître**, *Traitement des images de RSO - Chap. 13 : Développement de franges*, Traité IC2, Hermes Sciences Publications, pp. 281-306, 2001

T : Thèse

- [Trou-96c] **E. Trouvé**, *Imagerie interférentielle en radar à ouverture synthétique*, ENST 96 E 014, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications (ENST), juillet 1996, 261 pages

CI : Communications dans des Colloques Internationaux avec actes (37)

- [Jule-06a] **Julea A., Méger N., Trouvé E.**, *Sequential patterns extraction in multitempora satellite images*, 17th European Conference on Machine Learning and 10th European Conference on Principles and Practice of Knowledge Discovery (ECML/PKDD 2006), Berlin, Germany, Sept. 2006, pp. 94-97
- [Jule-06b] **Julea A., Vasile G., Petillot I., Trouvé E., Gay M., Nicolas J.M., Bolon Ph.**, *Simulation of SAR Images and Radar Coding of Georeferenced Information for Temperate Glacier Monitoring*, Optimization of Electrical and Electronic Equipments (OPTIM 06), Brasov, Romania, May 2006, pp. 175-180

- [Jule-06c] **Julea A., Méger N., Trouvé E.,** *On Mining METEOSAT and ERS Multitemporal Images* Proc. of the 4th ESA-EUSC 2006 Conference on Image Information Mining for Security and Intelligence, Madrid, Spain, (accepté), Nov. 2006
- [Vasi-06b] **Vasile G., Petillot I., Julea A., Trouvé E., Bolon Ph., Bombrun L., Gay M., Landes T., Grussenmeyer P., Nicolas J.-M.,** *High Resolution SAR Interferometry: influence of local topography in the context of glacier monitoring*, IEEE Geoscience And Remote Sensing Symposium (IGARSS 06), Denver, USA, July 2006
- [Onan-05] **V.P. Onana, G. Mauris and E. Trouvé,** *Fuzzy techniques based flooding hazard measurement using remote sensing image attributes*, IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference (IMTC 05), CD-ROM , Ottawa, Canada, May 2005, 4 pages
- [Trou-05] **E. Trouvé, G. Vasile, M. Gay, P. Grussenmeyer, J.-M. Nicolas, T. Landes, M. Koehl, J. Chanussot and A. Julea,** *Combining Optical and SAR Data to Monitor Temperate Glaciers*, IEEE Int. Geoscience And Remote Sensing Symposium (IGARSS 05), Vol. IV, Seoul, Korea, July 2005, pp. 2637-2640
- [Vasi-05a] **G. Vasile, E. Trouvé, M. Gay and J.-M. Nicolas,** *Amplitude-Driven-Adaptive-Neighbourhood Filtering of High-Resolution Pol-InSAR Information*, POLINSAR 2005, European Space Agency, CD-ROM , Frascati, Italy, January 2005, 6 pages
- [Vasi-05b] **G. Vasile, E. Trouvé, M. Ciuc, Ph. Bolon and V. Buzuloiu,** *Intensity-Driven-Adaptive-Neighborhood Technique for PolSAR Parameters Estimation*, IEEE Int. Geoscience And Remote Sensing Symposium (IGARSS 05), Vol. VIII, Seoul, Korea, July 2005, pp. 5509-5512
- [Bous-04] **L. Bousquet, M. Gay, B. Legresy, G. Vasile and E. Trouvé,** *Velocities Field of Mountain Glacier Obtained by Synthetic Aperture Radar Interferometry*, IEEE Int. Geoscience And Remote Sensing Symposium (IGARSS 04), Vol. II, Anchorage, USA, September 2004, pp. 1132-1135
- [Cham-04] **Y. Chambenoit, E. Trouvé, N. Classeau, J.-P. Rudant and Ph. Bolon,** *Different Fusion Strategies to Detect Geographical Objects by Active Contours in Multi-temporal SAR Images*, IEEE Int. Geoscience And Remote Sensing Symposium (IGARSS 04), Vol. I, Anchorage, USA, September 2004, pp. 97-100
- [Onan-04b] **V.P. Onana, E. Trouvé, G. Mauris and J.-P. Rudant,** *Information Fusion Approach for the Appraisal of Hazard Worsening Factors using Remote Sensing data*, IEEE Int. Geoscience And Remote Sensing Symposium (IGARSS 04), Vol. IV, Anchorage, USA, September 2004, pp. 2538-2541
- [Vasi-04b] **G. Vasile, E. Trouvé, M. Ciuc, Ph. Bolon and V. Buzuloiu,** *Improving Coherence Estimation for High-resolution Polarimetric SAR Interferometry*, IEEE Int. Geoscience And Remote Sensing Symposium (IGARSS 04), Vol. III, Anchorage, USA, September 2004, pp. 1796-1799
- [Bujo-03a] **F. Bujor, E. Trouvé, L. Valet and Ph. Bolon,** *Feature detection in multi-temporal SAR images*, 2nd Int. Workshop on the Analysis of Multi-Temporal Remote Sensing Images (Multi-Temp 2003), Ispra, Italy, July 2003, pp. 30-37
- [Bujo-03b] **F. Bujor, J.-M. Nicolas, E. Trouvé and J.-P. Rudant,** *Application of Log-cumulants to Change Detection in Multi-temporal SAR Images*, IEEE Int. Geoscience And Remote Sensing Symposium (IGARSS 2003), Vol. II, Toulouse, France, July 2003, pp. 1386-1388
- [Cham-03a] **Y. Chambenoit, N. Classeau, E. Trouvé and J.-P. Rudant,** *Performance assessment of multitemporal SAR image visual interpretation*, IEEE Int. Geoscience And Remote Sensing Symposium (IGARSS 2003), Vol. VI, Toulouse, France, July 2003, pp. 3911-3913.
- [Onan-03b] **V.P. Onana, E. Trouvé, G. Mauris, J.-P. Rudant and P. Frison,** *Change Detection in Urban Context with Multitemporal ERS-SAR Images by using Data Fusion Approach*, IEEE Int. Geoscience And Remote Sensing Symposium (IGARSS 2003), Vol. VI, Toulouse, France, July 2003, pp. 3650-3652
- [Vale-03] **L. Valet, F. Bujor, G. Mauris, E. Trouvé and Ph. Bolon,** *Multi-temporal SAR image analysis by a 3D graphic tool-based fuzzy fusion*, 6th Int. Conf. on Information Fusion, CD-ROM , Cairns, Australia, July 2003, 6 pages
- [Bujo-02] **F. Bujor, L. Valet, E. Trouvé, G. Mauris and Ph. Bolon,** *An interactive fuzzy fusion system applied to change detection in SAR images*, IEEE International Conference on Fuzzy Systems, Honolulu, USA, May 2002, pp. 932-937
- [Chaa-02] **F. Chaabane, A. Avallone, F. Tupin, P. Briole, E. Trouvé, Y. Trembley, J.-M. Nicolas and H. Maître,** *Improvement of the Tropospheric Correction by Adapted Phase Filtering*, 4th European Conference on Synthetic Aperture Radar (EuSAR 2002), Köln, Germany, June 2002, pp. 361-364

- [Ciuc-02b] **M. Ciuc, E. Trouvé, Ph. Bolon and V. Buzuloiu**, *Amplitude-driven coherence filtering in complex interferograms*, IEEE Int. Geoscience And Remote Sensing Symposium (IGARSS 2002), Vol. VI, Toronto, Canada, June 2002, pp. 3453-3455
- [Stan-02] **S. Stancu, F. Bujor, E. Trouvé, G. Mauris, Ph. Bolon and J.P. Rudant**, *Improving feature extraction in satellite SAR images by an interactive fuzzy fusion of multi-temporal data*, IEEE Int. Geoscience And Remote Sensing Symposium (IGARSS 2002), Vol. I, Toronto, Canada, June 2002, pp. 75-78
- [Bujo-01a] **F. Bujor, L. Valet, E. Trouvé, G. Mauris, N. Classeau, and J.P. Rudant**, *Data Fusion Approach for Change Detection in Multi-temporal ERS-SAR Images*, IEEE Int. Geoscience And Remote Sensing Symposium (IGARSS 2001), Sydney, Australia, Vol. VI, July 2001, pp. 2590-2592
- [Colt-01] **D. Coltuc, E. Trouvé, and Ph. Bolon**, *Bias Correction and Speckle Reduction in Time-Space Filtering of Multi-Temporal SAR Images*, IEEE Int. Geoscience And Remote Sensing Symposium (IGARSS 2001), Sydney, Australia, Vol. VI, July 2001, pp.2625-2627
- [Onan-01] **V.P. Onana, E. Trouvé, G. Mauris, J.P. Rudant, and E. Tonyé**, *Thin linear features extraction in SAR images by fusion of amplitude and coherence information*, IEEE Int. Geoscience And Remote Sensing Symposium (IGARSS 2001), Sydney, Australia, Vol. VII, July 2001, pp. 3012-3014
- [Treb-01] **H. Trebossen, J.-P. Rudant, N. Classeau, B. Fruneau, E. Trouvé, J. Mvogo, V.P. Onana, and E. Tonyé**, *Operational coastal map reactualization by SAR images, examples in French Guiana and in the area of Nouakchott, Mauritania and Douala, Cameroon*, IEEE Int. Geoscience And Remote Sensing Symposium (IGARSS 2001), Vol. VII, Sydney, Australia, July 2001, pp. 3224-3226
- [Trou-01a] **E. Trouvé, N. Classeau, M. Ciuc, D. Coltuc, F. Bujor, Ph. Bolon, and J.P. Rudant.**, *Performance Assessment of Multi-Temporal SAR Image Filtering*, 1st Int. Workshop on the Analysis of Multi-Temporal Remote Sensing Images (Multi-Temp 2001), Trento, Italy, September 2001, pp. 198-205
- [Ciuc-00] **M. Ciuc, Ph. Bolon, E. Trouvé, and H. Trébossen**, *Multitemporal SAR image filtering using 3D adaptive neighborhoods*, EOS/SPIE Symp. on Remote Sensing, Image and Signal Processing for Remote Sensing VI, Vol. 4170, Barcelona, Spain, September 2000, pp. 1-11
- [Colt-00] **D. Coltuc, E. Trouvé, F. Bujor, N. Classeau, and J.P. Rudant**, *Time-Space Filtering of Multitemporal SAR Images*, IEEE Int. Geoscience And Remote Sensing Symposium (IGARSS 2000), Honolulu, USA, Vol VII, July 2000, pp. 2909-2911
- [Onan-00] **V.P. Onana, E. Trouvé, G. Mauris, J.P. Rudant, J. Mvogo Ngon, and E. Tonyé**, *Extraction of linear features in SAR images for geographical maps updating in a tropical forest context*, EOS/SPIE Symp. on Remote Sensing, SAR Image Analysis, Modeling and Techniques III, Vol. 4173, Barcelona, Spain, September 2000, pp. 111-121
- [Beer-99] **S.P. Beerens, S.P. IJsselmuide, C.Volwerk, E. Trouvé, and Y. Doisy**, *Flow noise analysis of towed sonar arrays*, Undersea Defence Technology - Europe, UDT'99, Nice, France, June 1999, pp. 392-397
- [Maît-98a] **H. Maître, J.-M. Nicolas, S. Paquerault, E. Trouvé, and F. Tupin**, *Image processing for SAR image interpretation*, SPIE International Symposium on Multispectral Image Processing (ISMIP'98), Wuhan, China, Vol. 3545, October 1998, pp. 16-23
- [Maît-98b] **H. Maître, E. Trouvé, J.-M. Nicolas, and F. Tupin**, *Signal Processing as a Tool for SAR and ISAR Image Interpretation*, Progress in Electromagnetics Research Symp. (PIERS'98), Nantes, France, July 1998, pp. 546-546
- [Mier-97] **G. van Mierlo, S.P. Beerens, P. Been, Y. Doisy, and E. Trouvé**, *Port/Starboard discrimination by hydrophone triplets in active and passive towed arrays*, Undersea Defence Technology (UDT'97), Hambourg, Germany, June 1997, pp. 176-181
- [Trou-96b] **E. Trouvé, J.-M. Nicolas, and H Maître**, *Noise immune least squares phase unwrapping based on two dimensional frequency estimation*, 3rd Int. Conf. on Signal Processing (ICSP'96), Beijing, China, October 1996, pp. 1191-1194
- [Tupi-96] **F. Tupin, E. Trouvé, X. Descombes, J.-M. Nicolas, and H. Maître**, *Improving IFSAR phase unwrapping by early detection of non-interferometric features*, SPIE - EUROPTO - Satellite Remote Sensing III, Vol. 2958, Taormina, Italy, September 1996, pp. 250-261
- [Trou-95b] **E. Trouvé, and H. Maître**, *Wrapped phase restoration and unwrapping obstacles classification in SAR interferometry*, Retrieval of bio-and geophysical parameters from SAR data for land applications, Toulouse, France, March 1995, pp. 427-437

- [Bard-94] **C. Bardinet, E. Bournet, K. Amatya, P. Rivas, and E. Trouvé**, *The use of SPOT stereo model, Landsat TM and GIS for producing 2-D and 3-D analysis in land-use mapping*, 3rd International Symposium on High Mountain Remote Sensing Cartography (HMRSC III), Mendoza, Argentina, September 1994, pp. 109-126

CN : Communications dans des Colloques Nationaux avec actes (9)

- [Bujo-03c] **F. Bujor, L. Valet, E. Trouvé et J.-M. Nicolas**, *Fusion floue d'attributs pour la détection de changements dans les images RSO*, 19ème colloque sur le traitement du signal et des images (GRETSI'03), Vol. III, Paris, France, septembre 2003, pp. 276-279
- [Cham-03b] **Y. Chambenoit, E. Trouvé, N. Classeau, Ph. Bolon et J.-P. Rudant**, *Filtrage de données RSO multi-temporelles : Evaluation de performance par photo-interprétation*, Colloque "Objectif : Robot Autonome et Système Intelligent Sensoriel" (ORASIS 2003), Gerardmer, France, mai 2003, pp. 93-99
- [Bujo-01b] **F. Bujor, L. Valet, E. Trouvé, G. Mauris et Ph. Bolon**, *Détection de changements dans les images RSO par fusion floue interactive d'informations*, LFA'2001, Mons, Belgique, CEPADUES Editions, pp. 171-178, 2001, **Prix AFIA de la meilleure contribution**
- [Gali-01] **S. Galichet et E. Trouvé**, *Communication entre applications sous LabVIEW*, CETSIS-EEA'2001, Clermont-Ferrand, France, pp. 161-164, 2001
- [Trou-01b] **E. Trouvé, J. Lottin, Ph. Bolon et J. Fayolle**, *Enseignement à distance en école d'ingénieurs 3ème année : mise en oeuvre d'un module de traitement numérique du signal*, CETSIS-EEA'2001, Clermont-Ferrand, France, pp. 353-356, 2001
- [Chan-99] **J. Chanussot, P. Lambert, G. Vidal et E. Trouvé**, *Détection de failles géologiques par traitement morphologique multi-spectral*, GRETSI'99, Vannes, France, vol. 2, pp. 379-382, 1999
- [Trou-99a] **E. Trouvé et Ph. Bolon**, *Enseignements pratiques en traitement d'images : exploration et développement sous LabVIEW*, CETSIS-EEA'99, Montpellier, France, pp. 355-358, 1999
- [Trou-99b] **E. Trouvé, G. Mauris et J.-M. Nicolas**, *Définition et utilisation de mesures de confiance pour la fusion d'estimées fréquentielles multi-échelles*, GRETSI'99, Vannes, France, vol. 4, pp. 945-948, 1999
- [Trou-95a] **E. Trouvé, M. Caramma et H. Maître**, *Analyse et restauration de phase interférométrique en radar à ouverture synthétique*, 15ème Colloque sur le Traitement du Signal et des Images (GRETSI'95), Vol. 1, Juan-les-Pins, France, septembre 1995, pp. 501-504

CA : Communications dans des Ateliers sans acte (14)

- [Nico-06a] **J.-M. Nicolas, F. Tupin, E. Trouvé, Ph. Bolon, T. Landes, P. Grussenmeyer, M. Gay et J. Chanussot**, *Projet MEGATOR : développement d'une synthèse RSO temporelle, application au suivi des glaciers par interférométrie radar haute résolution*, Atelier ACI Masse de données, RFIA, Tours, Janv. 2006
- [Bujo-05] **F. Bujor, G. Vasile, L. Valet, E. Trouvé, G. Mauris et Ph. Bolon**, *Intégration de connaissance experte dans des systèmes de fusion d'informations*, ORFEO Volet Méthodologique, atelier CNES, Paris, France, juin 2005
- [Nico-05a] **J.-M. Nicolas, E. Trouvé, F. Tupin and G. Vasile**, *SAR processing in the temporal domain: application to direct interferogram generation and mountain glacier monitoring*, Advanced SAR Workshop (ASAR 2005), Montreal, Canada, novembre 2005
- [Nico-05b] **J.-M. Nicolas, E. Trouvé, T. Landes and M. Gay**, *Monitoring temperate glacier activity by X band polarimetric SAR interferometry*, TerraSAR-X Second Science Team Meeting, Oberpfaffenhofen, Germany, décembre 2005.
- [Trou-05b] **E. Trouvé, M. Gay, Ph. Bolon, G. Vasile, J.-M. Nicolas, J. Chanussot, P. Grussenmeyer et T. Landes**, *MEGATOR : premiers résultats en photogrammétrie et interférométrie RSO*, Journées PaRI-STIC (Panorama des Recherches Incitatives en STIC), Bordeaux, France, 2005.
- [Vasi-05c] **G. Vasile, E. Trouvé, M. Ciuc, Ph. Bolon, J.-M. Nicolas and V. Buzuloiu**, *SAR polarimetric and interferometric feature estimation: performance assessment of adaptive neighborhood techniques*, Advanced SAR Workshop (ASAR 2005), Montreal, Canada, novembre 2005

- [Bolo-04] **Ph. Bolon, J.-M. Nicolas, M. Gay, G. Vasile and E. Trouvé**, *Optical and SAR monitoring of glacier evolution: high resolution data issues*, Information Extraction and Scene Understanding for Meter Resolution Images, DLR-CNES Workshop, Oberpfaffenhofen, Allemagne, novembre 2004.
- [Bujo-04b] **F. Bujor, G. Vasile, E. Trouvé, Ph. Bolon and V. Buzuloiu**, *Change detection and feature extraction in SAR and Pol-InSAR images*, Information Extraction and Scene Understanding for Meter Resolution Images, DLR-CNES Workshop, Oberpfaffenhofen, Allemagne, novembre 2004.
- [Trou-04a] **E. Trouvé, M. Gay et L. Moreau**, *Application de la télédétection à la surveillance des glaciers alpins*, Amphis Pour Tous Université de Savoie, Annecy, Chambéry, décembre 2004.
- [Trou-04b] **E. Trouvé, G. Vasile, M. Gay et J.-M. Nicolas**, *Mesure de déformations par interférométrie radar satellitaire : application au suivi des glaciers de la Mer de Glace et d'Argentière*, Séminaire Glaciers-LGIT, Université de Savoie, Chambéry, France, février 2004.
- [Vasi-04c] **G. Vasile, E. Trouvé, M. Ciuc et Ph. Bolon**, *Estimation de la cohérence interférométrique en imagerie RSO polarimétrique*, Journées «Imagerie polarimétrique» , GdR ISIS / Ondes, Paris, France, mars 2004.
- [Vasi-03] **G. Vasile, E. Trouvé, M. Ciuc and Ph. Bolon**, *Improving HR SAR interferometric coherence and phase estimation*, Information Extraction and Scene Understanding for Meter Resolution Images, DLR-CNES Workshop, Oberpfaffenhofen, Allemagne, novembre 2003.
- [Trou-02] **E. Trouvé, Y. Chambenoit, N. Classeau, Ph. Bolon et J.-P. Rudant**, *Mesures de performance en filtrage d'images RSO multi-temporelles*, GdR-ISIS - Journée Imagerie Hyperspectrale et Multicomposante, Arcueil, décembre 2002.
- [Trou-99c] **E. Trouvé, P. Lambert, Da. Coltuc, M. Ciuc et Ph. Bolon**, *Action Concertée ``Données Multi-dates" - Aspects Traitement d'Images*, GdR ISIS - Projet "Radar à Synthèse d'Ouverture", Paris, septembre 1999.

Annexe A : Répartition des enseignements

	Filière	Thèse		Maître de conférences										Total heure			Total h. éq. TD														
		93-96	98-99	99-00	00-01	01-02	02-03	03-04	04-05	05-06	Cours	TD	TP																		
S I G N A L	Univ. Savoie Maîtrise EEA		14														14		14												
	Univ. Savoie DESS MIMI		8	8	8	8											16		16	35											
	ESIA, spé. AII+PAI 2 ^{ème} a.		12	14	24	16	28	52	16	28	48	16	28	48	14	28	28	14	28	12	14	14	12			102	168	224	470		
	ESIA/ISTASE – EDEN3								15			15			36			55											120		120
		Total « Traitement du Signal »													118	302	240	639													
I M A G E	ENST – ENSTA, 3 ^{ème} a.	22	15																		22		15							43	
	ESIA, spé. AII+PAI 3 ^{ème} a.			48		48		48	8	36	8	32		8	40	8	20	8	56		32	8	328								275
	Univ. Savoie DESS AGIP		2	12	24		24		24	16	24		16	24		16	24				2	60	144								159
	Univ. Savoie Master ITI													2							2										3
		Total « Traitement d'Images »													58	68	487	480													
M A T H	ESIA tronc commun 1 ^{ère} a.				40		40		36		36		18		36							206									206
	ESIA tronc commun 2 ^{ème} a.		30		24		36		8	16											8	106									118
	ESIA, spé. AII+PAI 2 ^{ème} a.										18	18		18	18		18	18		18	18	72	72								180
		Total « Mathématiques »													80	384		504													
I N F O	Univ. Cergy-P. DEUG-Lic.	200																				200									200
	Univ. Savoie Maîtrise EEA			24																				24							16
	ESIA, spé. AII+PAI 2 ^{ème} a.						48		32		20		24		8										132						88
		Total « Génie Informatique »														200	156	304													
	ESIA stages, projets, TPE		10		10		18	10		23	14						20	4					81	32							102
	Total annuel h. éq. TD	243	198	226	265	285	242	242	232	97	Total h. éq. TD			2029																	
		Total heure Cours TD TP											256	1035	915																

■ Sans objet : lieu, ouverture/fermeture de filière

Annexe B : Projet MEGATOR

Le projet MEGATOR : « *Mesure de l'Evolution des Glaciers Alpains par Télédétection Optique et Radar - Des Archives à ORFEO* » a été soumis à l'appel d'offres ACI Masse de Données 2004 (<http://acimd.labri.fr/>) aujourd'hui intégré à l'ANR. Ce projet dont j'ai la responsabilité scientifique a été retenu et financé à hauteur de 104 K€ pour une durée de trois ans. Il associe quatre laboratoires : le LISTIC (Université de Savoie), le LIS (Laboratoire des Images et des Signaux, INP Grenoble - UMR CNRS 5083), l'Equipe Photogrammétrie Architecturale et GEomatique (INSA de Strasbourg - UMR CNRS 694) et le Laboratoire Traitement et Communication de l'Information (GET Télécom Paris - UMR CNRS 5141). Il a pour objectif de développer à partir des données de télédétection issues d'archives et des nouveaux capteurs (images satellitaires optiques et radar haute résolution) une méthodologie complète de traitement pour mesurer et modéliser les évolutions des glaciers tempérés. Les principaux axes de recherche illustrés figure 2 sont :

1. la réalisation de modèles numériques d'élévation (MNE), d'ortho-images et de MNE différentiels optiques sur une échelle de temps longue (pluriannuelle),
2. la synthèse RSO et la génération d'interférogrammes dans le contexte haute montagne, haute résolution pour des déplacements importants sur une échelle de temps courte (quelques jours),
3. la fusion des deux sources d'information et la gestion des incertitudes, d'une part pour la séparation topographie / déplacement et d'autre part pour la détection et le suivi temporel de structures (rochers, lacs pro/supra glaciaire...).

Une attention particulière est portée sur la validation des résultats qui s'appuie d'une part sur la masse importante de données à traiter pour garantir la robustesse des méthodes et d'autre part sur l'existence de mesures de terrain régulières (balises d'ablation, relevés GPS...) complétées par des mesures réalisées par les équipes du projet.

L'animation du projet se fait en collaboration étroite avec Michel Gay, Ingénieur de recherche CNRS au LIS qui possède une solide expérience de la physique des glaciers. Nous travaillons particulièrement sur l'axe 2 du projet, en aval de la génération des interférogrammes différentiels. Nous avons étudié le potentiel et les limites des traitements nécessaires pour obtenir des champs de vitesse 3D correspondant au déplacement des glaciers à partir de données ERS tandem. Les étapes suivantes ont été mises en œuvre :

- le filtrage de la phase et de la cohérence réalisé par la méthode de voisinage adaptatif,
- le développement de phase réalisé par moindres carrés pondérés en s'appuyant sur la cohérence filtrée et le masquage des glaciers,
- en l'absence de point de raccordement à une zone de vitesse nulle, le calage de l'offset du résultat à l'aide d'une valeur issue de mesure de terrain,
- l'ortho-rectification du résultat et la conversion des vitesses mesurées par l'interférométrie RSO (projection sur la ligne de visée) en vitesses 3D sous l'hypothèse d'un déplacement tangentiel à la surface dans la direction de plus grande pente.

La confrontation des résultats avec des données de terrain et l'étude de plusieurs couples tandem ERS à différentes périodes de l'année permettent de dresser un premier bilan : l'interférométrie RSO différentielle en bande C à 1 jour permet d'obtenir le champ de vitesse à la surface d'un glacier alpin entre octobre en avril, de façon autonome s'il est possible de se raccorder à une zone de vitesse nulle ou en spatialisant un point de mesure in situ. Ces résultats n'ont à notre connaissance jamais été obtenus et publiés sur des glaciers tempérés et constituent une étape importante vers l'utilisation des futures données RSO des satellites lancés en 2006 pour lesquelles nous avons répondu à différents appels d'offre (cf. Section 6).

Mon séjour au LIS en délégation CNRS pendant la dernière année du projet va nous permettre d'approfondir ces travaux sur des données basse résolution (la série d'interférogrammes ERS tandem obtenue sur le projet ESA Cat.1 #3525) et très probablement sur les données haute résolution de la campagne aéroportée E-SAR réalisée avec le DLR sur le glacier d'Argentière en octobre 2006. Nous espérons également que les premières données RSO « nouvelle génération » attendues sur le site « Chamonix Mont-Blanc » nous parviendront avant la fin de cette ACI.

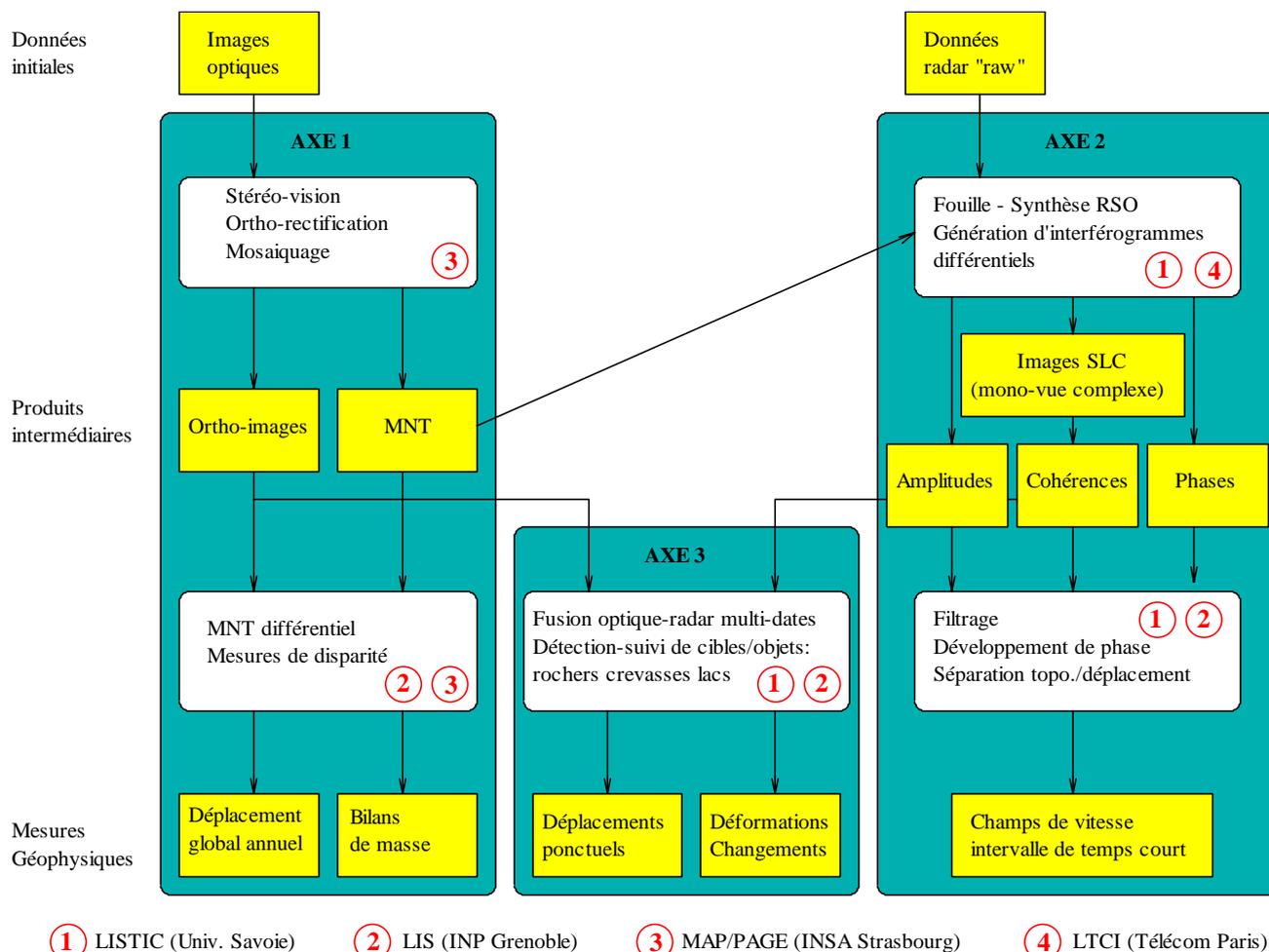


Figure 2 : Axes de recherche et positionnement des équipes

Des informations sont également disponibles sur le site du projet MEGATOR (<http://www.lis.inpg.fr/megator/>) qui servira à terme de point d'entrée pour consulter la base de données (images initiales, mesures in situ, résultats...) que nous constituons progressivement sur les glaciers étudiés.

HABILITATION A DIRIGER DES RECHERCHES

Spécialité : Sciences et Technologies de l'Information

Filtrage, extraction et fusion d'informations en imagerie radar multi-composantes

PARTIE II :

PRESENTATION DES TRAVAUX DE RECHERCHE

Polytech'Savoie

Laboratoire d'Informatique, Systèmes, Traitement de l'Information et de la Connaissance

Université de Savoie



Résumé

Par leur taille, leur complexité et la diversité des informations qu'elles véhiculent, les images radar à synthèse d'ouverture (RSO) constituent un champs d'investigation privilégié pour développer des méthodes de traitement d'images et de fusion d'informations qui facilitent leur analyse. Les travaux présentés dans ce mémoire se positionnent à l'interface entre des développements théoriques et des besoins applicatifs. Les méthodes proposées sont destinées à l'analyse des données RSO multi-composantes de nature homogène, telles que les séries d'images d'amplitude multi-temporelles, ou hétérogène, telles que les données interférométriques (phase, cohérence et amplitude), polarimétriques et polarimétriques interférométriques. Elles reposent sur la prise en compte des spécificités des données et l'intégration d'informations disponibles dans le contexte applicatif.

Du point de vue méthodologique, la démarche proposée se décompose en deux étages : un étage amont de rehaussement de l'information qui transforme les données initiales en un ensemble de paramètres/attributs fiables et discriminants, suivi d'un étage aval de fusion d'informations qui permet de combiner les paramètres sélectionnés en intégrant des informations complémentaires et de la connaissance liées au domaine d'application. L'étage amont comprend des travaux sur la détection de structures spatio/temporelles, le filtrage du speckle et l'évaluation de performance dans les séries d'amplitude multi-temporelles, et sur l'estimation de la cohérence en interférométrie et des matrices de cohérence en polarimétrie. L'étage aval est réalisé par un système de fusion interactif à base de règles floues qui privilégie le rôle de l'utilisateur final ou par des méthodes spécifiques aux besoins de l'application (développement de phase, mesure de paramètres géophysiques...).

Du point de vue thématique, les méthodes développées ont été mises en œuvre sur des problématiques liées à la détection de changement, notamment dans les zones tropicales humides et à l'observation des glaciers alpins par imagerie radar.

Mots-clé : Traitement d'images, filtrage, fusion d'informations, Radar à Synthèse d'Ouverture (RSO), interférométrie, polarimétrie

Abstract

The diversity of the information carried by Synthetic Aperture Radar (SAR) images, their size and their complexity make the development of image processing and information fusion methods necessary to facilitate their analysis. This work is positioned between theoretical results and application requirements. The proposed methods are dedicated to the analysis of multi-channel SAR images, with either homogeneous channels such as multi-temporal amplitude images, or heterogeneous channels such as phase(s), coherence(s) and amplitude(s) of interferometric, polarimetric or polarimetric interferometric (Pol-InSAR) data. They are based on processing techniques which take the data specificity into account and intergrate the information available in the application context.

In terms of methodology, the approach is separated in two stages : the first stage is the enhancement of the information to obtain, from the initial data, reliable and discriminant features or attributs. It is followed by a fusion stage which combines selected features and complementary information or expert knowledge from the application. The first stage includes results in spatial and temporal feature detection, speckle filtering and performance assessment in multi-temporal time series, and results in interferometric coherence and Pol-InSAR coherence matrix filtering. The second stage is performed by a fuzzy rule based fusion method which allows interactivity with the end-user, or by application specific methods such as phase unwrapping or geophysical parameter measurement.

In terms of application, the methods have been applied on specific issues as change detection, especially in tropical humid areas, and temperate glacier monitoring by SAR imagery.

Key words : Image processing, filtering, information fusion, Synthetic Aperture Radar (SAR), interferometry, polarimetry

Table des matières

1	Introduction	35
2	Filtrage multi-temporel	43
2.1	Méthodes de filtrage	44
2.1.1	Approche vectorielle	44
2.1.2	Approche volumique	46
2.1.3	Approche “Temps-Espace”	47
2.2	Evaluation de performances	48
2.2.1	Critères statistiques	50
2.2.2	Critères opérationnels	54
2.3	Conclusion	57
3	Filtrage interférométrique et polarimétrique	59
3.1	Contexte	60
3.1.1	Données interférométriques	60
3.1.2	Données polarimétriques	64
3.1.3	Données polarimétriques interférométriques	67
3.2	Filtrage adaptatif	70
3.2.1	Voisinage adaptatif	71
3.2.2	Combinaison Voisinage / Estimateur	76
3.3	Conclusion	81
4	Extraction d’informations	83
4.1	Attributs de contraste	84
4.1.1	Détection de contours	84
4.1.2	Détection de changements	86
4.2	Attributs de texture	89
4.2.1	Principes	90
4.2.2	Résultats	92
4.3	Conclusion	94
5	Fusion d’informations	97
5.1	Fusion floue interactive	98
5.1.1	Principes	99
5.1.2	Mise en œuvre	101
5.2	Application à l’analyse de données multi-temporelles	105
5.2.1	Fusion d’attributs issus des données	105

5.2.2	Introduction d'informations a priori	107
5.3	Conclusion	109
6	Observation des glaciers tempérés par imagerie RSO	113
6.1	Traitement InSAR D-InSAR - Etage amont	116
6.1.1	Synthèse RSO et génération d'interférogrammes	117
6.1.2	Estimation des fréquences locales	119
6.1.3	Préservation de la cohérence	122
6.2	Combinaison d'informations	124
6.2.1	Développement de phase	125
6.2.2	Champs de vitesse 3D	127
6.3	Conclusion	131
7	Conclusions et perspectives	135
	Annexes	141
A	Décomposition polarimétrique de Cloude et Pottier	143
A.1	Paramètres H, A, α	143
A.2	Classification Wishart	144
B	Statistiques de deuxième espèce	147
B.1	Fonctions caractéristiques de deuxième espèce	147
B.2	Application au mélange binaire de lois Gamma	148
C	Fusion floue symbolique à base de règles	151
C.1	Fuzzification des entrées	151
C.2	Inférence	152
C.3	Décision	154
D	Echange entre géométrie radar et géométrie sol	155
D.1	Visibilité RSO	155
D.2	Ortho-rectification	156
D.3	Radar-rectification	157
E	Acronymes et notations	161
	Bibliographie	165

Chapitre 1

Introduction

Contexte des travaux

Les travaux présentés dans ce mémoire ont été effectués entre 1998 et 2006 à l’université de Savoie, au LAMII (Laboratoire d’Automatique et de MicroInformatique Industrielle) devenu le LISTIC (Laboratoire d’Informatique, Systèmes, Traitement de l’Information et de la Connaissance) après un regroupement de laboratoires. L’équipe dans laquelle j’ai travaillé, actuellement dénommée “Traitement de l’Information”, est fédérée autour du thème de la fusion d’informations avec différents domaines d’application dont le traitement d’images. Par leur taille, leur complexité et la diversité des informations qu’elles véhiculent, les images radar à synthèse d’ouverture (RSO) constituent un champs d’investigation privilégié pour développer des méthodes de traitement d’images et de fusion d’informations qui facilitent leur analyse. Au cours de ces huit années, j’ai eu la responsabilité de développer une activité dans ce domaine en tissant des collaborations avec d’autres laboratoires travaillant dans la télédétection, au niveau méthodologique ou thématique.

Les premiers travaux ont eu lieu dans le cadre du projet “Radar à Synthèse d’Ouverture” du GdR ISIS, soutenu par le PNTS 1998-2000 et coordonné par l’ENST. Ce projet comprenait une action concertée “Multi-dates” animée conjointement par Philippe Bolon et Jean-Paul Rudant du laboratoire “Géomatériaux” de l’Institut Francilien de Géosciences, université de Marne-la-Vallée. Cette action est à l’origine des travaux menés sur les données d’amplitude multi-temporelles qui se sont ensuite poursuivis au travers d’un projet financé par le PNTS en 2002 associant le LISTIC, le laboratoire Géomatériaux et le département TSI de l’ENST. Ce “trinôme” est caractéristique du positionnement de nos travaux. Le LISTIC n’étant pas un laboratoire de traitement d’images radar, ni un laboratoire de géosciences, notre contribution se situe au niveau de l’interface entre ces deux communautés. Les travaux réalisés sont à la croisée entre des méthodes souvent jugées trop radaristes ou trop mathématiques par les “géophysiciens” et des besoins thématiques parfois trop appliqués ou éloignés des préoccupations et des moyens disponibles au sein des laboratoires de traitement du signal et des images. Ce positionnement se traduit par **le développement de méthodes orientées applications qui gagnent en robustesse par la prise en compte de la spécificité des données et du contexte expérimental.**

Nos travaux sur les données d’amplitude ont ainsi été guidés par des problématiques posées par l’équipe de Jean-Paul Rudant (détection de zones déforestées, suivi du trait de côte...) et ont

permis de développer des méthodes de filtrage et d'extraction d'informations en s'appuyant sur des approches classiques ou originales telles que les statistiques d'ordre inférieur proposées par Jean-Marie Nicolas. De même, les méthodes de fusion proposées pour agréger les informations extraites sont construites dans l'optique **d'intégrer la connaissance apportée par l'expert et de privilégier le rôle de l'utilisateur final par rapport à des méthodes entièrement automatiques.**

Les travaux effectués par la suite sur des données interférométriques et polarimétriques répondent également à un objectif de développement de méthodes orientées application. Le projet MEGATOR (Mesure de l'Evolution des Glaciers Alpains par Télédétection Optique et Radar), ACI Masse de Données 2004-2007 qui regroupe le LISTIC, le LIS (INPG), le département TSI de l'ENST et l'équipe MAP-PAGE de l'INSA Strasbourg, nous a permis d'aborder des problèmes liés à l'interférométrie différentielle dans le contexte de l'observation des glaciers tempérés. Les méthodes développées sont destinées à analyser l'évolution des glaciers en prenant en compte leurs spécificités (topographie, déplacement, pénétration...).

Données radar à synthèse d'ouverture

L'intérêt porté aux données radar, aussi bien du point de vue traitement du signal que du point de vue géophysique, vient de la richesse de l'information acquise par les capteurs RSO. Les images radar étant le résultat de la rétrodiffusion d'une onde électromagnétique, la phase et l'amplitude sont porteuses d'informations :

- l'amplitude mesure le coefficient de rétrodiffusion du sol pour le couple de polarisation émission-réception utilisé. Après recalage et calibration, les séries temporelles d'images d'amplitude mono-polarisation constituent des images multi-composantes homogènes, porteuses d'information sur les évolutions de l'occupation du sol.
- la phase mesure le temps de propagation aller-retour de l'onde auquel s'ajoute un terme de "phase propre" lié à l'interaction avec le milieu rétrodiffusant. L'interférométrie radar (InSAR) exploite le premier terme pour mesurer à l'aide de 2 images prises sous des angles légèrement différents le relief de la scène ou, avec un décalage temporel, le déplacement du sol. La polarimétrie radar (PolSAR) exploite le second terme mesuré dans différents couples de polarisations émission-réception pour en déduire des informations sur les mécanismes de rétrodiffusion. Ces deux types de données, éventuellement combinées (données Pol-InSAR), constituent des images multi-composantes hétérogènes dont le traitement permet notamment de remonter à des mesures physiques telles que la hauteur de la végétation, la topographie, le déplacement...

Amplitude multi-temporelle

Grâce à la répétitivité des orbites et aux caractéristiques "tous temps" du capteur RSO, les satellites tels que ERS-1/2 ont acquis progressivement des séries d'images d'une même zone vue sous le même angle de visée. Les données multi-temporelles ainsi obtenues présentent un grand intérêt du point de vue géophysique car elles apportent des informations régulières sur l'évolution d'un site. Les applications utilisant l'information d'amplitude multi-temporelle bénéficient du potentiel d'un capteur actif susceptible d'être activé indépendamment des conditions météorologiques. Cette capacité d'observation répétitive ou rapide (par exemple en cas

d'activation de la charte internationale) en font un capteur privilégié en matière de détection de changements abrupts tels que les inondations, les dégâts suite à un séisme... ou de changements progressifs tels que l'évolution des forêts [Quegan et al., 2000], le déplacement du trait de côte [Trébossen et al., 2000]...

Malgré l'existence ou la possibilité de constituer des séries temporelles, les données RSO sont peu exploitées par rapport à l'imagerie optique multi-temporelle [Coppin et al., 2001]. La communauté utilisatrice (des laboratoires de géosciences aux organismes en charge de la surveillance et de l'aménagement du territoire) est très réticente à utiliser les images RSO de façon opérationnelle. Plusieurs problèmes liés à l'imagerie RSO sont à l'origine de ces réticences :

- le chatoyement (ou speckle) qui affecte la radiométrie des images est perçu comme un bruit rendant plus difficile la photo-interprétation ou le traitement des données,
- la géométrie radar qui modifie l'échantillonnage au sol des zones de relief rend difficile leur géoréférencement ou le géoréférencement des résultats en l'absence de modèle numérique d'élévation,
- la nécessité d'utiliser ou de développer des outils de traitement adaptés aux spécificités des images RSO.

Bien que pouvant apporter des informations nouvelles pour certaines applications, ces spécificités sont souvent perçues comme des défauts rédhibitoires. Beaucoup d'utilisateurs potentiels sont convaincus que les images RSO, en particulier les séries temporelles, contiennent des informations utiles pour leurs applications, mais se trouvent démunis face aux traitements nécessaires pour les extraire et les restituer sous une forme exploitable.

Interférométrie et polarimétrie

Les applications interférométriques sont sans doute les plus connues car elles permettent des mesures d'altitude et surtout de déplacement avec une précision inaccessible par imagerie optique satellitaire [Massonnet and Feigl, 1998]. Malgré des limitations liées aux perturbations atmosphériques, l'interférométrie différentielle a connu un grand succès auprès de la communauté géoscience pour mesurer des déformations liées à l'activité sismique ou volcanique. Des applications de plus en plus gourmandes en images et en précision se développent pour mesurer par exemple le coefficient d'élasticité de la croûte terrestre au travers des affaissements liés au remplissage de barrages [Doin et al., 2005]. La phase tandem des satellites ERS-1 / ERS-2 qui a permis d'acquérir des couples interférométriques à un jour d'intervalle, a rendu possible l'étude de la topographie et des déplacements dans des zones où la décorrélation temporelle est une limitation importante. Une méthode différente s'appuyant uniquement sur des rétrodiffuseurs forts stables dans le temps (*Permanent Scatterers*) permet à l'aide de grandes séries d'images (typiquement 40 ou plus) de s'affranchir des problèmes de perturbation atmosphérique et de décorrélation temporelle [Ferretti et al., 2001].

Les données polarimétriques sont aujourd'hui moins répandues car seules les plate-formes aéroportées ont pu jusqu'ici acquérir des données pleinement polarimétriques (mesure simultanée des 4 couples de polarisation émission-réception). Les résultats obtenus sur les données aéroportées suscitent un grand intérêt pour les applications liés à la végétation (forêt, agriculture) car les paramètres extraits des données Pol-SAR et Pol-InSAR devraient permettre de surveiller la croissance de la végétation et d'évaluer la bio-masse.

La nouvelle génération de satellites lancés en 2006-2007 (ALOS en bande L, RADARSAT-2 en bande C et TerraSAR-X en bande X) va considérablement accroître l'intérêt des applications pour les données RSO. Le passage d'une résolution décimétrique à une résolution métrique pour les images mono-polarisation, les modes pleinement polarimétriques en bandes C et L ou la répétitivité à 14 jours en bande X vont permettre de s'intéresser à des problématiques nouvelles ou d'obtenir des résultats beaucoup plus précis que les données actuelles. Ce "boom" prévisible de l'imagerie radar satellitaire devrait s'accompagner d'une augmentation des besoins méthodologiques.

Les méthodes présentées dans ce mémoire se situent à la charnière entre ces deux générations de données RSO. Les travaux sur les séries d'images d'amplitude sont conditionnés par la résolution des données ERS (pixels de 12.5 m) et devraient bénéficier du gain en résolution et de l'utilisation de plusieurs canaux polarimétriques pour des problèmes tels que la détection de changements. Les travaux sur les données interférométriques menés dans le cadre du projet MEGATOR apportent des réponses à des problèmes d'utilisation des données ERS tandem sur les glaciers tempérés et sont également tournés vers les données haute résolution dans le développement de méthodes adaptatives. Les travaux sur des données polarimétriques ont pu bénéficier de la résolution des données aéroportées et donnent un avant-goût du potentiel des futures données satellitaires PolSAR et Pol-InSAR.

Etapes de traitement

Avec l'arrivée dans les années 90 des images RSO satellitaires, de nombreux développements méthodologiques ont été consacrés aux traitements des images mono-date et des couples interférométriques [Maître, 2001]. Plusieurs thèses ont permis des avancées méthodologiques significatives sur la modélisation et le filtrage du speckle [Laur, 1989], sur l'extraction de primitives [Touzi, 1988] [Henry, 2003], et sur les traitements plus haut niveau tels que la segmentation [Ogor, 1997], [Fjortoft, 1999] [Germain, 1999] ou l'interprétation de scène [Tupin, 1997]. Un nombre plus restreint de thèses a abordé ces problématiques dans le cadre des données multi-temporelles, principalement sur les aspects filtrage [Bruniquel, 1996], classification et détection de changements [Carincotte, 2005].

Le traitement des données interférométriques a également fait l'objet de plusieurs thèses dédiées à la construction de modèles numériques de terrain [Tarayre, 1996] [Dupont, 1997], à l'interférométrie différentielle [Fruneau, 1995], à l'analyse des interférogrammes et au problème du développement de phase [Trouvé, 1996] ou aux corrections de perturbations atmosphériques [Chaabane, 2004]. L'extraction et la fusion d'informations issues de la polarimétrie ont été abordés dans plusieurs thèses avec des approches différentes telles que la théorie des croyances [Mascle, 1996], des classifications s'appuyant sur la distance de Wishart et la complémentarité avec l'interférométrie [Guillaso, 2003] [Alberga, 2004]...

Les besoins méthodologiques et les axes de recherche liés à l'exploitation des données d'amplitude multi-temporelles ou polarimétriques interférométriques se retrouvent aux différentes étapes d'une chaîne de traitement classique illustrée figure 1.1 :

- au niveau des pré-traitements tels que la formation des images PRI (*PR*ecision *I*mage) ou SLC (*S*ingle *L*ook *C*omplex), le recalage, la calibration et la génération d'interférogrammes,
- au niveau du filtrage des composantes (amplitude, cohérence...) et de l'extraction d'infor-

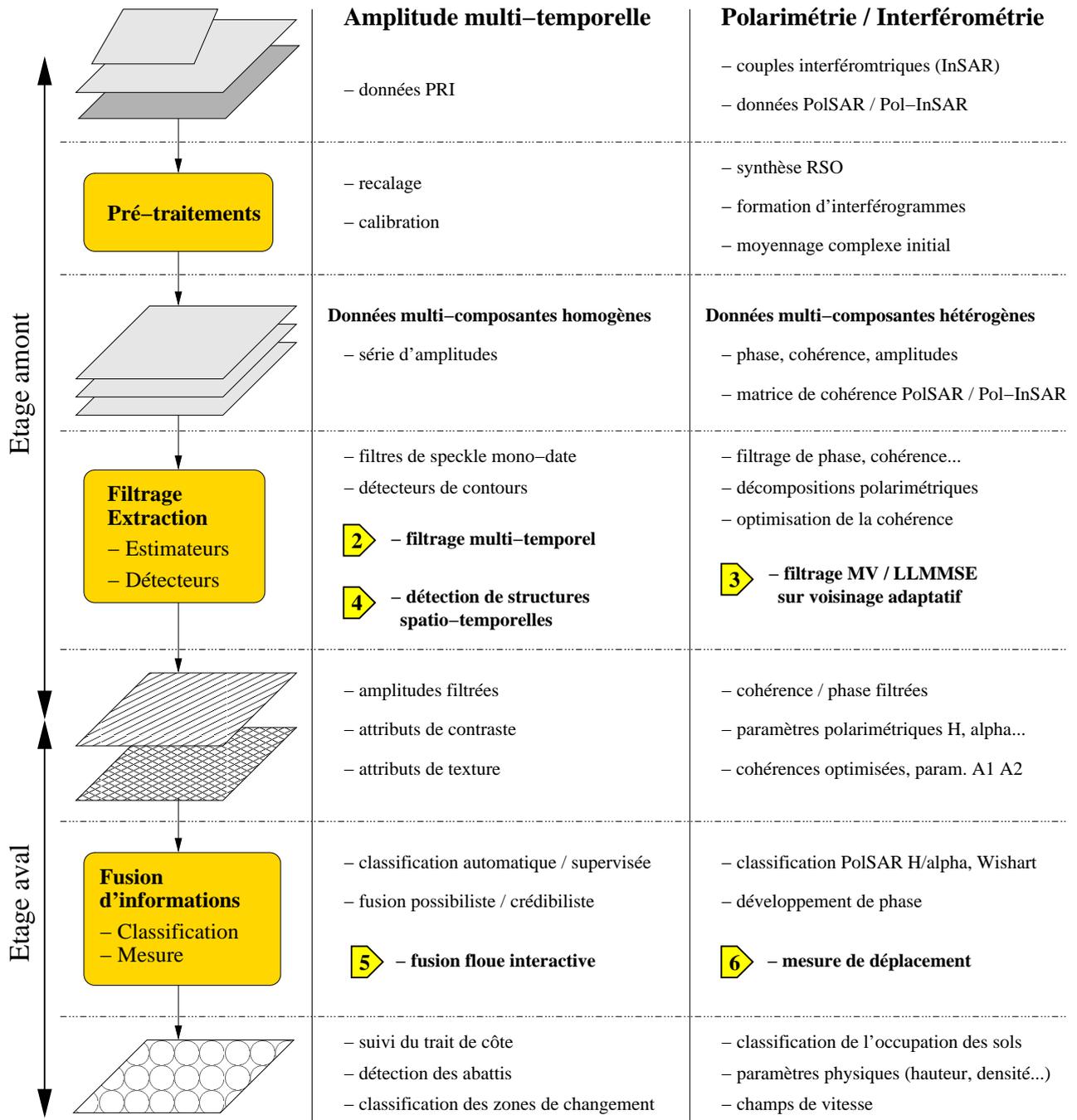


FIG. 1.1 – Principales étapes de traitement des données RSO - Positionnement des travaux réalisés sur les séries d'amplitudes multi-temporelles et les données interférométriques et polarimétriques (les numéros renvoient aux chapitres correspondant).

mations telles que des paramètres polarimétriques (entropie H , angle α ...) ou des attributs révélateurs de structures spatiales (détecteurs de contours...) ou temporelles (détecteurs de changements...),

- au niveau de la fusion d'informations issues des données elles-mêmes (résultats des traitements précédents) ou provenant de données exogènes (autres capteurs, informations a priori...).

La démarche proposée consiste à séparer la chaîne de traitement en deux étages :

- **un étage amont qui comprend les étapes de filtrage et d'extraction d'informations,**
- **un étage aval qui réalise la fusion des paramètres/attributs obtenus en intégrant d'autres sources d'informations en fonction du domaine d'application.**

Cette structuration en deux étages correspond à deux phases différentes du point de vue des objectifs de traitement.

Dans l'étage de filtrage et d'extraction d'informations, nous restons au niveau des données ou des paramètres susceptibles de contribuer à l'information recherchée. Rares sont les applications où l'on souhaite simplement mesurer un niveau de cohérence ou la sortie d'un détecteur de contours. L'objectif est d'améliorer les informations élémentaires qui vont ensuite contribuer au calcul de l'information de haut niveau recherchée. Cette amélioration est obtenue soit par le filtrage destiné à réduire le biais et la variance de certaines données, soit par l'extraction d'informations plus spécifiques à l'aide de combinaisons des composantes (calcul d'index, décompositions polarimétriques...) ou d'attributs plus discriminants que les composantes (détecteurs de structures, paramètres de textures...). Dans les deux cas, nous cherchons à contrôler cette amélioration par des critères d'évaluation de performance.

Dans l'étage de fusion, l'objectif est d'obtenir un résultat de plus haut niveau par rapport aux besoins applicatifs. Cette étape s'appuie sur les composantes filtrées et les paramètres extraits dans la première étape et nous permet d'introduire d'autres sources d'informations. Ces informations complémentaires peuvent provenir du traitement de données d'autres capteurs ou d'informations a priori disponibles par exemple au travers de systèmes d'informations géographiques (modèle numérique d'élévation, occupation des sols, réseau routier...). La fusion permet alors de combiner ces différentes informations élémentaires pour obtenir un résultat plus compact et directement interprétable tels qu'une détection d'objets, une classification des pixels ou la mesure d'un paramètre physique (hauteur, vitesse...). Alors que l'étage de filtrage et d'extraction fait essentiellement appel à des traitements automatiques, l'étage de fusion permet selon les objectifs et les approches d'introduire des connaissances sur l'application, au niveau du choix des informations fusionnées, des réglages possibles du système de fusion et de l'évaluation des résultats.

Contenu du document

Nos travaux se positionnent volontairement à l'interface entre les méthodes signal-images et les applications géosciences. Dans cette optique, il nous est apparu nécessaire de décrire les tenants et les aboutissants des méthodes présentées. Les tenants sont les données radar dont les spécificités conditionnent la démarche proposée, en particulier dans l'étage amont. Les aboutissants sont les contextes applicatifs dont la prise en compte peut être source d'informations et également contraindre les traitements de l'étage aval. A travers ce document, nous souhaitons faire une présentation suffisamment détaillée des travaux pour permettre une compréhension des méthodes proposées au niveau traitement d'images et être, dans la mesure du possible, auto-consistant vis-à-vis du domaine de l'imagerie radar et des applications.

Les travaux regroupés dans ce document sont principalement issus de trois thèses que j'ai

co-encadrées :

- celle de Yoann Chambenoit [[Chambenoit, 2004](#)] (Université de Marne-la-Vallée), co-encadrée avec Jean-Paul Rudant, au cours de laquelle nous avons notamment abordé les problèmes du filtrage multi-temporel et de l'évaluation de performances,
- celle de Florentin Bujor [[Bujor, 2004](#)] (cotutelle Université de Savoie (UdS) - université Polytechnique de Bucarest (UPB)), co-encadrée avec Philippe Bolon (UdS) et Vasile Buzuloiu (UPB), consacrée à l'extraction et la fusion d'informations dans les images RSO multi-temporelles,
- celle de Gabriel Vasile qui devrait être soutenue en 2007 (cotutelle UdS - UPB), co-encadrée avec Philippe Bolon et Vasile Buzuloiu, où nous avons abordé la question du filtrage des données polarimétriques et interférométriques et exploré le potentiel et les limitations des données interférométriques ERS pour la mesure du déplacement des glaciers tempérés.

Les résultats présentés s'appuient également sur des travaux menés par deux doctorants, Mihai Ciuc [[Ciuc, 2002](#)] et Vincent-de-Paul Onana [[Onana, 2001](#)], et une post-doctorante, Daniela Coltuc [[Coltuc, 1999](#)], avec qui j'ai travaillé durant leurs séjours à l'Université de Savoie et sur les premiers résultats de la thèse d'Ivan Pétilot démarrée en octobre 2005, co-encadrée avec Philippe Bolon.

Les travaux portant sur deux types de données RSO multi-composantes (les séries d'amplitude multi-temporelles et les données complexes In/Pol/Pol-InSAR) et sur les deux étages décrits ci-dessus (filtrage/extraction et combinaison/fusion d'informations), nous avons choisi de les présenter en cinq chapitres dans un ordre qui part des données pour arriver aux résultats de fusion. Leur positionnement par rapport aux étapes de traitement est indiqué figure 1.1.

Le chapitre 2 montre les possibilités du filtrage multi-temporel au travers d'une approche classique et de deux nouveaux filtres. Il propose des critères d'évaluation de performances permettant de comparer leurs résultats du point de vue statistique et également du point de vue de leur influence sur la photo-interprétation.

Le chapitre 3 est consacré au filtrage de données polarimétriques et interférométriques. Il rappelle les principales caractéristiques de ces données et propose une approche du filtrage s'appuyant sur des voisinages adaptatifs pour réaliser un meilleur compromis entre la préservation de l'information spatiale et la nécessaire réduction du biais et de la variance d'estimation.

Le chapitre 4 propose un ensemble d'attributs pour extraire de l'information dans les séries multi-temporelles en étendant au cas multi-dates des détecteurs ou paramètres statistiques développés en mono-date.

Le chapitre 5 présente ensuite un système de fusion floue interactif permettant d'agréger les attributs précédents et d'intégrer des informations a priori en offrant à l'utilisateur final une grande souplesse pour décrire le lien entre les attributs et les classes recherchées.

Enfin le chapitre 6 est consacré à la mesure du déplacement des glaciers alpins par interférométrie différentielle et aux problèmes méthodologiques posés par le contexte haute montagne haute résolution en vue des futures données RSO.

Quatre annexes complètent ces chapitres. Les trois premières sont des rappels sur des méthodes relativement classiques sur lesquelles nous nous sommes appuyés : la décomposition

de Cloude et Pottier en polarimétrie, les moments de deuxième espèce proposés par Jean-Marie Nicolas et la fusion floue symbolique à base de règles. La quatrième présente un outil développé afin de faciliter les échanges entre géométrie RSO et géométrie sol.

L'ensemble des travaux est illustré sur des images des satellites ERS fournies par l'ESA (agence spatiale européenne) et des données Pol-InSAR du système E-SAR fournies par le DLR (agence aérospatiale allemande).

Les séries d'amplitude multi-temporelles de type PRI sont issues de projets menés par Jean-Paul Rudant dans des pays situés dans la zone tropicale humide (Cameroun, Guyane...) où l'imagerie optique est rarement disponible. Ces images constituent un jeu de données expérimentales¹ représentatif de problèmes thématiques rencontrés dans ces régions. Elles permettent de rechercher des informations variées avec d'une part des structures spatiales naturelles (rivières, côtes, forêts, savanes, mangroves...) ou d'origine anthropique (rizières, routes, villes, le centre spatial de Kourou...) et d'autre part des changements progressifs tels que l'érosion côtière ou abrupts tels que de la déforestation vivrière ou des zones inondées à la saison des pluies.

Les premières données interférométriques ERS sur les glaciers alpins sont issues d'une ACI Observation de la Terre (ACI-OT) intitulée "Glaciers de montagne et télédétection : Observation des caractéristiques des glaciers de montagne reliées aux bilans de masse et d'énergie, et à la prévision du risque. Possibilités et limites de la télédétection", à laquelle a participé Michel Gay (LIS INPG). Elles ont été enrichies par d'autres couples ERS acquis au travers d'un projet soumis à l'ESA au cours de l'ACI Masse de Données (ACI-MD) MEGATOR. Avec notamment une série d'interférogrammes tandem couvrant les différentes saisons entre juillet 1995 et avril 1996, ce jeu de données permet d'étudier plusieurs aspects qui conditionnent les performances de l'interférométrie différentielle sur les glaciers tempérés.

¹Plusieurs extraits ont été diffusés dans le cadre du GdR ISIS (GT multi-composantes puis action thématique CACHANT, <http://www.gdr-isis.fr/cachant>) et du "Data Fusion Technical Committy" d'IEEE GRSS (Geoscience and Remote Sensing Society), <http://dfc-grss-ieee.org>.

Chapitre 2

Filtrage multi-temporel

Les images RSO ont la réputation d'être très bruitées en raison du phénomène de chaotement (speckle) que l'on modélise classiquement par un bruit multiplicatif. Dans les images d'amplitude calculées avec un faible nombre de vues, ce phénomène est un frein à l'analyse par des méthodes qui ne prennent pas en compte ses caractéristiques, ou par de la photo-interprétation : le speckle diminue la lisibilité des images RSO et ne permet pas une utilisation comparable à celle des images optiques à une résolution équivalente [Classeau, 2001]. Le filtrage de speckle a pour objectif de remédier à ce "défaut" des données RSO. Son utilisation est cependant controversée pour deux raisons principales : il modifie les lois statistiques sur lesquelles s'appuient des méthodes spécifiques aux images radar et il entraîne une dégradation plus ou moins contrôlée de la résolution spatiale.

Le contexte des séries d'images d'amplitude multi-temporelles acquises sur des orbites répétées diffère de celui du traitement d'images mono-dates. Les différentes dates fournissent des données supplémentaires susceptibles de faciliter les tâches de filtrage, détection, segmentation ou classification. Les contraintes du filtrage évoluent avec la possibilité de répartir entre la résolution spatiale et l'information temporelle le prix à payer pour réduire les effets du speckle. Cette évolution est susceptible de modifier certains a priori anti-filtrage sous réserve que des méthodes "multi-temporelles" performantes soient développées et leur comportement clairement établi par des mesures quantitatives des performances du filtrage.

Le but des travaux présentés dans ce chapitre est de **montrer l'apport du filtrage multi-temporel au travers de plusieurs méthodes et de proposer un ensemble de critères d'évaluation adaptés à des approches automatiques ou manuelles de l'analyse des données**. Ces travaux ont démarré dans le cadre du projet "Radar à Synthèse d'Ouverture" (GdR ISIS / PNTS 1998-2000) au sein de l'action concertée "Multi-dates" animée par un tandem thématique / traiteur d'images (Jean-Paul Rudant / Philippe Bolon). Nous avons ainsi abordé le filtrage des données d'amplitude multi-temporelles avec deux objectifs :

- rechercher des méthodes de filtrage originales qui tirent partie du "degré de liberté" supplémentaire apporté par l'axe temporel par rapport au filtrage mono-date,
- évaluer les performances du filtrage selon les critères statistiques usuels (biais, réduction de bruit...), mais également selon des critères plus "opérationnels" du point de vue des thématiques pour qui l'interprétation visuelle conserve une place importante et le filtrage peut améliorer ou dégrader la qualité de la "photo-interprétation".

Ces travaux ont donné lieu à 2 publications revues, la première consacrée au filtre développé par Mihai Ciuc [Ciuc et al., 2001] et la seconde à l'évaluation de performances [Trouvé et al., 2003].

Parmi les différents types de données multi-composantes [Lambert, 2002], les images d'amplitude radar multi-temporelles font partie des images multi-composantes homogènes : la radiométrie de chaque composante est acquise dans les mêmes conditions (même bande de fréquence, même polarisation, quasiment même angle de visée) et résulte du même traitement de formation d'images (données PRI de l'ESA). L'homogénéité des composantes permet de distinguer deux types de représentation : la représentation vectorielle et la représentation tridimensionnelle. La première considère les images multi-temporelles comme des données vectorielles ou multi-variées. Les différentes dates correspondent à différentes bandes de façon analogue aux données optiques multi-spectrales. Le traitement des données multi-temporelles s'appuie alors sur des méthodes basées par exemple sur des approches statistiques (matrices de covariance, lois marginales/conjointes...) pour filtrer les données [Bruniquel and Lopès, 1997], classifier les pixels [Kurvonen et al., 1999] ou détecter les zones de changement [Bruzzone et al., 2004]. La seconde représentation considère les données RSO multi-temporelles comme un ensemble de données tridimensionnelles (3D) avec deux axes correspondant au domaine spatial conventionnel et un troisième axe correspondant à la direction temporelle. Le filtrage peut alors jouer sur chacun des deux domaines (spatial ou temporel) pour rechercher un meilleur compromis entre la réduction de bruit et la préservation de la résolution spatiale et de l'information temporelle.

Ce chapitre est divisée en deux parties. La première est dédiée à trois méthodes de filtrage. Nous rappelons dans un premier temps les principes de la méthode développée par Jérôme Bruniquel [Bruniquel and Lopès, 1997] qui exploite la représentation vectorielle. Nous présentons ensuite deux méthodes originales qui utilisent la représentation volumique des données et ont été développées au laboratoire respectivement par Mihai Ciuc [Ciuc et al., 2001] et Daniela Coltuc [Coltuc et al., 2000] [Coltuc et al., 2001]. La seconde partie du chapitre est consacrée à l'évaluation des performances de ces trois filtres multi-temporels et leur comparaison avec celles d'un filtre mono-date appliqué à chacune des images. Les critères statistiques classiques sont rappelés et complétés afin d'évaluer les compromis réalisés en terme de réduction de bruit et de préservation des informations spatiales et temporelles. Une démarche originale d'évaluation de l'impact du filtrage sur la photo-interprétation complète ces travaux. Les résultats obtenus selon les deux types de critères fournissent des indications pour choisir d'appliquer tel ou tel filtre en fonction des applications et des traitements ultérieurs.

2.1 Méthodes de filtrage

2.1.1 Approche vectorielle

Les méthodes de filtrage de speckle en imagerie RSO ont nourri et nourrissent encore des sessions de congrès et de nombreux articles de revues dans les domaines des géosciences et du traitement d'images. Parmi les approches les plus utilisées, l'approche fondée sur l'estimation des statistiques locales et l'optimisation de critères tels que l'erreur quadratique moyenne (MMSE) ou le maximum a posteriori (MAP) a donné naissance à toute une famille de filtres mono-date. Les plus connus sont les filtres de Lee [Lee, 1981] et Kuan [Kuan et al., 1985] qui sont construits

sur le principe de l'estimateur LMMSE (*Locally Linear Minimum Mean Square Error*) qui les rend "adaptatifs" : un pixel est plus ou moins filtré en fonction de l'homogénéité de son voisinage afin d'éviter de lisser les contours. Des filtres plus complexes ont ensuite été proposés avec une recherche de voisinage assurant une plus grande stationnarité [Lee, 1983] [Wu and Maître, 1992] ou l'introduction de modèle de texture [Lopès et al., 1993] [Datcu et al., 1998]. Cette approche a été appliquée au filtrage d'images RSO multi-composantes telles que les données multi-féquences ou polarimétriques [Lin and Allebach, 1990] [Lee et al., 1991]. L'idée est d'affecter au pixel une valeur obtenue par combinaison linéaire des valeurs des pixels situés à la même position dans les différents canaux disponibles. Les poids sont optimisés en chaque pixel en fonction du critère d'optimalité.

Cette méthode de filtrage a été étendue aux données multi-dates par les travaux de Bruniquel (Université Paul Sabatier) [Bruniquel and Lopès, 1994]. Plusieurs filtres ont été développés pour les séries de données complexes ou d'intensité, en fonction de différents modèles statistiques et critères d'optimalité [Bruniquel, 1996]. Parmi ces filtres, le filtre publié sous le nom de Texture–Compensation Multichannel Filter (TCMF) est le plus connu et applicable du point de vue pratique [Bruniquel and Lopès, 1997]. Le filtrage des N images d'intensité I_k est constitué des étapes suivantes illustrées figure 2.1 :

1. estimation des images de texture \tilde{I}_k par le filtre 2D de Kuan
2. estimation des corrélations inter-composantes,
3. calcul des coefficients de pondération optimaux α_k ,
4. calcul de l'image « optimale » $S = \sum_{k=0}^{N-1} \alpha_k I_k / \tilde{I}_k$,
5. calcul des N images filtrées $\hat{I}_k = S \cdot \tilde{I}_k$.

Le seul paramètre devant être réglé par l'utilisateur est la taille de la fenêtre d'estimation des statistiques locales. Des variantes de ce filtre ont ensuite été proposées avec l'introduction d'une segmentation initiale pour estimer les statistiques locales [Chust et al., 2000] ou une implémentation récursive pour filtrer les images nouvelles à partir d'une série initiale [Qegan and Yu, 2001].

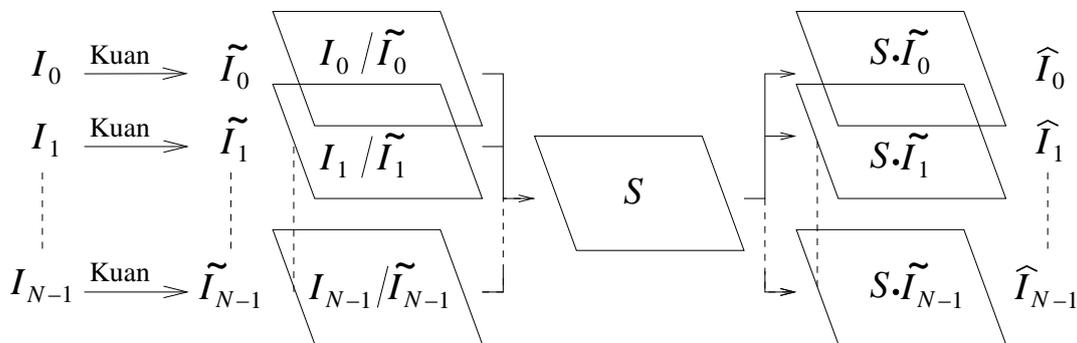


FIG. 2.1 – Schéma du filtre multi-canal à compensation de texture (TCMF)

Ce filtre constitue une référence en matière de filtrage de speckle multi-temporel de par son antériorité et son efficacité illustrée figure 2.4. Il nous semble représentatif d'une approche

statistique appliquée à la représentation “vectorielle” d’une série multi-temporelle vue comme une image multi-variée. Les deux filtres présentés dans les sections suivantes sont construits avec des approches très différentes et s’appuient sur une représentation tridimensionnelle des données multi-temporelles.

2.1.2 Approche volumique

Une approche différente du filtrage de speckle, parfois complémentaire de la précédente, consiste à rechercher des régions homogènes de manière à filtrer en s’appuyant sur des zones qui respectent l’hypothèse de stationnarité. Dans le classique dilemme entre filtrer puis détecter “ce qui reste” ou détecter dans le bruit puis filtrer “proprement”, on trouve un grand nombre de méthodes de filtrage de speckle qui recherchent le meilleur compromis. Les méthodes de type MHR (Maximum Homogeneous Region) proposées à l’ENST par Wu [Wu and Maître, 1992] et revisitées par Nicolas [Nicolas et al., 2001] augmentent (ou diminuent [Hagg and Sties, 1994]) progressivement la fenêtre de filtrage en testant son homogénéité à partir des statistiques locales (moyenne, variance, coefficient de variation...). Cette stratégie a été complétée par Touzi avec l’introduction de détecteurs de structures spatiales de type contour ou point brillant pour aboutir à un filtrage qualifié de “multi-résolution” [Touzi, 2002].

L’extension au cas multi-temporel de ce type de méthodes conçues pour les images RSO mono-date a été étudiée en liaison avec les travaux de thèse de Mihai Ciuc [Ciuc, 2002]. L’idée originale a consisté à rechercher des régions homogènes dans un voisinage tridimensionnel au sein du volume formé par la pile d’images. En effet, après recalage et calibration radiométrique des données, les pixels d’une image peuvent être considérés comme des voxels dont les voisins sont susceptibles de former une région spatialement et temporellement homogène en l’absence de changement. La principale difficulté réside dans la construction de voisinage adaptatif 3D. La méthode de croissance de région proposée consiste à agglomérer progressivement des voxels voisins en testant leur appartenance à la distribution estimée pour le voxel traité. La méthode développée [Ciuc et al., 2001] comprend les étapes suivantes illustrées figure 2.2 :

1. calcul de la moyenne par un filtre médian 2D 3×3 ,
2. croissance de région 3D avec un intervalle d’agrégation strict $[T_1, T_2]$,
3. estimation fiable de la moyenne,
4. raffinement du voisinage : test des pixels rejetés étape 2 avec un intervalle élargi $[T'_1, T'_2]$,
5. calcul de la valeur filtrée (Kuan sur le voisinage 3D obtenu).

Les seuils stricts ($[T_1, T_2]$) et larges ($[T'_1, T'_2]$) des 2 étapes de la croissance de régions sont calculés sous l’hypothèse de loi Gamma (cf. équation (B.11)), à partir de l’estimation de la moyenne et du nombre de vues. Ils sont calculés de manière à agréger les voxels connexes dont la radiométrie est comprise dans un intervalle de $\pm\sigma$ autour de la moyenne à l’étape 2 et $\pm 2\sigma$ à l’étape 4. Un décalage calculé automatiquement a été introduit afin de prendre en compte l’asymétrie de la loi Gamma par rapport à la valeur moyenne.

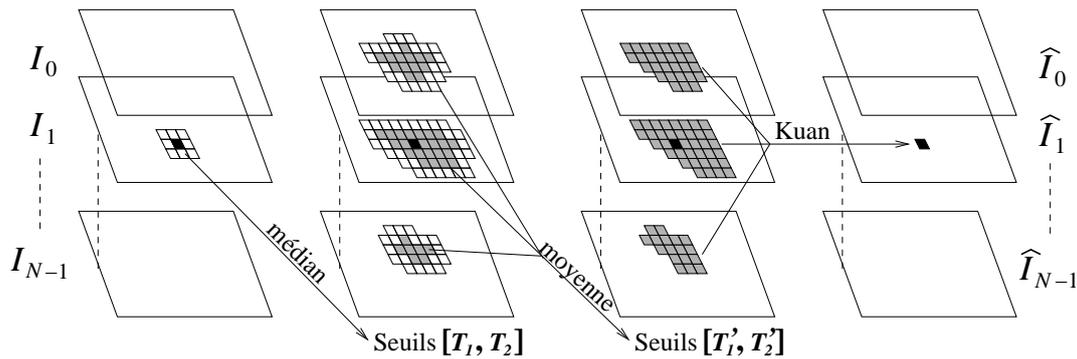


FIG. 2.2 – Schéma du filtre à voisinage adaptatif 3D (3D-ANF)

2.1.3 Approche “Temps-Espace”

Une autre approche du filtrage consiste à appliquer une transformation logarithmique pour s’affranchir du problème du bruit multiplicatif [Arsenault and Levesque, 1984]. Après avoir rendu le bruit additif, différentes méthodes peuvent être appliquées telles que le filtrage adaptatif localement linéaire à erreur quadratique minimum (LLMMSE) de Lee [Lee, 1980] ou l’introduction de modèles de scène [Yan and Chen, 1986] [Hillion and Boucher, 1988].

Cette approche a été mise en œuvre sur des données multi-temporelles par Daniela Coltuc au cours de son séjour post-doctoral au laboratoire. J’ai participé à ces travaux dans la phase d’expérimentation sur les séries multi-temporelles ERS, notamment au niveau de l’évaluation de performances (cf. section 2.2). La méthode “Temps-Espace” s’appuie sur la représentation volumique des données avec comme objectif d’appliquer sur l’axe temporel une transformation unitaire pour séparer le signal utile du bruit [Coltuc et al., 2000]. Le choix d’une transformée cosinus discrète (DCT) permet de transformer cet axe en un axe fréquentiel tout en conservant les données sous forme de nombres réels (à la différence de la transformée de Fourier). Les images correspondant aux différentes dates deviennent des canaux fréquentiels où le bruit et le signal se répartissent différemment. En supposant que le bruit rendu additif est indépendant du signal et décorréolé entre les dates (hypothèse réaliste du fait de la décorrélation temporelle et des bases quelconques qui séparent les acquisitions en l’absence d’application interférométrique), il se répartit avec une puissance égale sur chacun des canaux de DCT. En revanche, le signal qui est généralement corrélé dans le temps (voire constant en l’absence de changement) se concentre dans le canal 0 : la moyenne des log-intensités. Le filtre “Temps-Espace” utilise ensuite les deux autres axes du volume pour réduire le bruit dans chacun des canaux de DCT, à l’exception du canal 0 afin de préserver l’information spatiale. Un filtre 2D adaptatif pour bruit additif [Lee, 1980] est appliqué de manière à préserver au mieux les contours des changements temporels qui se retrouvent dans les canaux filtrés.

Les étapes de ce filtre illustrées figure 2.3 sont les suivantes :

1. logarithme des données,
2. DCT sur l’axe temporel,
3. filtrage spatial des canaux fréquentiels à l’exception du canal 0,
4. DCT inverse,

5. exponentielle et compensation de biais.

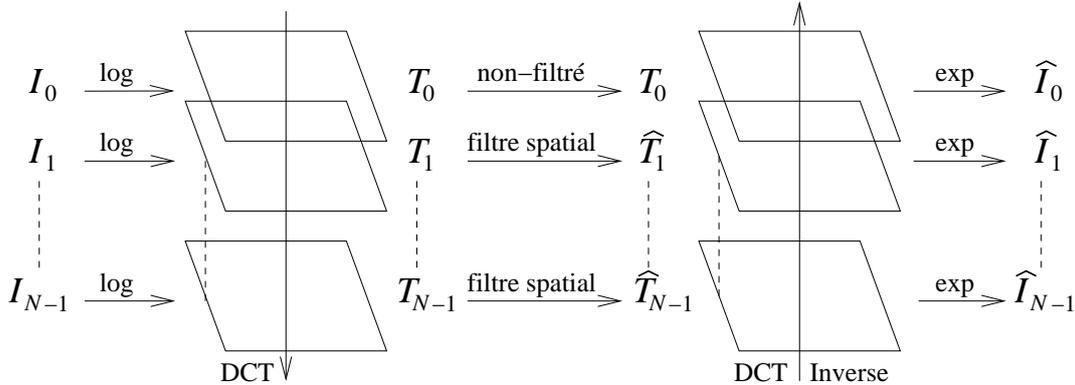


FIG. 2.3 – Schéma du filtre “Temps-Espace” (TSF)

Comme la plupart des filtres opérant sur le logarithme des données, la préservation de la radiométrie initiale nécessite un terme de compensation de biais. Ce terme correctif peut être pré-calculé à partir du nombre d’images et de la distribution du speckle (loi Gamma et nombre de vues sous l’hypothèse d’un speckle pleinement développé) [Coltuc et al., 2001].

Les résultats obtenus par ce filtre et les deux précédents sont illustrés figure 2.4 sur une série temporelle de 6 images PRI des satellites ERS acquises sur la Guyane française entre Novembre 1992 et Mars 1996. Situé près de la ville de Mana ($53^{\circ}46W$, $5^{\circ}40N$), l’extrait choisi comporte des éléments temporellement stables tels que la forêt équatoriale, les routes et les ponts alors que des rizières et le fleuve Maroni présentent une forte variabilité temporelle.

2.2 Evaluation de performances

La comparaison visuelle des résultats obtenus par les trois filtres multi-temporels présentés dans la section précédente (cf. figure 2.4) fait apparaître des différences importantes. Notre perception de l’effet du filtrage est souvent très subjective et dépend fortement de l’expérience que l’on a des données d’un capteur, de la zone étudiée et des structures recherchées. Les descriptions qualitatives (plus flou, contrasté, moins bruité...) donnent une idée de l’effet d’un filtre, mais elles sont généralement trop imprécises pour véritablement comparer des résultats issus de différents réglages d’un même filtre ou de différents filtres. Une évaluation quantitative est donc nécessaire pour fournir des indications plus précises et a priori objectives sur les effets du filtrage.

Les paramètres utilisés dans les articles de synthèse [Lee et al., 1994] [Touzi, 2002] ou les ouvrages sur l’imagerie RSO [Oliver and Quegan, 1998] correspondent généralement à des critères statistiques issus de la théorie de l’estimation (biais, variance, nombre de vues équivalent...). Ils ont l’avantage d’être standardisés et facile à mesurer de façon quasi-automatique. En revanche, aussi bonnes soient-elles numériquement, les performances ainsi mesurées ne sont pas toujours convaincantes pour des utilisateurs qui analysent visuellement les images. Ces derniers préfèrent généralement travailler sur des données non-filtrées de peur que le filtrage nuise à la photo-interprétation.

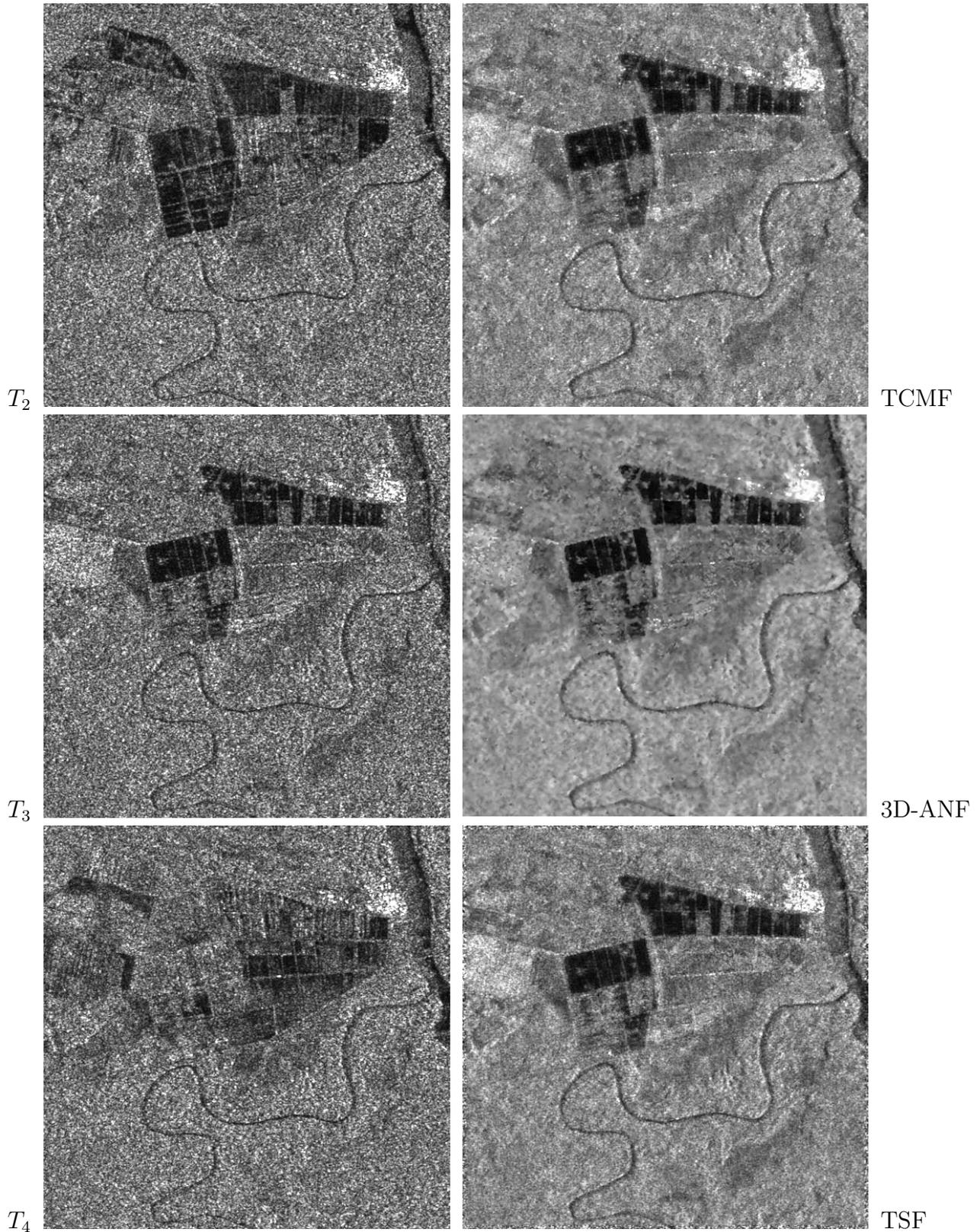


FIG. 2.4 – Filtrage multi-temporel d'une série d'images ERS de la Guyane. A gauche : 3 des 6 images initiales (515×512); A droite : Résultats des 3 filtres décrits section 2.1 (date T_3)

Le développement de nouvelles méthodes de filtrage associées aux données multi-temporelles nous a donc conduits à mettre en œuvre deux types de critères [Trouvé et al., 2003] :

- des critères statistiques traditionnels, en cherchant en particulier à évaluer le compromis réalisé entre réduction de bruit et préservation des structures spatiales et temporelles,
- des critères qualifiés d’opérationnels pour évaluer l’impact du filtrage sur les performances d’opérateurs dans des tâches classiques de détection manuelle d’objets ponctuels ou linéiques et de détournage de surfaces.

Cette étude a été menée sur des séries ERS de la Guyane dans le cadre de la thèse de Yoann Chambenoit [Chambenoit, 2004] en collaboration avec l’équipe de Jean-Paul Rudant (Laboratoire Géomatériaux, IFG).

2.2.1 Critères statistiques

A l’aide de critères statistiques, nous avons cherché à caractériser :

1. la préservation de la radiométrie moyenne par une mesure de biais dans les régions homogènes,
2. la réduction de bruit par une mesure classique du nombre de vues équivalent en utilisant la méthode du secteur angulaire [Lee et al., 1992],
3. la préservation de l’information spatiale en mesurant les performances d’un détecteur de contours [Touzi et al., 1988],
4. la préservation de l’information temporelle en formant le ratio entre l’image originale et l’image filtrée [Oliver and Quegan, 1998] (chap. 6), et en étudiant les caractéristiques des zones de changement.

Les deux derniers points ont donné lieu à une démarche originale.

Préservation de l’information spatiale

Afin d’évaluer le compromis entre la réduction de bruit dans les zones homogènes et la préservation de l’information spatiale de type contours, nous avons mis en place une procédure inspirée des courbes COR (Caractéristiques Opérationnelles du Récepteur). L’idée est de mesurer les performances d’un détecteur de contours en terme de fausse alarme dans des régions homogènes (a priori sans contours) et de détection le long de contours connus. Pour cela, deux masques sont créés manuellement et permettent de mesurer les histogrammes de la sortie du détecteur de contours r en utilisant le ratio des moyennes locales (équation (4.1), [Touzi et al., 1988]). Après normalisation, ces deux histogrammes fournissent une estimation des densités de probabilités (ddp) conditionnelles du détecteur dans les zones de fausse alarme $f_{FA}(r|FA)$ et dans les zones de détection $f_D(r|D)$. On en déduit les probabilités de fausse alarme P_{FA} et de détection P_D en fonction du seuil de détection t :

$$P_{FA}(t) = \int_0^t f_{FA}(r|FA)dr \quad P_D(t) = \int_0^t f_D(r|D)dr \quad (2.1)$$

pour un détecteur tel que le détecteur ratio des moyennes locales (cf. section 4.1.1) dont la sortie r varie entre 0 (contour) et 1 (absence de contours). La courbe P_D fonction de P_{FA} obtenue en faisant varier le seuil de détection t illustre la qualité de la détection dans l'image analysée : plus la pente est raide, meilleure est la détection.

A la différence des faisceaux de courbe COR traditionnels obtenus pour différentes valeurs de rapport signal à bruit, nous utilisons ces courbes pour différents filtrages afin de comparer leur influence sur la détection de contours. Cette démarche est illustrée figure 2.5 où l'on compare les performances du détecteur ratio appliqué à l'image originale (non-filtrée), à la sortie du filtre adaptatif mono-date de Kuan (2D-AF) et aux sorties des trois filtres multi-temporels décrits précédemment (TCMF, 3D-ANF et TSF). Le filtrage entraîne dans tous les cas simultanément un léger décalage de la ddp de détection (figure 2.5-a) et un net recul de la ddp de fausse alarme (figure 2.5-b). Les courbes COR (figure 2.5-c) illustrent cependant une différence importante en terme de compromis entre détection et fausse alarme : pour un niveau de fausse alarme donné, les filtres entraînent des niveaux de détection plus ou moins élevés, en particulier dans les zones de faible taux de fausse alarme où l'on travaille habituellement. Si les courbes ne se croisent pas (comme dans la plupart des cas étudiés), la courbe la plus haute révèle le meilleur filtre du point de vue de ce critère (le filtre 3D-ANF ici).

Préservation de l'information temporelle

L'évaluation de la préservation de l'information temporelle a pour objectif de détecter les possibles "mélanges" entre dates dus à l'utilisation de l'ensemble des images pour filtrer chacune d'elles. Une méthode employée pour étudier les caractéristiques du filtrage consiste à calculer en chaque pixel le ratio r_s entre l'image initiale I et l'image filtrée \hat{I} [Oliver and Quegan, 1998]. Si on considère le modèle classique de bruit multiplicatif $I = I_0 \cdot s$, un filtre idéal doit reconstruire la radiométrie I_0 et l'image du ratio doit a priori représenter uniquement le speckle s sans aucune structure spatiale :

$$r_s = \frac{I}{\hat{I}} \simeq s \quad (2.2)$$

En pratique, les images ratio révèlent des structures liées à la scène et au comportement du filtre à proximité des contours. Sur les zones homogènes, les statistiques de l'image r_s comparée à celle du bruit théorique (en fonction du modèle de distribution et du nombre de vues) révèlent également des défauts tels que le biais (valeur moyenne différente de 1) et le sur- ou sous-filtrage (variance inférieure ou supérieure à la variance attendue).

Avec des filtres multi-temporels, les structures spatiales qui apparaissent dans les images ratio peuvent provenir du lissage des contours mais également d'un lissage entre dates dans les zones de changement. On peut ainsi observer figure 2.6 des structures liées aux bords du fleuve Kourou dans les images ratio résultant de l'application du filtre de Kuan sur des voisinages 2D (2D-AF) et 3D adaptatif (3D-ANF) alors que ces structures n'apparaissent pratiquement pas avec les filtres qui exploitent essentiellement la dimension temporelle (TCMF et TSF). On constate également dans le cas du filtre 3D-ANF la présence de structures dues à des changements sur les zones inondables qui apparaissent en noir dans l'image T_4 .

L'image ratio permet a priori d'évaluer la préservation (ou la non préservation) de l'information temporelle à condition de réussir à quantifier ce phénomène indépendamment d'autres phénomènes tels que le biais, le niveau de réduction du bruit... Pour atteindre cet objectif, nous

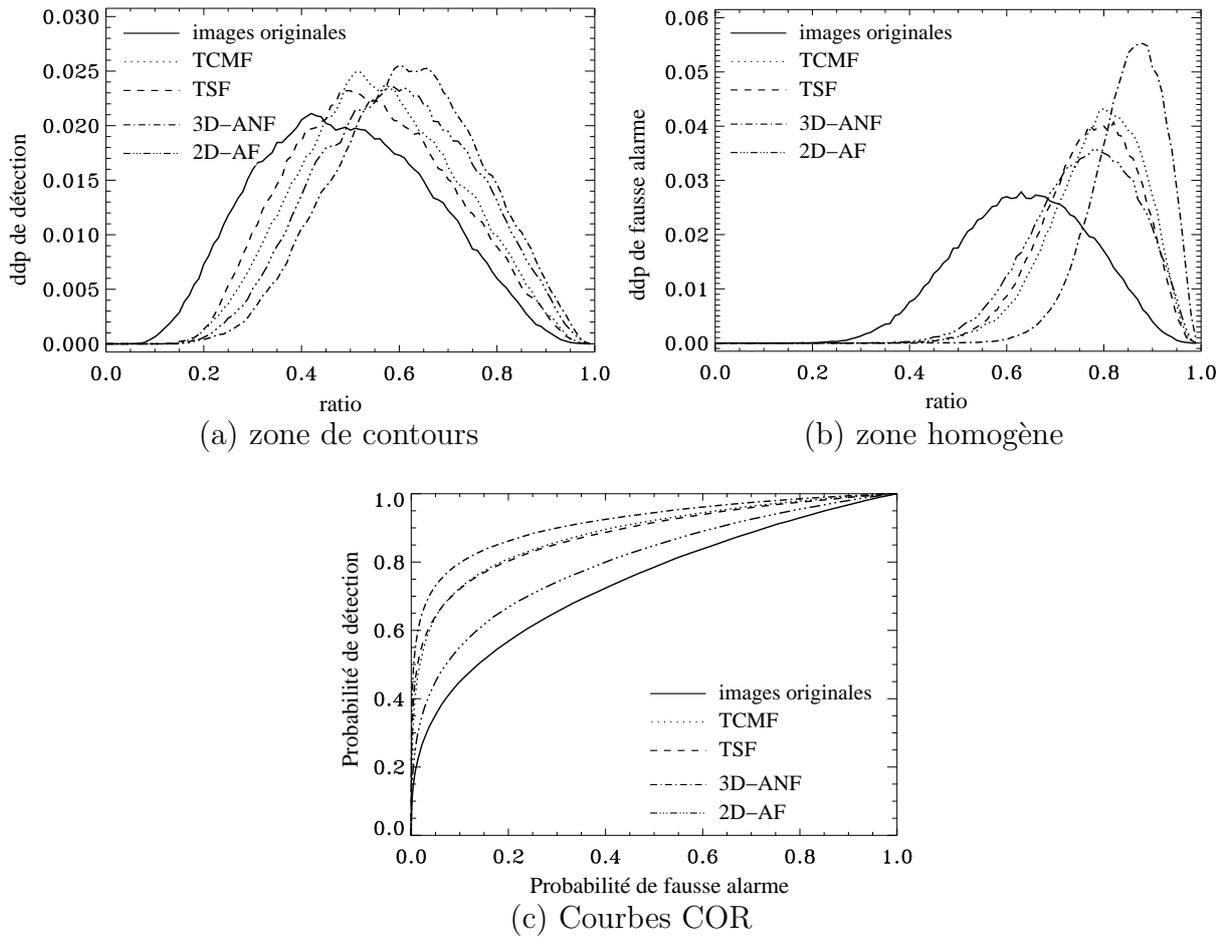


FIG. 2.5 – Préservation de l'information spatiale mesurée par les densités de probabilités conditionnelles du détecteur de contours ratio et par les courbes COR qui en résultent, pour les images originales, les sorties de trois filtres multi-temporels (TCMF, TSF, 3D-ANF) et celles du filtre de Kuan mono-date (2D-AF).

avons proposé un critère qui repose sur une détection des zones de changement susceptible d'introduire du mélange temporel et sur la comparaison des variances locales de ces zones avec celle du reste de l'image ratio. En effet, les zones de changement n'occupant pas forcément une proportion importante de l'image, il est nécessaire de se restreindre aux statistiques locales de la variable de speckle sur les composantes connexes de changement. De plus, la distance de ces statistiques par rapport à celle du modèle de speckle révèlent principalement les caractéristiques générales du filtre alors que l'écart mesuré avec les statistiques globales de l'image ratio est révélateur de perturbations liées à l'évolution temporelle.

Résultats

Les quatre critères statistiques proposés ont été appliqués à des séries d'images ERS de type PRI (3 vues) recalées par translation sur le maximum de corrélation. Bien que géométriquement imparfait, ce recalage pixelique de données issues d'orbites du même type (même angle de visée) n'introduit pratiquement pas d'erreur entre les bords des extraits traités (une vingtaine de ki-

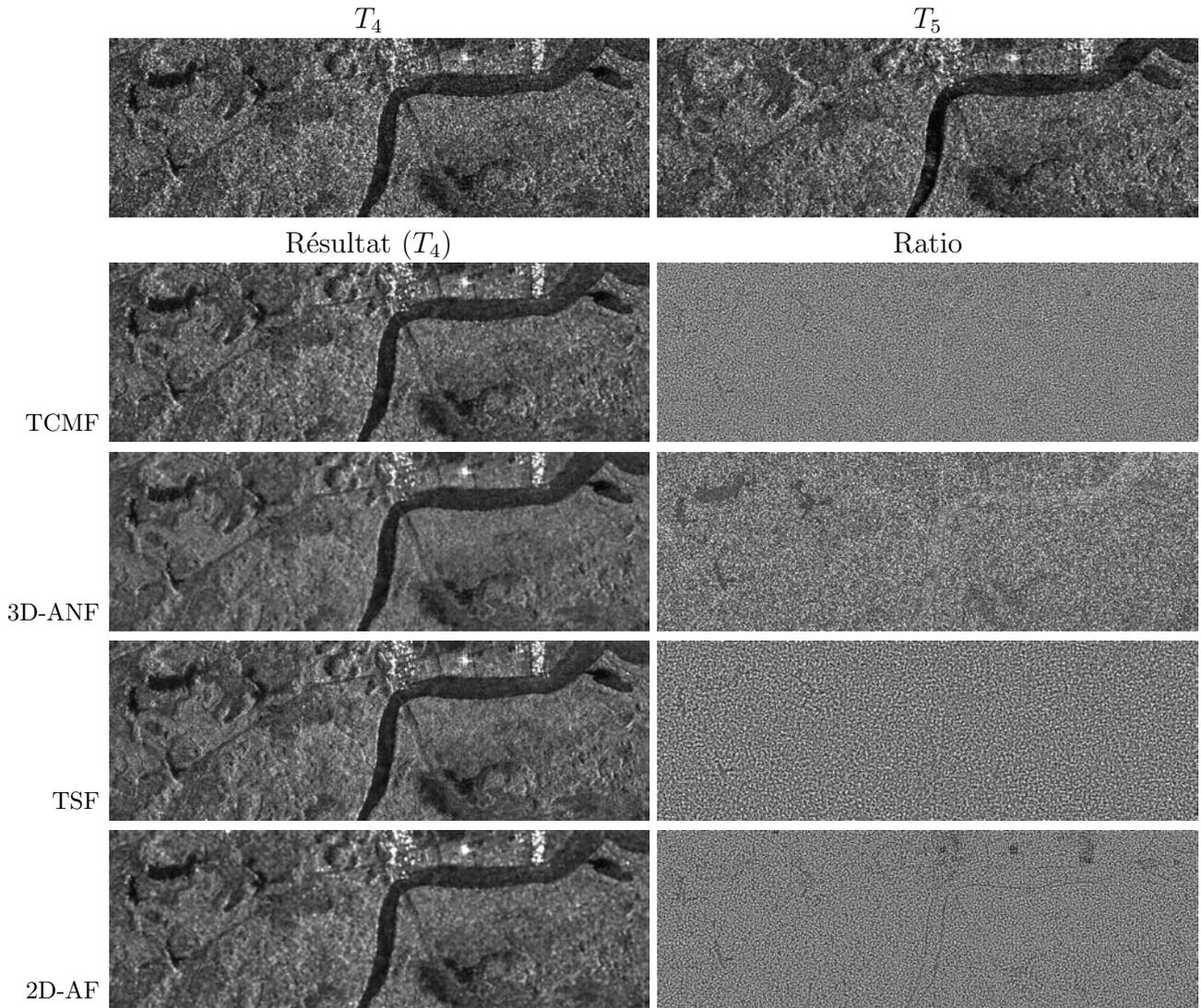


FIG. 2.6 – Préservation de l’information temporelle : analyse des images de speckle (ratio image initiale / image filtrée). Première ligne (T_4 - T_5) : 2 des 8 images initiales d’une série ERS sur la zone de Kourou (Guyane) ; Lignes suivantes : à gauche résultat du filtrage sur l’image T_4 , à droite ratio T_4/\hat{T}_4 pour les trois filtres multi-temporels (TCMF, 3D-ANF, TSF) et pour le filtre de Kuan mono-date (2D-AF).

lomètres). Il a l’avantage d’éviter un ré-échantillonnage des données qui perturbe les statistiques du speckle et augmente sa corrélation spatiale. Les trois filtres multi-temporels ont été appliqués avec les paramètres proposés dans leurs publications respectives. A titre de comparaison, un filtre mono-date classique (le filtre de Kuan) a également été appliqué.

Les résultats obtenus [Trouvé et al., 2003] sont regroupés dans le tableau 2.1 qui illustre les variations des performances selon les différents critères. Les filtres multi-temporels tels que TCMF et TSF offrent une plus faible réduction de bruit que le filtrage de Kuan avec un support 2D (5×5) ou 3D à voisinage adaptatif (3D-ANF avec une limite de croissance de région fixée à 50 échantillons). Grâce à l’utilisation de l’axe temporel, les voisinages 3D permettent d’obtenir de très bonnes performances en détection de contours avec cependant le risque d’introduire des artefacts dans les zones de changement. Avec une moins forte réduction de bruit mais une

Information radiométrique biais relatif	Réduction de bruit nb. vues équivalent	Information spatiale courbes COR	Information temporelle (*)
TCMF 0.999	3D-ANF 32.2	3D-ANF	2D-AF 0
2D-AF 0.992	2D-AF 28.0	TSF - TCMF	TCMF 3
3D-ANF 0.990	TSF 11.4		TSF 22
TSF 0.967	TCMF 10.2	2D-AF	3D-ANF 92

(*) : nombre de composantes connexes de changement détectées dans l'image ratio r_s

TAB. 2.1 – Résultats de l'évaluation des filtres multi-temporels (TCMF, 3D-ANF, TSF) et du filtre de Kuan (2D-AF) par des critères statistiques; classement par ordre décroissant de performances.

bonne préservation des informations spatiales et temporelles, les filtres TSF et TCMF offrent un compromis intéressant, avec une meilleure préservation de l'information radiométrique par le TCMF due à son principe de construction.

2.2.2 Critères opérationnels

Les résultats précédents traduisent les effets du filtrage selon des critères statistiques mais ne correspondent pas nécessairement aux impressions subjectives issues de l'interprétation visuelle des images filtrées. La collaboration menée avec l'équipe de Jean-Paul Rudant (Laboratoire Géomatériaux, IFG) nous a permis de constater que les travaux thématiques sur l'évolution du littoral, la déforestation... s'appuient sur des méthodes automatiques mais également sur une part importante de photo-interprétation. Afin d'évaluer de façon quantitative les effets du filtrage sur cette partie réalisée manuellement par des "opérateurs", nous avons proposé et mis en œuvre une démarche d'évaluation du filtrage sur des critères dits "opérationnels". Cette démarche nécessite les étapes suivantes :

1. la sélection d'objets géographiques à détecter et la construction de références,
2. la préparation des données et d'un protocole pour guider les photo-interprètes,
3. la réalisation des tracés sur les différentes images par une dizaine de photo-interprètes,
4. la collecte des résultats et le calcul de distances entre les tracés et les références,
5. le moyennage des résultats individuels pour en déduire les résultats liés au filtrage.

Objets et références

Pour mesurer l'influence du filtrage sur la précision de la photo-interprétation, différents types d'objets géographiques ont été sélectionnés (cf. Fig. 2.7) :

- des cibles ponctuelles telles que des bâtiments, des structures métalliques, des extrémités de ponts ou d'embarcadères...
- des objets linéiques (1D) tels que des routes, des bords de rivière...
- des objets surfaciques (2D) tels que des lacs ou des zones de savane.

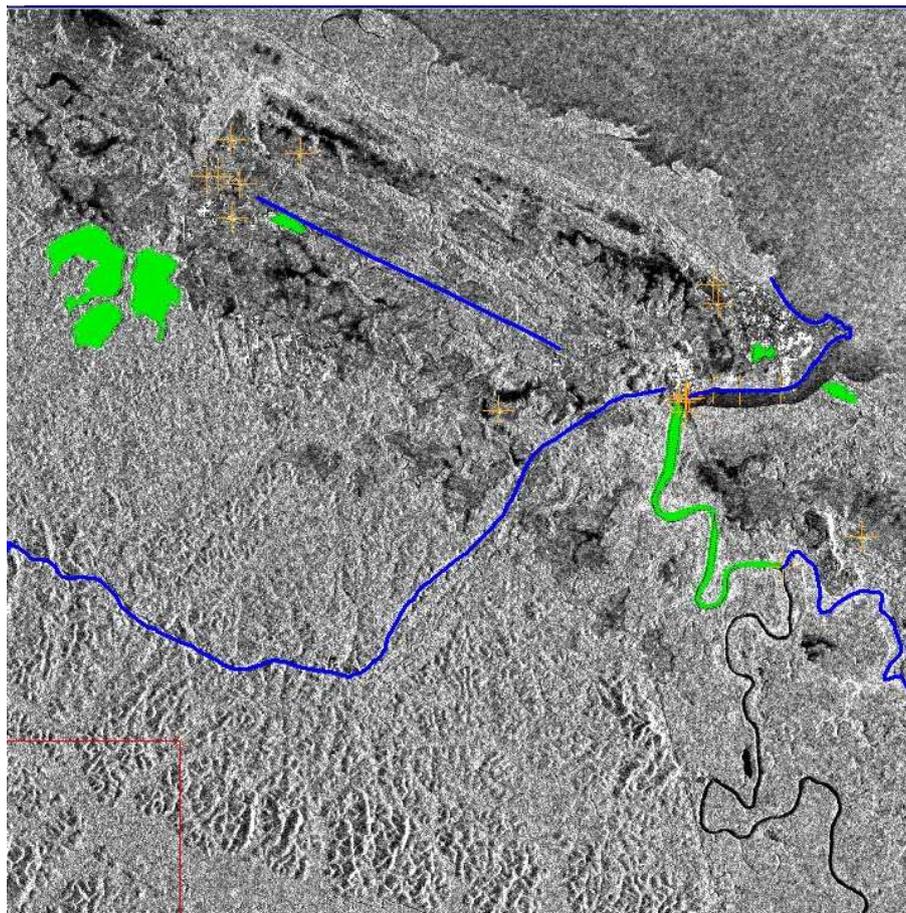


FIG. 2.7 – Objets géographiques ponctuels (croix oranges), linéiques (traits bleus) et surfaciques (verts) sélectionnés sur la zone de Kourou (images ERS 2048×2048) pour l'évaluation de filtre par photo-interprétation.

Ces objets ont été choisis dans un extrait 2048×2048 d'une série d'images ERS sur la région de Kourou, en tenant compte de leur visibilité dans les images initiales. La construction d'une référence est un point délicat car l'utilisation d'une carte ou d'une seule image peut induire des erreurs de localisation qui masquent ensuite les fluctuations de la photo-interprétation dans les images filtrées. Les références utilisées pour cette expérience ont été construites par des chercheurs du laboratoire Géomatériaux en s'appuyant sur l'ensemble des données RSO disponibles, des cartes géographiques de la zone et leur connaissance du terrain [Classeau et al., 1999]. Pour tenir compte des évolutions saisonnières, deux images de la série ERS ont été choisies, l'une en saison humide et l'autre en saison sèche, et des références distinctes ont été construites pour chacune d'elles.

Protocole expérimental

Un jeu de 10 images a été présenté aux 10 "photo-interprètes" (chercheurs du LISTIC et de l'IFG habitués au traitement des images RSO) qui ont participé à cette évaluation : l'image originale, le résultat du filtre de Kuan (2D-AF) et les résultats des trois filtres multi-temporels (TCMF, 3D-ANF et TSF), chacun aux deux dates retenues. Un protocole expérimental a été

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. 2.2 – Résultats de l’évaluation des filtres multi-temporels (TCMF, 3D-ANF, TSF), du filtre de Kuan (2D-AF) et des images originales par des critères opérationnels liés à la photo-interprétation : pourcentages de détection, de fausse alarme et distances moyennes des tracés ; classement par ordre décroissant de performances.

arrêté de manière à assurer une relative répétitivité des opérations effectuées par les photo-interprètes. Les objets recherchés sont tracés à l’aide du logiciel ENVI, avec la possibilité d’utiliser le zoom. En revanche, les données étant sur 16 bits, la conversion de l’affichage a été réglée sur un même intervalle (0-700) de manière à offrir la même dynamique sur toutes les images (les “look-up table” adaptatives peuvent introduire un rehaussement de contraste et de bruit qui interférerait avec l’effet du filtrage évalué). L’ordre de présentation des images a également été fixé à l’avance et diffère pour chaque interprète de manière à ne pas privilégier les dernières images du fait de l’accoutumance aux objets recherchés.

Calcul de distance

Une fois les tracés réalisés, ils doivent être évalués en fonction du type d’objets. Pour les cibles ponctuelles, on considère que l’objet est détecté si un point est placé dans un rayon inférieur à 125 mètres (10 pixels pour les images PRI) et on mesure alors sa distance euclidienne à la référence. Pour les objets linéiques (1D), la distance à la référence est calculée en deux étapes : une carte de distance au tracé est calculée, la distance à la référence est ensuite déterminée en intégrant les valeurs de cette carte le long de la référence. Enfin pour les objets surfaciques, on utilise les pourcentages de détection et de fausse alarme donnés par l’intersection avec la référence et le “débordement”.

Résultats

Les résultats des photo-interprètes ont été moyennés pour chacun des filtres et pour les images originales. L’ensemble des résultats [Chambenoit, 2004] montre une grande homogénéité dans les performances associées aux différents filtres. La synthèse présentée tableau 2.2 contredit l’idée très répandue que le filtrage dégrade la photo-interprétation. A l’exception du pourcentage de détection de structures ponctuelles (où la différence est très faible), tous les autres critères attribuent aux filtres TSF et TCMF de meilleures performances que celles obtenues sur les données non-filtrées. Ces deux filtres qui réalisent une réduction de bruit modérée en privilégiant l’axe temporel se distinguent clairement des deux autres qui incorporent un voisinage spatial. Pour ces derniers, le risque de dégradation de la précision est réel et justifie les a priori anti-filtrage dans le contexte de la photo-interprétation.

2.3 Conclusion

Ces travaux ont permis de comparer différentes approches du filtrage multi-temporel du point de vue méthodologique et du point de vue des performances. Les résultats du filtre multi-canal à compensation de texture (TCMF) illustrent les caractéristiques d’une approche multi-variée qui joue essentiellement sur la dimension vectorielle (temporelle ici) pour réduire le bruit et introduit très peu d’effet de lissage spatial. A l’opposé, la méthode à voisinage adaptatif 3D s’appuie complètement sur la représentation “volumique” en jouant indifféremment sur les 3 axes. Cette approche va introduire une régularisation spatiale perceptible à la fois visuellement et dans les critères statistiques (diminution de la fausse alarme) ainsi qu’une relative perte d’information temporelle. L’approche temps-espace du filtre TSF apparaît comme un compromis intéressant qui s’appuie sur une représentation 3D mais distingue l’axe temporel du plan spatial pour tenter de séparer signal et bruit par une transformation orthogonale de l’axe temporel et réduire le bruit dans les composantes où le filtrage spatial est le moins perceptible.

Deux familles de critères d’évaluation ont été mises en œuvre pour caractériser les résultats de trois filtres multi-temporels par rapport à un filtrage mono-date traditionnel ou au non-filtrage. Nous sommes conscients de la difficulté, voire de l’impossibilité, d’une comparaison absolue entre filtres, les résultats étant forcément liés aux jeux de données utilisés et aux paramètres des filtres (taille de fenêtre, niveau de bruit théorique...). En cela, la démarche du CNES qui a diffusé plusieurs jeux de données multi-temporels aux laboratoires auteurs de filtre, puis les résultats fournis par ces laboratoires, est intéressante car elle permet à chacun d’appliquer ensuite ses propres critères [Pauchet, 2001]. La démarche que nous proposons est complémentaire. Elle permet d’avoir une idée relativement précise du comportement des différents filtres et de guider le choix de l’utilisateur.

Les critères et les filtres (ou le non-filtrage) doivent être choisis en fonction du contexte d’utilisation des données et du type d’application. Ainsi dans un contexte de traitement automatique qui nécessite de réduire le bruit à des fins de classification, ou les faux contours à des fins de segmentation, les critères statistiques montrent l’intérêt du filtre 3D-ANF qui permet d’atteindre un nombre de vues équivalent relativement élevé tout en assurant de bonnes performances en détection. En revanche, pour une analyse s’appuyant sur des tracés manuels, il nous semble plus logique de guider le choix de l’utilisateur par des critères liés à la photo-interprétation que par des critères liés aux lois de distributions qui régissent les images résultats. Dans ce contexte, les filtres tels que le TCMF ou le TSF méritent d’être employés car ils apportent une plus grande lisibilité de l’image et contribuent à améliorer la précision des tracés.

Chapitre 3

Filtrage interférométrique et polarimétrique

Les travaux présentés au chapitre précédent portaient sur le filtrage de signaux multi-composantes réels formés par l’amplitude d’images RSO multi-temporelles. Ces composantes ont comme propriété d’être homogènes, la grandeur physique et les paramètres de mesure (bande, incidence...) étant les mêmes, ce qui permet de développer des méthodes exploitant l’axe des composantes (l’axe temporel) pour filtrer les données. Dans ce chapitre, nous présentons les travaux que nous avons réalisés sur un problème différent : le filtrage des signaux multi-composantes complexes hétérogènes formés par les données RSO interférométriques (InSAR), polarimétriques (PolSAR) ou polarimétriques interférométriques (Pol-InSAR).

Ces signaux exploitent simultanément la phase et l’amplitude des images RSO et nécessitent une première étape de traitement qui aboutit dans le cas des données interférométriques à des composantes porteuses d’informations très différentes (la cohérence, la différence de phase et l’amplitude, cf. section 3.1.1), et dans le cas des données PolSAR ou Pol-InSAR à des matrices de cohérence (cf. sections 3.1.2 et 3.1.3) dont sont ensuite extraits des paramètres caractéristiques des mécanismes de rétrodiffusion (cf. annexe A). Les besoins et les stratégies possibles de filtrage sortent du contexte classique de la restauration d’images scalaire mono-composante ou multi-composantes homogènes.

Les travaux réalisés entrent dans le cadre de la fusion de données au même niveau que des méthodes d’amélioration de composantes s’appuyant sur l’information d’autres composantes. En imagerie satellitaire optique par exemple, les méthodes dites de “*Pan-Sharpening*” [Garzelli et al., 2004] permettent d’améliorer la résolution des composantes multi-spectrales à l’aide de l’information de la composante panchromatique acquise avec une meilleure résolution. L’idée directrice de l’approche présentée dans ce chapitre est de **s’appuyer sur les composantes les moins bruitées pour construire des voisinages adaptatifs permettant d’estimer les composantes les plus bruitées sur une population élargie tout en limitant la dégradation de la résolution spatiale**. Nous nous appuyons ainsi sur les composantes d’intensité qui sont a priori les moins bruitées pour améliorer l’estimation des paramètres interférométriques ou polarimétriques. La fusion opérée au niveau des données pourrait par analogie être qualifiée d’ “*Intensity-Sharpening*”. Cette approche a fait l’objet de deux publications revues, l’une dédiée à la cohérence interférométrique [Vasile et al., 2004], l’autre aux données Pol-InSAR [Vasile et al., 2006b].

L'approche que nous proposons peut être employée comme une méthode de ré-estimation des composantes Pol/In/Pol-InSAR (phase, cohérence, matrices de cohérences...) lorsque les images RSO complexes initiales sont disponibles, ou comme une méthode de filtrage adaptatif lorsque les données d'entrée sont les composantes issues d'une estimation initiale. Le besoin principal est de pouvoir estimer ces composantes à partir d'un nombre d'échantillons suffisant pour réduire le biais et la variance des paramètres obtenus directement ou dans les étapes suivantes. La contrainte est de respecter au mieux les hypothèses de stationnarité et d'ergodicité nécessaires à l'estimation par un moyennage spatial au lieu d'un moyennage statistique impossible en l'absence de plusieurs réalisations.

Ce chapitre est découpé en deux sections. Nous présentons tout d'abord le contexte des images multi-composantes polarimétriques ou interférométriques avec les différents types de données issus de la première étape de traitement : phase, cohérence et amplitudes en InSAR, matrices de cohérence PolSAR et Pol-InSAR. Nous précisons les notations et le besoin de filtrage ou ré-estimation dû au speckle. Dans la seconde section, nous présentons l'approche développée pour filtrer ces données et deux niveaux permettant de gagner en stationnarité : le choix du voisinage et le choix de l'estimateur. Les résultats obtenus sont présentés sur différents jeux de données et illustrent notamment l'amélioration de l'estimation de la cohérence interférométrique et l'apport du filtrage sur l'estimation de paramètres polarimétriques et les classifications qui en découlent.

3.1 Contexte

3.1.1 Données interférométriques

L'interférométrie radar à synthèse d'ouverture (InSAR) exploite des paires d'images RSO acquises dans des conditions quasiment identiques, soit de façon simultanée dans une configuration bi-statique (la rétrodiffusion de l'onde émise est reçue par deux antennes séparées), soit lors de passes répétées du porteur. Cette seconde configuration est aujourd'hui la seule utilisée en satellitaire.¹ En aéroporté, les systèmes RAMSES de l'ONERA [Dubois-Fernandez et al., 2003] ou E-SAR du DLR [Scheiber et al., 1999] permettent d'acquérir des données interférométriques en bi-statique dans les bandes de fréquence les plus élevées (X) et en passes répétées pour les plus grandes longueurs d'onde (L, P). En configuration bi-statique, les principales informations apportées par l'interférométrie sont la mesure stéréoscopique de l'élévation des cibles et la mesure de cohérence qui est fonction de leur répartition (ponctuelle, spatiale ou volumique) à l'intérieur des cellules de résolution. En passes répétées, l'écart temporel entre les acquisitions permet de s'intéresser à deux informations supplémentaires : les déplacements des cibles entre les dates, mesurés par interférométrie différentielle [Massonnet and Feigl, 1998], et les changements qui affectent la rétrodiffusion (caractéristiques diélectriques et géométriques des cibles) et entraînent une chute de la cohérence [A.Zebker and Villasenor, 1992].

La différence de phase et la cohérence sont deux mesures spécifiques à l'imagerie radar qui

¹L'interférométrie bi-statique spatiale est encore au stade de projets tels que la roue interférométrique proposée par le CNES [Massonnet, 2001] ou le lancement, après TerraSAR-X, d'un second satellite quasiment sur la même orbite proposé par le DLR avec la mission TanDEM-X [Moreira et al., 2004]. Elle a été utilisée en 2000 lors de la mission SRTM de la navette spatiale américaine dotée d'un mât de 60 m déployé en orbite qui a permis de réaliser un modèle numérique d'élévation (MNE) sur 80% de la surface émergée.

apportent des informations nouvelles exploitées par de nombreuses applications. La différence de phase, bien que sensible à des perturbations atmosphériques [Tarayre and Massonnet, 1996], permet de construire des modèles numériques d'élévation [Zebker et al., 1994] et de mesurer les déplacements du sol entre deux acquisitions avec une précision de l'ordre de la longueur d'onde (5.6 cm en bande C) [Massonnet and Rabaute, 1993]. Sous réserve que la cohérence soit suffisante et que les perturbations atmosphériques soient prises en compte ou négligeables, les interférogrammes différentiels sont utilisés pour mesurer les déformations de la croûte terrestre liées à l'activité volcanique ou sismique [Chaabane, 2004] ou les mouvements gravitaires tels que les déplacements de glaciers. La cohérence est une information importante pour l'analyse des interférogrammes car elle conditionne le niveau de bruit de la phase. Bien que son niveau soit fonction de plusieurs phénomènes physiques parfois fortement couplés (pénétration, évolution du milieu...) la cohérence est aussi utilisée directement pour des applications variées telles que la caractérisation de la glace [Weydahl, 2001] et de la neige [Strozzi et al., 1998], la classification de zones agricoles ou forestières [Wegmuller and Werner, 1997] ou encore comme attribut de détection de changements [Bruzzone et al., 2004].

Les premières étapes d'une chaîne de traitement InSAR sont la synthèse SAR et le recalage interférométrique avec éventuellement suppression des parties du spectre qui ne se recouvrent pas [Gatelli et al., 1994]. Différentes méthodes permettent ainsi de former des images "Single Look Complex" (SLC) recalées avec une précision subpixel, les développements dans ce domaine restant toujours d'actualité en vue des futures données RSO satellitaires "haute résolution" [Nicolas et al., 2006]. Les travaux présentés dans ce chapitre se situent en aval de ces étapes en s'appuyant dans le cas des données ERS sur les sorties intermédiaires de logiciels commerciaux tels que DIAPASON développé au CNES [Massonnet, 1997] ou de logiciels libres tels que ROI-PAC développé au JPL [Rosen et al., 2004]. Dans le cas des données aéroportées, les images qui nous ont été fournies par le DLR ou l'ONERA sont des couples d'images SLC recalées.

En modélisant les deux images par des signaux aléatoires u_1 et u_2 complexes centrés stationnaires et conjointement stationnaires au sens large (lois indépendantes de la position dans l'image), la différence de phase ϕ et la cohérence ρ sont définies à partir de la corrélation normalisée par :

$$\rho e^{i\phi} = \frac{\langle u_1 u_2^* \rangle}{\sqrt{\langle |u_1|^2 \rangle \langle |u_2|^2 \rangle}}. \quad (3.1)$$

où $\langle \dots \rangle$ désigne l'espérance mathématique. Sous l'hypothèse supplémentaire d'ergodicité en moyenne (moyennes spatiales indépendantes des réalisations), cette espérance peut être remplacée par une moyenne de L échantillons pris dans un voisinage spatial. On calcule ainsi la cohérence et la différence de phase empiriques par :

$$\hat{\rho}(m, n) = \frac{\left| \sum_{i=1}^L u_1(i) u_2^*(i) \right|}{\sqrt{\sum_{i=1}^L |u_1(i)|^2 \sum_{i=1}^L |u_2(i)|^2}}, \quad (3.2)$$

$$\hat{\phi}(m, n) = \arg \left(\sum_{i=1}^L u_1(i) u_2(i)^* \right). \quad (3.3)$$

La figure 3.1 illustre le résultat de ce moyennage initial pour un couple tandem ERS

(images acquises à un jour d'intervalle par les satellites ERS-1 / ERS-2). Le premier interférogramme (fig. 3.1-(a)) comporte des franges dues au relief et au déplacement du glacier. L'interférogramme différentiel (fig. 3.1-(b)) destiné à la mesure du déplacement est obtenu en éliminant les franges topographiques à l'aide d'un modèle numérique d'élévation (MNE).

Ces images de phase $\hat{\phi}(m, n)$ et de cohérence $\hat{\rho}(m, n)$, ainsi que les images d'amplitude associées $a_1(m, n)$ et $a_2(m, n)$, sont calculées pour des pixels (m, n) qui correspondent à des blocs de L pixels dans les images SLC. Le moyennage complexe des équations (3.2) et (3.3) est souvent appelé *complex multi-looking* par analogie avec le moyennage L -vues destiné à réduire le speckle des données d'intensité, appellation abusive car les échantillons ne proviennent pas de vues différentes issues de sous-ouvertures mais de pixels voisins issus d'une synthèse à pleine ouverture. Cette première estimation de la phase et de la cohérence est souvent faite avec un moyennage relativement faible (par exemple 5×1 ou 11×2 pour ERS en cherchant à obtenir en sortie des pixels à peu près carrés) afin de limiter la perte d'information spatiale.

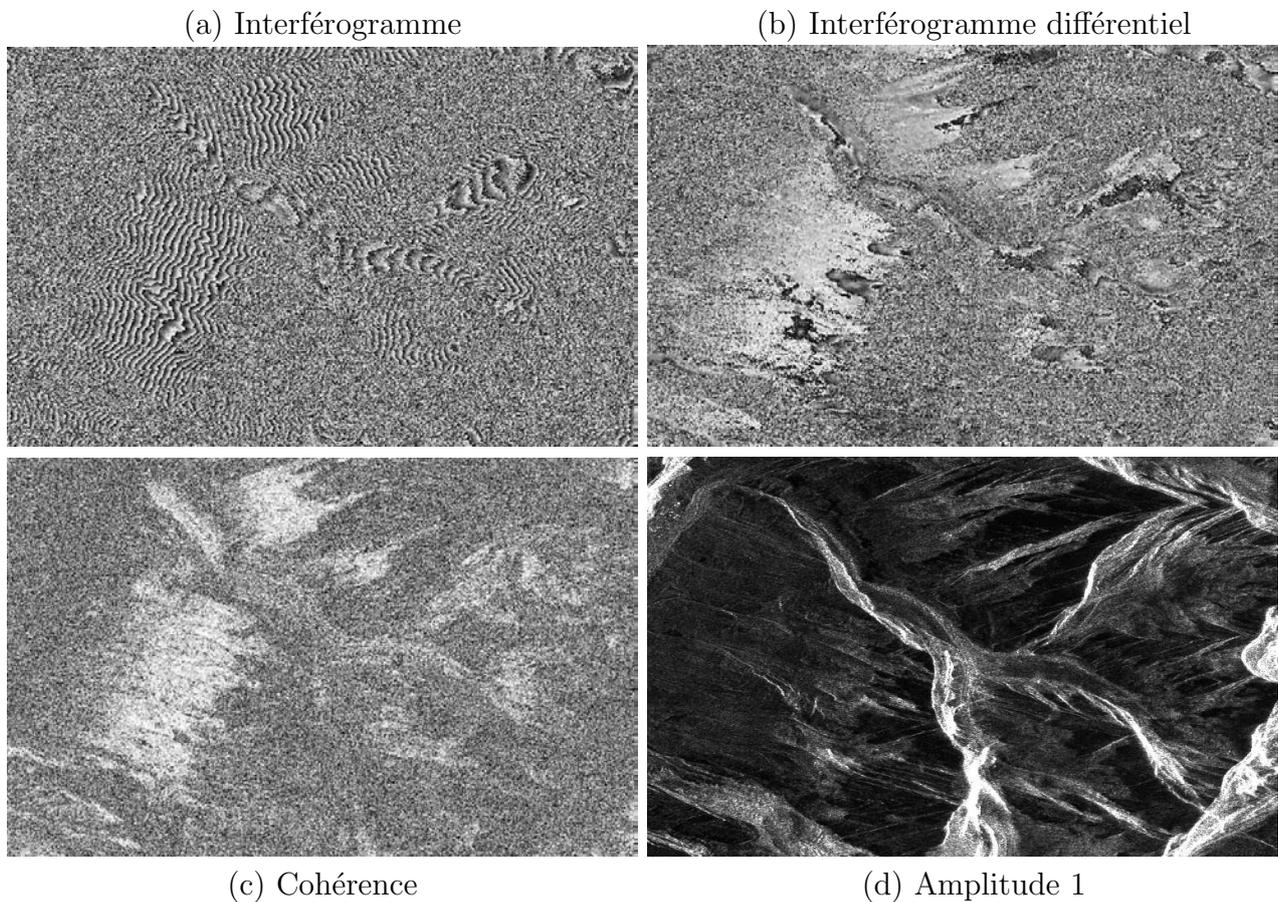


FIG. 3.1 – Données interférométriques ERS tandem, 31/12/95-01/01/96, glacier de la Mer-de-Glace, moyennage initial 5×1 ; (a)-(b) : phase avant et après soustraction des franges topographiques; (c) cohérence non-filtrée; (d) amplitude d'une des deux images.

Les estimateurs de la phase et de la cohérence données par les équations (3.2) et (3.3) correspondent aux estimateurs au sens du maximum de vraisemblance (MV) [Touzi et al., 1999]. Les densités de probabilités de la phase et la cohérence L -vues ont été établies analytiquement à partir du modèle Gaussien complexe circulaire [Touzi and Lopès, 1996]. La phase et la cohérence estimées sont d'autant plus bruitées que la cohérence véritable ρ est faible. La phase

$\hat{\phi}$ est non-biaisée et une borne inférieure de sa variance est donnée par la borne de Cramer-Rao [Seymour and Cumming, 1994] :

$$\langle (\hat{\phi} - \phi)^2 \rangle > \frac{1 - \rho^2}{2L\rho^2} \quad (3.4)$$

La cohérence empirique $\hat{\rho}$ est en revanche fortement biaisée pour les faibles valeurs de cohérence (cf. figure 3.2). De même que pour la phase, la variance décroît lorsqu'on augmente le nombre d'échantillons moyennés. Dans le cas d'un estimateur non-biaisé, la limite inférieure de la variance donnée par la borne de Cramer-Rao [Seymour and Cumming, 1994] s'écrit :

$$\langle (\hat{\rho} - \rho)^2 \rangle > \frac{1 - \rho^2}{2L} \quad (3.5)$$

L'estimation de la cohérence avec un nombre insuffisant d'échantillons conduit donc, dans les zones de faible cohérence, à une surestimation de sa valeur assortie d'une forte variance.

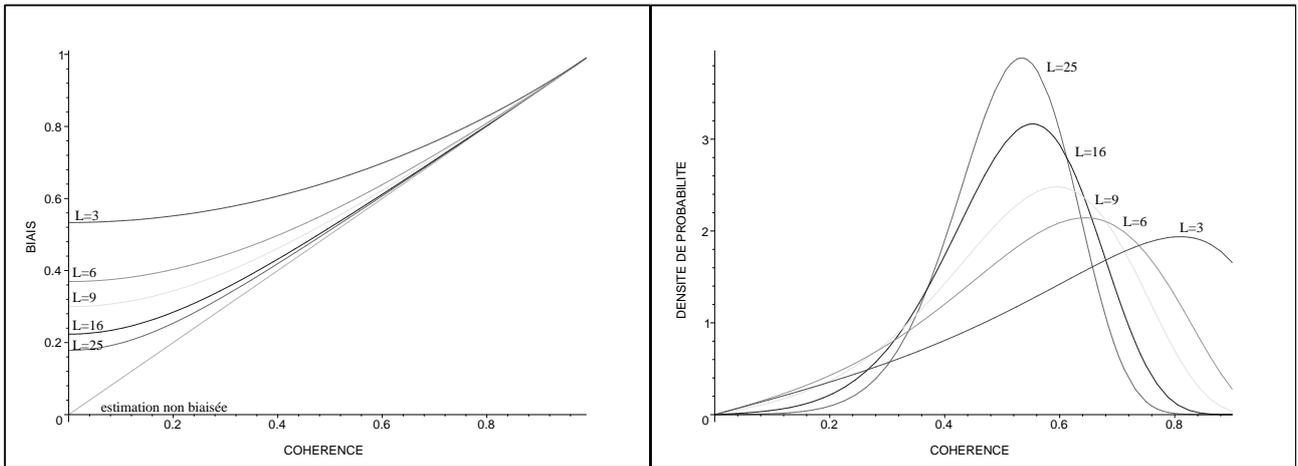


FIG. 3.2 – Biais et densité de probabilité de la cohérence empirique en fonction de la cohérence et du nombre de vues moyennées L (d'après [Chaabane, 2004]).

De plus, la validité de l'hypothèse de stationnarité "locale" de la phase dépend du motif de franges. Les pré-traitements permettent de soustraire certaines contributions géométriques qui font tourner la phase (retrait des franges d'éloignement correspondant à un terrain plat, des franges topographiques en interférométrie différentielle). Mais l'utilisation de bases importantes sur des zones de relief ou les fortes variations de champs de déplacement sont susceptibles de créer des franges étroites où le signal de phase a une composante déterministe non constante en contradiction avec l'hypothèse de stationnarité. Alors qu'une estimation avec un nombre insuffisant d'échantillons conduit à surestimer la cohérence, les motifs de franges étroites la font chuter et conduisent à des valeurs sous-estimées. Ces motifs doivent être compensés pour pouvoir augmenter la taille du voisinage afin de réduire le biais et la variance d'estimation.

L'ensemble de ces problèmes rendent difficile l'utilisation de la cohérence interférométrique comme mesure de confiance de la phase ou pour observer des paramètres physiques. Une seconde étape de filtrage ou de ré-estimation est donc généralement nécessaire pour extraire des informations de phase et de cohérence avec un biais négligeable et une variance réduite compatible avec la suite des traitements (classification, développement de phase...).

Différentes méthodes ont été proposées pour réduire la variance ou obtenir une estimation non-biaisée de la cohérence. Parmi ces méthodes, on trouve le moyennage du module de la cohérence issu de la première estimation ou de la cohérence complexe $\hat{\rho}e^{i\phi}$. Les performances théoriques ont été étudiées par Touzi dans le cas des statistiques de première espèce (approche classique) [Touzi et al., 1999] ou par Abdelfattah dans le cas de statistiques de deuxième espèce (log-moments, cf. annexe B) [Abdelfattah and Nicolas, 2006]. Ces travaux établissent notamment les expressions qui relient l'espérance de l'estimation $\langle \hat{\rho} \rangle$ à la valeur non-biaisée ρ en fonction du nombre d'échantillons initial L et déduisent la valeur non-biaisée par inversion de ces expressions. Cette approche n'est réalisable que lorsque le moyennage est suffisant pour réduire la variance d'estimation au point d'assimiler la moyenne spatiale à l'espérance de l'estimateur.

Ce type de post-traitement entraîne nécessairement une perte de résolution supplémentaire qui amène à se poser la question suivante : une estimation au sens du maximum de vraisemblance (*complex multi-looking*) s'appuyant sur l'ensemble des échantillons SLC impliqués à la résolution finale ne serait-elle pas préférable ? La réponse dépend du type de données (niveau de cohérence, largeur de franges, résolution des informations recherchées dans la cohérence...). Afin de faire porter les estimateurs MV (équations (3.2) et (3.3)) sur un nombre étendu d'échantillons, il est nécessaire de les rendre "adaptatifs" vis-à-vis des contraintes évoquées ci-dessus. L'approche proposée par la suite explore cette seconde voie en recherchant dans les autres composantes (phase et intensités), l'information nécessaire à cette adaptativité.

3.1.2 Données polarimétriques

L'imagerie radar polarimétrique permet d'étudier plus particulièrement les mécanismes de rétrodiffusion des ondes électromagnétiques aux fréquences émises et d'en déduire des paramètres géophysiques [Boerner et al., 1998]. Du fait de leur complexité et du flux de données à enregistrer et retransmettre, les capteurs RSO polarimétriques ont été embarqués jusqu'en 2005 uniquement dans des systèmes aéroportés ou lors des 2 missions SIR-C de la navette spatiale américaine en 1994. Les avancées technologiques et méthodologiques dans l'analyse des données PolSAR [Cloude and Pottier, 1996] ont conduit au lancement en 2006 d'une nouvelle génération de satellites RSO dotés de capteurs pleinement polarimétriques² : le satellite japonais ALOS (bande L) lancé en janvier et les satellites RADARSAT-2 (bande C) et TerraSAR-X (bande X, pleinement polarimétrique dans un mode expérimental) qui devraient être lancés fin 2006 / début 2007 respectivement par le Canada et l'Allemagne.

Les ondes électromagnétiques émises par les radar à synthèse d'ouverture sont généralement polarisées linéairement verticalement (V) ou horizontalement (H). Les RSO pleinement polarimétriques émettent quasi-instantanément les deux polarisations et reçoivent simultanément dans les 2 polarisations. Ils permettent ainsi de mesurer la matrice de rétrodiffusion complexe 2×2 $[S]$ qui relie les champs émis $\vec{E}_e = [E_H, E_V]_e^T$ et reçus $\vec{E}_r = [E_H, E_V]_r^T$:

$$\begin{bmatrix} E_H \\ E_V \end{bmatrix}_r = \frac{e^{i\vec{k}\vec{d}}}{|\vec{d}|} \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_H \\ E_V \end{bmatrix}_e \quad (3.6)$$

² Les capteurs RSO multi-polarisations tels que ASAR du satellite ENVISAT enregistrent de façon alternée des émissions/réceptions dans des polarisations différentes et ne fournissent pas les quatre termes de la matrice de rétrodiffusion complexe $[S]$ nécessaire aux traitements polarimétriques.

où \vec{d} est la distance radar-cible et \vec{k} le vecteur d'onde. Sous l'hypothèse de réciprocité valide dans le cas mono-statique, les composantes contra-polaires sont égales : $S_{VH} = S_{HV}$. La matrice de rétrodiffusion peut alors être manipulée sous la forme d'une matrice 2×2 symétrique complexe ou sous la forme d'un vecteur à trois composantes $[h] = [S_{HH}, S_{HV}, S_{VV}]^T$ dans la base dite lexicographique.

Deux types de décompositions sont employés pour extraire l'information liée aux mécanismes de rétrodiffusion :

- les décompositions cohérentes destinées à caractériser les cibles dites “cohérentes”, encore appelées cibles “ponctuelles” ou “pures”. Ces cibles correspondent à des rétrodiffuseurs forts qui imposent leur matrice de rétrodiffusion indépendamment de l'angle de vue le long de l'antenne synthétique. Autrement dit, ces cibles restent cohérentes (leur phase propre varie de moins de $\pi/4$) sur une durée supérieure à la durée d'intégration en azimut [Touzi and Charbonneau, 2002]. Du point de vue géophysique, il s'agit principalement de structures artificielles liées à l'activité humaine telles que les bâtiments, les pylônes, les véhicules... Les décompositions cohérentes expriment la matrice (le vecteur) de rétrodiffusion sous la forme d'une combinaison de matrices (vecteurs) de rétrodiffusion associées à des objets élémentaires tels qu'une sphère, un dièdre orienté à 0 ou 45°, un trièdre, une hélice... Les coefficients ou les paramètres issus de ces décompositions permettent d'identifier les mécanismes de rétrodiffusion prépondérants (simple/triple rebond, double rebond, volumique...). Les décompositions cohérentes les plus connues sont celles de Pauli, de Krogager [Krogager, 1990] et de Cameron [Cameron and Leung, 1990]. La décomposition de Pauli conduit à représenter $[S]$ dans la base dite de Pauli :

$$[S] = \alpha \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} + \beta \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} + \gamma \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} + \delta \begin{bmatrix} 0 & -i \\ i & 0 \end{bmatrix}$$

Ce changement de base illustré figure 3.3 est très utilisé car les trois composantes (dans le cas de la réciprocité) du vecteur de rétrodiffusion $[k]$ qui en résulte sont plus proches de la physique de la diffusion des ondes que dans la base lexicographique, et facilitent ainsi l'analyse des mécanismes de rétrodiffusion :

$$[k] = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} S_{HH} + S_{VV} \\ S_{HH} - S_{VV} \\ 2S_{HV} \end{bmatrix}. \quad (3.7)$$

- les décompositions incohérentes destinées à caractériser les cibles “non-cohérentes” aussi appelées cibles “distribuées” car leur réponse est la somme de réponses élémentaires réparties dans la cellule (surface ou volume) de rétrodiffusion, sans prédominance d'un réflecteur fort. Ces cibles correspondent à la grande majorité des surfaces imagées naturelles telles que les zones d'agriculture, les sols nus, les forêts... Le phénomène de speckle qui affecte ces cibles ne permet pas de caractériser leur rétrodiffusion directement au niveau de la matrice de rétrodiffusion $[S]$. La caractérisation s'effectue sous l'hypothèse de stationnarité au niveau des statistiques du deuxième ordre :

$$[C] = \langle [h].[h]^\dagger \rangle \quad \text{et} \quad [T] = \langle [k].[k]^\dagger \rangle \quad (3.8)$$

où les matrices de covariance $[C]$ et de cohérence $[T]$ correspondent à l'expression du vecteur de rétrodiffusion respectivement dans la base lexicographique ou celle de Pauli (équation (3.7)).

Les décompositions incohérentes expriment les matrices hermitiennes positives semi-définies $[C]$ ou $[T]$ comme une combinaison de matrices élémentaires reliées à des mécanismes de rétrodiffusion plus facile à interpréter. On peut distinguer d'un côté les décompositions guidées par des modèles de cible (surfaces, dièdres, dipôles orientés aléatoirement...) ou par les phénomènes qui conditionnent la signature polarimétrique (symétrie azimutale, orientation, torsion, hélicité...) telles que celle de Freeman [Freeman and Durden, 1998], celle de Huynen [Huynen, 1965] ou celle de Touzi [Touzi, 2005b], et d'un autre côté les décompositions qui s'appuient sur les vecteurs et valeurs propres de la matrice de cohérence telles que celle de Cloude et Pottier [Cloude and Pottier, 1996]. Cette décomposition et les paramètres qui en découlent tels que le type de rétrodiffusion α et l'entropie H (cf. annexe A) sont devenus des outils standards pour la classification [Cloude and Pottier, 1997] et l'extraction de paramètres géophysiques à partir de données PolSAR [Hajnsek et al., 2003].

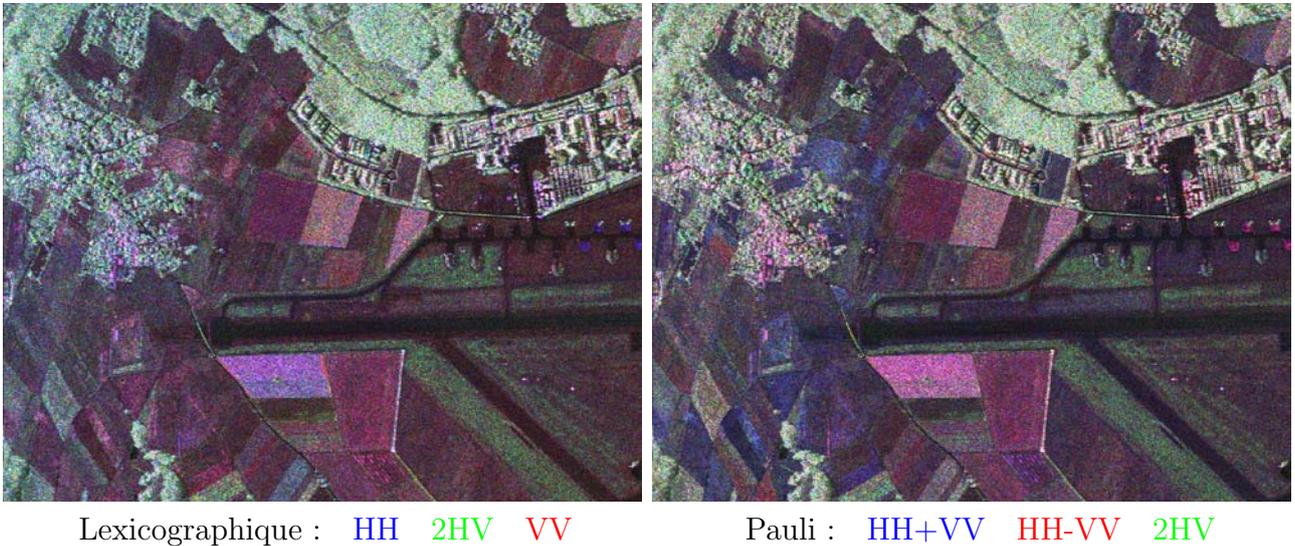


FIG. 3.3 – Données polarimétriques E-SAR, Oberpfaffenhofen, bande L, 2 vues ; compositions colorées dans la base lexicographique et celle de Pauli.

Le choix entre les différents types de décomposition dépend des applications traitées. On emploie des décompositions cohérentes principalement pour étudier la rétrodiffusion de cibles spécifiques (bâtiments, navires [Touzi et al., 2004]...), alors que les décompositions incohérentes sont employées de façon plus large pour caractériser et classifier des scènes comportant des cibles naturelles (forêts, champs...) ou des cibles cohérentes (zones urbaines, infrastructures...), en supposant que le moyennage nécessaire à l'estimation des statistiques du deuxième ordre ne fasse pas disparaître leur réponse au milieu du "clutter" des cibles non-cohérentes.

En effet, l'estimation des matrices de cohérence $[T]$ ou de covariance $[C]$ nécessite un moyennage statistique qui est remplacé par un moyennage spatial. La matrice de cohérence empirique est généralement calculée à partir de L pixels par : ³

$$[T] = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L [k]_i \cdot [k]_i^\dagger \quad (3.9)$$

³La notation exacte devrait être $[\widehat{T}]$ pour distinguer la cohérence empirique de sa vraie valeur (cf. annexe A.2). Afin d'alléger les notations en l'absence d'ambiguïté, nous utiliserons par la suite la même notation.

De même que pour la cohérence interférométrique, l'estimation des matrices de cohérence avec un nombre insuffisant d'échantillons conduit à des paramètres bruités et parfois sensiblement biaisés [Touzi, 2005a]. Pour la décomposition de Cloude et Pottier (cf. annexe A), la présence de biais dans les valeurs propres de la matrice de cohérence et dans l'estimation de l'entropie H a pu être démontrée en établissant la loi conjointe des valeurs propres de la matrice de cohérence empirique en fonction des valeurs propres exactes λ_i et du nombre de vues L [Lopez-Martinez et al., 2005]. La complexité des lois rend difficile la poursuite de l'étude dans le cas général, mais en choisissant comme valeurs propres $\lambda_1 = 3$, $\lambda_2 = 2$ et $\lambda_3 = 1$, Lopez-Martinez a pu montrer que les valeurs propres empiriques sont biaisées et que le biais décroît quand le nombre d'échantillons indépendants augmente. Autrement dit, les valeurs propres estimées sont asymptotiquement non-biaisées et l'utilisation d'un moyennage important permet de rendre le biais négligeable pour le calcul des paramètres polarimétriques qui en découlent.

Le nombre minimum d'échantillons indépendant à moyenner est très variable car il dépend à la fois des paramètres estimés (l'anisotropie A est par exemple plus sensible que l'entropie H), des valeurs des paramètres exacts (A est d'autant plus bruité que H est faible...) et des procédures d'estimation. En pratique, il n'est pas rare de recourir à des fenêtres 9×9 voire 11×11 pour obtenir une estimation fiable de la matrice de cohérence. La perte en résolution spatiale par rapport aux données initiales est donc importante et s'accompagne du risque de non respect de l'hypothèse de stationnarité au voisinage des contours. Afin de limiter les effets de lissage du filtrage, une recherche d'adaptativité dans la méthode de filtrage ou d'estimation de la matrice de cohérence est nécessaire. Une méthode de filtrage adaptatif basée sur des voisinages directionnels et une estimation LLMMSE a été proposée par Lee [Lee et al., 2003].

3.1.3 Données polarimétriques interférométriques

La combinaison des informations polarimétriques et interférométriques est actuellement un des axes les plus prometteurs dans le domaine de l'imagerie RSO [Krieger et al., 2005]. En couplant le potentiel de l'interférométrie déjà exploitée en satellitaire à celui de la polarimétrie sur le point de l'être avec le lancement de nouveaux satellites (ALOS, RADARSAT-2...), les données Pol-InSAR vont permettre d'accéder à certains paramètres géophysiques dont les effets (et donc les valeurs) sont difficilement séparables à l'aide de mesures uniquement interférométriques (un seul couple de polarisation) ou uniquement polarimétrique (un seul angle d'observation). Alors que l'interférométrie simple mesure la position moyenne du centre de phase associé à une rétrodiffusion volumique ou mixte (volumique+surfactive), les interférogrammes (cohérence+phase) issus des différents canaux de polarisation permettent d'inverser des modèles de rétrodiffusion multi-couches et de retrouver leurs paramètres.

Les travaux réalisés à l'aide de données aéroportés sur la forêt en bande L ont par exemple montré qu'il est possible d'estimer la hauteur de la végétation, la topographie sous-jacente et l'extinction moyenne à partir de données Pol-InSAR (couple interférométrique d'images RSO pleinement polarimétriques) [Papathanassiou and Cloude, 2001]. Sur les cibles non-cohérentes, les mesures relatives aux forêts (hauteur, biomasse...) [Mette et al., 2003] et à l'agriculture (croissance, humidité...) [Hajnsek and Cloude, 2005] suscitent un grand intérêt, notamment en raison des questions relatives au réchauffement climatique. Sur les cibles cohérentes, on peut également attendre un apport des données Pol-InSAR au niveau de la détection et de la caractérisation des forts rétrodiffuseurs (bâtiments dans les zones urbaines [Schneider et al., 2006],

véhicules enfouis dans un contexte militaire...).

Les travaux ayant abouti à des résultats expérimentaux concluants sont encore peu nombreux du fait de la rareté des données Pol-InSAR civiles et du coût des campagnes aéroportées (de l'ordre de 50000 Euros pour une mission E-SAR de quelques jours en France). Les quelques jeux de données Pol-InSAR accessibles à la communauté "traitement d'images" (principalement des données E-SAR du DLR) ont néanmoins permis d'étudier les possibilités nouvelles offertes par ces images multi-composantes en terme de filtrage, d'extraction d'informations et de fusion/classification.

En terme de filtrage, la problématique de la réduction du speckle qui affecte les statistiques du deuxième ordre est la même que pour les données interférométriques ou polarimétriques : la recherche d'un compromis entre la perte de résolution spatiale et des estimations bruitées et biaisées nécessite le développement de méthodes adaptatives. La mise en forme des données la plus couramment utilisée consiste à construire une matrice de cohérence Pol-InSAR 6×6 à partir des deux vecteurs de rétrodiffusion $[k_1] [k_2]$ exprimés dans la base de Pauli, les indices 1 et 2 correspondant aux deux acquisitions qui forment le couple interférométrique :

$$[T_6] = \left\langle \begin{bmatrix} [k_1] \\ [k_2] \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} [k_1]^\dagger & [k_2]^\dagger \end{bmatrix} \right\rangle = \begin{bmatrix} [T_{11}] & [\Omega_{12}] \\ [\Omega_{12}]^\dagger & [T_{22}] \end{bmatrix} \quad , \quad (3.10)$$

où $[T_{aa}]$, $a \in \{1, 2\}$, sont les 2 matrices hermitiennes de cohérence polarimétrique 3×3 et $[\Omega_{12}]$ une matrice complexe 3×3 qui contient toute l'information interférométrique entre les canaux polarimétriques :

$$[T_{aa}] = \langle [k_a] \cdot [k_a]^\dagger \rangle \quad \text{et} \quad [\Omega_{12}] = \langle [k_1] \cdot [k_2]^\dagger \rangle \quad . \quad (3.11)$$

Comme pour la cohérence interférométrique (équation (3.1)) et les matrices de cohérence polarimétrique (équation (3.8)), l'espérance mathématique $\langle \dots \rangle$ est calculée sous les hypothèses de stationnarité et d'ergodicité par un moyennage spatial de L échantillons :

$$[T_6] = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \begin{bmatrix} [k_1] \\ [k_2] \end{bmatrix}_i \cdot \begin{bmatrix} [k_1]^\dagger & [k_2]^\dagger \end{bmatrix}_i \quad . \quad (3.12)$$

En terme d'extraction d'informations, les données Pol-InSAR permettent d'obtenir 3 phases interférométriques ϕ_j $j \in \{1, 2, 3\}$ et 3 cohérences ρ_j provenant des 3 composantes polarimétriques. Dans la base de Pauli, le calcul s'effectue en normalisant les termes complexes de la diagonale de $[\Omega_{12}]$ par la racine du produit des intensités correspondantes situées sur les diagonales des matrices $[T_{11}]$ et $[T_{22}]$:

$$\rho_j e^{i\phi_j} = \frac{[\Omega_{12}]_{jj}}{\sqrt{[T_{11}]_{jj} \cdot [T_{22}]_{jj}}} \quad (3.13)$$

Ces trois phases et cohérences dépendent des bases de polarisation (émission-réception) utilisées pour l'une et l'autre des images. Une procédure dite d'optimisation de la cohérence a été proposée [Cloude and Papathanassiou, 1998] pour rechercher les vecteurs $[w_1]$ et $[w_2]$ qui pondèrent les composantes polarimétriques des vecteurs de rétrodiffusion $[k_1] [k_2]$ pour

former des composantes $[w_1]^\dagger \cdot [k_1]$ et $[w_2]^\dagger \cdot [k_2]$ dont la cohérence soit maximale. La solution du problème conduit à une décomposition en vecteurs propres qui fournit trois valeurs propres réelles positives $\nu_1 \geq \nu_2 \geq \nu_3 \geq 0$ associées à des couples de vecteurs $[w_1]_j$ et $[w_2]_j$, $j \in \{1, 2, 3\}$. La cohérence maximum est donnée par la racine carrée de la plus grande valeur propre : $\rho_1^{opt} = \sqrt{\nu_1}$. Les projections des vecteurs de rétrodiffusion $[k_1]$ et $[k_2]$ respectivement sur les vecteurs $[w_1]_j$ et $[w_2]_j$ constituent un changement de base polarimétrique pour chacune des acquisitions. On peut ainsi calculer trois nouveaux “couples” interférométriques dont les cohérences et phases dites “optimisées” sont données par :

$$\rho_j^{opt} e^{i\phi_j^{opt}} = \frac{([w_1]_j^\dagger \cdot [k_1]) \cdot ([w_2]_j^\dagger \cdot [k_2])^*}{\sqrt{|[w_1]_j^\dagger \cdot [k_1]|^2 \cdot |[w_2]_j^\dagger \cdot [k_2]|^2}} = \frac{[w_1]_j^\dagger [\Omega_{12}] [w_2]_j}{\sqrt{[w_1]_j^\dagger [T_{11}] [w_1]_j \cdot [w_2]_j^\dagger [T_{22}] [w_2]_j}}. \quad (3.14)$$

Cette procédure est numériquement instable et nécessite l'utilisation de voisinages relativement importants pour obtenir des paramètres exploitables. Les résultats illustrés figure 3.4 montrent l'évolution de la cohérence optimisée, notamment sur les zones de forêt du quart supérieur gauche (cf. image optique, figure 3.11-(c)), mais également la perte de résolution spatiale due au filtrage non-adaptatif (boxcar 7×7) de la matrice de cohérence.

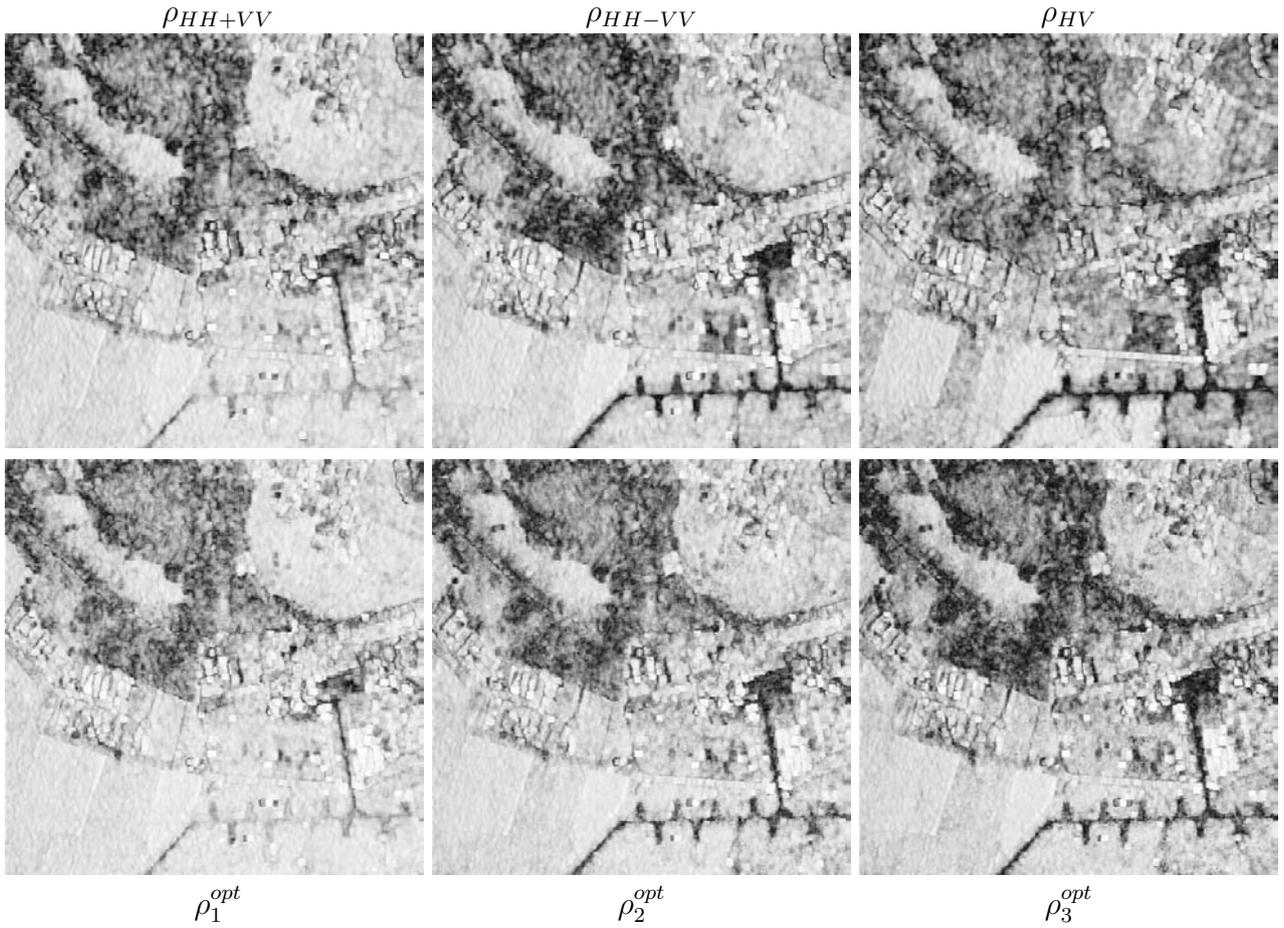


FIG. 3.4 – Cohérences Pol-InSAR (données E-SAR, bande L, 2 vues, Oberpfaffenhofen, extrait 500×500) calculées avec une estimation 7×7 de la matrice de cohérence, dans la base de Pauli (en haut) et par optimisation de la cohérence (en bas).

Du point de vue physique, en restant dans la base de Pauli, les 3 cohérences et phases données par l'équation (3.13) correspondent à la même décomposition pour les deux acquisitions, donc aux mêmes mécanismes de rétrodiffusion. Ceci permet d'attribuer les trois centres de phase aux trois types de structures séparées dans les composantes de Pauli. Cependant, la séparation n'est pas forcément optimale vis-à-vis de la cohérence interférométrique des cibles en présence et d'une possible évolution temporelle entre les acquisitions. Les trois cohérences obtenues sont alors plus faibles et le bruit des interférogrammes plus important. En aboutissant à 2 décompositions polarimétriques qui peuvent être différentes et maximisent la cohérence interférométrique, la technique d'optimisation permet de rattraper une partie de la décorrélation entre les acquisitions. A condition d'être suffisamment stable numériquement, elle doit fournir des hauteurs de centre de phases plus précises et des niveaux de cohérence plus directement liés aux structures correspondantes.

En terme de fusion/classification, les données Pol-InSAR permettent de s'appuyer à la fois sur des paramètres polarimétriques et interférométriques. Les 3 cohérences peuvent être utilisées directement ou combinées après optimisation pour former des paramètres tels que l'écart relatif entre la cohérence maximale et les deux autres cohérences :

$$A_1 = \frac{|\rho_1^{opt}| - |\rho_2^{opt}|}{|\rho_1^{opt}|}, \quad A_2 = \frac{|\rho_1^{opt}| - |\rho_3^{opt}|}{|\rho_1^{opt}|}. \quad (3.15)$$

Ces paramètres A_1 et A_2 sont jugés plus discriminants notamment pour la classification des forêts à partir de données Pol-InSAR [Lee et al., 2005]. L'interprétation des valeurs de A_2 renseigne par exemple sur le type de forêt avec des règles expérimentales telles que “une faible valeur de A_2 (< 0.2) représente une faible densité de végétation, une valeur intermédiaire ($0.2 < A_2 < 0.5$) des hauteurs moyennes et une forêt dense et des valeurs > 0.5 des forêts hautes et denses”. Une partition de l'espace 2D des paramètres A_1 et A_2 [Ferro-Famil et al., 2005] peut fournir, de la même manière que la partition de l'espace H/α en polarimétrie (cf. figure A.1), une initialisation des classes en vue d'une classification non-supervisée s'appuyant sur la distance de Wishart calculée avec les matrices de cohérence $[T_6]$ (cf. annexe A).

Le choix de stratégies de fusion des informations polarimétriques ($H/A/\alpha$, $[T]$...) et polarimétrique-interférométrique (A_1 , A_2 , $[T_6]$...) est un domaine ouvert dans lequel les systèmes de fusion floue développés au LISTIC pourraient apporter leur contribution. Les travaux présentés par la suite ont jusqu'ici porté sur le filtrage adaptatif de la matrice de cohérence Pol-InSAR et l'amélioration des paramètres (attributs potentiels) qui en résulte. L'étape de fusion fait partie des axes que l'on souhaite approfondir à partir des futures données aéroportées (E-SAR) et satellitaires (ALOS, RADARSAT-2) sur le site “Chamonix Mont-Blanc”, une “vérité terrain” étant un élément indispensable pour développer et valider de nouvelles méthodes.

3.2 Filtrage adaptatif

Les trois types de données présentés dans la section précédente nécessitent une première étape d'estimation (calcul d'interférogramme et de cohérence InSAR, de matrice de cohérence PolSAR ou Pol-InSAR), généralement effectuée à partir des données complexes mono-vue (SLC) selon les équations (3.2), (3.9) et (3.12). Les pixels résultants de cette première estimation correspondent à L pixels de la résolution des données SLC. Le nombre L d'échantillons ainsi

moyennés est souvent faible pour limiter la perte de résolution. Il permet rarement d’obtenir directement des estimées non-biaisées et faiblement bruitées. L’étape suivante consiste à filtrer ou ré-estimer ces données pour obtenir des estimées plus fiables tout en cherchant à préserver l’information spatiale.

Nous présentons dans cette section une approche originale de cette étape cruciale. Sur la base des travaux initiés par Mihaï Ciuc [Ciuc, 2002], cette approche a été développée dans le cadre de la thèse de Gabriel Vasile pour les trois types de données. Le cœur de cette approche est la recherche de voisinages adaptatifs permettant d’atteindre un nombre important d’échantillons en respectant l’hypothèse de stationnarité [Vasile et al., 2004]. La complémentarité entre le choix du voisinage et l’estimateur utilisé (MV ou LLMMSE) est étudiée et illustrée sur des données Pol-InSAR [Vasile et al., 2006b].

3.2.1 Voisinage adaptatif

Parmi les méthodes de filtrage de speckle évoquées au chapitre précédent, deux directions permettent de gagner en adaptativité face à la présence de non-stationnarités :

- la recherche de voisinages homogènes sur lesquels faire porter le filtrage (cf. section 2.1.2),
- l’introduction d’estimateur réalisant une moyenne pondérée entre la valeur du pixel courant et la moyenne de son voisinage en fonction de l’homogénéité de ce dernier (cf. section 2.1.1).

Les deux directions ne sont pas exclusives, un estimateur tel que le LLMMSE pouvant être calculé sur un voisinage adaptatif afin de diminuer le lissage dû au filtrage lorsque le voisinage obtenu reste hétérogène.

La recherche de voisinage adaptatif pose le problème du choix de l’information utilisée pour la construction du voisinage. L’idéal serait de guider la construction par l’information recherchée (phase, cohérence, paramètres polarimétriques...), mais on se heurte à un cercle vicieux car cette information ne peut être extraite de façon fiable qu’après filtrage. Les images multi-composantes hétérogènes offrent la possibilité d’utiliser une partie de l’information, les composantes les moins bruitées ou les moins biaisées, pour filtrer les composantes ou les paramètres les plus difficiles à estimer.

Dans le cas des images interférométriques ou/et polarimétriques, le moyennage (pseudo multi-vue) réalisé pour l’estimation initiale des données a déjà permis de réduire le niveau de speckle des composantes d’intensité (variance réduite d’un facteur L si les échantillons sont indépendants). De plus, dans les zones homogènes recherchées, l’intensité est distribuée selon une loi Gamma (équation (B.11)) relativement simple à manipuler par rapport aux distributions de Wishart complexes suivies par les matrices de cohérence (équation (A.9)). A défaut de fournir une segmentation équivalente à celle de l’information recherchée, les images d’intensité disponibles sont dans la plupart des cas très liées à cette information :

- la sensibilité au relief exploitée en radarclinométrie [Paquerault, 1998] crée un lien entre les motifs de franges topographiques et les variations d’intensités. Ce lien est exploité par exemple pour détecter les zones de discontinuité de la phase dues à la topographie [Tupin et al., 1996].

- la cohérence est liée à la corrélation normalisée des intensités γ_I par l'équation :

$$\rho = \begin{cases} \sqrt{2\gamma_I - 1} & \gamma_I \geq 1/2 \\ 0 & \gamma_I < 1/2 \end{cases} \quad \text{avec} \quad \gamma_I = \frac{\sum_{i=1}^L |u_1(i)|^2 |u_2(i)|^2}{\sqrt{\sum_{i=1}^L |u_1(i)|^4 \sum_{i=1}^L |u_2(i)|^4}} \quad (3.16)$$

Ce lien est parfois utilisé pour estimer la cohérence interférométrique à partir des données d'amplitude $|u_1|$ $|u_2|$ bien que les moments d'ordre 4 rendent cet estimateur statistiquement peu fiable [Guarnieri and Prati, 1997].

- les trois intensités polarimétriques exprimées dans la base de Pauli permettent pour les cibles non-cohérentes de discriminer différents types d'occupation des sols comme l'illustrent les compositions RVB (cf. figure 3.3),
- la présence de cible cohérente entraîne une intensité totale fortement supérieure à celle des cibles étendues, un rapport signal sur clutter supérieur à 15dB constituant par exemple un premier test pour rechercher les cibles cohérentes [Touzi and Charbonneau, 2002].

Algorithme IDAN

Pour les différentes raisons évoquées ci-dessus, nous avons développé une approche du filtrage qui s'appuie sur l'information d'intensité pour construire les voisinages étendus nécessaires au filtrage des données In/Pol/Pol-InSAR. Le principe de cette approche nommée IDAN (*Intensity Driven Adaptive Neighborhood*) est d'effectuer en chaque pixel une croissance de région avec un test d'agrégation qui combine les informations des composantes d'intensité disponibles. Le moyennage réalisé lors de la formation des images multi-composantes permet de disposer en chaque pixel (m, n) de 2, 3 ou 6 valeurs d'intensités selon les données traitées. On peut adopter une notation unifiée en écrivant les intensités sous la forme d'une matrice 1×2 , 3×1 ou 3×2 dont les lignes correspondent aux composantes polarimétriques et les colonnes aux acquisitions interférométriques :

$$[p](m, n) = \begin{bmatrix} [p]_1(m, n) \\ [p]_2(m, n) \\ [p]_3(m, n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [T_{11}]_{11}(m, n) & [T_{22}]_{11}(m, n) \\ [T_{11}]_{22}(m, n) & [T_{22}]_{22}(m, n) \\ [T_{11}]_{33}(m, n) & [T_{22}]_{33}(m, n) \end{bmatrix}. \quad (3.17)$$

Dans le cas de données Pol-InSAR, la matrice réelle $[p]$ regroupe les 6 éléments diagonaux de la matrice de cohérence $[T_6]$ (équation (3.10)), l'utilisation de la base de Pauli étant préférable car les intensités y sont plus discriminantes vis-à-vis des mécanismes de rétrodiffusion. Dans le cas de données PolSAR, les vecteurs à 2 composantes $\{[p]_1, [p]_2, [p]_3\}$ sont des scalaires et dans le cas de données InSAR, seul le vecteur $[p]_1$ est disponible. Par la suite, l'algorithme est décrit dans le cas Pol-InSAR, les deux autres cas se déduisant directement avec les mêmes équations.

La plupart des voisinages adaptatifs utilisés en filtrage de données RSO sont obtenus en testant successivement l'homogénéité de sous-fenêtres ou en détectant la présence de structures sources d'hétérogénéités [Touzi, 2002]. L'originalité de la méthode proposée est d'effectuer une véritable croissance de région par agrégation successive de pixels à l'aide d'un test d'appartenance à la population du pixel traité appelé germe. Le test s'inspire du "filtre σ " de Lee qui a pour principe de ne garder dans la fenêtre de filtrage que les pixels dont la valeur est

suffisamment proche de celle du germe en tenant compte des statistiques du bruit [Lee, 1983]. Les données d'intensité multi-vue étant distribuées dans les zones homogènes selon une loi Gamma qui ne dépend que de la moyenne locale et du nombre de vues équivalent L_{eq} , des seuils d'agrégation correspondant à 50% et 95% de la population peuvent être déterminés à partir du coefficient de variation du speckle $\sigma_n/\mu_n = 1/\sqrt{L_{eq}}$. En notant $[p]_j(m, n)$ le vecteur d'intensité de la composante j du germe situé au pixel (m, n) et $[p]_j(k, l)$ celle d'un pixel (k, l) , les tests permettant de retenir approximativement 50% et 95% de la population s'écrivent respectivement :

$$\frac{\|[p]_j(k, l) - [p]_j(m, n)\|}{\|[p]_j(m, n)\|} \leq \frac{2\sigma_n}{3\mu_n} \quad \text{et} \quad \frac{\|[p]_j(k, l) - [p]_j(m, n)\|}{\|[p]_j(m, n)\|} \leq 2\frac{\sigma_n}{\mu_n}. \quad (3.18)$$

Comme pour la recherche de voisinage adaptatif 3D dans les séries multi-temporelles (section 2.1.2), la construction des voisinages IDAN s'effectue en 2 étapes :

• **Etape 1 :**

- estimation de la valeur du germe $\widehat{[p]}(m, n)$ par un filtre médian marginal 3×3 ,
- agrégation progressive de pixels connexes (k, l) satisfaisant le critère strict (distance inférieure au seuil correspondant à 50%) :

$$\sum_{j=1}^3 \frac{\|[p]_j(k, l) - \widehat{[p]}_j(m, n)\|}{\|\widehat{[p]}_j(m, n)\|} \leq 2\frac{\sigma_n}{\mu_n}. \quad (3.19)$$

La croissance s'arrête lorsque plus aucun pixel connexe ne satisfait le test d'agrégation ou lorsqu'un nombre N_{max} de pixels est atteint. Les pixels testés et non-retenus sont stockés dans une liste $\mathcal{L}(m, n)$.

• **Etape 2 :**

- estimation MV de la valeur du germe $\overline{[p]}(m, n)$ à partir du voisinage issu de la première étape,
- agrégation des pixels (k, l) appartenant à la liste $\mathcal{L}(m, n)$ qui satisfont le critère élargi (distance inférieure au seuil correspondant à 95%) :

$$\sum_{j=1}^3 \frac{\|[p]_j(k, l) - \overline{[p]}_j(m, n)\|}{\|\overline{[p]}_j(m, n)\|} \leq 6\frac{\sigma_n}{\mu_n}. \quad (3.20)$$

L'avantage d'une croissance de région en deux étapes est illustré figure 3.5. Le seuil restrictif de la première étape est nécessaire car, au démarrage, on ne dispose que d'une estimation approximative de la valeur du germe obtenue sur une fenêtre élémentaire 3×3 par le filtre médian. Par rapport à la moyenne arithmétique, le médian présente l'intérêt d'avoir une réponse impulsionnelle nulle et de préserver les contours. La seconde étape permet d'obtenir des voisinages adaptatifs compacts grâce à une bonne estimation de la valeur du germe et un seuil plus large, le risque de franchissement de contour étant a priori écarté.

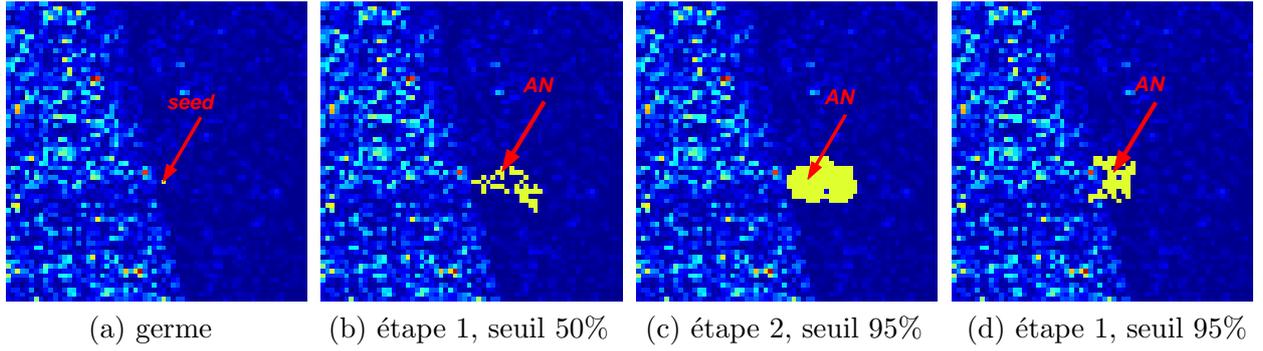


FIG. 3.5 – Croissance de région (zoom 64×64 pixels) : (a) intensité initiale 2-vues ; (b)-(c) : résultat de l’algorithme IDAN en 2 étapes ; (d) : résultat que l’on obtiendrait en une seule étape avec un seuil d’agrégation à 95%.

Le voisinage adaptatif IDAN peut alors être utilisé pour filtrer la phase et la cohérence interférométrique par différentes méthodes. Pour l’estimateur du maximum de vraisemblance, la méthode la plus exacte numériquement consiste à ré-estimer la corrélation complexe selon l’équation (3.2) à partir des pixels SLC en utilisant pour chaque pixel du voisinage IDAN ses L antécédents. Ce *complex multi-looking* étendu nécessite de disposer des images SLC initiales et de gérer en mémoire les deux résolutions. Une solution plus rapide consiste à reprendre le moyennage complexe de l’estimateur MV à la résolution des données “L-vues” de phase $\phi(k, l)$, de cohérence $\rho(k, l)$ et d’amplitudes $a_1(k, l)$ et $a_2(k, l)$. En notant $\mathcal{AN}(m, n)$ le voisinage de filtrage obtenu au pixel (m, n) , la phase et la cohérence filtrée $\tilde{\phi}(m, n)$ et $\tilde{\rho}(m, n)$ se calculent alors par :

$$\tilde{\rho}(m, n)e^{i\tilde{\phi}(m, n)} = \frac{\sum_{(k, l) \in \mathcal{AN}(m, n)} a_1(k, l)a_2(k, l)\rho(k, l)e^{i\phi(k, l)}e^{-i\phi_{\text{loc}}(k, l)}}{\sqrt{\sum_{(k, l) \in \mathcal{AN}(m, n)} a_1^2(k, l) \cdot \sum_{(k, l) \in \mathcal{AN}(m, n)} a_2^2(k, l)}} \quad (3.21)$$

où $\phi_{\text{loc}}(k, l)$ est un terme de phase destiné à compenser la rotation de la phase sur la zone de filtrage. Cette mise à plat (*phase flattening*) devient nécessaire lorsque l’étendue du filtrage devient grande par rapport à la largeur de frange. Elle peut être réalisée à l’aide de données externes (Modèle Numérique d’Élévation, modèle de déplacement...) ou à partir de l’interférogramme en utilisant une estimation des fréquences locales. Cette estimation peut être réalisée par une méthode de type MUSIC [Trouvé et al., 1996] ou une méthode applicable sur des voisinages quelconques [Vasile et al., 2006a] développée pour les futures données haute résolution sur des zones de relief très accidenté telles que les glaciers alpins.

Résultats

L’approche IDAN a tout d’abord été appliquée au filtrage de la cohérence interférométrique issue d’acquisitions mono-polarisation telles que les images ERS ou d’une des polarisations de données Pol-InSAR [Vasile et al., 2004]. Nous avons comparé les résultats obtenus en appliquant l’estimateur MV de la cohérence (équation (3.2)) :

- sur des fenêtres carrées de taille 5×5 , au delà le lissage des contours est trop important par rapport à un objectif de segmentation,

- sur les fenêtres adaptatives fournies par IDAN avec une taille limite $N_{max} = 50$ qui permet d’atteindre un nombre d’échantillons indépendants plus important sans nécessairement lisser les contours.

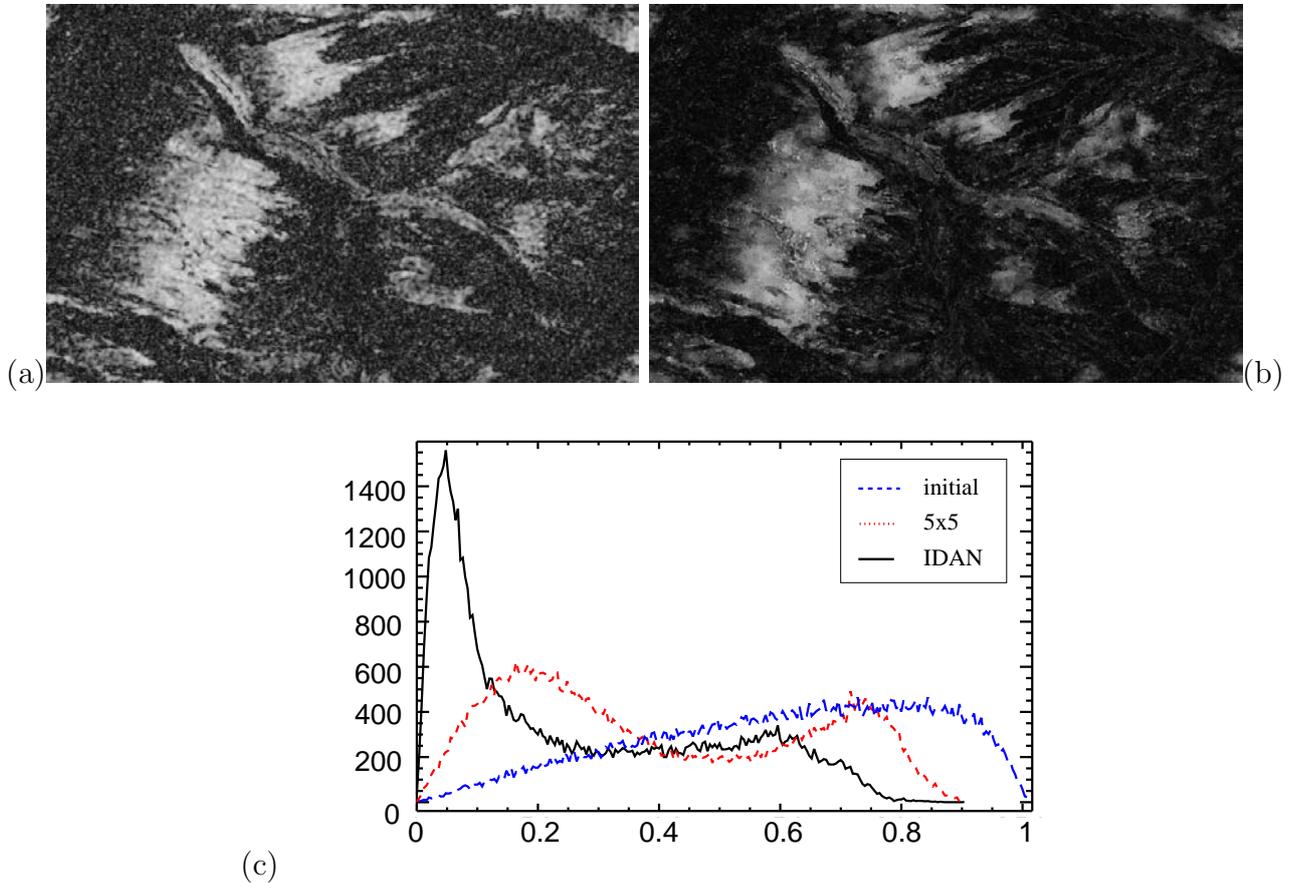


FIG. 3.6 – Filtrage de la cohérence interférométrique, données ERS (Mer-de-Glace, figure 3.1); (a) : fenêtres 5×5 ; (b) voisinages adaptatifs IDAN; (c) : Histogrammes de la cohérence initiale ($L = 5$) et après filtrage.

Sur les données InSAR acquises par ERS sur le massif du Mont-Blanc (figure 3.1), la comparaison visuelle des résultats illustrés figure 3.6 permet d’apprécier le comportement des deux filtres : le premier ne parvient pas à faire chuter la cohérence dans les zones décorréélées alors que les voisinages adaptatifs permettent de réduire fortement le biais d’estimation. La comparaison des histogrammes de la cohérence calculés sur cette zone (figure 3.6-(c)) confirme l’impression visuelle.

Sur les données Pol-InSAR acquises par E-SAR sur Oberpfaffenhofen (figures 3.3 et 3.4), deux variantes du filtrage IDAN de la cohérence ont été testées : une croissance guidée uniquement par les 2 intensités du couple interférométrique filtré ou par les 6 intensités disponibles (cf. figure 3.7). Les courbes COR (cf. section 2.2.1) d’un détecteur de contours appliqué aux images de cohérence filtrées montrent que le filtrage IDAN guidé par les 6 intensités réalise la meilleure préservation de l’information spatiale (cf. figure 3.8). Le contraste de détails tels que le terre-plein central d’une autoroute montre que l’approche IDAN permet d’obtenir une information de cohérence “haute résolution”.

La cohérence filtrée peut ainsi être utilisée comme attribut d'un système de fusion sans entraîner une perte importante de résolution par rapport à celle de paramètres plus directement accessibles tels que l'intensité. Cette capacité à préserver l'information spatiale est d'autant plus importante que les données sont elles-même haute résolution et permettent de s'intéresser à des objets de plus en plus fins.

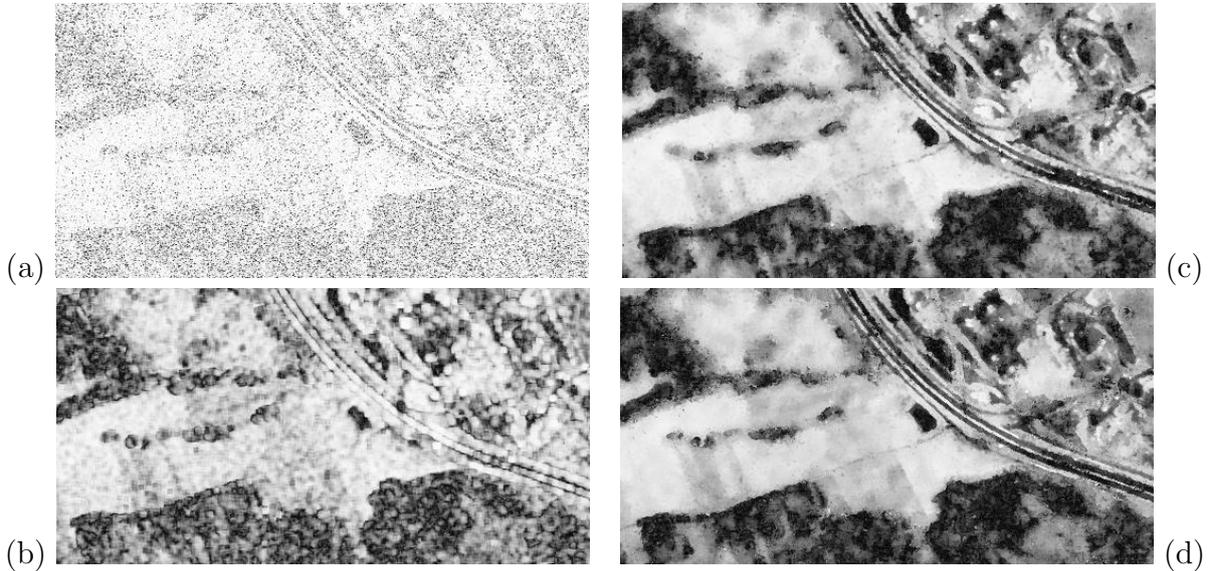


FIG. 3.7 – Données E-SAR, bande L, Oberpfaffenhofen, extrait 260×500 ; (a) cohérence initiale (2 vues) du couple HH/HH (cf. figure 3.4); Résultat du filtrage (*complex multi-looking*) réalisé : (b) sur une fenêtre 5×5 , (c)-(d) sur les voisinages IDAN guidés respectivement par les 2 intensités HH et par les 6 intensités Pol-InSAR.

3.2.2 Combinaison Voisinage / Estimateur

Afin de mettre en évidence l'apport de l'approche IDAN pour les données Pol-InSAR, nous avons étudié une méthode de filtrage qui se situe au même niveau de la chaîne de traitement, c'est à dire après une première estimation des images multi-composantes. Auteurs de plusieurs filtres très connus dédiés au filtrage de speckle pour différents types de données RSO [Lee, 1981] [Lee et al., 1991], Jong-Sen Lee a étendu le principe du filtrage adaptatif LLMMSE aux données Pol-InSAR en s'appuyant sur l'amplitude pour sélectionner un voisinage directionnel et déterminer le coefficient du filtre [Lee et al., 2003].

Cette méthode utilise l'image d'intensité totale (Span) égale à la somme des trois (ou six) intensités polarimétriques qui est indépendante de la base de polarisation. Elle repose sur 8 fenêtres 7×7 séparées en deux sous-fenêtres selon 8 directions de contours. Des moyennes 3×3 sont utilisées pour déterminer la direction la plus probable d'un contour et sélectionner la sous-fenêtre directionnelle à laquelle le pixel filtré appartient. La sous-fenêtre retenue (28 pixels) est utilisée pour calculer d'une part la pondération b du filtrage LLMMSE en fonction de la moyenne et la variance de l'intensité et d'autre par la matrice de covariance (ou de cohérence) moyenne $\overline{[C_6]}$ (ou $\overline{[T_6]}$). La matrice filtrée est alors donnée par la moyenne pondérée entre la valeur initiale au pixel traité et la moyenne directionnelle :

$$\widetilde{[C_6]} = b.[C_6] + (1 - b).\overline{[C_6]} \quad \text{ou} \quad \widetilde{[T_6]} = b.[T_6] + (1 - b).\overline{[T_6]} \quad (3.22)$$

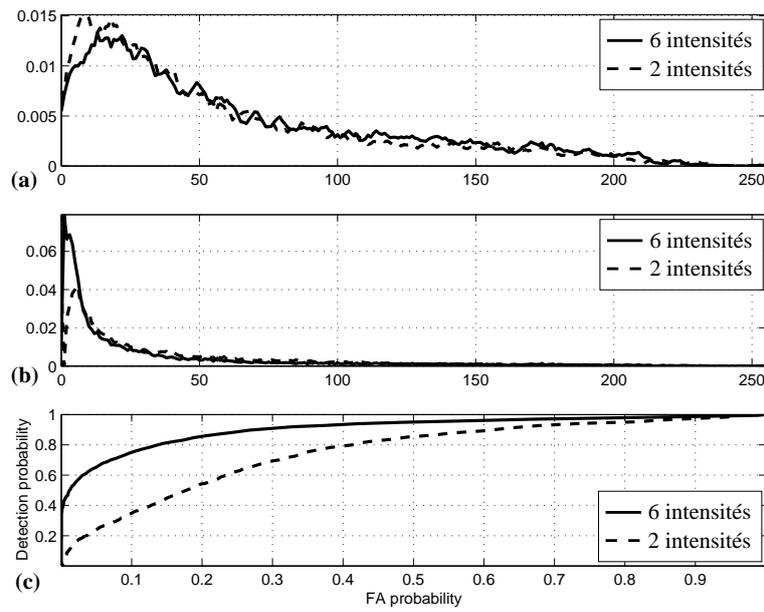


FIG. 3.8 – Courbes ROC de détection de contours sur la cohérence filtrée IDAN avec une croissance de région guidée par 2 ou 6 intensités (cf. fig. 3.7-(c)-(d)); (a) histogramme d’une zone de contours; (b) histogramme d’un zone de fausse alarme; (c) courbes COR (probabilité de détection en fonction de la probabilité de fausse alarme).

Comme dans plusieurs des filtres proposés par Lee, l’adaptativité géométrique (l’utilisation de voisinage directionnel) est couplée à une adaptativité statistique (l’estimation LLMMSE). Il est possible de séparer les deux en calculant simplement la matrice de cohérence moyenne (estimateur MV) sur le voisinage directionnel, ou bien en appliquant l’estimateur LLMMSE donné équation (3.22) sur des fenêtres carrées classiques (boxcar) ou sur les voisinages adaptatifs issus de l’approche IDAN. En combinant les trois voisinages, boxcar, directionnel et IDAN, et les deux estimateurs, MV et LLMMSE, on peut former 6 filtres Pol-InSAR dont les principales caractéristiques sont regroupées dans le tableau 3.1.

Estimateur \ Voisinage	Boxcar	Directionnel	IDAN
<i>Complex multi-looking</i> (MV)	- taille fixe - forme fixe - L connu	- taille fixe - forme adaptée - L connu	- taille variable - forme adaptée - L connu
LLMMSE	- taille fixe - forme fixe - L inconnu	- taille fixe - forme adaptée - L inconnu	- taille variable - forme adaptée - L inconnu

TAB. 3.1 – Caractéristiques des filtres résultant du couplage Voisinage / Estimateur.

Les performances de ces filtres ont été étudiées à trois niveaux :

- au niveau des éléments de la matrice de cohérence Pol-InSAR,
- au niveau de paramètres extraits des matrices de cohérence (cf. annexe A.1),
- au niveau d’une classification réalisée à partir de ces paramètres et des matrices de cohérence filtrées (cf. annexe A.2).

Les résultats illustrés par la suite ont été obtenus sur les données E-SAR fournies par le DLR (cf. figure 3.3) avec des fenêtres fixes de taille 7×7 , les fenêtres directionnelles de Lee (28 échantillons) et les voisinages IDAN calculés avec un seuil $N_{max} = 50$.

Eléments de la matrice de cohérence Pol-InSAR

Les effets du filtrage sont perceptibles directement au niveau des éléments de la matrice de cohérence Pol-InSAR, en particulier les intensités et les cohérences interférométriques. Les images d'intensité obtenues par les 6 filtres du tableau 3.1 sont illustrés figure 3.9. Visuellement, on perçoit l'effet des fenêtres directionnelles par rapport aux fenêtres carrées (figure 3.9-(b)) et l'apport pour ces deux voisinages d'un estimateur LLMMSE (figure 3.9-(c)). Le LLMMSE compense partiellement le manque de stationnarité des fenêtres fixes ou directionnelles, ces dernières ne parvenant pas toujours à respecter les structures fines. En revanche, le voisinage IDAN semble fournir un voisinage suffisamment homogène pour utiliser simplement l'estimateur MV et éviter de réintroduire via le LLMMSE la mesure initiale bruitée du pixel courant. Cette impression visuelle est confirmée par les performances de détecteurs de contours mesurées sur des courbes COR : IDAN-MV réalise sur les intensités un meilleur compromis détection fausse alarme qu'IDAN-LLMMSE [Vasile et al., 2006b].

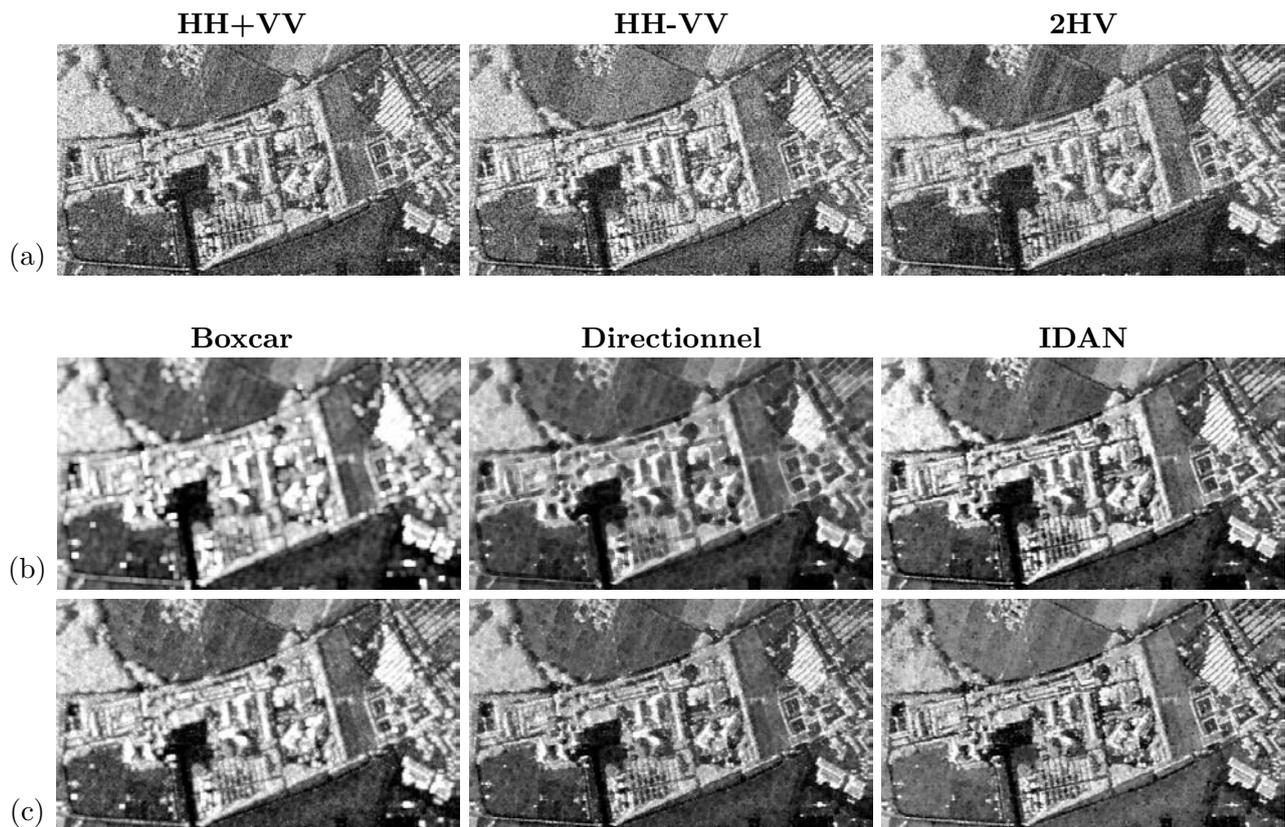


FIG. 3.9 – Résultat de filtrage de l'intensité (données E-SAR, bande L, Oberpfaffenhofen, échelle logarithmique, extrait 526×310) :

- (a) : intensités initiales 2-vues des trois composantes polarimétriques (image 1) ;
- (b) : composante HH+VV filtrée avec estimation MV (moyenne) ;
- (c) : composante HH+VV filtrée avec estimation LLMMSE (équation (3.22)).

Paramètres extraits de la matrice de cohérence Pol-InSAR

L'étape suivante d'une chaîne de traitement de données Pol-InSAR consiste à extraire des informations complémentaires sur les mécanismes de rétrodiffusion au travers de décompositions polarimétriques ou polarimétriques-interférométriques.

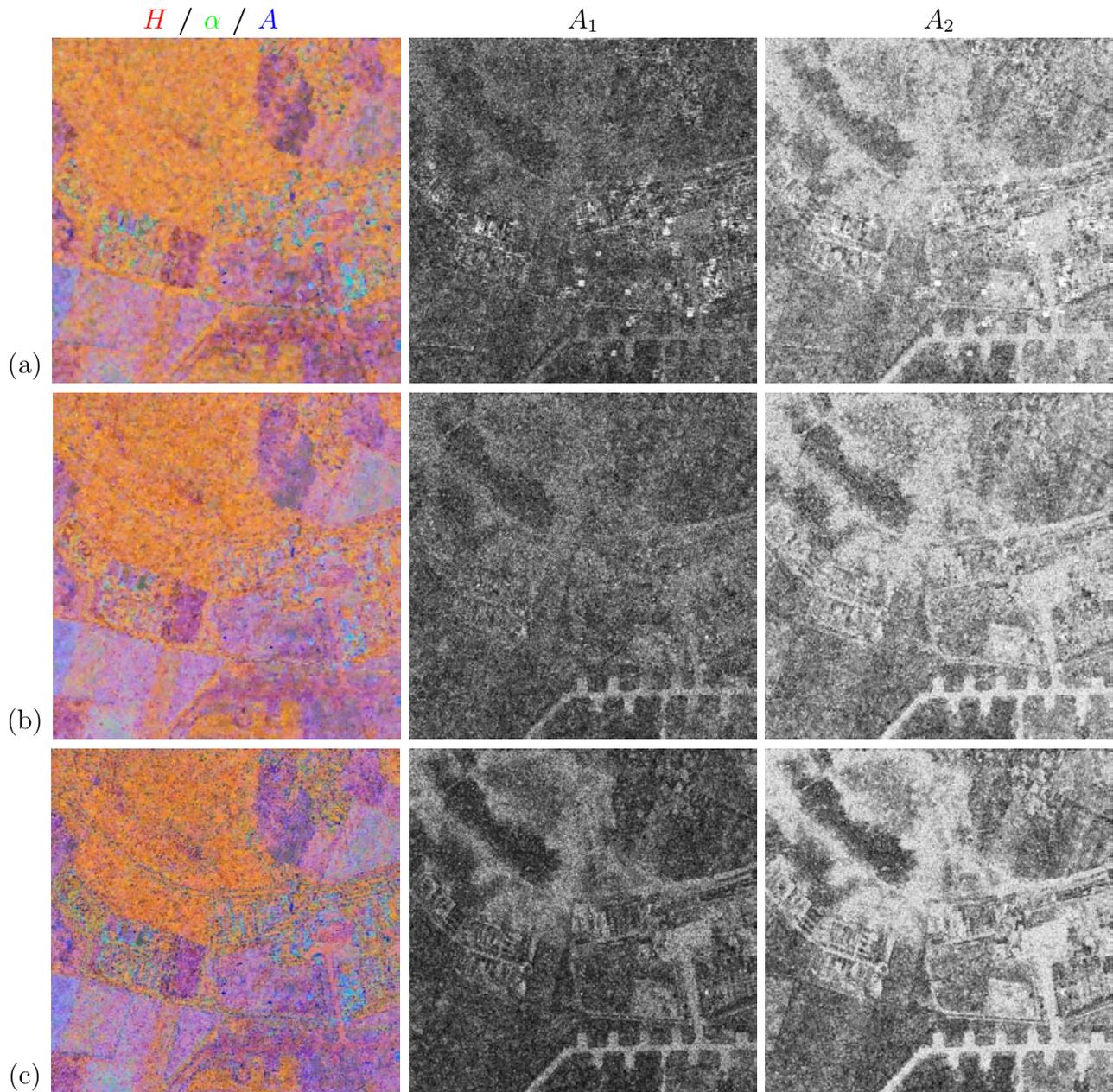


FIG. 3.10 – Application du filtrage à l'estimation de paramètres Pol-InSAR, données E-SAR, bande L, Oberpfaffenhofen (cf. figures 3.3 et 3.4), extrait 500×500 : Composition colorée des paramètres $H/\alpha/A$ de la décomposition de Cloude et Pottier, paramètres A_1 A_2 issus de l'optimisation de la cohérence ;

(a) : fenêtres directionnelles et estimation LLMMSE de la matrice de cohérence ;

(b) : voisinage IDAN et estimation MV ;

(c) : voisinage IDAN et estimation LLMMSE.

Les paramètres les plus couramment utilisés en polarimétrie sont les paramètres $H/\alpha/A$ de la décomposition de Cloude et Pottier. Ils peuvent être calculés à partir de logiciels distribués gratuitement tels que POLSARpro de l'ESA ou RAT *RAdar Tool* [Neumann et al., 2005]. Leur estimation après filtrage de la matrice de cohérence par les filtres directionnel-LLMMSE, IDAN-MV ou IDAN-LLMMSE, est illustrée figure 3.10. Plus récents et moins couramment utilisés, les paramètres $A_1 A_2$ issus de l'optimisation de la cohérence permettent également d'illustrer l'influence du filtrage sur les paramètres extraits des données Pol-InSAR.

Bien que l'absence de vérité terrain rende difficile une évaluation quantitative des performances, la comparaison visuelle entre les résultats IDAN et ceux des fenêtres directionnelles [Lee et al., 2003] montre l'apport de l'extension du voisinage réalisée par IDAN. Cette approche permet de réduire à la fois le lissage des structures et la variance des paramètres estimés. Le couplage IDAN-LLMMSE fournit des résultats moins régularisés et plus contrastés que ceux obtenus par IDAN-MV au niveau des paramètres A_1 et A_2 issus des cohérences optimisées (équations (3.14) et (3.15)).

Fusion/Classification PolSAR

L'influence de l'estimateur appliqué sur le voisinage IDAN se retrouve au niveau d'une classification Wishart initialisée avec le clustering en 8 régions des paramètres H/α (cf. annexe A.2). Les deux résultats illustrés figure 3.11 ont été obtenus sans aucune régularisation spatiale autre que celle induite par les fenêtres de filtrage des matrices de cohérence. Une image optique recalée sur les données E-SAR permet de comparer les classifications radar polarimétriques avec l'occupation des sols. Grâce à une réduction de biais et de variance plus importante, le filtrage IDAN-MV conduit à une meilleure séparation des classes dans les zones homogènes (champs, forêt...) alors que les structures fines (bâtiments, voies...) semblent dans les deux cas bien conservées.

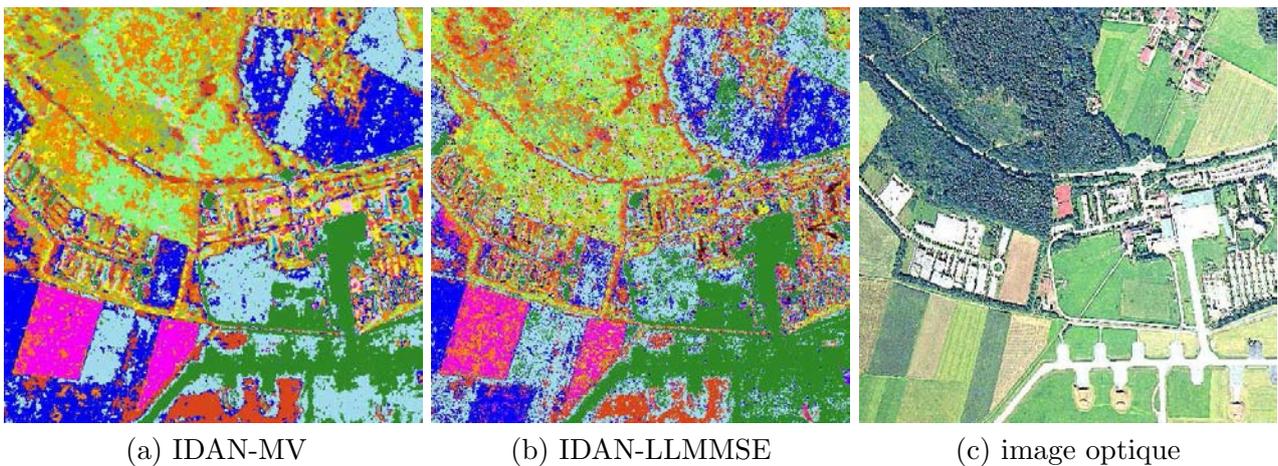


FIG. 3.11 – Classification H/α -Wishart après filtrage IDAN de la matrice de cohérence [T_{11}] (données E-SAR, bande L, Oberpfaffenhofen (cf. figures 3.3), extrait 500×500).

3.3 Conclusion

Après avoir présenté les grandes lignes de l'imagerie RSO polarimétrique interférométrique, nous avons proposé dans ce chapitre une approche originale de l'estimation des matrices de cohérence 2×2 (InSAR), 3×3 (PolSAR) ou 6×6 (Pol-InSAR) et des paramètres qui en découlent. Publié en 2004 dans une version guidée par l'amplitude et dédiée à la cohérence [Vasile et al., 2004], cette approche a été généralisée à l'estimation de l'ensemble de la matrice de cohérence Pol-InSAR avec une croissance de région guidée par les différentes intensités disponibles [Vasile et al., 2006b]. Elle est désormais proposée dans le logiciel "RAdar Tool (RAT)" développé par l'Université de Berlin et a servi à illustrer ce dernier au workshop POLINSAR 2005 [Neumann et al., 2005].

Nous avons testé cette approche sur différents jeux de données aéroportées acquis par E-SAR [Vasile et al., 2005c], Convair-580 [Vasile et al., 2005a] et RAMSES [Vasile et al., 2005b], et comparé les résultats obtenus avec deux estimateurs : la moyenne complexe (estimateur MV) et l'estimateur LLMMSE qui réalise un compromis entre la valeur initiale et la moyenne locale en fonction de l'hétérogénéité de l'intensité sur le voisinage. Pour le filtrage des images directement issues de la matrice de cohérence telles que les intensités ou les cohérences interférométriques, l'utilisation de l'estimateur LLMMSE ne semble pas améliorer les résultats. Il aurait plutôt tendance à réintroduire du biais et de la variance nuisibles à la détection de contours. En revanche, pour le filtrage de paramètres Pol-InSAR issus de décompositions polarimétriques ou de l'optimisation de la cohérence, le LLMMSE fournit des résultats moins régularisés qui peuvent être plus discriminants du point de vue de la séparation des types de rétrodiffusion, au détriment de la robustesse de l'estimation dans les zones homogènes. Le couplage avec l'estimateur LLMMSE offre dans ce cas l'avantage de limiter les effets d'une éventuelle sous-segmentation en présence de structures différentes du point de vue polarimétrique et équivalentes du point de vue radiométrique.

Nous envisageons la poursuite de ces travaux à deux niveaux. A l'étage de filtrage et d'extraction d'informations, plusieurs évolutions de l'approche IDAN méritent d'être explorées :

- la première consiste à introduire d'autres sources d'informations que les intensités multi-composantes pour guider la croissance de régions. Ces informations peuvent provenir d'autres acquisitions radar (autres dates, autres bandes...) ou bien d'autres capteurs comme des images optiques ramenées dans la géométrie des données RSO par la technique présentée annexe D.
- la seconde évolution consiste à découpler l'information qui guide la croissance de région de celle utilisée pour calculer la pondération du LLMMSE. En effet, la double adaptativité (géométrique et statistique) est a priori redondante : si par construction le voisinage est homogène, le LLMMSE aboutit à un simple moyennage. Cette redondance se justifie dans le cas du filtrage de données homogènes car elle sécurise le filtrage en cas d'erreur dans la construction du voisinage. En revanche pour des données hétérogènes, elle renforce l'influence de l'information utilisée pour l'adaptativité qui diffère de l'information filtrée. C'est le cas du filtrage directionnel [Lee et al., 2003] ou de l'approche IDAN couplé avec l'estimateur LLMMSE.
- une troisième direction d'approfondissement de l'approche IDAN, plus spécifique à la polarimétrie, consiste à reprendre la stratégie de croissance de région en introduisant

un test de cohérence afin d’isoler les cibles cohérentes ou de limiter le filtrage de cible partiellement cohérente. Ce travail pourrait être entrepris avec une utilisation du modèle TSVM proposé par Touzi qui offre une description unifiée des cibles cohérentes et non-cohérentes [Touzi, 2005b].

A l’étage de fusion d’informations, deux directions nous semblent intéressantes à explorer, en particulier au sein de l’équipe “Méthodes de fusion” du LISTIC :

- la première est le développement d’outils interactifs de fusion floue pour la classification à partir d’attributs issus de décompositions polarimétriques et de traitements interférométriques. Les méthodes développées avec des approches fondées sur la distribution de Wishart (cf. annexe A.2) conduisent à des classifications qui restent proches des propriétés polarimétriques des cibles. L’idée serait d’utiliser une approche symbolique et le codage des liens entre les propriétés polarimétriques et les classes thématiques recherchées sous forme de règles floues.
- la seconde direction est l’utilisation de modèles tels que ceux développés pour la forêt ou l’agriculture : (*Random Volume Over Ground* [Lee et al., 2002], *Ordered Volume Over Ground* [Ungria et al., 2005]...) pour étudier la neige et la glace. L’inversion de ce type de modèles constitue un système de fusion avec comme entrées les paramètres “radar” mesurés dans les données Pol-InSAR et comme sorties des paramètres physiques recherchés sur les zones imagées. Une collaboration entre spécialistes du domaine de la polarimétrie, du traitement des données Pol-InSAR et de la fusion d’informations devrait permettre des avancées dans l’utilisation de ce type de modèle, leur amélioration et la gestion des incertitudes en entrée, au sein du modèle et en sortie.

Ces perspectives sont fortement conditionnées par la possibilité d’exploiter des données InSAR, PolSAR ou Pol-InSAR sur un site où les interprétations physiques permettent de comprendre les phénomènes observés dans les images, de les modéliser et de valider les aspects méthodologiques et les résultats. Pour poursuivre ces travaux, nous comptons sur deux sources de données.

La première source est la nouvelle génération de satellites RSO lancés en 2006. Les réponses positives aux projets soumis aux agences spatiales devraient nous permettre de disposer sur le site test “Chamonix Mont-Blanc” de données haute résolution et multi-polarisation avec TerraSAR-X pour des travaux en interférométrie et de données PolSAR et éventuellement Pol-InSAR avec ALOS et RADARSAT-2. Plusieurs obstacles sont cependant prévisibles et rendront difficile l’exploitation des données Pol-InSAR satellitaires multi-passes [Krieger et al., 2005] : les phénomènes de propagations déjà identifiés tels que les perturbations atmosphériques en interférométrie ou la rotation de Faraday en polarimétrie viendront s’ajouter au problème de la décorrélation temporelle à 28 jours avec RADARSAT-2 ou 46 jours avec ALOS.

La seconde source de données est la campagne aéroportée E-SAR réalisée par le DLR en octobre 2006 sur le glacier d’Argentière en collaboration avec le projet MEGATOR. Les données Pol-InSAR aéroportées étant soit bi-statiques (bande X), soit en passes répétées rapprochées dans le temps (bandes C, L et P), la perte de cohérence due au changement d’état de surface du glacier devrait être faible. Si les trajectoires sont suffisamment stables, les acquisitions E-SAR complétées par des mesures au sol (GPS, GPR, profil stratigraphique de la neige) devraient constituer une base de données extrêmement riche pour des développements méthodologiques PolSAR, Pol-InSAR et même Pol-InSAR différentiel compte tenu du déplacement du glacier.

Chapitre 4

Extraction d'informations

Dans les chapitres précédents, nous avons présenté des méthodes de filtrage développées pour les images RSO multi-composantes homogènes (les séries d'amplitude multi-temporelles) et hétérogènes (les données Pol/In/Pol-InSAR). En réduisant le bruit et le biais des données, le filtrage permet d'exploiter les composantes les plus discriminantes pour l'application traitée, soit individuellement, soit dans une étape de fusion (classification, détection de structures...). Cependant, pour la plupart des applications, les valeurs en chaque pixel des composantes (intensités, cohérences....) ne renseignent pas directement par rapport au problème posé. Des méthodes d'extraction d'informations sont alors nécessaires pour construire des paramètres ou "attributs" qui apportent une information plus discriminante par rapport au résultat recherché.

Dans ce chapitre, nous présentons les travaux réalisés pour extraire des informations révélant la présence de structures dans les séries d'images d'amplitude. Les attributs calculés dans cette étape constituent rarement un résultat final mais une donnée intermédiaire qui apporte une information de plus haut niveau que la radiométrie initiale des pixels. Ces informations sont destinées à être fusionnées dans l'étage aval de la chaîne de traitement pour aboutir à un résultat de type détection d'objets géographiques, détection des zones de changement... Ces travaux, couplés avec ceux concernant la fusion floue interactive ont fait l'objet d'une publication revue [Bujor et al., 2004].

Sur ce thème, nous cherchons à **étendre des mesures d'hétérogénéité utilisées dans les images mono-date au cas des données multi-temporelles pour en extraire des informations spatio-temporelles**. Nous nous intéressons en particulier aux structures spatiales de type contours et aux structures temporelles correspondant à des changements abrupts ou progressifs. Notre apport se situe au niveau de l'adaptation de détecteurs tels que le ratio des moyennes locales [Touzi et al., 1988] ou de paramètres statistiques tels que les moments d'ordre inférieur [Nicolas, 2002] à l'analyse de séries d'images. L'objectif est double : d'une part bénéficier de la redondance des informations pour améliorer les performances des détecteurs ou estimateurs, et d'autre part utiliser ces paramètres pour caractériser la variabilité temporelle.

Ce chapitre est découpé en deux sections. La première présente des attributs de type "détecteur" qui mettent en évidence le contraste radiométrique des structures spatiales ou temporelles. La seconde présente des attributs de type "texture" destinés à mettre en évidence des zones d'hétérogénéité spatiale ou spatio-temporelle qui ne sont pas toujours perceptibles au travers des moments du première ordre (la moyenne radiométrique) mais apparaissent dans les modifications des distributions locales.

4.1 Attributs de contraste

En raison du bruit multiplicatif dû au speckle, la détection de contours dans les images RSO nécessite l'utilisation de détecteurs spécifiques. À l'aide de détecteurs classiques s'appuyant sur des différences, le taux de fausse alarme dans les régions homogènes dépend de leur radiométrie moyenne. Des détecteurs à taux de fausse alarme constant (CFAR) construits sur des rapports (ratio) d'intensité ont été proposés [Lopès et al., 1993]. Les données multi-temporelles permettent de généraliser cette approche pour mettre en évidence d'une part les contours stables et d'autre part les changements radiométriques sur l'axe temporel.

4.1.1 Détection de contours

Afin de rechercher les contours dans les séries multi-temporelles, nous sommes partis du détecteur de contours à taux de fausse alarme constant proposé indépendamment par Touzi [Touzi et al., 1988] et Bovik [Bovik, 1988]. Ce détecteur utilise des fenêtres d'estimation carrées séparées en 2 sous-fenêtres dans N_d directions. Dans chaque direction d , la "force" d'un éventuel contour est mesurée par le ratio des intensités moyennes μ_1^d et μ_2^d estimées dans les deux sous-fenêtres. Ce ratio peut être normalisé pour obtenir une mesure entre 0 et 1 :

$$r^d = \min \left(\frac{\mu_1^d}{\mu_2^d}, \frac{\mu_2^d}{\mu_1^d} \right) \quad (4.1)$$

La sortie du détecteur retient la valeur dans la direction de plus fort contraste $r = \min_d(r^d)$.

Une justification de l'utilisation du ratio des moyennes locales a été fournie ultérieurement dans le cadre de la théorie de la décision : le rapport de vraisemblance (likelihood ratio) conduit à un détecteur légèrement différent [Oliver et al., 1995] [Oliver et al., 1996] que l'on peut ramener sous une forme qui fait apparaître le ratio des moyennes locales :

$$l = \log \left(\frac{\mu_1 + \mu_2}{2} \right) - \frac{\log \mu_1 + \log \mu_2}{2} = \frac{1}{2} \log \left(\frac{\mu_1}{\mu_2} + \frac{\mu_2}{\mu_1} + \frac{1}{2} \right) - \log 2 \quad (4.2)$$

Ces détecteurs ont fait l'objet d'études sur les statistiques des images ratio [Touzi et al., 1988] ou sur la précision en localisation [Germain and Réfrégier, 2000]. L'utilisation du ratio des moyennes locales a été étendue au cas de la détection de structures linéaires fines telles que les routes en formant trois sous-fenêtres et en testant les ratio des deux bords de la structure recherchée [Tupin, 1997]. Un ratio de moyennes pondérées apparaît également comme estimateur optimal sous l'hypothèse de plusieurs contours [Fjortoft et al., 1998].

Extensions multi-temporelles

Nous avons proposé d'étendre la détection de contours au cas des données multi-temporelles dans les deux directions évoquées en introduction : soit pour mettre en évidence l'apparition ou la disparition de contours en formant une différence de contours, soit pour améliorer la détection des contours stables en utilisant la redondance de l'information fournie par les différentes images.

Dans les deux cas, nous nous sommes appuyés sur le détecteur ratio r (équation (4.1)) en codant la force du contour sous la forme $r' = 1 - r$ pour avoir une fonction croissante. Afin de

combiner plusieurs détections issues d'images différentes, il est intéressant de tenir compte de l'angle θ correspondant à l'orientation du gradient. Cette information peut être obtenue à partir de la direction du masque qui a fourni la force du contour présumé. Issue des N_d directions testées, elle est quantifiée sur $2N_d$ valeurs en tenant compte du sens de la transition.

Pour manipuler l'information complète, amplitude et orientation du contour, sous une forme vectorielle comparable au vecteur gradient calculé dans les images affectées par du bruit additif, nous avons proposé de représenter la sortie du détecteur ratio sous la forme d'un nombre complexe $z = r'e^{i\theta}$. Nous avons ensuite utilisé cette représentation pour construire des cartes de différence de contour ou pour agréger les différentes détections obtenues dans une série multi-temporelle.

Différence de contours

Un attribut de différence de contours a été construit de manière à mettre en évidence l'apparition ou la disparition de contours. Le module de la différence entre les sorties du détecteur de contour z_1 et z_2 aux dates 1 et 2 révèle un changement dans la force ou dans l'orientation du contour. Afin de conserver l'information sur le sens de l'évolution, cet attribut est codé avec un signe positif ou négatif selon que le module de la détection est plus fort dans la seconde ou la première image.

$$\Delta C = \begin{cases} - |z_2 - z_1| & \text{si } |z_1| \geq |z_2| \\ |z_2 - z_1| & \text{si } |z_1| < |z_2| \end{cases} \quad (4.3)$$

Le résultat illustré figure 4.1 révèle l'apparition ou la disparition de bords de rizière en fonction de leur mise en eau. Les contours a priori stables tels que les bords de rivière devraient en revanche être peu visibles. Ils ont cependant tendance à apparaître avec une double détection noir/blanc qui peut s'expliquer par une légère évolution entre les deux dates mais également par une précision insuffisante de la détection et du recalage de ce type de données. Avec la résolution des données ERS et en l'absence de recalage subpixelique, cet attribut nécessite un post-traitement pour finaliser l'extraction d'une information fiable sur l'apparition, la disparition ou le déplacement de contours.

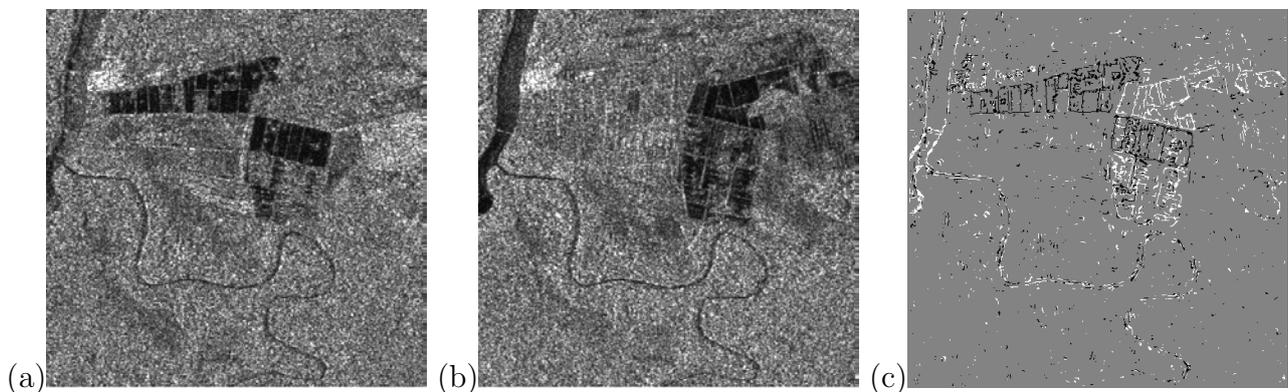


FIG. 4.1 – Différence de contours : (a)-(b) extraits d'images ERS de la Guyane sur une zone de rizière, (c) module de la différence de contours ΔC entre les deux dates, codé négativement/positivement (noir/blanc) selon l'image où le détecteur est le plus fort.

Détecteur de contours multi-temporels

La seconde extension rendue possible par la disponibilité de données multi-dates est l'amélioration des performances en détection de contours. Cette amélioration est attendue pour les contours qui respectent deux propriétés :

- être stables du point de vue de leur localisation spatiale à la résolution des données,
- être stables du point de vue radiométrique : un contour stable peut être plus ou moins visible ou contrasté entre les différentes dates mais ne doit pas présenter d'inversion de contraste entre les dates (apparaître noir/blanc dans une image et blanc/noir dans une autre).

La plupart des contours liés à des objets géographiques présentant ces deux propriétés, les séries temporelles doivent a priori permettre d'améliorer leur détection. Pour atteindre cet objectif, nous avons proposé [Bujor et al., 2003] un attribut qui agrège les sorties du détecteur ratio appliqué à chacune des N dates en moyennant les nombres complexes qui regroupent les informations de force r'_n et d'orientation θ_n . La force et l'orientation du détecteur de contours multi-temporel (MTED) qui en résultent s'écrivent :

$$\rho_{\text{MTED}} = \left| \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N r'_n e^{i\theta_n} \right| \quad \text{et} \quad \theta_{\text{MTED}} = \arg \left(\sum_{n=1}^N r'_n e^{i\theta_n} \right) \quad (4.4)$$

La sommation complexe permet de renforcer les détections de contours qui répondent dans la même direction dans toutes les images de la pile alors qu'elle diminue les fausses alarmes dues au speckle dont les éventuels motifs sont peu reproductibles d'une image à l'autre.

Le résultat obtenu est illustré figure 4.2-(c) sur une série de 7 images ERS de la zone de Kourou en Guyane. On observe une très forte détection des structures stables tels que les bords de rivières ou certains bâtiments alors que le trait de côte qui se déplace et évolue fortement du point de vue radiométrique n'est pratiquement pas détecté. Les performances de cet attribut en terme de détection de contours stables et de fausse alarme ont été évaluées par la procédure des courbes COR expérimentales présentée au chapitre 2, section 2.2.1. L'effet de l'accroissement de la fenêtre d'estimation est illustré figure 4.3-(a), montrant une stagnation de l'amélioration des performances au delà d'une taille 7×7 . L'amélioration obtenue avec l'utilisation des 7 dates par rapport à des détections mono-date est illustrée figure 4.3-(b).

4.1.2 Détection de changements

Une des principales applications des données multi-temporelles est la détection de changements. Les techniques les plus simples consistent à calculer la différence ou le ratio des valeurs d'un même pixel à différentes dates [Singh, 1989]. Les premières études menées sur des images RSO ont montré que le ratio est préférable en raison de la nature multiplicative du bruit [Rignot and van Zyl, 1993]. La difficulté du ratio pixel à pixel est sa sensibilité au speckle pour des images ayant un faible nombre de vues telles que les images ERS de type PRI.

Pour obtenir un attribut de changement plus robuste, nous avons cherché à mesurer une variation de la radiométrie moyenne à l'aide du détecteur de contour de Touzi appliqué sur l'axe temporel. L'idée est de calculer le ratio de moyenne locale non pas de part et d'autre d'un contour spatial, mais entre 2 dates. Le rapport des moyennes locales μ_{n_1} et μ_{n_2} estimées sur

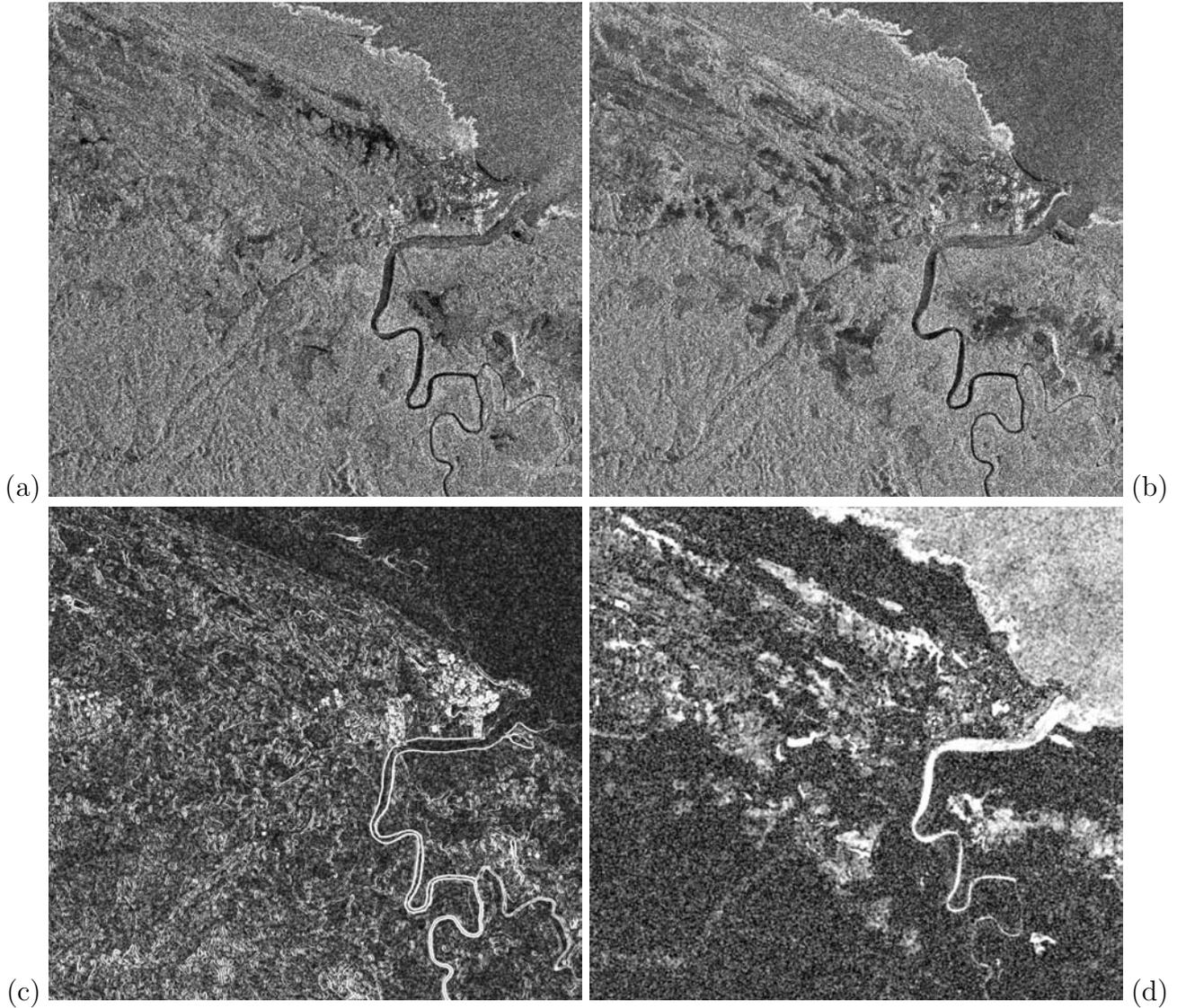


FIG. 4.2 – Attributs de contraste calculés sur une série de 7 images ERS de la zone de Kourou. (a)-(b) dates T_1 et T_7 (images 2048×2048) ; (c) détecteur de contours multi-temporel (MTED) ; (d) détecteur de changements multi-temporel (MTCD).

des fenêtres couvrant la même zone mesure alors le contraste entre les deux dates n_1 et n_2 et s'écrit sous une forme symétrique normalisée entre $[0, 1]$:

$$r_t(n_1, n_2) = \min \left(\frac{\mu_{n_1}}{\mu_{n_2}}, \frac{\mu_{n_2}}{\mu_{n_1}} \right), \quad (4.5)$$

Le détecteur de changements qui en résulte peut s'écrire dans le sens croissant sous la forme : $r'_t(n_1, n_2) = 1 - r_t(n_1, n_2)$.

Changements bi-temporels

Pour un problème de détection de changements entre deux images, nous avons choisi de conserver l'information sur le sens du changement avec un codage dans l'intervalle $[-1, 1]$ ana-

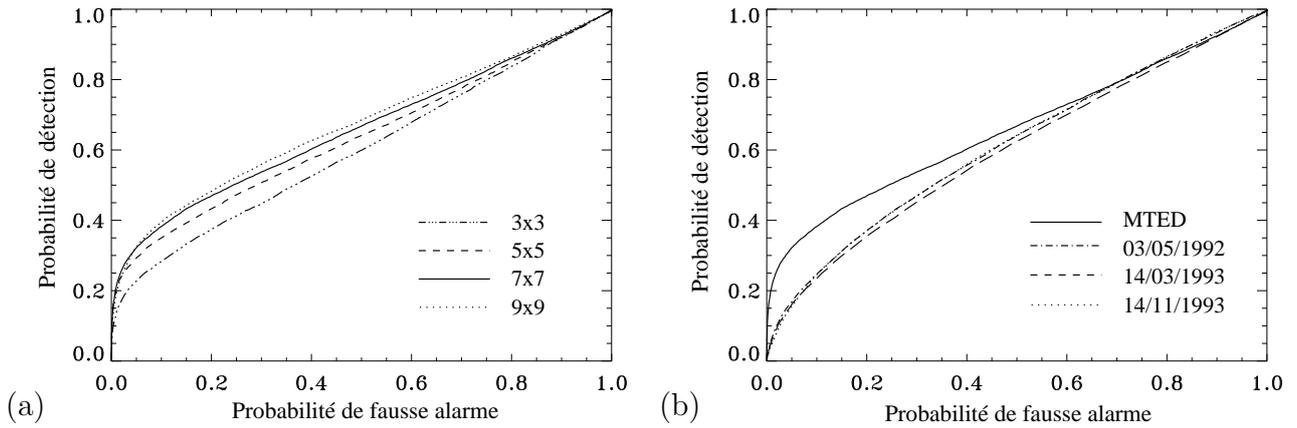


FIG. 4.3 – Evaluation de performances du détecteur de contours multi-temporels (MTED); (a) influence de la taille de fenêtre; (b) comparaison avec les détections mono-dates.

logue à celui proposé pour la différence de points brillants ou de contours :

$$\Delta S = \begin{cases} -r'_t(n_1, n_2) & \text{si } \mu_{n_1} > \mu_{n_2} \\ r'_t(n_1, n_2) & \text{si } \mu_{n_1} < \mu_{n_2} \end{cases} \quad (4.6)$$

Comparativement au ratio pixel à pixel, l'information fournie par cet attribut est beaucoup plus robuste en vue d'une fusion avec d'autres attributs de changement, au détriment de la résolution spatiale.

Changements multi-temporels

Différentes stratégies peuvent être envisagées pour mettre en évidence les zones de changement dans une série temporelle. Selon les applications, on peut s'intéresser soit à un taux moyen de changement, ce qui revient à mettre en évidence plutôt des évolutions progressives ou cycliques, soit à rechercher la présence d'un changement abrupt, avec ou sans a priori sur la date du changement.

Ainsi les travaux sur les évolutions des forêts ont amené Quegan et Le Toan à proposer une mesure de la variabilité temporelle qui s'appuie sur les ratio pixel à pixel $R_{nn'}$ entre paires de dates après un filtrage multi-temporel de type TCMF. La mesure construite appelée *mva* (moyenne de variance annuelle) calcule ensuite la moyenne des ratio sur l'ensemble des paires et l'exprime en dB [Quegan et al., 2000] :

$$mva = 10 \log \left[\frac{2}{N(N-1)} \sum_{n=1}^{N-1} \sum_{n'>n} R_{nn'} \right] \quad (4.7)$$

Lombardo et Oliver ont en revanche formulé le problème dans le cadre de la théorie de la détection [Lombardo and Oliver, 2001] et construit pour la recherche de changements de type échelon l'équivalent du détecteur de contour issu du rapport de vraisemblance généralisé (cf. équation. (4.2)). Après estimation des moyennes locales μ_n dans chaque image n , le test de

vraisemblance généralisé multi-temporel (MTGLR) s'écrit [Lombardo and Pellizzeri, 2002] :

$$\ln \Lambda_{\text{MTGLR}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \ln \mu_n - \ln \left(\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mu_n \right) \quad (4.8)$$

Notre approche consistant à travailler en deux étapes (extraction - fusion), nous avons cherché à construire des indicateurs de changements pouvant répondre à l'un ou l'autre des deux objectifs afin de disposer d'un ensemble d'attributs dont la sélection et la fusion permettent ensuite de répondre à des besoins spécifiques. Nous avons ainsi généralisé l'attribut bi-temporel du ratio des moyennes locales en considérant que l'information recherchée est le plus fort contraste entre 2 dates. L'attribut de détection de changements multi-temporel (MTCD) qui en résulte peut s'écrire sous la forme :

$$r_{\text{MTCD}} = \min_{(n,n')} r_t(n, n') = \frac{\min_n \mu_n}{\max_{n'} \mu_{n'}} \quad (4.9)$$

Les résultats obtenus par cet attribut sont illustrés figure 4.2-d pour une série de 7 images ERS. Toutes les zones présentant un fort contraste entre 2 images de la pile sont détectées : la surface des rivières, les zones inondables, le trait de côte, ... D'autres zones apparaissent également avec un niveau plus faible lié à un contraste moins marqué mais significatif de variabilité temporelle : la mer, les zones de savane, de petites zones le long d'un axe routier traversant la forêt, ... Les performances de cet attribut ont été étudiées par la méthode des courbes COR expérimentales à l'aide de deux zones de référence, l'une stable temporellement (forêt tropicale) pour mesurer les fausses alarmes, l'autre comportant différents types de changements (rivière, côte, zone inondable) pour mesurer les détections. L'influence de la taille de fenêtre utilisée pour l'estimation de la radiométrie moyenne est illustrée figure 4.4-a et montre que des fenêtres de taille 7×7 suffisent pour avoir de bonne performance sans trop dégrader la résolution spatiale du résultat. Les performances de l'attribut multi-temporel sont également comparées à celle du ratio bi-temporel calculé sur plusieurs couples (Fig. 4.4-b). Elles montrent une très nette amélioration des performances grâce à l'utilisation d'une série d'images. Ce résultat n'était pas garanti, l'agrégation effectuée par le min des ratio (le max des contrastes) pouvant conduire à un rehaussement des fausses alarmes plus nuisible que le gain en détection.

4.2 Attributs de texture

Les attributs précédents ont été construits sous forme de détecteurs destinés à mettre en évidence des structures spatiales (contours) ou temporelles (changements) par leur contraste radiométrique. Seules des structures présentant une variation de la radiométrie moyenne sont détectées par ce type de mesure. Certaines transitions peuvent cependant apparaître tout en ayant la même moyenne de part et d'autre. On associe généralement cette information à la présence de textures différentes. Les méthodes employées pour détecter ces transitions ont souvent recours à des "paramètres de texture" parmi lesquels on compte les paramètres statistiques d'ordre plus élevé que la moyenne. En imagerie optique, les moments d'ordre 2 (variance) 3 (skewness) ou 4 (kurtosis) permettent de caractériser l'étalement, la dissymétrie ou l'aplatissement des distributions estimées sur un voisinage local et en déduire des paramètres discriminants [Inglada, 2001].

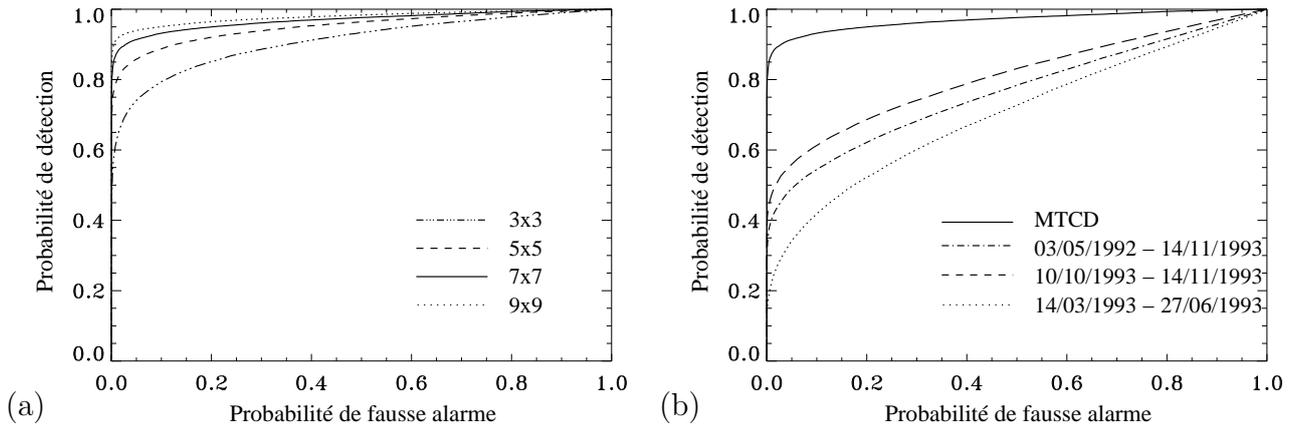


FIG. 4.4 – Evaluation de performances du détecteur de changements multi-temporel (MTCD). (a) influence de la taille de fenêtre; (b) comparaison avec le détecteur de changements bi-temporel.

En imagerie radar, le modèle de bruit multiplicatif distribué selon des lois définies sur \mathbb{R}^+ rend difficile l'étude théorique des paramètres associés aux moments d'ordre supérieur. Les travaux de Jean-Marie Nicolas (ENST) sur la transformée de Mellin et les statistiques de deuxième espèce ont mis en évidence l'intérêt d'utiliser les log-moments (ou moments d'ordre inférieur) pour caractériser les distributions des images RSO [Nicolas, 2002]. Dans le cadre d'un projet PNTS 2002, en collaboration avec le LTCI (ENST) et le laboratoire Géomatériaux (Université de Marne-la-Vallée), nous avons étendu ces travaux au cas des séries multi-temporelles. L'objectif est de construire des paramètres de texture qui mettent en évidence les hétérogénéités spatiales ou temporelles et constituent des attributs complémentaires aux attributs de contraste.

4.2.1 Principes

Sous l'hypothèse de speckle pleinement développé, l'intensité I est distribuée dans les régions homogènes selon une loi Gamma $\mathcal{G}[\mu, L](I)$ (cf. équation (B.11)) qui dépend de la valeur moyenne μ et du nombre de vues équivalent L . Les statistiques de deuxième espèce, fondées sur la transformée de Mellin (cf. annexe B), permettent d'exprimer simplement les valeurs théoriques de paramètres tels que les moments de deuxième espèce (log-moments) ou les cumulants de deuxième espèce (log-cumulants).

Log-cumulants

Dans le cas d'une loi Gamma, les log-cumulants d'ordre 2 et 3 valent :

$$\tilde{\kappa}_2 = \Psi'(L) \quad \text{et} \quad \tilde{\kappa}_3 = \Psi''(L), \quad (4.10)$$

où Ψ' et Ψ'' sont la première et la deuxième dérivée de la fonction Digamma, aussi nommée fonction Polygamma.

Les log-cumulants étant reliés aux log-moments par les mêmes relations que dans le cas des statistiques de première espèce (cf. annexe B, équation (B.8)), les paramètres de texture $\hat{\kappa}_2$ et

$\widehat{\kappa}_3$ se calculent directement à partir des log-intensités par :

$$\widehat{\kappa}_2 = \sum_{\mathcal{V}} (\log I)^2 - \left(\sum_{\mathcal{V}} \log I \right)^2 \quad (4.11)$$

$$\widehat{\kappa}_3 = 2 \left(\sum_{\mathcal{V}} \log I \right)^3 - 3 \sum_{\mathcal{V}} (\log I) \sum_{\mathcal{V}} (\log I)^2 + \sum_{\mathcal{V}} (\log I)^3 \quad (4.12)$$

où $\sum_{\mathcal{V}}$ représente le calcul de la moyenne arithmétique sur un ensemble de pixels appartenant à un voisinage \mathcal{V} .

L'exploitation du paramètre $\widehat{\kappa}_2$ est relativement directe, sa valeur étant croissante en fonction de l'hétérogénéité et indépendante de la moyenne radiométrique μ . On peut observer que $\widehat{\kappa}_2$ correspond aussi à la variance de la log-intensité, paramètre proposé à la même époque par Bruzzone comme mesure de la variabilité temporelle [Bruzzone et al., 2003]. La justification théorique de ce paramètre par les statistiques de deuxième espèce apporte également une connaissance de la variance d'estimation et de la valeur minimale en l'absence d'hétérogénéité (équation. (4.10)). Ces valeurs facilitent par la suite l'interprétation de la dynamique de cet attribut.

L'exploitation du paramètre $\widehat{\kappa}_3$ est plus délicate, la présence d'hétérogénéité pouvant entraîner un décalage vers les plus fortes ou les plus faibles valeurs en fonction du décalage de la distribution par rapport à la loi Gamma. La valeur théorique donnée par l'équation (4.10) en l'absence d'hétérogénéité est également indépendante de la moyenne μ et permet d'interpréter deux types d'hétérogénéités :

- les valeurs supérieures qui correspondent à l'alourdissement de la queue de la distribution dû à une présence de pixels de forte radiométrie en plus grand nombre que pour une distribution Gamma,
- les valeurs inférieures qui correspondent à l'alourdissement de la tête de la distribution dû à une présence accrue de pixels de très faible radiométrie.

On peut employer ce paramètre comme attribut en utilisant la valeur $\Psi''(L)$ pour son interprétation ou former un attribut qui varie de façon croissante avec l'hétérogénéité en prenant la valeur absolue de la valeur centrée :

$$|\widehat{\kappa}_{c3}| = |\widehat{\kappa}_3 - \Psi''(L)| \quad (4.13)$$

Mélange binaire

Les zones hétérogènes peuvent également être liées à un mélange de plusieurs distributions. Dans le cas des images RSO, l'estimation de paramètres de mélange est rendue très difficile par l'étalement des distributions Gamma qui conduisent, sauf si les moyennes sont très différentes, à une distribution mélange unimodale. Du fait de l'étendue du voisinage spatial ou de l'introduction de plusieurs dates dans l'estimation de paramètres statistiques, il est probable de rencontrer un mélange binaire de lois Gamma ayant le même nombre de vues. On peut décrire ce mélange à l'aide d'un paramètre $\lambda \in [0, 1]$ correspondant aux proportions entre les deux distributions et du rapport $\rho \in [0, +\infty[$ entre leurs moyennes :

$$\mathcal{M}[\lambda, \rho, \mu, L](I) = \lambda \mathcal{G}[\mu, L](I) + (1 - \lambda) \mathcal{G}[\rho\mu, L](I) \quad (4.14)$$

Pour un nombre de vues L fixé, les log-cumulants $\tilde{\kappa}_2$ et $\tilde{\kappa}_3$ dépendent uniquement des paramètres du mélange λ et ρ (cf. annexe B.2). Le nombre de vues étant généralement connu (ou estimé sur les données traitées), les équations (B.13) et (B.14) permettent de calculer les paramètres d'un mélange binaire à partir des valeurs des log-cumulants d'ordre 2 et 3 :

$$\lambda = \frac{1}{2} \left(1 \pm \frac{\tilde{\kappa}_{c3}}{\sqrt{4\tilde{\kappa}_{c2}^3 + \tilde{\kappa}_{c3}^2}} \right) \quad \text{et} \quad \rho = \exp \left(\frac{\sqrt{4\tilde{\kappa}_{c2}^3 + \tilde{\kappa}_{c3}^2}}{\tilde{\kappa}_{c2}} \right), \quad (4.15)$$

avec $\tilde{\kappa}_{c2} = \tilde{\kappa}_2 - \Psi'(L)$ et $\tilde{\kappa}_{c3} = \tilde{\kappa}_3 - \Psi''(L)$. En retenant la valeur de λ comprise entre 0 et 0.5, on peut considérer ce paramètre comme un attribut révélateur de la présence de mélange dans le voisinage d'estimation. Le paramètre ρ apporte de son côté une information sur le rapport des moyennes. Ce type d'information étant déjà pris en compte par les attributs de contrastes développés précédemment, nous illustrons par la suite simplement les résultats obtenus avec le paramètre λ .

4.2.2 Résultats

Les voisinages utilisés pour l'estimation de paramètres de texture sur des données mono-date sont classiquement des fenêtres glissantes. Leur taille est d'autant plus grande qu'un nombre d'échantillons élevé est nécessaire pour réduire la variance d'estimation. Par exemple, l'estimation du paramètre λ avec une erreur relative inférieure à 10% nécessite, pour un rapport $\rho = 5$, des fenêtres 21×21 pour $\lambda = 0.5$ et 71×71 pour $\lambda = 0.1$ [Nicolas, 2002].

Les données multi-temporelles nous ont permis de réduire l'étendue spatiale des voisinages en utilisant l'axe temporel. La technique d'estimation que nous proposons consiste à obtenir une seule image résultat calculée à partir des N images en estimant les paramètres dans des volumes élémentaires. L'estimation s'effectue en chaque point de la grille 2D sur laquelle les images sont recalées et s'appuie sur un volume formé des pixels (voxels) de la pile d'images situés dans une fenêtre spatiale de taille réduite centrée sur le point considéré. Plus le nombre d'images est important, plus le voisinage spatial peut se restreindre (en fonction de la décorrélation du speckle entre images) et permettre ainsi de mesurer des caractéristiques temporelles. En pratique, sur de petites séries d'images (moins de 10 dates) telles que les données ERS disponibles sur la Guyane, les volumes permettant une estimation suffisamment fiables des paramètres $\tilde{\kappa}_2$, $\tilde{\kappa}_3$ et λ s'appuient sur des fenêtres de taille minimum 5×5 . Les hétérogénéités révélées sont alors soit spatiales (présence de contours stables détectés avec une meilleure localisation que sur une fenêtre purement spatiale plus étendue), soit temporelles (présence de changements détectés avec un lissage spatial), soit spatio-temporelle (présence de contour en déplacement ou subissant une forte évolution radiométrique).

Les résultats obtenus pour les trois attributs de texture issus des statistiques de deuxième espèce, $\hat{\tilde{\kappa}}_2$, $\hat{\tilde{\kappa}}_3$ et λ , sont illustrés figure 4.5. Ils ont été calculés sur la série de 7 images ERS de la zone de Kourou illustrée figure 4.2, en utilisant des volumes d'estimation formés des 7 dates et d'une fenêtre spatiale 5×5 . Afin d'illustrer la sensibilité de ces paramètres à différents type d'hétérogénéité, nous avons construit des régions d'intérêt correspondant à des zones de changement, à la présence de contours stables et à des régions homogènes. Ces trois régions ont été utilisées pour estimer les densités de probabilité conditionnelles des trois attributs proposés. Les résultats présentés figure 4.5 illustrent le comportement de chacun des attributs :

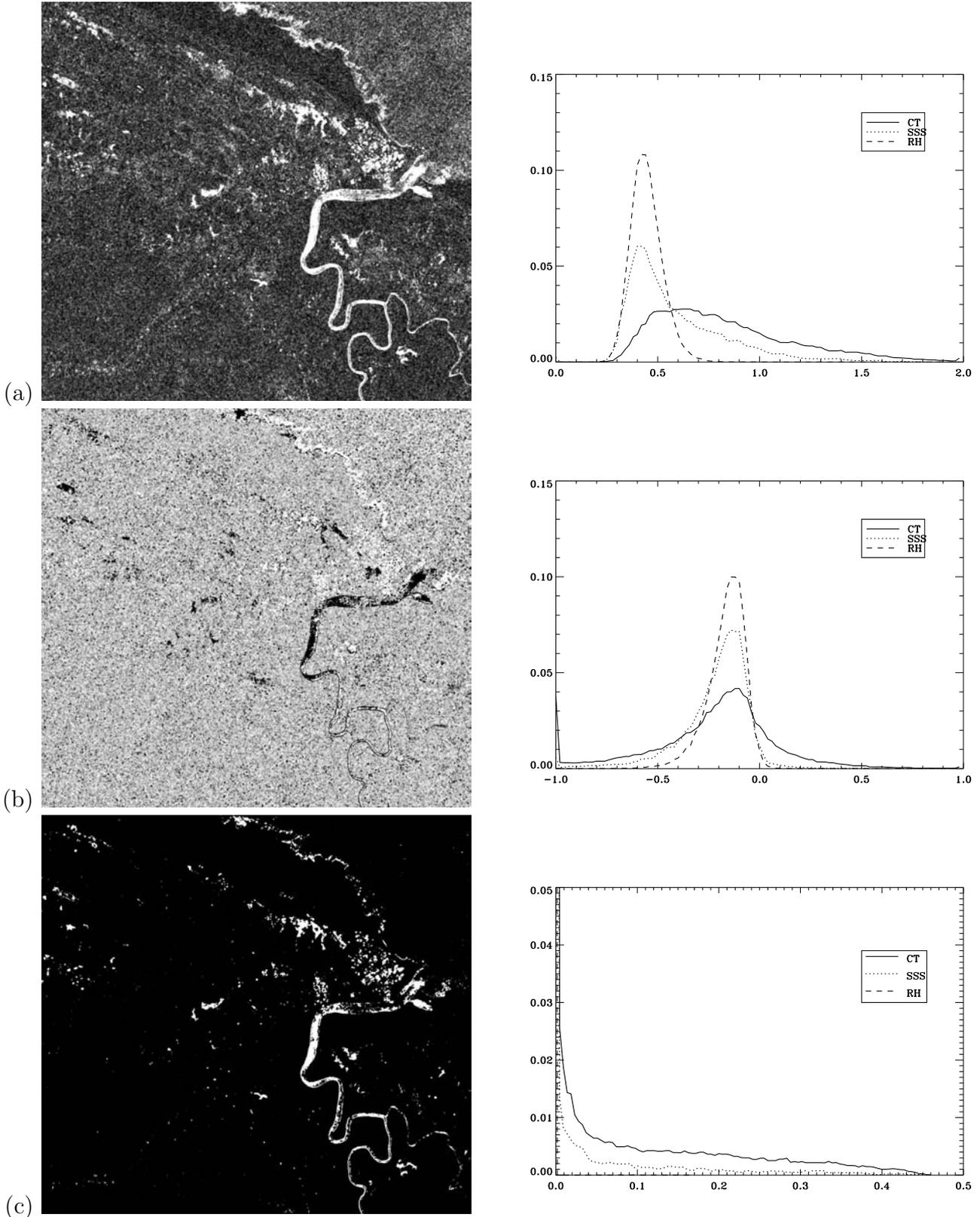


FIG. 4.5 – Attributs de texture calculés sur une série de 7 images ERS de la zone de Kourou. Illustration de leur sensibilité aux structures spatio-temporelles par des histogrammes conditionnels calculés sur des zones de changement (CT), de contours stables (SSS) et des régions homogènes (RH).

(a) log-cumulant d'ordre 2 ($\tilde{\kappa}_2$);
 (b) log-cumulant d'ordre 3 ($\tilde{\kappa}_3$);
 (c) taux de mélange binaire (λ).

- le log-cumulant d'ordre 2 suit une distribution centrée sur la valeur $\Psi'(L = 3) \simeq 0.4$ sur les régions homogènes alors que les modes correspondant aux zones hétérogènes (points brillants, contours, changements...) sont bien décalés vers des valeurs plus élevées. Cet attribut peut donc être exploité pour séparer les zones homogènes des zones hétérogènes, avec toutefois une ambiguïté entre les structures spatiales et les zones de changement.
- le log-cumulant d'ordre 3 présente 3 modes centrés sur la valeur $\Psi''(L = 3) \simeq -0.15$, avec un étalement plus important de part et d'autre dans les zones hétérogènes. Seules les valeurs éloignées de $\Psi''(L)$ sont donc clairement interprétables comme des zones hétérogènes, avec une information supplémentaire sur la nature de l'hétérogénéité (distribution de type queue ou tête lourde). En revanche les valeurs proches de $\Psi''(L)$ n'apportent pas une information discriminante.
- le taux de mélange λ se rapproche d'une distribution de Dirac pour les zones homogènes et s'en écarte pour les zones hétérogènes, en particulier en présence de changements. Les distributions observées restent cependant de type exponentielle décroissante. Cet attribut ne révèle donc qu'une partie des zones hétérogènes ce qui rend son utilisation globale difficile dans le cas d'une décision point à point.

Ces travaux ont été complétés par une comparaison du comportement des attributs de texture avec celui des attributs de contraste décrits dans la section 4.1 et avec la sortie du test de vraisemblance généralisé multi-temporel (MTGLR) proposé par Lombardo (équation. (4.8)) [Bujor et al., 2004]. Parmi les attributs de texture multi-temporelle proposés, le log-cumulant d'ordre 2 a le comportement le plus régulier. Les courbes COR illustrées figure 4.6 montrent une très bonne sensibilité aux structures spatiales stables qui peut être utilisée pour renforcer le détecteur de contour multi-temporel MTED. Il contribue également à mettre en évidence les zones de changement, tout en étant légèrement moins sensible que le minimum des ratio des moyennes locales (MTCD) ou le détecteur MTGLR. Ces derniers ont des performances quasiment identiques, vraisemblablement favorisées par la prédominance de changements à fort contraste dans les zones de référence utilisées.

4.3 Conclusion

Les travaux regroupés dans ce chapitre illustrent l'étape amont de la démarche "extraction-fusion". La partie de la thèse de Florentin Bujor consacrée à cette étape a permis d'initier la création d'une bibliothèque d'attributs dédiés à l'analyse des images RSO multi-temporelles d'amplitude. De nombreux travaux sur la détection de structures dans les images RSO mono-date mériteraient d'être repris dans le contexte des séries multi-temporelles, soit pour bénéficier de la redondance des images en l'absence de changement, soit pour extraire l'information non-redondante liée aux évolutions temporelles. Nous avons mis en évidence la possibilité d'atteindre ces objectifs pour deux approches :

- la détection de structures par leur contraste radiométrique en construisant, sur le principe du détecteur ratio, des détecteurs de contours multi-temporels et de changements bi- ou multi-temporels,
- l'estimation de paramètres de texture révélateur d'hétérogénéités d'origine spatiale telles que les contours ou les points brillants, d'origine temporelle telles que les changements

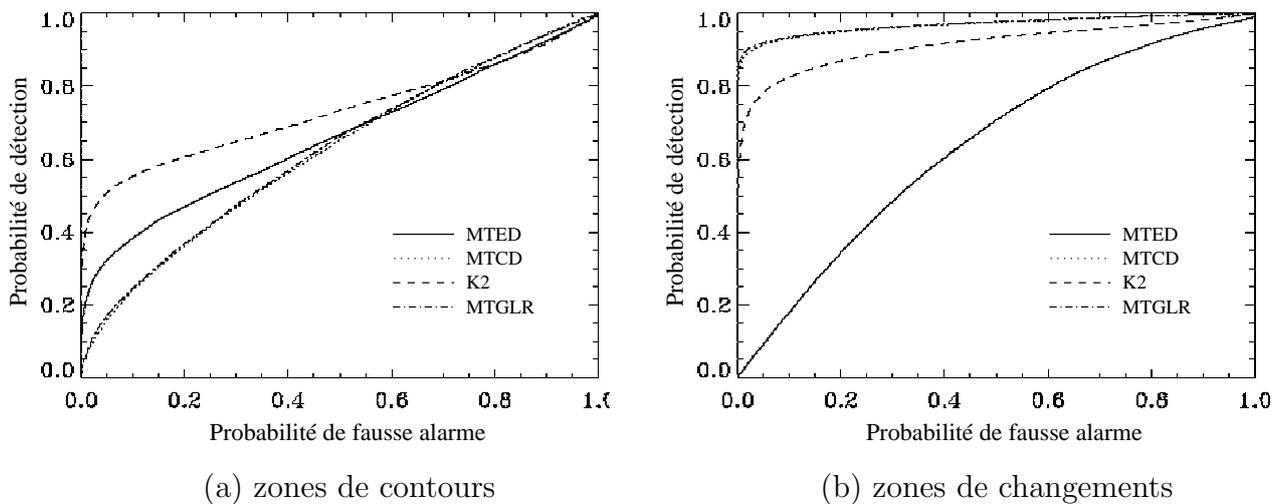


FIG. 4.6 – Evaluation de la sensibilité des attributs MTED (détecteur de contours multi-temporel), MTCD (détecteur de changements multi-temporel), $\hat{\kappa}_2$ (log-cumulant d’ordre 2) et MTGLR (rapport de vraisemblance généralisé multi-temporel) aux structures spatiales et temporelles.

abrupts ou progressifs ou bien d’origine spatio-temporelle telles que les structures en déplacement.

Les travaux ont porté sur de petites séries multi-temporelles (typiquement moins de 10 images) acquises par les satellites ERS sur des passes répétées (quasiment le même angle de visée). Ce cas est le plus fréquent du point de vue de l’existence de données d’archive et le plus réaliste pour proposer une utilisation concrète de ce type de méthodes. Le coût et l’existence (ou les délais d’acquisition) de longues séries sont des obstacles non-négligeables pour beaucoup d’utilisateurs, notamment dans les pays émergents. Les pré-traitements réalisés se sont limités au minimum nécessaire pour former une pile d’images sans interpolation ou filtrage susceptible de modifier les caractéristiques du speckle et rendre les résultats dépendant des outils et de la qualité des pré-traitements. Les conséquences de ce choix sont peu visibles pour des attributs qui exploitent l’information redondante ou portent sur des évolutions surfaciques. En revanche, le recalage pixelique s’avère insuffisant pour des attributs dédiés aux évolutions des structures fines telles que les contours, les opérateurs de “différence” ayant tendance à rehausser le bruit de recalage.

L’étude des performances des différents attributs proposés nous a permis de dégager des règles de comportement utiles pour exploiter leur complémentarité ou leur redondance dans l’étage de fusion présenté au chapitre suivant. Ces attributs ne sont pas dédiés à des objets géographiques particuliers et permettent rarement une utilisation directe. Ils apportent une information qui doit être combinée à celles d’autres attributs ou intégrée dans du raisonnement spatio-temporel pour répondre aux besoins d’applications spécifiques.

Chapitre 5

Fusion d'informations

La fusion occupe aujourd'hui une place importante dans l'analyse des images de télédétection comme en témoigne l'existence d'un "Data Fusion Technical Committee" [DFC,] au sein de la société IEEE Geoscience and Remote Sensing, de sessions spéciales lors du congrès IGARSS ou de numéros spéciaux de revue [Wald, 1999]. La multiplication des sources d'informations (capteurs optiques traditionnels, images multi/hyper spectrales, données radar dans différentes bandes de fréquence, interférométriques, polarimétriques ...) et la répétitivité des acquisitions satellitaires ont entraîné le développement d'un très grand nombre de méthodes [Pohl and Genderen, 1998]. L'arrivée des données satellitaires "haute-résolution" (Pléiade HR, COSMO-SkyMed...) et pleinement polarimétriques (RADARSAT 2, ALOS-PALSAR...) ne peut que renforcer le besoin de méthodes de fusion permettant de combiner des informations provenant de différents canaux et capteurs, différentes dates et résolutions... [Inglada, 2006].

L'analyse de données relativement complexes et fortement bruitées telles que les images radar satellitaires fournit rarement des résultats satisfaisants en une seule étape. Une approche en deux temps est souvent préférable pour réaliser des tâches difficiles telles que la détection de changements ou de structures spatiales faiblement contrastées. L'étage de filtrage et d'extraction d'informations présenté aux chapitres précédents permet d'obtenir des mesures classiques en imagerie RSO mono-date ou spécifiques aux données multi-temporelles telles que des attributs de changement. L'étage de fusion permet ensuite de combiner plusieurs mesures provenant de l'étage amont, de différentes images et éventuellement d'autres sources d'informations, afin d'obtenir un résultat de plus haut niveau en terme de contenu ou de robustesse.

Nous avons abordé cet étage aval dans le cadre des travaux sur l'analyse des images d'amplitude RSO multi-temporelles menés en collaboration avec l'équipe de Jean-Paul Rudant (Laboratoire Géomatériaux, Université de Marne-la-Vallée). Notre objectif a été de **développer des méthodes de fusion d'informations qui permettent à l'utilisateur final d'introduire des informations a priori et d'interagir avec le système de fusion.**

L'approche que nous avons retenue est la fusion d'attributs au niveau des pixels à l'aide d'un système à base de règles floues. La thèse de Florentin Bujor [Bujor, 2004] nous a permis d'approfondir cette approche dans le contexte des images multi-temporelles en travaillant sur l'introduction des connaissances de l'utilisateur à différents niveaux du système de fusion. Nous avons également exploité cette approche pour tester l'apport de différentes configurations d'images au cours d'une étude sur la mise à jour de cartes réalisée pour la DGA (contrat piloté par l'Uni-

versité de Marne-la-Vallée) [Trouvé et al., 2001b]. Les travaux menés sur cette étape de fusion ont donné lieu à des publications dans des congrès [Bujor et al., 2001], [Bujor et al., 2002], [Stancu et al., 2002] et deux publications revue : la première sur l'ensemble de la démarche extraction-fusion appliquée à la détection de structures spatio-temporelles [Bujor et al., 2004], la seconde en liaison avec les travaux de thèse de Vincent-de-Paul Onana, sur la fusion d'attributs issus de l'amplitude et de la cohérence de données interférométriques pour cartographier les zones d'estuaire en pays tropical humide [Onana et al., 2003].

Ce chapitre est divisé en deux sections. La première présente les principes de l'approche proposée (en lien avec l'annexe C qui rappelle les étapes principales d'une fusion floue symbolique à base de règles), sa mise en œuvre sur les sorties d'un détecteur de lignes et différents outils proposés à l'utilisateur. La seconde section est dédiée à l'application de cette approche dans le contexte de l'analyse des données multi-temporelles, avec d'une part la fusion d'informations extraites des données RSO (cf. chapitre 4), et d'autre part l'introduction d'informations a priori. L'ensemble illustre le potentiel de la démarche extraction-fusion et la souplesse qu'elle apporte au traitement des données de télédétection.

5.1 Fusion floue interactive

La plupart des travaux dédiés à l'analyse d'images RSO à des fins d'extraction de réseaux [Tupin, 1997] ou de détection de changements [Inglada, 2001] évoquent la nécessité d'utiliser plusieurs indices "complémentaires" pour améliorer les performances de méthodes automatiques. Les méthodes mises en œuvre pour réaliser une étape de fusion ont différents degrés de complexité et dépendent beaucoup du contexte applicatif.

La fusion d'attributs est parfois réalisée presque tacitement par une simple agrégation des différentes mesures sous la forme d'une somme pondérée ou par l'utilisation d'opérateurs de combinaisons numériques ayant le comportement recherché [Chanussot et al., 1999]. L'approche *Change Vector Analysis* réalise par exemple une normalisation des différents indices pour former un vecteur de changement dont la norme combine ensuite les différentes mesures pour aboutir à une décision par seuillage. Les attributs peuvent également être vus comme des composantes et la fusion comme une réorganisation de ces composantes de manière à faire émerger l'information recherchée dans de nouvelles composantes. Cette démarche conduit par exemple à des méthodes s'appuyant sur l'analyse en composantes principales (ACP) très employée en imagerie optique [Fung, 1990] et plus difficilement en imagerie radar en raison du caractère généralement non-gaussien des attributs [Moisan et al., 1999]. En détection de changements, la fusion d'indicateurs est souvent formulée comme un problème de classification et traitée par des approches bayésiennes. Les travaux de Bruzzone fournissent dans ce domaine tout un ensemble de méthodes supervisées [Bruzzone and Serpico, 1997] ou non-supervisées [Bruzzone and Prieto, 2000], exploitant des techniques telles que les champs de Markov [Bruzzone and Prieto, 2002] ou les réseaux de neurones [Bruzzone et al., 2004].

En dehors du cadre bayésien, deux grandes familles de méthodes sont mises en œuvre pour fusionner des attributs qui apportent des informations imprécises, parfois redondantes ou complémentaires, voire contradictoires. Ces deux familles s'appuient respectivement sur la théorie des possibilités développée par Dubois et Prade [Dubois and Prade, 1988] et la théorie des croyances de Dempster-Shafer [Shafer, 1976]. Le formalisme de la théorie des croyances a no-

tamment été utilisé pour fusionner des informations issues de différents capteurs afin d'améliorer les performances de classification de l'occupation des sols ou de détection de changements [Le Hégarat-Masclé, 2005].

En lien avec les travaux réalisés au laboratoire sur les méthodes de fusion [Valet, 2001] [Galichet, 2001], nous nous sommes intéressés aux systèmes à base de règles floues. Pour le domaine de la télédétection, cette approche présente l'intérêt d'un formalisme plus souple que celui des probabilités et facilite la construction de systèmes de fusion interactifs capables d'intégrer la connaissance des experts du domaine d'application.

5.1.1 Principes

L'objectif d'un système de fusion floue interactif n'est pas de dépasser les performances d'une méthode de classification automatique ou supervisée, mais d'offrir à l'utilisateur une méthode capable d'agréger des attributs non-commensurables issus des données ou d'autres sources d'informations. Le système construit, illustré figure 5.1, a deux caractéristiques principales :

- il se place à un niveau sémantique en introduisant des symboles appartenant au langage naturel des géophysiciens pour décrire les attributs et donner les règles qui relient cette description aux classes recherchées,
- il est conçu pour une utilisation interactive où l'expert/l'utilisateur sélectionne les attributs discriminants issus des données ou d'informations a priori, pilote le système flou au travers d'une interface graphique (sélection des règles et ajustement des fonctions d'appartenance) et évalue la sortie afin de raffiner le réglage dans la direction du résultat attendu.

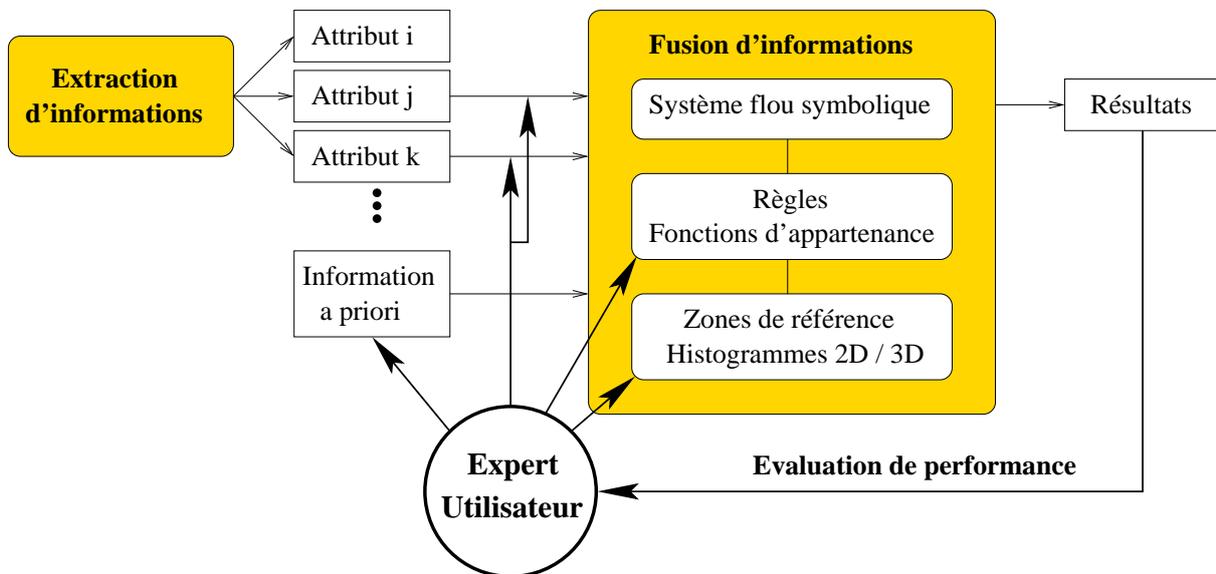
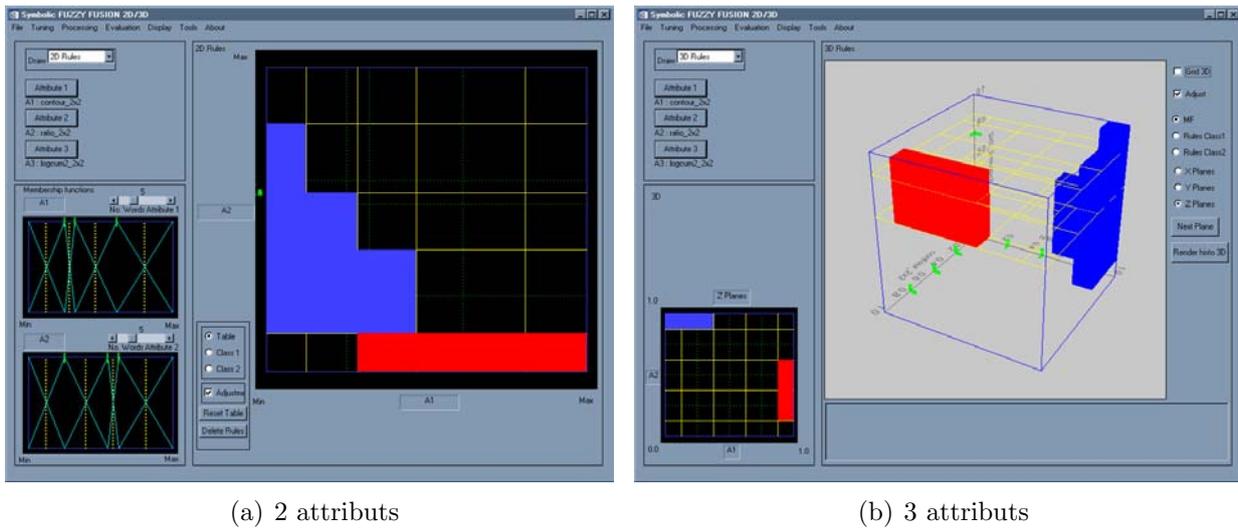


FIG. 5.1 – Fusion d'informations par un système flou symbolique interactif

Du point de vue du système flou, l'approche utilisée est relativement classique. Les 3 principales étapes (fuzzification, inférence et décision) sont décrites dans l'annexe C. Notre apport se situe au niveau de la mise en œuvre du système de fusion sur différentes applications au travers

d'une interface graphique développée au cours de la thèse de Florentin Bujor [Bujor, 2004]. Cette interface illustrée figure 5.2 permet la fusion interactive de 2 ou 3 attributs. Ce choix n'est pas lié à la méthode de fusion mais à deux limitations "humaines" : d'une part la formulation par les experts d'une base de règles ayant un nombre de prémisses trop important est un exercice difficile et d'autre part la représentation de l'hypercube de dimension $N_a > 3$ formé par les N_a attributs nécessite de passer par des projections qui diminuent l'interactivité du système.



(a) 2 attributs

(b) 3 attributs

FIG. 5.2 – Interface de fusion floue symbolique interactive 2D / 3D - sélection de règles pour 2 classes et ajustement des fonctions d'appartenance ;

Le rôle confié à l'utilisateur lui permet d'interagir avec le système à trois niveaux :

1. le premier est le choix des symboles d'entrée utilisés pour décrire les attributs, puis la sélection de règles de type implication logique (cf. équation. C.4) pour relier les symboles d'entrée aux symboles de sortie (les classes recherchées). Cette étape est simplifiée par une représentation graphique 2D (ou 3D) de l'espace des attributs illustrée figure 5.2 : pour chaque classe recherchée S_k , l'utilisateur active les règles ayant pour conclusion S_k et pour prémisses un couple (ou un triplet) de symboles en cliquant dans la zone correspondante.
2. le second niveau est l'ajustement des fonctions d'appartenance des différents symboles sur les axes des attributs à partir de la connaissance de leur comportement. Cette ajustement peut également s'appuyer sur des zones de référence tracées par l'utilisateur dans une image où son expertise lui permet d'identifier les classes. Les nuages de points des différentes classes sont alors visualisés dans l'espace des attributs et facilitent ainsi le positionnement des symboles impliqués dans les règles qui définissent ces classes.
3. le dernier niveau est l'évaluation de performance et le rebouclage éventuel pour améliorer les résultats dans la direction souhaitée par l'utilisateur. Deux types de sorties sont proposés : une classification nette qui affecte à chaque pixel la classe qui a le plus fort degré d'appartenance, et une classification floue formée des images des différents degrés d'appartenance. L'évaluation du résultat peut être visuelle ou quantitative à l'aide de zones de référence. Les outils d'évaluation quantitative que nous avons intégrés au système sont,

au niveau de la classification nette, le calcul de matrices de confusion, et au niveau de la classification floue, le calcul de courbes COR expérimentales (cf. section 2.2.1), en considérant les degrés d'appartenances comme des détecteurs de chacune des classes.

5.1.2 Mise en œuvre

Nous illustrons ici le fonctionnement du système de fusion floue et les aides apportées à l'utilisateur à partir de travaux réalisés dans le cadre d'une étude sur la mise à jour de cartes dans les pays tropicaux humides [Trouvé et al., 2001b]. Nous avons cherché à évaluer par ce type de méthode l'apport de la fusion d'informations issues de paires d'images RSO acquises dans différentes configurations (orbites répétées, orbites ascendantes/descendantes...). A la résolution des données ERS (12.5 m) et pour des routes dont la largeur dépasse rarement une vingtaine de mètres dans la région de Douala au Cameroun, les routes sont des structures fines que l'on peut modéliser localement comme une région étroite entourée de part et d'autre par deux régions d'intensité différente. Ce modèle permet de construire un détecteur de routes à taux de fausse alarme constant [Tupin, 1997] en recherchant, sur le principe du détecteur ratio (équation (4.1)), la présence de contours doubles. Les résultats de l'étape d'extraction d'informations sont illustrés figure 5.3 sur 2 images ERS de la région de Douala acquises à 5 ans d'intervalle en orbite descendantes, recalées par translation.

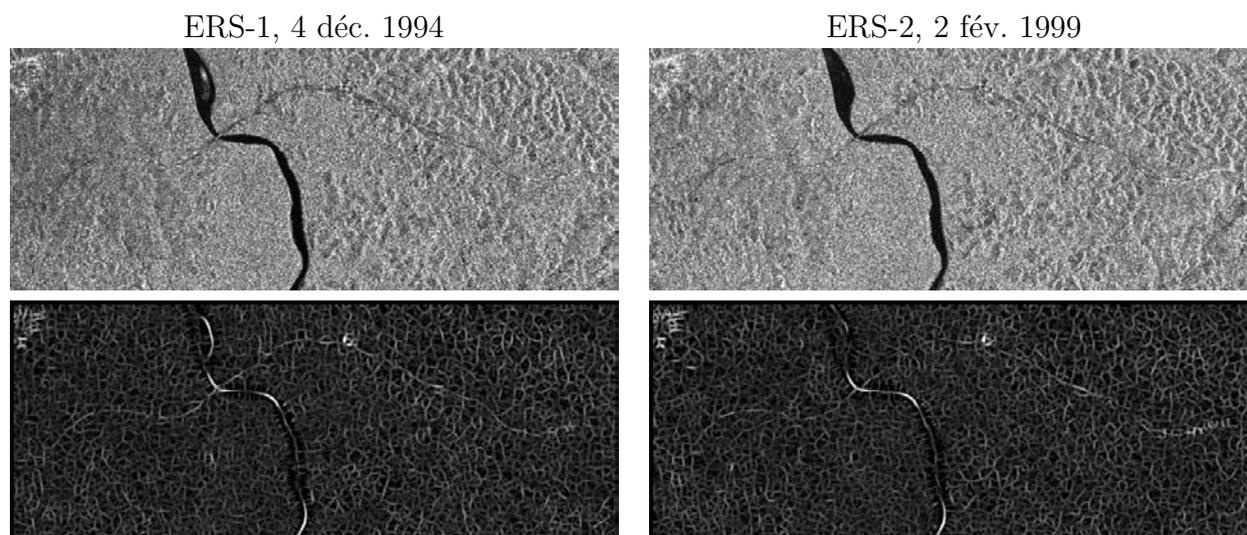


FIG. 5.3 – Détecteur de ligne appliqué à 2 images ERS descendantes de la région de Douala

La méthode proposée section 5.1.1 permet de fusionner de façon interactive les sorties du détecteur de lignes appliqué à deux images en décrivant les deux attributs à l'aide de trois symboles d'entrée : $\{faible, moyen, fort\}$ et deux symboles de sortie : $\{route, non-route\}$. Les trois règles activées pour la classe *route* correspondent aux cas où les 2 détecteurs sont *forts*, ou bien l'un des deux est *fort* et l'autre *moyen*. Les résultats obtenus par un réglage manuel du système sont illustrés figure 5.4(a) par le degré d'appartenance à la classe *route*.

Les performances de la fusion peuvent être évaluées par rapport aux détections réalisées sur l'une ou l'autre des images par des courbes COR expérimentales à l'aide de zones de référence prises sur la nationale qui relie Douala à Yaoundé et des zones de fausses alarmes prises dans la

forêt. Le résultat illustré figure 5.4-(c) montre une légère amélioration pour des taux de fausse alarme inférieurs à 10%. Au delà de 20%, la probabilité de détection devient inférieure aux résultats mono-date. Pour ces seuils très bas, la fusion a un comportement conjonctif trop fort qui accumule les fausses alarmes des deux dates en n'améliorant plus la détection. Ce résultat dépend du paramétrage de l'utilisateur et est susceptible d'être raffiné grâce à l'interactivité du système. Notons que l'ensemble de la courbe P_D/P_{FA} présente un intérêt uniquement du point de vue statistique. En pratique, on se place toujours à des taux de fausse alarme inférieurs à 10%. Au delà, les détections sont visuellement noyées dans les pixels de fausse alarme.

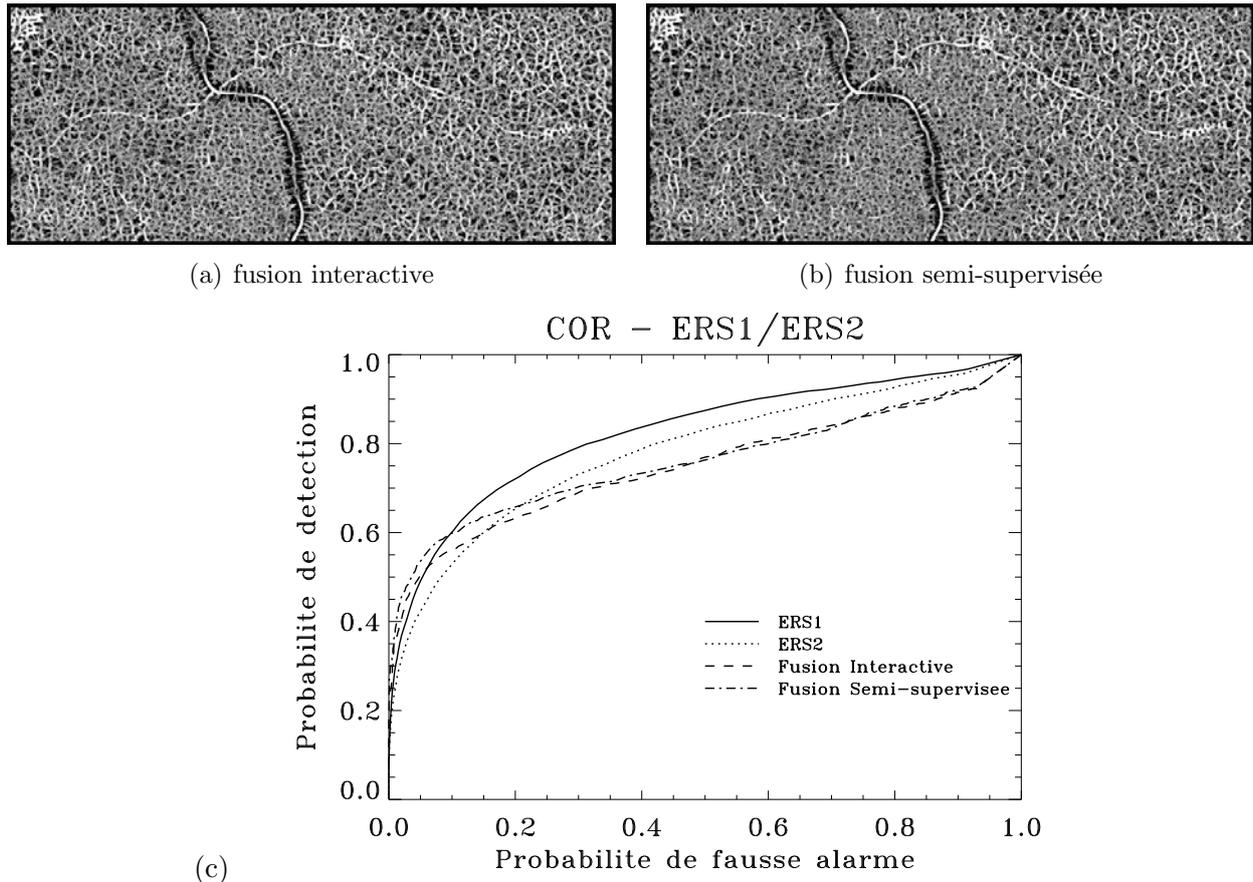


FIG. 5.4 – Résultats de la fusion des détections de lignes issues des images ERS-1 et ERS-2 illustrées figure 5.3 ;

(a)-(b) : degrés d'appartenance à la classe route ;

(c) : Performances en détection de routes mono-date et après fusion.

Apprentissage des règles et des fonctions d'appartenance

L'exemple précédent correspond à une utilisation purement manuelle du système de fusion. Pour la fusion d'attributs dont le comportement est monotone par rapport à la présence des objets recherchés (les objets sont mis en évidence d'un côté ou de l'autre des axes des attributs), nous avons proposé une aide à l'utilisateur fournissant un réglage par défaut des règles et des fonctions d'appartenance. Cette variante permet également de comparer l'apport de différents attributs indépendamment de la précision des réglages. Elle s'applique à la fusion de 2 attributs

qui peuvent être décrits à l'aide de trois mots tels que $\{faible, moyen, fort\}$. Lorsque l'utilisateur trace des zones de référence pour les classes recherchées, elles fournissent des nuages de points qui permettent d'observer dans l'espace des attributs la séparabilité des classes et d'ajuster les fonctions d'appartenance. Si les zones tracées sont suffisamment grandes, on peut les utiliser comme un ensemble d'apprentissage et calculer les histogrammes 2D conditionnellement aux classes. Ces histogrammes peuvent être utilisés pour obtenir un réglage supervisé des règles et des fonctions d'appartenance.

Pour les règles, au lieu d'un graphe binaire où les degrés de validité $\mu_R(L_{1i}, L_{2j}, S_k)$ valent 0 ou 1, (cf. équation C.4), nous avons proposé d'introduire un graphe flou où les pondérations w_{L_{1i}, L_{2j}, S_k} sont calculées à partir de l'histogramme 2D de la classe S_k . Ce calcul s'appuie sur le partitionnement de l'espace des attributs issu du positionnement des mots L_{1i} L_{2j} illustré figure 5.5-(a). Les pondérations s'obtiennent en intégrant l'histogramme 2D sur chaque cellule correspondant à une règle, puis en normalisant par le plus grand poids pour d'avoir des pondérations indépendantes des tailles de zones d'apprentissage.

Pour les fonctions d'appartenance, avec un attribut de type détecteur décrit par 3 mots, le positionnement du triangle du mot intermédiaire (*moyen*) suffit à régler la description floue (la somme des degrés étant égale à 1, cf. annexe C). Ce mot couvrant la zone de transition entre les zones de détection et de non-détection, nous avons proposé de fixer les limites inférieures et supérieures de son support sur les centres des classes *détection* et *non-détection* et sa valeur modale au milieu. Ce positionnement issu des zones d'apprentissage est illustré figure 5.5-(b).

Testés pour différentes configurations d'images, ce réglage par apprentissage fournit des résultats très proches de ceux d'un réglage interactif. Pour la détection de routes à partir de 2 images ERS d'orbites répétées, le résultat illustré figure 5.4-(b) donne une courbe ROC légèrement au dessus de celle d'un réglage interactif (cf. figure 5.4-(c)).

Cette aide à l'utilisateur permet dans des cas particuliers comme celui de la fusion de deux détecteurs d'obtenir un paramétrage automatique à partir des zones d'apprentissage. Son utilisation reste limitée par plusieurs facteurs :

- la difficulté à tracer des zones précises sans mélange de classe. De plus, la dépendance des résultats vis-à-vis d'un réglage interactif a été remplacée par la dépendance vis-à-vis des zones d'apprentissage. Cette dépendance classique des méthodes supervisées permet plus difficilement de faire évoluer un résultat dans une direction souhaitée que l'utilisation du réglage interactif.
- la méthode de positionnement des fonctions d'appartenance est indépendante du nombre d'attributs mais se limite à des descriptions floues utilisant 3 mots et apprises sur 2 classes complémentaires.
- la méthode de pondération des règles peut s'appliquer à un nombre quelconque de classes mais devient délicate si l'on passe à 3 attributs ou plus, l'estimation d'histogrammes conditionnels 3D ou $N_a D$, $N_a > 3$, se heurtant au problème de la lacunarité des espaces à grande dimension : le nombre de points présents dans chaque cube d'intégration devient faible et instable.

Certaines de ces limitations peuvent être contournée à l'aide de méthodes d'apprentissage plus poussées, mais en s'éloignant de l'objectif initial de proposer une méthode interactive intégrant la connaissance des experts et facilement contrôlable par l'utilisateur.

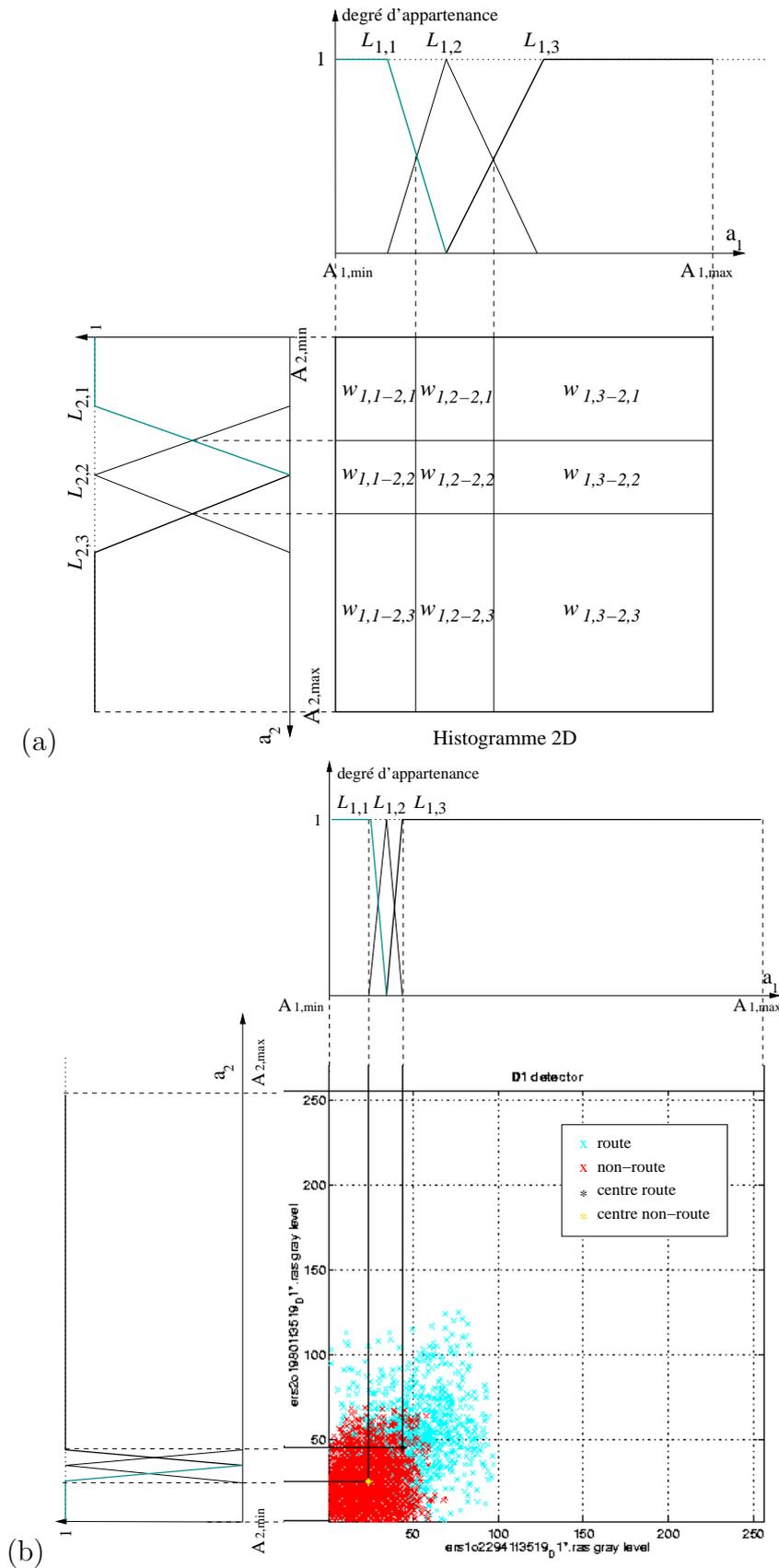


FIG. 5.5 – Apprentissage des règles et des fonctions d'appartenance.

(a) : partitionnement de l'espace des attributs pour le calcul des pondérations des règles ;
 (b) : descriptions floues des attributs déduites des nuages de points des classes.

5.2 Application à l'analyse de données multi-temporelles

Une des difficultés rencontrées en détection de changements dans les images RSO est le mélange entre l'information spatiale et l'information temporelle (les évolutions ou changements abrupts). Ce mélange est dû à l'utilisation d'indicateurs de changement qui sont calculés sur des voisinages spatiaux pour réduire les effets du speckle. Inversement, l'utilisation de la dimension temporelle permet d'améliorer les performances de détecteurs de structures spatiales (cf. figure 4.3) mais se heurte au problème des contours en déplacement qui peuvent être considérés comme des structures spatiales ou des zones de changement. L'analyse de données RSO multi-temporelles pouvant s'intéresser à l'ensemble de ces structures, nous avons proposé de les détecter simultanément par l'approche extraction-fusion [Bujor et al., 2004].

5.2.1 Fusion d'attributs issus des données

Les attributs présentés au chapitre 4 révèlent la présence d'hétérogénéités spatio-temporelles, à dominante spatiale dans le cas du détecteur de contours stables MTED (équation (4.4)), à dominante temporelle dans le cas du détecteur de changements MTCO (équation (4.9)), ou mixte dans le cas d'attributs de texture 3D tels que le log-cumulant d'ordre 2 ($\tilde{\kappa}_2$, équation (4.11)). Leur fusion par la méthode de fusion floue symbolique interactive permet d'obtenir une classification de la scène en trois classes : *Structures Spatiales Stables*, *Zones de Changement* et *Régions 3D-Homogènes*. Les règles données au système de fusion utilisent la complémentarité des attributs pour séparer les 3 classes :

- les *Structures Spatiales Stables* correspondent à des réponses fortes du MTED et du $\tilde{\kappa}_2$ alors que le MTCO reste faible,
- les *Zones de Changement* correspondent à des réponses fortes du MTCO et du $\tilde{\kappa}_2$ alors que le MTED reste faible,
- les *Régions 3-D Homogène* correspondent aux faibles réponses des 3 attributs.

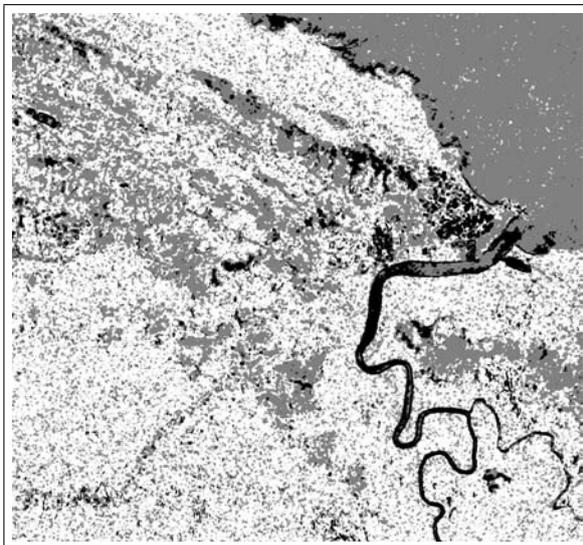
Cette méthode a été testée sur une série multi-temporelle ERS de la région de Kourou. Les données initiales et les trois attributs fusionnés sont illustrées au chapitre 4, figures 4.2 et 4.5-(a). Les résultats obtenus sont illustrés figure 5.6-(a). Ils ont été comparés aux résultats issus de deux méthodes de classification :

- une classification automatique réalisée par la méthode des C -moyennes floues (FCM, Fuzzy C-means) [Bezdek, 1980]. La seule information fournie à cette méthode de clustering (séparation de nuages de points) est le nombre de classes. Les 3 classes obtenues correspondent approximativement aux classes thématiques recherchées, avec une part plus importante de l'espace des attributs affectée à une classe "contours" qui englobe une partie des zones de changement, en particulier la zone du trait de côte (cf. figure 5.6-(b)).
- une classification supervisée réalisée par une méthode à noyau (SVM, Support Vector Machine) [Schölkopf et al., 1999] en utilisant pour l'apprentissage le tracé réalisé pour guider l'ajustement du système flou. Les SVM étant des classifieurs binaires, la stratégie utilisée est celle du "1 contre tous" qui consiste à rechercher pour chaque classe l'hyperplan qui la sépare de l'ensemble des autres classes. Les pixels qui n'ont jamais été classés du côté de la classe recherchée sont généralement situés à la frontière entre deux classes.

Ces derniers sont alors classés de façon contextuelle en choisissant la classe la plus proche parmi les deux classes les plus présentes dans un voisinage 3×3 ou 5×5 si nécessaire. Ce post-traitement induit une régularisation spatiale du résultat (cf. figure 5.6-(c)) perceptible par rapport à la classification floue interactive. A cette différence près, ces deux résultats sont visuellement très proches, avec une classe *Zone de Changement* légèrement plus forte en sortie de SVM.



(a) Fusion floue interactive



(b) Classification non-supervisée (FCM)



(c) Classification supervisée (SVM)

FIG. 5.6 – Comparaison des résultats de fusion de 3 attributs (MTED, MTCD et log-cumulant d'ordre 2) pour obtenir une classification en trois classes : structures spatiales stables (noir), zones de changements (gris) et zones homogènes (blanc).

Les 3 résultats ont été évalués quantitativement par des matrices de confusion calculées à partir de zones de référence différentes de celles utilisés pour la fusion floue et l'apprentissage du SVM. Les performances de la fusion floue interactive sont dans ce cas comparables à celles d'une classification supervisée par SVM (une précision totale de 93% et 94% respectivement). La précision totale de la classification automatique par FCM est de 70% mais les performances ne sont pas comparables, les deux autres méthodes s'appuyant sur l'information fournie par

l'expert, soit dans le paramétrage de la fusion floue symbolique, soit au travers des zones d'apprentissage de la classification supervisée. Les 20-25% d'écart mesurent la différence entre une classification purement liée à la géométrie des nuages de points dans l'espace des attributs et la classification thématique recherchée. Ces résultats illustrent la capacité du système interactif de fusion floue à séparer des nuages des points selon les critères thématiques de l'utilisateur, avec des performances comparables à celles d'une méthode de classification supervisée.

5.2.2 Introduction d'informations a priori

Les méthodes développées hors contexte applicatif traitent généralement "en aveugle" l'ensemble de la zone imagée alors que les traitements peuvent être guidés par des informations complémentaires provenant notamment de systèmes d'information géographique, de cartes ou de données terrains. Ces informations "a priori" sur les structures recherchées peuvent être utilisées sous différentes formes.

Une première forme consiste à les introduire au niveau des méthodes d'extraction d'informations pour régler certains paramètres (tailles de fenêtre, seuils...). Lors d'une étude sur la mise à jour de cartes [Trouvé et al., 2001a], nous avons par exemple travaillé avec Vincent-de-Paul Onana sur la recherche de routes connues mais non localisées dans l'image. La méthode proposée introduit les connaissances a priori sur la structure recherchée (orientation dominante, longueur de segments rectilignes...) au niveau du paramétrage d'une transformée de Radon localisée [Onana et al., 2004] et réduit ainsi considérablement le volume de l'espace transformé et le nombre de fausses alarmes.

Une deuxième forme consiste à introduire l'information a priori au travers d'attributs qui apportent en chaque pixel une information comparable à celle utilisée par un expert dans son analyse des données. La fusion floue symbolique permet alors de prendre en compte simultanément des attributs issus des données satellitaires et ceux construits à partir d'informations a priori.

Nous illustrons cette démarche sur un problème soumis par l'équipe de Jean-Paul Rudiant : la détection des abattis en Guyane française. Ces zones de déforestation de petites tailles (généralement moins d'un hectare soit 8×8 pixels à la résolution des données ERS PRI) destinées à la culture vivrière sont situées a priori au voisinage des routes pour des raisons d'accessibilité. Elles apparaissent dans les images RSO comme des zones de plus faible rétrodiffusion par rapport à la forêt tropicale (cf. figure 5.2.2-(b)).

L'étape amont de l'approche extraction-fusion consiste alors à extraire des données des attributs révélateurs des structures recherchées et à coder l'information a priori sous la forme d'un attribut complémentaire. Afin de rechercher les abattis soit par le contraste radiométrique entre les dates (cf. section 4.1.2), soit par l'hétérogénéité de la population formée d'un voisinage local pris sur plusieurs dates (cf. section 4.2.1), nous avons retenu :

- le ratio des moyennes locales r_t codé sur l'intervalle $[-1, 1]$ selon l'équation (4.6), illustré figure 5.2.2-(d),
- le degré de mélange binaire λ calculé selon l'équation (4.15), illustré figure 5.2.2-(e).

L'information a priori est transformée en attribut en calculant une image de distance à la route la plus proche à partir d'une carte IGN recalée sur les images RSO (cf. figure 5.2.2-(f)).

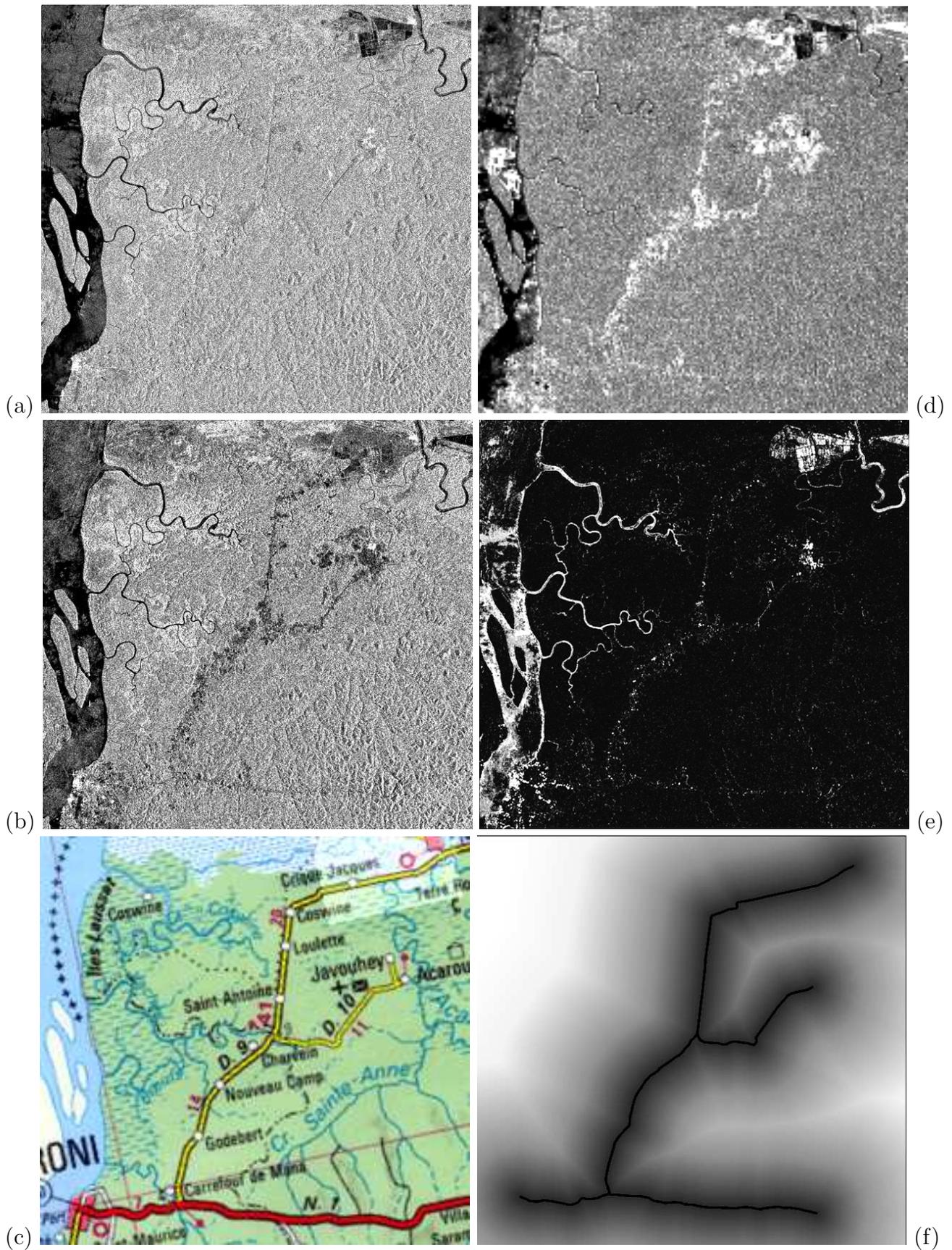


FIG. 5.7 – Détection des abattis en Guyane, extrait 2300×2400 .

A gauche, données initiales : (a)-(b) images ERS-1 (10/06/92) et ERS-2 (15/11/97), (c) Carte IGN ;
 A droite, attributs : (d) ratio des moyennes locales, (e) degré de mélange, (f) distance aux routes

L'étage aval consiste à agréger ces trois attributs à l'aide du système de fusion floue interactif décrit section 5.1. Les mots utilisés pour la description symbolique des attributs de contraste A_1 , de mélange de texture A_2 et de distance aux routes A_3 sont respectivement :

$$\begin{aligned}\mathcal{L}_{A_1} &= \{ \textit{très_négatif}, \textit{négatif}, \textit{nul}, \textit{positif}, \textit{très_positif} \} \\ \mathcal{L}_{A_2} &= \{ \textit{nul}, \textit{très_faible}, \textit{faible}, \textit{moyen}, \textit{fort} \} \\ \mathcal{L}_{A_3} &= \{ \textit{nulle}, \textit{très_proche}, \textit{proche}, \textit{loin}, \textit{très_loin} \} \end{aligned} \quad (5.1)$$

Les symboles de sortie sont *abattis* et *non-abattis* et les règles qui les relient aux symboles d'entrée sont de la forme :

Si le ratio (A_1) est *très_positif* ET le mélange (A_2) est *moyen* ET la distance (A_3) est *très_proche*
ALORS le pixel appartient à la classe *abattis*.

Les résultats obtenus avec le réglage initial des fonctions d'appartenance (valeurs modales équidistantes) et après un ajustement interactif par un chercheur expert de la zone [Classeau et al., 1999] sont illustrés figure 5.8. L'évaluation subjective du résultat montre une réduction des détections ponctuelles et un resserrement autour des axes routiers. Une évaluation quantitative peut être effectuée à l'aide de vérité terrain issue de photographies aériennes. Les courbes COR tracées pour les degrés d'appartenance à la classe *abattis* (cf. figure 5.8-(c)) servent d'aide à l'utilisateur pour affiner son réglage.

Cette application illustre l'intérêt d'une fusion floue interactive d'attributs extraits des données et issus d'informations a priori. La description symbolique permet d'agréger des attributs très variés en combinant des grandeurs non-commensurables (distance, ratio d'intensité, degré de mélange...) sans avoir à introduire de normalisation ou une métrique spécifique. La base de règles entrée par l'utilisateur permet de relier de façon naturelle les propriétés des objets recherchés au comportement des attributs. Enfin l'utilisation du flou permet de gérer les zones de transition et les incertitudes plus progressivement qu'une logique binaire.

5.3 Conclusion

La spécificité des travaux présentés dans ce chapitre est la volonté d'associer l'expert ou l'utilisateur final dans l'étage de fusion d'informations. En effet, leurs connaissances des applications auxquelles les méthodes sont destinées sont souvent primordiales pour parvenir à des résultats exploitables. En s'appuyant sur les principes de la fusion floue symbolique, la méthode proposée permet d'intégrer cette connaissance à deux niveaux : sous forme d'attribut numérique supplémentaire et dans le paramétrage interactif du système de fusion.

La place laissée à l'utilisateur dans la sélection des règles et le paramétrage des fonctions d'appartenance peut sembler à contre-courant de la recherche de méthodes automatiques en traitement d'images. Rares sont cependant les méthodes directement opérationnelles et transposables sans réglage de paramètres d'une application à une autre, voire d'un jeu de données à l'autre. De plus, selon les méthodes utilisées, l'influence des paramètres sur le résultat est plus ou moins compréhensible et peut nécessiter une connaissance du système que l'utilisateur final n'est pas sensé avoir. Sur des problèmes difficiles tels que ceux abordés en imagerie radar, il

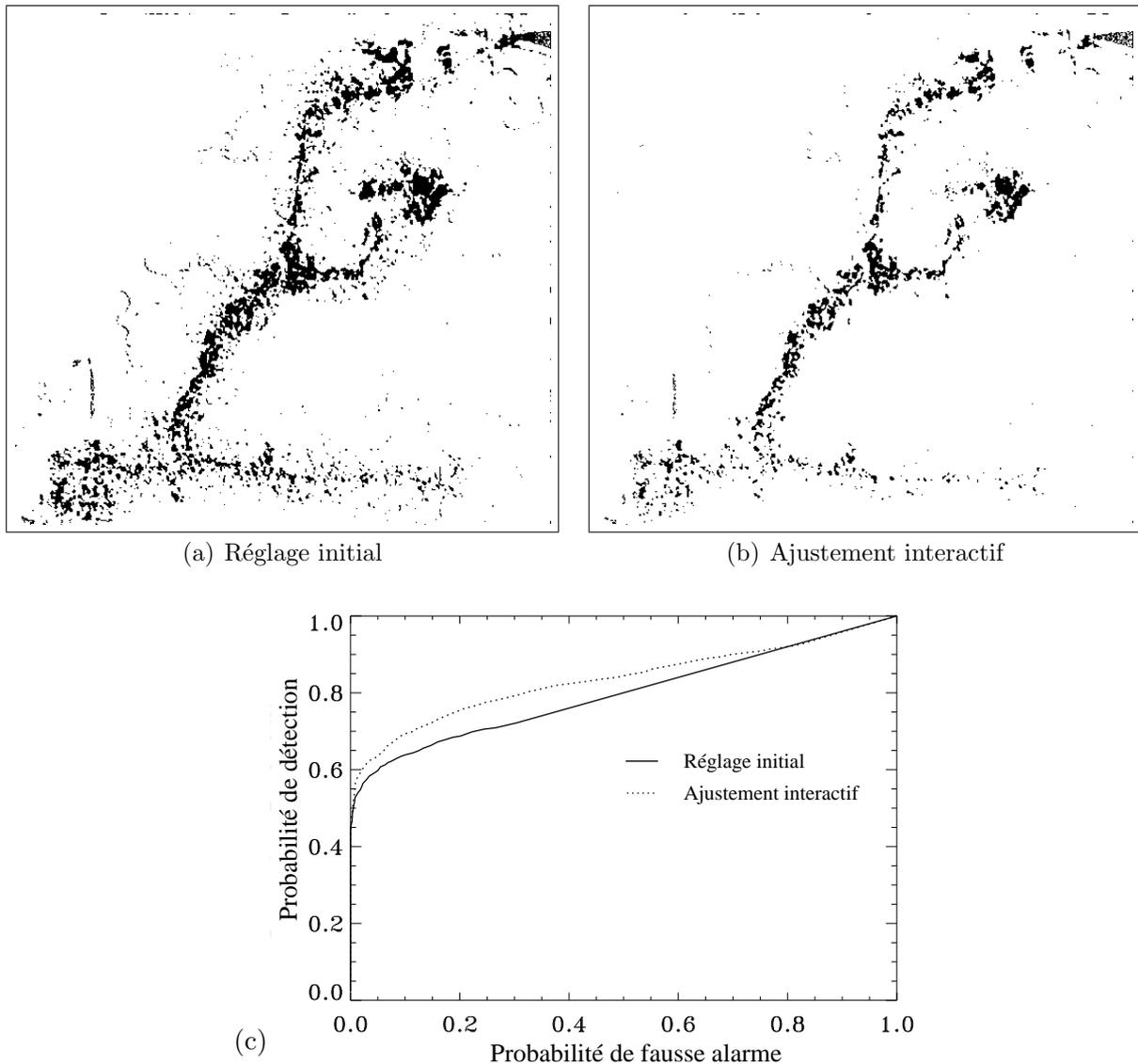


FIG. 5.8 – Résultats de la détection des zones d'abattis par fusion de 2 attributs de changement et de l'information a priori de distance aux routes.

nous semble utile de fournir à l'utilisateur un système résolvant interactif où il puisse facilement introduire des informations complémentaires par rapport aux données et sa connaissance du comportement des attributs par rapport à l'application.

Cette approche a été illustrée sur plusieurs applications, notamment en détection de changements. A la différence de méthodes supervisées, où le rôle de l'expert se limite souvent à la sélection de zones d'apprentissage, la méthode proposée permet une véritable coopération entre l'utilisateur et le système de fusion sans connaissance spécifique sur la logique floue. En effectuant des réglages explicites et en évaluant les sorties visuellement ou quantitativement, l'expert peut converger rapidement vers des résultats satisfaisant du point de vue thématique, résultats qui s'avèrent parfois éloignés de ceux issus de la satisfaction de critères plus mathématiques. La méthode permet ainsi d'obtenir interactivement un paramétrage performant sur une petite zone et de propager ensuite la fusion à l'ensemble des données qui peut atteindre en télédétection

de très grandes dimensions (images ERS 8000×8000 , SPOT-5 24000×24000 ...).

Actuellement, nous avons travaillé cet étage aval de l'approche extraction-fusion principalement sur les données d'amplitude disponibles dans le contexte thématique de la cartographie et du suivi des évolutions dans les zones tropicales humides. Les travaux entrepris depuis deux ans sur l'observation des glaciers et l'arrivée de données nouvelles sur le site Chamonix Mont-Blanc (série d'interférogramme tandem ERS, données pleinement polarimétriques ou haute résolution...) vont nous permettre de travailler cet étage de fusion sur d'autres types de données et d'autres problématiques.

Parmi les pistes envisagées, on peut distinguer des applications relativement directes des méthodes présentées dans ce chapitre et des projets à plus long terme. La méthode de fusion floue interactive doit par exemple pouvoir s'appliquer à la classification de données polarimétriques à partir des attributs d'une décomposition telle que celle de Cloude et Pottier [Cloude and Pottier, 1996]. La partition nette de l'espace des paramètres H, α illustrée figure A.1 pourrait ainsi bénéficier d'une approche floue interactive pour aider l'utilisateur à obtenir une classification plus "thématique" qu'une classification Wishart (cf. annexe A.2). De même, la fusion floue d'attributs de changement doit pouvoir être mise en œuvre pour analyser les séries de couples interférométriques ERS disponibles sur le site Chamonix Mont-Blanc et pour combiner des attributs extraits de données polarimétriques multi-temporelles issues des futurs systèmes satellitaires (ALOS, RADARSAT-2...).

Parmi les projets à plus long terme, deux directions nécessiteront un investissement important pour mettre au point des méthodes de fusion originales. La première porte sur l'extraction automatique de connaissances par des méthodes de data-mining appliquées à l'analyse de séries multi-temporelles. Des premiers pas ont été fait dans ce sens en 2006 en collaboration avec Nicolas Méger [Julea et al., 2006a]. Mais de nombreuses questions restent ouvertes sur l'utilisation de données initiales, filtrées, ou d'attributs extraits, la quantification des niveaux en symboles, la sélection de motifs temporels porteurs d'informations...

La deuxième direction consiste à effectuer la fusion d'informations au niveau de modèles géométriques correspondant aux objets recherchés et introduire les connaissances a priori dans le paramétrage et l'initialisation du modèle. Cette orientation nous semble complémentaire de la fusion au niveau pixel car l'objectif de certaines applications n'est pas une décision de type classification en chacun des pixels, mais la reconnaissance ou le positionnement d'objets géographiques tels que les routes, les rivières... Des travaux ont été initiés dans cette direction en cherchant à suivre le déplacement du trait de côte en Guyane dans des images RSO multi-temporelles à l'aide de contours actifs [Chambenoit et al., 2004]. Les résultats obtenus par cette approche sont pour le moment peu exploitables sur des données ERS où la faible résolution et la polarisation unique rendent difficile la séparation des phénomènes de marées, d'érosion côtière et de décomposition de la mangrove.

L'arrivée de données satellitaires haute résolution va renforcer le besoin en méthodes de fusion permettant de combiner différentes sources d'informations (optique, radar, différentes bandes et polarisation) et d'introduire des informations liées aux applications. Les travaux envisagés s'inscrivent dans cette perspective en privilégiant des méthodes qui constituent des aides à l'utilisateur. Le data-mining ou la fusion au niveau de modèle d'objets vont dans cette direction en permettant à l'utilisateur de scruter interactivement des masses de données de plus en plus importantes ou d'introduire ses connaissances dans la modélisation.

Chapitre 6

Observation des glaciers tempérés par imagerie RSO

L'observation des glaciers tempérés par télédétection est un exemple emblématique de développements méthodologiques orientés application. En effet, le déplacement des glaciers alpins (plusieurs dizaines de centimètres par jour), leur composition (glace, eau, neige, rochers), les évolutions temporelles (état de surface, accumulation/ablation dans les parties supérieures/inférieures...) et le fort relief des montagnes qui les entourent constituent un véritable défi pour le traitement d'images satellitaires. En particulier en imagerie radar, passer des données ERS sur la Hollande à des données haute résolution sur le massif du Mont-Blanc ne peut pas se faire sans retravailler les méthodes de traitement et prendre en compte les spécificités des images et du contexte géophysique.

La nécessaire évolution des méthodes en fonction des caractéristiques des données et des besoins applicatifs est à l'origine de projets soutenus par le CNES dans le cadre du programme préparatoire ORFEO [Inglada, 2006]. Le projet MEGATOR (Mesure de l'Evolution des Glaciers Alpins par Télédétection Optique et Radar - des archives à ORFEO), a ainsi été financé dans le cadre d'une ACI Masse de Données 2004-2007. Ce projet, dont je suis responsable scientifique, regroupe des chercheurs de quatre laboratoires qui apportent des compétences en photogrammétrie et GPS différentiel (l'équipe Photogrammétrie Architecturale et GEomatique de l'INSA de Strasbourg), en imagerie RSO (le département TSI de Télécom Paris), en traitement d'images et en fusion d'informations (le LIS de l'INP Grenoble et le LISTIC). Il a pour objectif de **développer, à partir des données de télédétection issues d'archives et des nouveaux capteurs, une méthodologie complète de traitement des images spatiales haute résolution pour mesurer les évolutions des glaciers tempérés**. Les principaux axes de recherche sont :

1. la réalisation de modèles numériques d'élévation (MNE) et d'ortho-images haute résolution (HR) à partir de données optiques aéroportées, ainsi que l'étude de MNE différentiels sur une échelle de temps longue (pluriannuelle),
2. la synthèse RSO et la génération d'interférogrammes dans le contexte "haute montagne - haute résolution" pour mesurer les déplacements des glaciers sur une échelle de temps courte (quelques jours),
3. la fusion des deux sources d'information et la gestion des incertitudes pour réaliser d'une

part la séparation topographie / déplacement et d'autre part la détection et le suivi temporel de structures (rochers, lacs pro/supra glaciaires...).

Au delà des aspects méthodologiques, les mesures effectuées par télédétection sur les glaciers alpins sont intéressantes du point de vue géosciences car l'évolution des glaciers constitue un indicateur local des conséquences des changements climatiques globaux. Les résultats obtenus sur quelques glaciers d'une chaîne de montagnes sont généralement représentatifs de l'évolution locale [Vincent et al., 2004]. En revanche, des chaînes montagneuses situées à des latitudes comparables évoluent différemment en fonction des conditions climatiques.

L'interférométrie radar différentielle (D-InSAR) a très tôt été employée pour mesurer des mouvements de glaciers, principalement dans des zones polaires [Goldstein et al., 1993] ou à des latitudes élevées (glaciers sub-polaires) [Kwok and Fahnestock, 1996] [Joughin et al., 1998]. En revanche, les résultats obtenus sur des glaciers alpins (glaciers de montagne situés dans les zones tempérées) sont relativement peu nombreux [Mattar et al., 1998]. A notre connaissance, il n'y a pratiquement pas de résultats publiés sur les glaciers des Alpes, à l'exception de résumés de communications [Strozzi et al., 2002a] [Sterzai et al., 2003].

Le contexte des glaciers alpins diffère pourtant de celui des glaciers polaires ou sub-polaires. Il nécessite de reconsidérer certaines hypothèses et induit des limitations ou des problèmes de traitement supplémentaires :

- le relief des montagnes : la visibilité des glaciers alpins situés dans des vallées étroites est réduite à cause des phénomènes d'ombre et de repliement (cf. annexe D). Rares sont les glaciers parfaitement visibles en passes ascendantes et descendantes si l'on souhaite disposer de deux lignes de visées pour déterminer des champs de vitesse 3D (cf. section 6.2.2). Les latitudes élevées des glaciers sub-polaires sont par ailleurs plus favorables à l'utilisation de ces deux projections car l'angle entre les traces ascendantes et descendantes est plus important (de l'ordre de 90° au lieu de 20° à nos latitudes).
- la petite taille des glaciers alpins : typiquement une dizaine de kilomètres de long et souvent seulement quelques kilomètres de large. Cette petite taille a deux conséquences importantes du point de vue traitement : elle restreint les possibilités de filtrage avec de grandes fenêtres [Joughin et al., 1998] et augmente le risque de morcellement d'un glacier en régions séparées par des zones où la phase est inutilisable (cf. section 6.2.1).
- les perturbations atmosphériques qui affectent la précision des résultats InSAR et D-InSAR : la petite taille des glaciers alpins permet en hiver de négliger ces perturbations. La surface d'un glacier étant très petite par rapport à une scène ERS, seuls des changements atmosphériques locaux peuvent modifier les mesures. La vitesse de propagation dépendant principalement de la température et de la pression de vapeur d'eau (formule de Weistraub [Tarayre, 1996]), la faible pression de vapeur d'eau saturante autour de 0° rend a priori négligeables les variations de vitesse à l'échelle du glacier à 1 jour d'intervalle. Cette hypothèse est également vérifiée par la forte ressemblance entre les motifs de franges observés sur plusieurs interférogrammes ERS tandem entre octobre 1995 et avril 1996.
- la température des glaciers sub-polaires qui favorise la préservation de la cohérence. La modification d'état de surface des glaciers due à la fonte entraîne une forte décorrélation temporelle incompatible avec l'interférométrie (cf. section 6.1.3). D'autre part, les profils de température mesurés sur les glaciers alpins les plus bas montrent que la glace est très

proche de 0° alors qu'elle est fortement négative sur les glaciers polaires. La longueur de pénétration des radar basse-fréquence, au sol (*Ground Penetrating Radar (GPR)*) ou en aéroportés, est ainsi fortement réduite sur les glaciers tempérés alors qu'elle permet de mesurer l'épaisseur de glace des glaciers sub-polaires. Cette donnée est nécessaire pour convertir les vitesses mesurées sur la ligne de visée radar en vitesses 3D avec des hypothèses plus précises que celles employées sur les glaciers alpins (cf. section 6.2.2).

Ces différences conditionnent donc certaines étapes du traitement des données interférométriques, notamment la combinaison avec d'autres sources d'informations telles qu'un Modèle Numérique d'Élévation et des mesures in-situ.

Dans ce contexte, notre contribution se situe à deux niveaux :

- d'une part la recherche de méthodes originales prenant en compte certaines spécificités des glaciers tempérés et des futures données haute résolution,
- d'autre part la mise en œuvre d'une chaîne complète d'interférométrie différentielle qui part des données brutes et aboutit à des champs de vitesse géoréférencés (cf. figure 6.1). Les travaux présentés dans les chapitres précédents ont jusqu'ici porté sur des points ciblés de la chaîne de traitement décrite en introduction (figure 1.1) et fourni des résultats qui restent des images (données filtrées, attributs, classification...). Bien que plus technique que novatrice du point de vue méthodologique, l'insertion de travaux ciblés dans l'ensemble d'une chaîne et la finalisation de véritables mesures physiques sont des parties importantes et parfois délicates pour obtenir des résultats utiles à la communauté géoscience.

Nous présentons ici ces travaux en soulignant la spécificité des problèmes posés par le domaine d'application et le potentiel et les limites des méthodes mises en œuvres. Le chapitre est divisé en deux sections correspondant à la démarche en deux temps préconisée dans ce manuscrit.

Dans la première section, nous présentons les travaux de l'étage amont de la chaîne de traitement D-InSAR illustrée figure 6.1. Nous rappelons les idées directrices d'une méthode de synthèse temporelle développée par Jean-Marie Nicolas, à laquelle nous avons participé au niveau de l'expérimentation et de la publication des résultats [Nicolas et al., 2006]. Nous présentons ensuite les principes d'une méthode originale développée dans la thèse de Gabriel Vasile pour estimer les fréquences locales d'interférogrammes sur des voisinages quelconques. Cette méthode est dédiée au problème de la stationnarité de la phase interférométrique en vue notamment des futures données haute résolution. Ces travaux sont actuellement soumis en revue suite à un article congrès [Vasile et al., 2006a]. Nous analysons ensuite les résultats obtenus sur les données ERS tandem du site test "Chamonix Mont-Blanc" et les limitations induites par la perte de cohérence.

Dans la seconde section, nous abordons l'étage aval de la chaîne de traitement où nous combinons les informations filtrées ou extraites des données RSO avec d'autres sources d'informations. Nous décrivons le problème du développement de phase et la solution proposée dans le contexte de franges correspondant au déplacement de glaciers tempérés. Nous présentons ensuite un cas particulier de combinaison d'informations que constitue la conversion des vitesses InSAR en vitesses 3D à l'aide d'un MNE. Ces étapes nécessitent un outil d'échange entre la géométrie RSO et une géométrie géoréférencée. L'outil développé par Andreea Julea puis dans

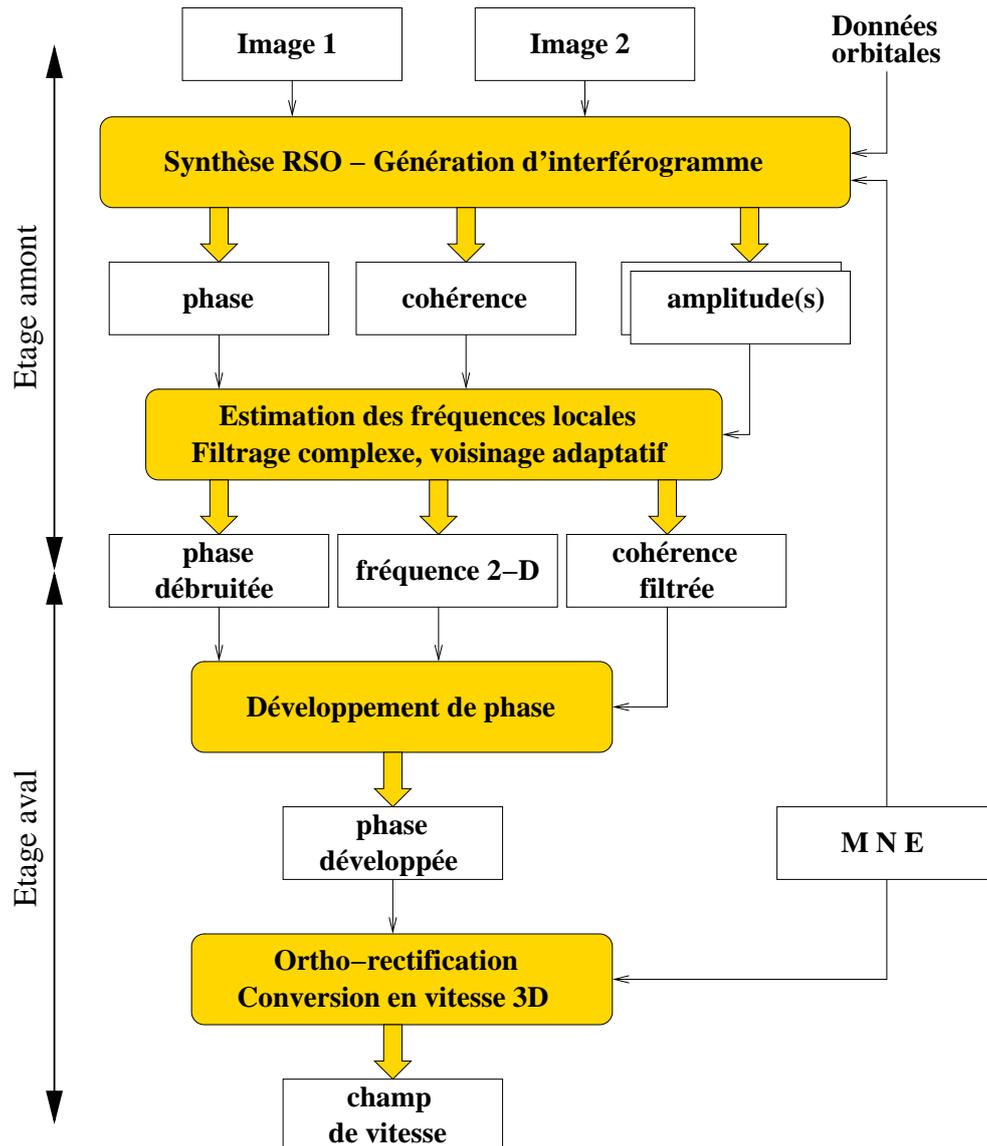


FIG. 6.1 – Principales étapes d'une chaîne de traitement interférométrique différentielle

la thèse d'Ivan Pétillot pour faciliter ces échanges est présenté dans l'annexe D et a été publié en congrès [Julea et al., 2006b].

Les traitements photogrammétriques et interférométriques qui permettent d'aboutir à ces résultats ont été réalisés grâce aux collaborations au sein du projet MEGATOR et aux travaux de thèse de Gabriel Vasile, d'Ivan Pétillot et de Lionel Bombrun encadré au LIS par Michel Gay (INPG). Ces travaux font actuellement l'objet d'un article en cours de révision [Trouvé et al., 2006].

6.1 Traitement InSAR D-InSAR - Etage amont

L'interférométrie radar différentielle (D-InSAR) est aujourd'hui très employée pour mesurer des déplacements de la surface terrestre, qu'ils soient d'origine sismique, volcanique ou gravitaire

[Delacourt, 2005]. Des ensembles logiciels tels que DIAPASON [Massonnet, 1997] ou ROI-PAC [Rosen et al., 2004] permettent en principe d’obtenir une mesure du déplacement entre 2 dates à partir d’un couple d’images ERS ou ENVISAT et d’un Modèle Numérique d’Élévation de la zone étudiée. Ces outils nécessitent cependant de bonnes connaissances des traitements pour maîtriser la qualité et le contenu exact des résultats, et dans bien des cas des interventions manuelles ou des développements spécifiques pour franchir certaines étapes.

L’étage amont de la chaîne de traitement interférométrique différentiel illustrée figure 6.1 comprend deux étapes principales :

- la synthèse RSO (formation des images SLC (*Single Look Complex*)) et la génération des composantes des données interférométriques (cf. section 3.1.1) : la cohérence ρ et la phase ϕ calculées par un moyennage complexe initial (équations (3.2) et (3.3)), ainsi que les deux amplitudes moyennes $[a_1, a_2]$. La synthèse RSO et la génération d’interférogramme sont très liées : utilisation du même Doppler centroïde, suppression des parties disjointes du spectre [Gatelli et al., 1994]... Dans cette étape, le contexte “haute montagne - haute résolution” pousse à la recherche de nouvelles méthodes telles que celle présentée section 6.1.1 : l’altitude moyenne constante utilisée dans la synthèse RSO de données satellitaires basse résolution devient critique lorsque l’altitude varie entre 800 et 4800 m à l’intérieur d’une même scène. L’accroissement de la bande nécessaire à la haute résolution entraînera très probablement des problèmes de défocalisation des images si les variations d’altitude ne sont pas prises en compte sur les zones de fort relief.
- le filtrage de la phase et de la cohérence afin d’obtenir une phase suffisamment débruitée pour être développée et une cohérence non-biaisée avec une faible variance pour masquer ou pondérer les zones non-développables. En fonction de la nature des franges et de leur largeur, cette étape nécessite une estimation des fréquences locales afin d’assurer localement la stationnarité de la phase (cf. section 6.1.2). L’importance de cette étape augmente dans le contexte de l’observation des glaciers en raison des discontinuités entre les franges de déplacement et celles des parties fixes, et de la perte de cohérence liée aux changements d’état de surface (cf. section 6.1.3).

Les travaux correspondant à ces deux étapes sont présentés par la suite en illustrant l’apport d’outils “maison” pour l’observation des glaciers sur des données ERS et sur une simulation de données haute résolution TerraSAR-X.

6.1.1 Synthèse RSO et génération d’interférogrammes

Afin de disposer d’éléments de comparaison provenant de chaînes de traitement connues, nous avons traité les couples ERS tandem acquis sur le site Chamonix Mont-Blanc à l’aide du logiciel libre ROI-PAC [Rosen et al., 2004]. Parallèlement, l’équipe du LIS a construit des interférogrammes à l’aide du logiciel DIAPASON [Bousquet et al., 2004]. La synthèse RSO et la génération d’interférogramme réalisées par ces deux logiciels correspondent à une approche classique de l’interférométrie : les deux images SLC sont formées en géométrie radar (conservation de l’échantillonnage en distance et en azimut issu des données *Raw*) par l’utilisation de filtres adaptés (*matched filters*) appliqués dans le domaine fréquentiel. Les deux images sont ensuite recalées interférométriquement avec élimination des franges orbitales et des franges topographiques à l’aide d’un MNE.

Pour cette première étape, nous avons également expérimenté l'approche proposée par Jean-Marie Nicolas qui permet de générer directement des interférogrammes différentiels en géométrie sol [Nicolas et al., 2006]. Cette approche appelée SYTER (SYnthèse TEm porelle Radar) correspond à une formation de voies dans le domaine temporel rendue possible par la modélisation du déplacement relatif du satellite et de la Terre. Elle construit des images « pseudo SLC » sur une grille régulière à la surface du géoïde. Les deux images étant générées directement dans la même géométrie, la difficulté du recalage interférométrique disparaît et les franges orbitales se trouvent éliminées par l'introduction de la base comme un décalage dans la position du satellite. Par la suite, l'utilisation d'un MNE à la place du géoïde devrait permettre de prendre en compte les variations de distance dues à la topographie et d'éliminer les franges topographiques. Les résultats obtenus sur la zone du Mont-Blanc permettent de retrouver à la surface des glaciers des franges de déplacement comparables à celles issues des processeurs standards de ROI-PAC et DIAPASON (cf. figure 6.2).

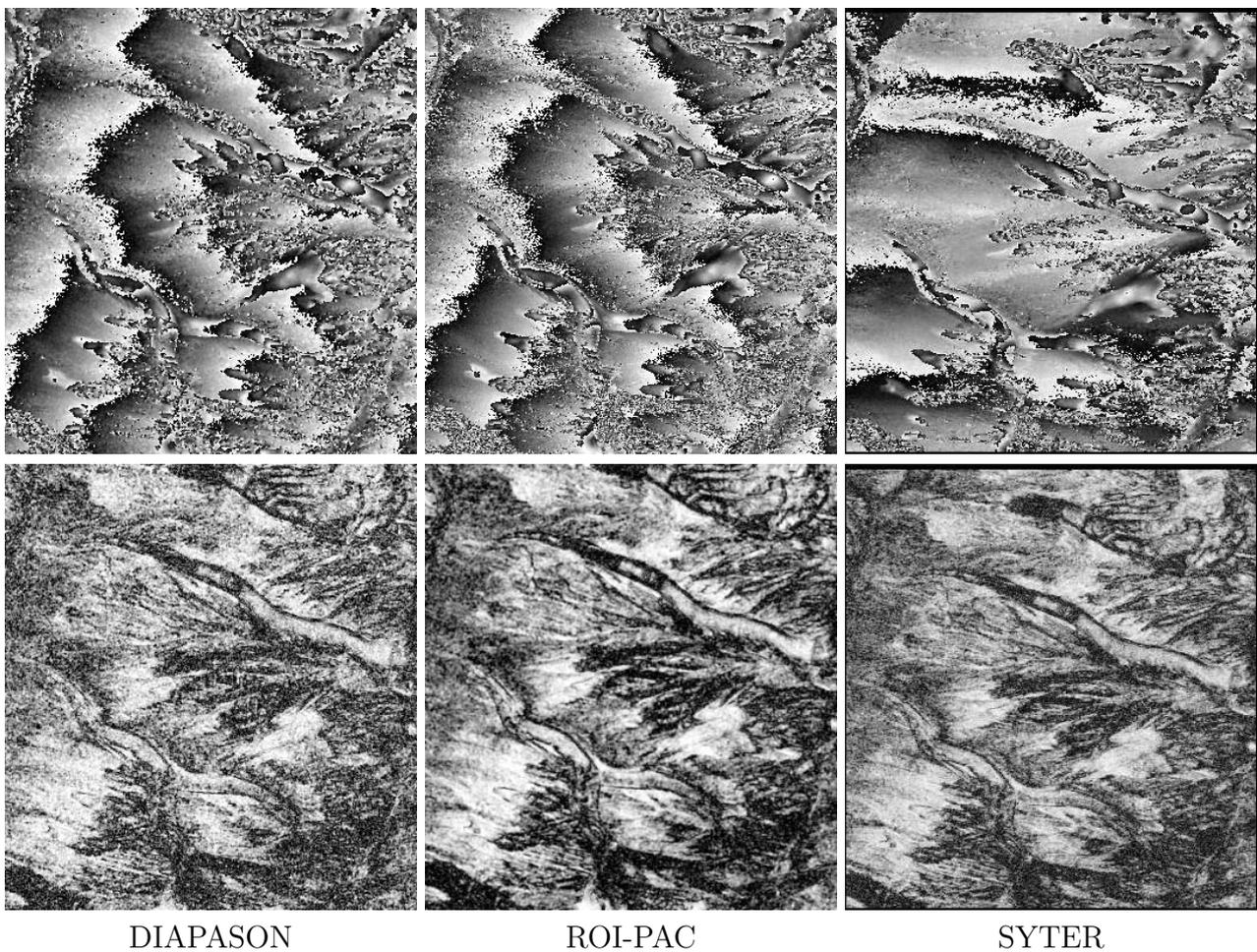


FIG. 6.2 – Phase et cohérence d'un couple ERS 1/2 (10-11 mars 1996, glaciers d'Argentière et Mer-de-Glace/Leschaux) obtenues en géométrie RSO descendante 10×2 par DIAPASON et ROI-PAC après retrait de franges orbitales et en géométrie sol par synthèse temporelle SYTER.

Cette approche temporelle nous semble particulièrement intéressante car elle permet d'introduire des informations complémentaires dès la formation des interférogrammes. A la différence d'une synthèse globale réalisée dans le domaine fréquentiel, la construction des images dans le domaine spatial offre la possibilité d'intégrer l'altitude et la pente locale ou des données rensei-

gnant sur le type de rétrodiffusion. Dans le contexte des données spatiale haute résolution, cette approche devrait permettre d’optimiser la synthèse du point de vue focalisation et corrélation.

6.1.2 Estimation des fréquences locales

La seconde étape du traitement consiste le plus souvent à filtrer la phase et la cohérence interférométrique afin de faciliter l’étape de développement de phase. La méthode de filtrage de données InSAR présentée au chapitre 3, section 3.2.1, a été appliquée aux interférogrammes ERS des glaciers. Les voisinages adaptatifs obtenus par l’approche IDAN permettent de filtrer ces données en s’appuyant sur des zones radiométriquement homogènes, ce qui évite a priori de lisser des contours entre des zones différentes du point de vue cohérence ou phase : bords de glaciers, zones de repliement (*foldover*), d’ombre... La phase et la cohérence peuvent alors être filtrées selon l’équation (3.21) sous réserve d’être en mesure de compenser le motif de frange local sur le voisinage de filtrage.

La compensation de la composante géométrique de la phase est en effet une contrainte importante pour pouvoir estimer la cohérence sur des voisinages étendus. Si l’information disponible (trajectoires du porteur, modèle numérique d’élévation...) ne permet pas de “mettre à plat” les motifs de frange, les cohérences empiriques sont biaisées par la non-stationnarité de la phase. Une solution proposée au cours de ma thèse [Trouvé, 1996] consiste à estimer localement les fréquences locales (f_x, f_y) correspondant à un modèle du premier degré :

$$\phi_{\text{loc}}(k, l) = \phi(m, n) + f_x(m, n) \cdot (k - m) + f_y(m, n) \cdot (l - n) \quad (6.1)$$

où les pixels (k, l) appartiennent au voisinage du pixel filtré (m, n) . La méthode proposée pour estimer les fréquences locales 2D (f_x, f_y) repose sur la structure bloc de la matrice de covariance d’un vecteur formé en concaténant les lignes d’une fenêtre signal [Trouvé et al., 1996]. Les résultats obtenus permettent un filtrage efficace de la phase ou une utilisation directe pour le développement de phase [Trouvé et al., 1998]. En revanche, l’algorithme nécessite des fenêtres pleines (carrées ou rectangulaires), de taille importante (typiquement 9×9) et ne peut pas faire porter l’estimation fréquentielle uniquement sur des pixels appartenant à un voisinage adaptatif de forme quelconque.

Pour filtrer les interférogrammes différentiels, nous avons utilisé cette estimation “non-adaptative” des fréquences locales qui s’avère suffisante pour compenser localement le motif de frange dans les voisinages IDAN. Grâce à l’utilisation conjointe de voisinages adaptatifs et d’une mise à plat des franges, nous avons pu réduire le bruit de la phase tout en respectant les franges initiales (cf. figure 6.3)-(e)). De même le biais et la variance de la cohérence sont fortement réduits (cf. figure 6.3)-(f)) et permettent d’utiliser cette grandeur comme une mesure de confiance pour le développement de phase. Les zones de perte de cohérence ainsi mises en évidence correspondent par exemple, sur le glacier d’Argentière, aux zones de séracs où les fortes distorsions du glacier modifient trop la rétrodiffusion d’un jour à l’autre.

Par la suite, nous avons cherché à rendre l’estimation fréquentielle adaptative, notamment en vue du filtrage d’interférogrammes topographiques des futures données haute résolution. Les données basse résolution actuellement disponibles permettraient jusqu’ici de considérer le glacier comme une surface localement plane. Avec des cellules de résolution de l’ordre de quelques mètres carrés, la résolution aéroportée ou la haute résolution satellitaire vont être confrontées

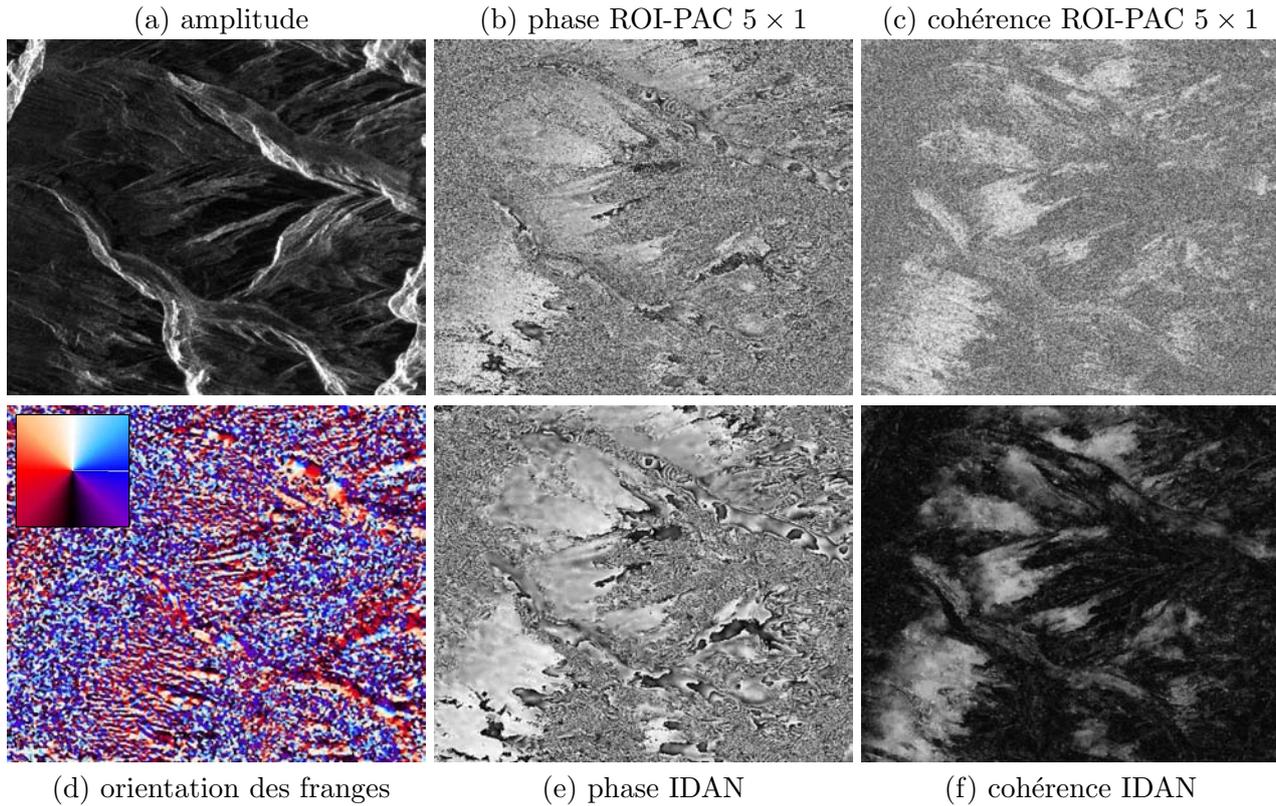


FIG. 6.3 – Interférogramme différentiel ERS 1/2 (31/12/95-01/01/96, glaciers d’Argentière et Mer-de-Glace/Leschaux); (a)-(b)-(c) : données issues de ROI-PAC; (d) fréquences locales illustrées par l’orientation des franges (table de couleur en haut à gauche); (e)-(f) filtrage par voisinage adaptatif (IDAN) avec compensation des franges à l’aide des fréquences locales.

à la présence de micro-relief qui peut modifier les pentes et les orientations à des échelles comprises typiquement entre 10 et 100 mètres (cf. figure 6.4). La radiométrie (les radiométries dans le cas de données polarimétriques) étant fortement conditionnée(s) par les orientations, l’approche IDAN devrait permettre de sélectionner des voisinages appartenant aux mêmes types de rétrodiffusion et d’orientation. En revanche, une estimation non-adaptative du motif de franges risque de compromettre l’efficacité du filtrage de données InSAR Haute Résolution.

Afin d’être en mesure de compenser les franges sur des voisinages adaptatifs, nous avons développé un nouvel algorithme d’estimation des fréquences locales [Vasile et al., 2006a]. L’idée principale est d’estimer la fonction d’auto-corrélation 2D du signal complexe $s(k, l) = e^{i\phi(k, l)}$ à partir des paires de pixels disponibles dans un voisinage quelconque et de déduire de sa phase les fréquences recherchées. En supposant le signal s stationnaire et la phase ϕ affectée par un bruit blanc, additif, indépendant et identiquement distribué, on montre que la fonction d’auto-corrélation $\gamma_s(p, q)$ vérifie :

$$\gamma_s(p, q) = \langle s(k, l).s(k - p, l - q)^* \rangle = K e^{i2\pi(pf_x + qf_y)} \quad (6.2)$$

où K est un coefficient réel qui dépend de la distribution du bruit mais n’affecte pas la phase de l’auto-corrélation.

Sous l’hypothèse d’ergodicité, $\gamma_s(p, q)$ est estimé pour tous les décalages (p, q) présents au sein du voisinage. La fiabilité de $\gamma_s(p, q)$ augmente avec le nombre $N_{p, q}$ de paires de pixels



FIG. 6.4 – Glacier de la Mer-de-Glace vu du Montenvers (mai 2004) ; comparaison de la topographie locale (micro-relief) avec la taille des personnes (cercles rouges).

décalés de (p, q) dont on dispose dans le voisinage. Les fréquences locales peuvent alors être estimées à partir de valeurs consécutives en ligne ou en colonne de la fonction d'auto-corrélation. En pondérant les estimés de l'auto-corrélation par $N_{p,q}$ de manière à donner plus de poids aux valeurs les plus fiables, on obtient :

$$\hat{f}_x = \frac{1}{2\pi} \arg \left(\sum_{(p,q)} N_{p,q} N_{p+1,q} \gamma_s(p+1, q) \gamma_s(p, q)^* \right), \quad \hat{f}_y = \frac{1}{2\pi} \arg \left(\sum_{(p,q)} N_{p,q} N_{p,q+1} \gamma_s(p, q+1) \gamma_s(p, q)^* \right) \quad (6.3)$$

Cette méthode a été testée sur des données réelles ERS qui ont permis de vérifier la plus grande adaptativité des fréquences estimées dans les zones où les motifs de franges sont non-stationnaires. Nous avons également utilisé une simulation de données interférométriques TerraSAR-X sur la Mer-de-Glace, réalisée par la méthode présentée annexe D à partir d'un Modèle Numérique d'Élévation Haute Résolution calculé par l'équipe MAP-PAGE. Cette simulation illustrée figure 6.5 nous a permis de tester un modèle de frange $\phi_{\text{loc}} = \phi^{\text{BR}} + \phi^{\text{HR}}$ formé d'une composante basse résolution ϕ^{BR} correspondant à la pente moyenne du glacier et d'une composante haute résolution ϕ^{HR} correspondant au micro-relief. Une estimation en deux temps à l'aide la méthode non-adaptative pour les fréquences BR et de l'approche IDAN pour les fréquences HR permet un meilleur suivi des variations locales des franges. Cette amélioration peut être évaluée en comparant les résultats de développements de phase par moindres carrés obtenus à partir des fréquences locales BR (l'estimation non-adaptative) et des fréquences BR+HR estimées par la méthode proposée (cf. figure 6.6). L'apport du modèle BR+HR et la robustesse des résultats devront être confirmés sur des données HR réelles.

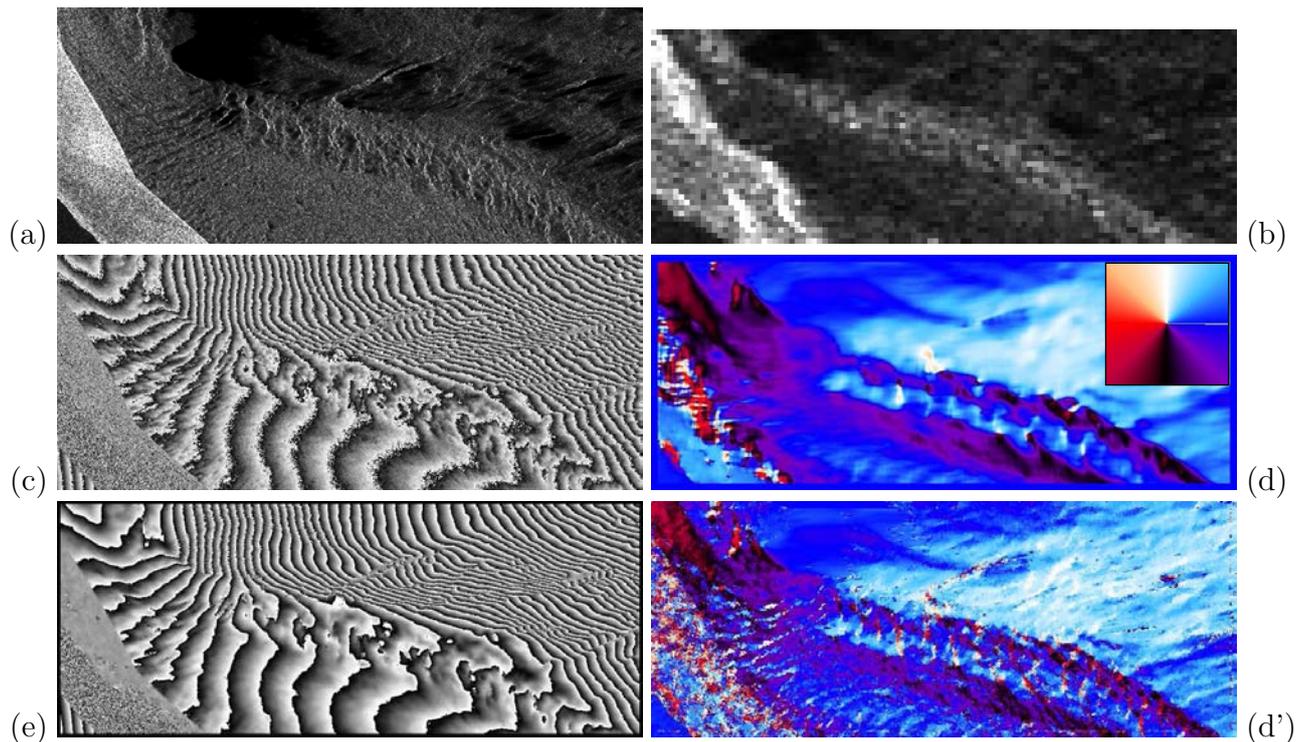


FIG. 6.5 – (a) : Simulation TerraSAR-X (résolution 3 m, 30°) d'une partie de la Mer-de-Glace ; (b) même partie vue par ERS (résolution 20 m, 23°) ; (c) simulation des franges topographiques pour une altitude d'ambiguïté de 10 m ; (d)-(d') Orientation des franges données par les fréquences locales basse résolution (BR) et basse+haute résolution (BR+HR) ; (e) Filtrage IDAN de la phase avec compensation des franges par les fréquences locales BR+HR.

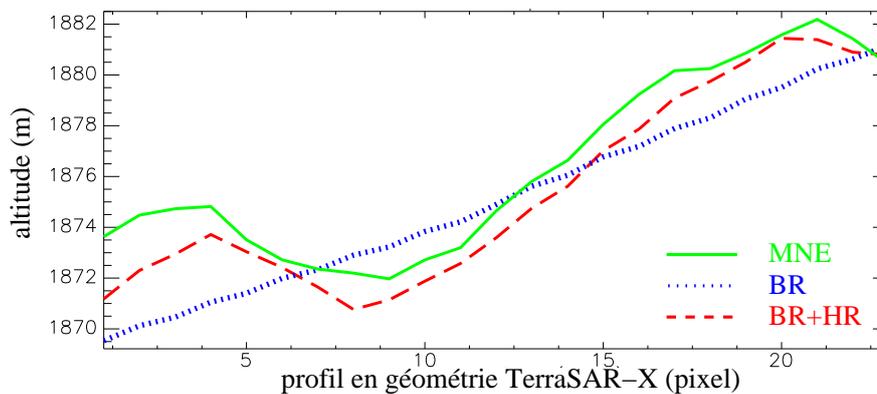


FIG. 6.6 – Profil d'altitude extrait de la Mer-de-Glace en géométrie simulée TerraSAR-X. Résultats de reconstruction par développement de phase à partir des fréquences locales, estimées par une méthode basse résolution (BR) et complétées par une estimation haute résolution (HR).

6.1.3 Préservation de la cohérence

Une limitation importante de l'interférométrie est la préservation de la cohérence. Nous l'avons étudiée sur les glaciers de la vallée de Chamonix aux différentes périodes de l'année en traitant 10 couples ERS à 1 et 3 jours dans des passes ascendantes ou descendantes.

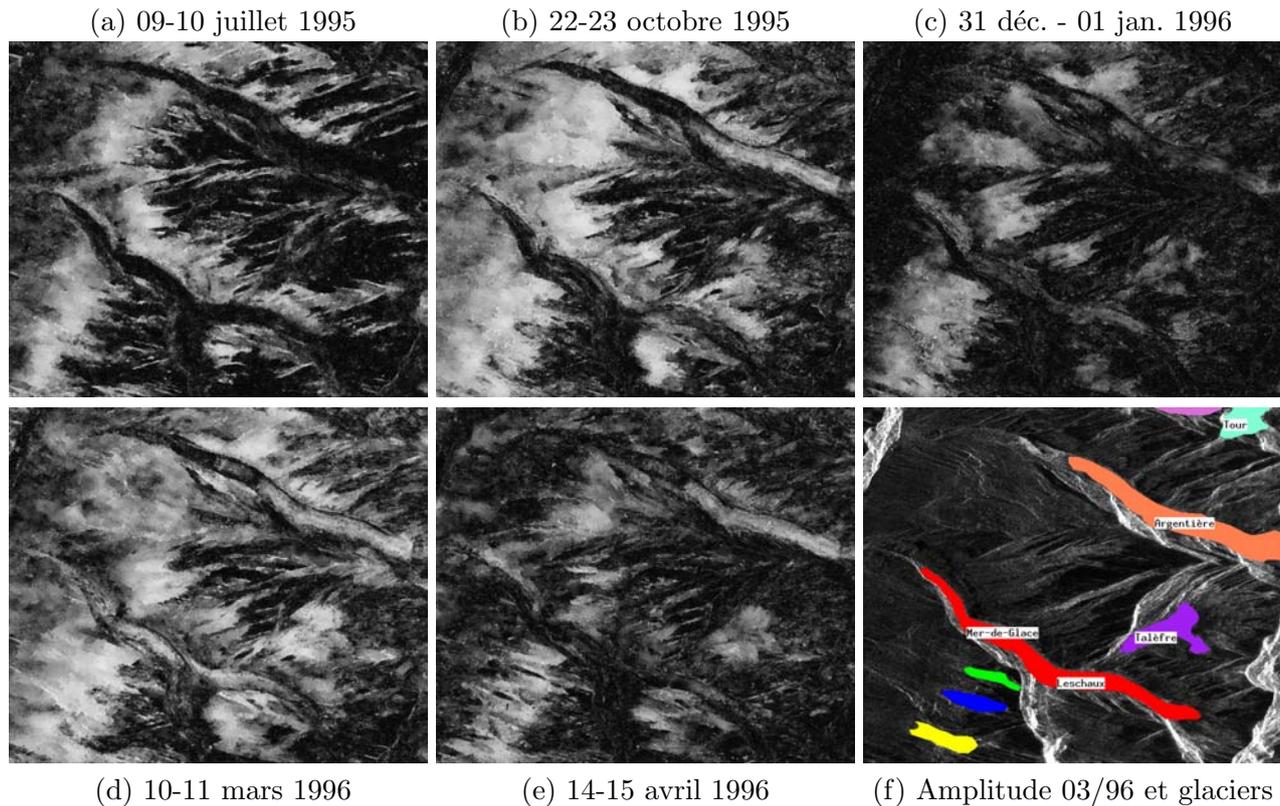


FIG. 6.7 – Cohérences de 5 interférogrammes tandem ERS 1/2, glaciers d’Argentière et Mer-de-Glace/Leschaux ; (f) régions d’intérêt correspondant aux zones de glaciers exploitables.

Sur les données acquises en été (juillet août), nous avons pu constater une perte complète de cohérence à la surface des glaciers étudiés (cf. figure 6.7-(a)). La cohérence fournit même un bon détecteur de glaciers, les zones de rochers ou d’herbes ayant généralement une forte cohérence et les forêts un niveau moyen (selon la base), séparable de celui des glaciers après filtrage. Deux phénomènes peuvent expliquer cette perte de cohérence : soit un déplacement trop important (plus d’1 mètre en 3 jours) non-compensé par le recalage, les glaciers étant de petite taille par rapport à la scène, soit un changement d’état de surface lié aux températures de l’été.

Nous avons pu éliminer la première hypothèse en formant, à partir d’une seule image, plusieurs interférogrammes correspondant à des déplacements successifs avec un pas d’un quart de pixel. La cohérence correspond dans ce cas à une fonction d’auto-corrélation normalisée. On constate que la cohérence moyenne sur un glacier chute progressivement mais reste supérieure à 0.5 sur une distance de plus de 10 mètres dans la direction d’écoulement. Cette tolérance aux erreurs de recalage s’explique par la corrélation spatiale des données et exclut par conséquent la première hypothèse.

La seconde hypothèse est donc la plus probable : les changements d’état de surface des glaciers, liés notamment à la fonte, aux ruissellements et aux micro-déplacements aléatoires des débris surfaciques, sont trop importants pour que la cohérence à 1 jour soit préservée. Un modèle empirique de vitesse d’ablation confirme cette hypothèse : chaque degré positif conduit à une ablation de 6.6 mm par jour [Vincent, 2002], soit une épaisseur non-négligeable par rapport aux 5.6 cm de longueur d’onde. Il est donc impossible de mesurer en été par interférométrie classique

en bande C le déplacement de glaciers tels que la Mer-de-Glace et Leschaux (1800-3000) ou Argentière (1500-3200 m) qui sont fréquemment situés en dessous de l'isotherme 0° .

Sur les données tandem acquises en hiver, les niveaux de cohérence mesurés fin décembre et mi-mars (figures 6.7-(c)-(d)) sont en revanche compatibles avec la mesure de déplacement par interférométrie différentielle. La faible cohérence observée sur une grande partie du couple de 31 décembre / 1er janvier 1996 est probablement due à la décorrélation volumique en raison d'une base importante (291 m). Le maintien d'une cohérence autour de 0.5 sur les glaciers indique a priori une rétrodiffusion moins volumique que dans les parties boisées. Cette interprétation renforce l'hypothèse d'une réflexion surfacique en bande C au niveau de l'interface neige-glace avec une bonne pénétration dans la neige du début d'hiver. Sur les couples tandem acquis aux saisons intermédiaires, il est intéressant de constater que les parties les plus hautes des glaciers restent bien cohérentes alors que les langues terminales sont déjà plus décorrélatées (cf. figures 6.7-(b)-(e)).

On peut donc conclure qu'en hiver l'interférométrie à 1 jour en bande C permet de mesurer le déplacement des glaciers alors qu'en été la perte de cohérence est trop importante pour l'approche classique. Seules des méthodes de détection et de suivi de cibles cohérentes sont susceptibles d'apporter une information de vitesse en certains points. L'arrivée de données RSO satellitaires haute résolution permettra de développer ce type de méthode.

6.2 Combinaison d'informations

L'étape aval de la chaîne de traitement interférométrique différentiel illustrée figure 6.1 comprend deux étapes principales :

- le développement de phase pour passer de la phase repliée (modulo 2π) à une mesure continue de l'altitude ou du déplacement. Pour appliquer une méthode automatique, cette étape nécessite de préparer les données dans l'étape amont de manière à identifier les zones développables et s'appuyer sur une mesure de phase ou de fréquence locale suffisamment fiable. Dans le cas des glaciers, cette étape pose également le problème du raccordement à des points de vitesse connue (cf. section 6.2.1).
- la conversion en vitesses 3D des vitesses mesurées par leur(s) projection(s) sur la (les) ligne(s) de visée radar. Cette étape dépend de l'application, des informations a priori et des données complémentaires disponibles. Dans le cas des glaciers, elle peut s'effectuer à l'aide d'hypothèses sur la direction du déplacement qui nécessitent de combiner les mesures D-InSAR avec des données topographiques (cf. section 6.2.2).

Ces deux étapes sont réalisées en combinant les informations provenant de traitements amont des images RSO avec d'autres sources d'informations (MNE optique, relevés de terrain...). Cette combinaison pose le problème du recalage entre les mesures calculées en géométries RSO et les sources d'informations externe que l'on peut supposer géoréférencées et échantillonnées dans un système de projection géodésique ou cartographique (typiquement Latitude, Longitude par rapport à l'ellipsoïde WGS-84 ou Lambert II pour la zone des glaciers étudiés).

Les données RSO acquises dans les zones de relief se prêtent mal au recalage en raison de leur géométrie spécifique : un axe échantillonné en distance radar cible qui correspond à la nature

même du radar (*RAdio Detection And Ranging*) et un axe donné par la déplacement du porteur (direction azimutale). Du fait de l'échantillonnage en distance, la transformation qui relie la "géométrie sol" à la "géométrie radar" n'est plus bijective dès que le relief de la zone imagée comprend des pentes orientées vers le radar qui dépassent l'angle d'incidence au sol. Avec une faible incidence (autour de 23°) les images ERS sont très vite perturbées par ce phénomène dit de basculement (*Foldover*) à l'origine des problèmes de visibilité évoqués précédemment. Des zones d'ombre apparaissent également lorsque qu'une partie du relief s'interpose entre le radar et le sol et se traduisent par l'absence de signal rétrodiffusé aux distances correspondantes.

Aux problèmes géométriques posés par l'ortho-rectification des données radar s'ajoute un problème d'interpolation : les méthodes d'interpolation classiques (bilinéaire, splines...) sont mal adaptées au phénomène de speckle pour les données d'intensité, voire sources d'erreur sur la phase si l'on souhaite recalculer les données complexes. Afin d'éviter ces problèmes, les traitements RSO sont généralement menés le plus longtemps possible dans la géométrie radar. Des travaux purement méthodologiques n'exploitant que des données issues d'orbites répétées ont tout intérêt à rester dans cette géométrie "naturelle" du point de vue signal.

Dans le cadre du projet MEGATOR, plusieurs objectifs nous ont cependant conduit à établir des passerelles entre les données radar et des données géoréférencées progressivement rassemblées au sein d'un système d'information géographique (SIG) :

- l'interprétation thématique des résultats issus des données InSAR (préservation de cohérence, franges de déplacement, détection de changements...), le fort relief de la zone (site du Mont-Blanc) rendant difficile la localisation précise des phénomènes étudiés,
- la transformation des champs de vitesse InSAR en vitesse 3D à l'aide d'informations issues de MNE et de mesures in-situ (cf. section 6.2.2),
- la fusion entre les informations extraites de données optiques (MNE, ortho-photos, classifications, vitesses mesurées en été...), celles extraites des données RSO actuelles et futures et celles de bases de données géographiques (occupation des sols, réseaux, habitations, carte des aléas...).

6.2.1 Développement de phase

L'étape du développement de phase 2D est nécessaire pour transformer l'image de phase repliée (modulo 2π) en un champ de déplacement. Cette étape est difficile à automatiser, en particulier dans le contexte des glaciers tempérés en raison de nombreuses zones inexploitable et des discontinuités aux bords des parties en mouvement. La question du développement de phase est rarement abordée dans les publications qui présentent des mesures D-InSAR de déplacements de glaciers. Lorsque les auteurs ne passent pas cette étape sous silence, ils soulignent généralement la difficulté d'un traitement automatique ou décrivent une procédure proche d'un traitement manuel telle qu'un développement 1D le long d'un profil moyen au centre du glacier [Rabus and Fatland, 2000].

En abordant le problème du développement de phase en deux temps, il nous semble cependant possible de mettre en œuvre des méthodes relativement automatiques. L'étape d'extraction d'informations (estimation des fréquences locales, filtrage de la phase et de la cohérence) permet de disposer dans les zones exploitables de gradients de phase suffisamment fiables. L'étape

de fusion d'informations combine ces gradients et des données complémentaires (cohérence, masques) pour “dérouler la phase” en limitant les sources d'erreur.

Les obstacles communs aux différentes applications InSAR sont d'une part le bruit de la phase lié au niveau de cohérence et d'autre part la disparition du signal de phase due au relief (basculement), à l'aliasing (échantillonnage insuffisant) ou à la perte de cohérence. Dans le cas de mouvements gravitaires, un obstacle supplémentaire apparaît : la discontinuité des franges des zones en déplacement avec le reste de l'interférogramme où la phase doit être constante après élimination des franges orbitales et topographiques. A la différence des déformations sismiques qui tendent vers 0 lorsqu'on s'éloigne de la zone de rupture, l'écoulement d'un glacier alpin ne présente pas forcément de raccordement continu avec une zone de vitesse nulle. Selon la dynamique du glacier étudié, certaines parties telles que la zone d'accumulation ou la zone de drainage [Mattar et al., 1998] peuvent être considérées comme ayant une vitesse nulle. Ces zones permettent alors de caler le zéro du développement de phase. Dans le cas contraire, le résultat du développement est obtenu avec un offset inconnu. Le problème peut également se poser pour plusieurs parties d'un même glacier séparées par des zones non-développables en raison du manque de visibilité, de perte de cohérence ou d'une trop forte accélération (aliasing). C'est le cas par exemple pour la langue terminale du glacier d'Argentière qui est aujourd'hui pratiquement déconnectée de la partie supérieure du glacier après une chute de séracs (au niveau des galeries de captage d'eau de la société d'Emosson).

Les deux principales approches du développement de phase bidimensionnel sont :

- le développement par propagation le long de chemins les plus surs avec placement de coupures [Goldstein et al., 1988] pour interdire le passage par des zones sources d'erreur. Cette approche, utilisée par exemple dans [Joughin et al., 1998], s'appuie sur les différences de phase corrigées de manière à être dans l'intervalle $[-\pi, \pi]$. Elle a l'avantage d'être exacte tant qu'aucune “marche” n'est omise. En revanche, en cas de passage par une différence erronée (en l'absence de coupure), les erreurs se propagent et aboutissent à des zones entières affectées d'une erreur d'un multiple de 2π . Ces erreurs créent des marches au niveau des raccordements entre différents chemins, mais ni leur source, ni leur étendue, ne sont perceptibles en comparant la phase initiale et le résultat modulo 2π .
- l'approche globale par moindres carrés qui minimise l'écart entre le gradient de la phase repliée et le gradient de la phase développée [Ghiglia and Romero, 1994]. Cette approche conduit à un résultat global dans lequel les sources d'erreur (les gradients de phase mal corrigés ou mal estimés) ont un impact local avec une décroissance en $1/R^2$ où R est la distance à la source d'erreur. L'introduction de pondérations ou de formulations différentes s'appuyant sur l'identité de Green [Lyuboshenko and Maître, 1999] permettent de réduire la sous-estimation du résultat dû à ces erreurs.

Dans le contexte des glaciers tempérés, l'approche globale nous semble préférable pour deux raisons : d'une part les erreurs de développement sont visibles et quantifiables localement à l'aide des franges résiduelles obtenues en formant la différence modulo 2π entre le résultat et la phase initiale. D'autre part, ces méthodes peuvent travailler aussi bien sur les différences de phases point à point (limitées à l'intervalle $[-\pi, \pi]$) que sur des estimations du gradient fournies par les fréquences locales [Trouvé et al., 1998], ces dernières pouvant dépasser le critère de Shannon si un modèle ou une estimation multi-résolution (cf. section 6.1.2) permet de les mesurer.

Les résultats obtenus sur les glaciers de la vallée de Chamonix, illustrés figure 6.8, ont ainsi été calculés par moindres carrés pondérés par la cohérence filtrée et un masque des parties visibles des glaciers. Les erreurs de développement mesurées sur la Mer-de-Glace/Leschaux et sur la partie supérieure du glacier d'Argentière sont inférieures à une frange.

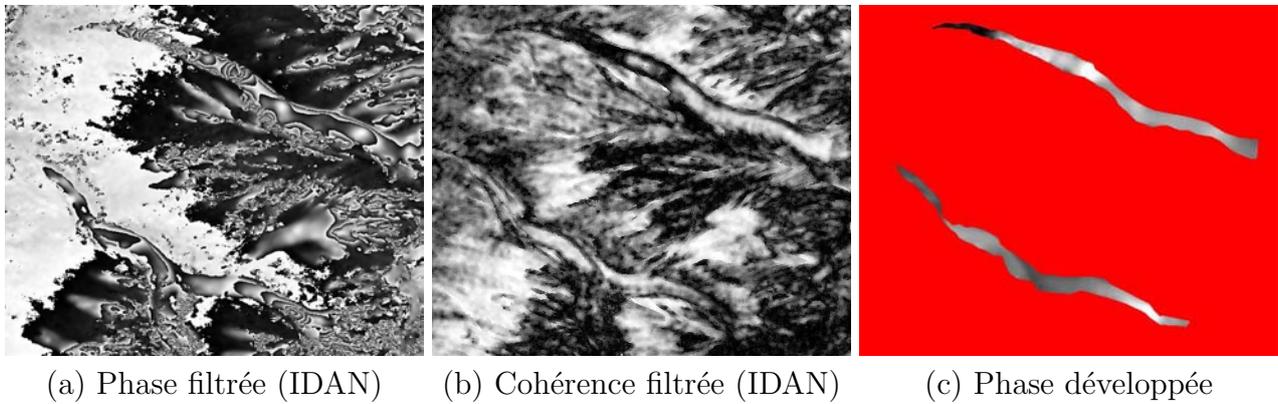


FIG. 6.8 – Interférogramme tandem ERS 1/2 (10-11 mars 1996) ; développement de phase sur les glaciers d'Argentière et Mer-de-Glace/Leschaux par moindres carrés pondérés par la cohérence.

Indépendamment de la méthode utilisée, le résultat du développement de phase est obtenu sur chaque glacier (ou région connexe) à une constante additive près. Il est parfois difficile de trouver dans les parties visibles des glaciers une zone de vitesse nulle qui puisse servir au calage absolu du résultat. Il est alors nécessaire de recourir à des données externes telles que des mesures in situ effectuées par exemple par GPS différentiel : un point suffit à caler l'ensemble d'un champ de déplacement sur une partie connexe. L'intégration de cette donnée complémentaire se fait en projetant les vitesses mesurées in-situ sur l'axe de visée radar et en recalant les points avec les données D-InSAR. En vue de la dernière étape, le plus simple consiste à ortho-rectifier la phase développée (cf. annexe D.2, figure D.2) et calculer ensuite les offsets qui permettent d'ajuster les deux sources de mesure.

En l'absence de mesure in situ aux dates des acquisitions ERS disponibles sur les glaciers de la vallée de Chamonix, nous avons utilisé des mesures de déplacement annuel entre 1995 et 1996 effectuées par le laboratoire de glaciologie de Grenoble (LGGE) sur des balises d'ablation. Les fluctuations entre les vitesses basses (en hiver) et hautes (en été) mesurées sur ces glaciers étant de l'ordre de 30%, cet ajustement de l'offset du développement de phase est inévitablement source d'imprécision. Il faut toutefois noter que tant que la vitesse est en ligne de visée (line of sight, LOS), cette erreur est constante sur l'ensemble de la zone développée. Elle se distingue d'une erreur due par exemple au bruit qui varie aléatoirement d'un pixel à l'autre. De plus, ce problème d'offset inconnu n'affecte pas les dérivées du champ de vitesse utilisées pour calculer les champs de contraintes à la surface des glaciers [Forster et al., 2003].

6.2.2 Champs de vitesse 3D

La conversion de la vitesse mesurée par interférométrie radar en vitesse 3D constitue la dernière étape de la chaîne de traitement D-InSAR appliquée aux déplacements des glaciers. Cette étape est nécessaire si l'on souhaite aller jusqu'à la mesure physique recherchée par les

glaciologues. Elle s'avère délicate car elle nécessite de faire des hypothèses dont la validité dépend du contexte et de combiner les mesures D-InSAR avec des données complémentaires dont la disponibilité et le traitement conditionnent le résultat.

En effet, la détermination du champ de vitesse 3D nécessite de connaître trois projections. Or, un couple interférométrique issu d'un seul type d'orbite (ascendant ou descendant) fournit uniquement la projection sur sa ligne de visée. Avec les données ERS, sous réserve de visibilité en passe ascendante et descendante, on dispose au mieux de deux projections acquises si possible à des périodes suffisamment rapprochées pour supposer que la vitesse est la même. L'hypothèse la plus classique consiste alors à supposer que l'écoulement est parallèle à la surface du glacier, soit :

$$\vec{v} \cdot \vec{n}_S = 0 \quad (6.4)$$

où \vec{v} est la vitesse recherchée et \vec{n}_S la normale à la surface du glacier. Cette hypothèse ne tient pas compte du bilan de masse local qui conditionne une composante verticale supplémentaire : dans les zones d'ablation (érosion du glacier), la vitesse pointe en réalité au dessus de la surface et dans les zones d'accumulation en dessous [Joughin et al., 1998].

Certains travaux critiquent cette hypothèse [Mohr et al., 2003] en argumentant que la vitesse verticale nécessaire pour contrebalancer l'ablation annuelle est dans bien des cas de l'ordre de 5 à 10 mètres par an. La négliger peut entraîner des erreurs allant jusqu'à 20% lorsque la ligne de visée est très sensible aux déplacements verticaux comme dans le cas d'ERS avec une incidence de 23°. Dans le cas des glaciers de la vallée de Chamonix, l'ablation annuelle est plutôt de l'ordre de 2 à 3 mètres, ce qui induit pour des vitesses de l'ordre de 100 mètres par an une erreur inférieure à 10%.

Une méthode s'appuyant sur le principe de la conservation de la masse [Reeh et al., 1999] a été proposée pour corriger l'équation (6.4). Elle nécessite de connaître la distribution de l'épaisseur de la glace qui peut être mesurée sur le glacier sub-polaire par un radar aéroporté de mesure de profondeur. Dans le contexte des glaciers tempérés, cette information est rarement disponible car la température de la glace est proche de 0° et la longueur de pénétration des ondes électromagnétiques diminue fortement lorsque la température de la glace se rapproche de 0° [Mätzler and Wegmüller, 1987].

Si l'on dispose d'une seule géométrie d'acquisition, par manque de données ou de visibilité (la plupart des glaciers de la vallée de Chamonix sont par exemple peu visibles par ERS en orbite ascendante, cf. figure D.1), il faut avoir recours à une seconde hypothèse qui revient à donner la direction du déplacement. L'hypothèse d'un déplacement dans la direction de plus grande pente est la plus classique [Rabus and Fatland, 2000]. Elle nécessite cependant une estimation de la pente moyenne à des échelles de l'ordre de 10 fois la profondeur de glace d'après certains glaciologues [Reeh et al., 2003]. Ces dimensions de filtrage du modèle numérique d'élévation sont incompatibles avec la petite taille des glaciers Alpains (typiquement 1 ou 2 km de large pour 300 ou 400 m de profondeur).

D'autres sources d'informations peuvent également remplacer l'utilisation d'un MNE très filtré pour obtenir la direction d'écoulement, en particulier la corrélation d'images optiques ou radar [Berthier, 2005], la détection de motifs annuels telles que les bandes de Forbes sur la Mer-de-Glace, ou le calcul d'une direction globale à partir des montagnes qui entourent le glacier. La fusion de différentes sources d'informations relatives à la direction d'écoulement est sans doute la meilleure solution pour limiter l'influence directe d'une donnée externe sur le résultat. En

revanche, la méthode devient dépendante de la disponibilité de ces sources qui varie d'un glacier à l'autre. Un MNE étant nécessairement disponible pour soustraire les franges topographiques, la méthode la plus classique reste le calcul de la direction de plus grande pente avec lissage du MNE par une fenêtre suffisamment large pour obtenir une pente moyenne, tout en évitant de mordre sur les moraines latérales.

La rétro-projection de l'ensemble des vitesses obtenues en ligne de visée RSO sur les vecteurs donnant la direction de plus grande pente se fait alors selon l'équation :

$$\vec{v}_{3D} = \frac{v_{LOS}}{\vec{l} \cdot \vec{d}_m} \vec{d}_m \quad (6.5)$$

où \vec{v}_{3D} est la vitesse reconstruite, v_{LOS} la projection mesurée sur l'axe de visée et \vec{d}_m le vecteur unitaire tangent à la surface, orienté dans la direction de plus grande pente.

L'impossibilité de mesurer par interférométrie des déplacements qui s'effectuent dans un plan perpendiculaire à l'axe de visée radar se retrouve au niveau de l'équation (6.5) : lorsque la surface donnée par le MNE devient perpendiculaire à la visée, la vitesse 3D tend vers l'infini si la vitesse mesurée v_{LOS} est non nulle (du fait des imprécisions de mesure ou d'un mouvement non-parallèle à la surface). Quand \vec{d}_m appartient au plan verticale qui contient l'axe de visée, cette orthogonalité correspond aux pentes critiques à l'origine du repliement. Le masquage des zones de repliement permet d'éviter ces parties non-mesurables. En revanche, quand la direction de plus grande pente est orthogonale à la visée sans que la surface soit orientée vers le radar, un test sur le produit scalaire $\vec{l} \cdot \vec{d}_m$ est nécessaire pour éviter des artefacts trop importants. L'orientation des vallées dans lesquelles les glaciers alpins sont visibles limite a priori ce risque, l'écoulement s'effectuant globalement dans la direction de la vallée. Il existe cependant sur des glaciers qui tournent, ou sur des glaciers étroits où une faible résolution de MNE peut entraîner une erreur dans l'estimation de la direction \vec{d}_m .

Nous avons ainsi finalisé les mesures de vitesse obtenues avec le couple ERS de mars 1996 sous l'hypothèse d'écoulement parallèle à la surface dans la direction de plus grande pente. Les informations complémentaires utilisées sont :

- des mesures de vitesse moyenne annuelle (ramenée à 1 jour) disponibles sur les glaciers d'Argentière et Mer-de-Glace/Leschaux. Un seul point est utilisé par glacier pour éliminer l'offset du développement de phase (cf. section 6.2.1),
- un MNE issu de données IGN filtré passe bas par des fenêtres de $250 \times 250 \text{ m}^2$.

Les vitesses obtenues sont illustrées figure 6.9. La cohérence ortho-rectifiée, utilisée comme "fond de carte", est un résultat important car elle fournit une mesure de confiance sur la phase interférométrique initiale. Des profils longitudinaux du module de la vitesse 3D ont été tracés sur la partie supérieure des deux glaciers. Ils permettent de comparer les résultats aux points de mesure annuelle in-situ qui n'ont pas été utilisés pour le calage du développement de phase. Ces points se situent dans un intervalle d'erreur calculé en tenant compte du niveau de cohérence, d'une erreur résiduelle inférieure à une demi-frange et de la conversion en vitesse tangentielle selon l'équation (6.5).

Le calcul d'une mesure de confiance sur le résultat final doit intégrer l'ensemble des sources d'incertitudes rencontrées au cours du traitement [Mohr et al., 2003]. Dans le contexte des

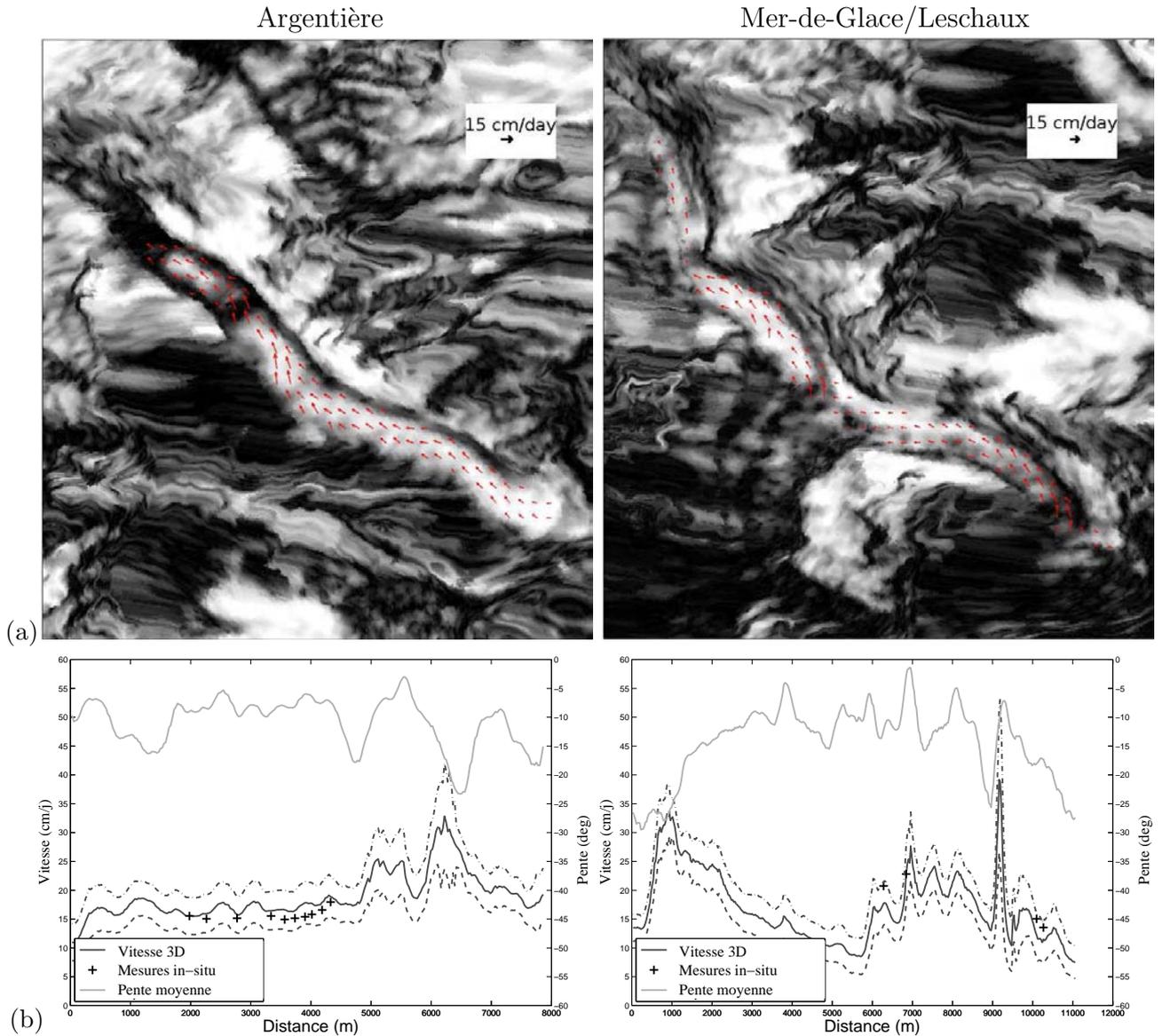


FIG. 6.9 – Champs de vitesse InSAR (ERS, 10-11 mars 1996) convertis en vitesse 3D sous l’hypothèse d’écoulement dans la direction de plus grande pente ; (a) : composantes horizontales superposées sur la cohérence ortho-rectifiée ; (b) : profils longitudinaux du module de la vitesse 3D comparés aux mesures in-situ et à la pente.

glaciers tempérés, l’expérience acquise sur des données ERS de la vallée de Chamonix nous a permis d’identifier les limitations suivantes :

- les franges résiduelles d’origine atmosphérique, orbitale ou topographique. La petite taille des glaciers alpins permet de s’affranchir des phénomènes basses fréquences liés aux imprécisions sur les orbites et aux principales perturbations atmosphériques. Les perturbations locales sont a priori négligeables en hiver. L’influence de la précision du MNE et de son recalage dépend de l’altitude d’ambiguïté du couple. Les erreurs sont négligeables pour les petites bases les plus favorables à l’interférométrie différentielle (9 m pour le couple de mars 1996, soit une altitude d’ambiguïté de 930 m).

- le développement de phase et le calage des offset, en fonction du raccordement possible à des zones de vitesse nulle ou de la disponibilité de mesures ponctuelles. Les sources d’erreur sont dans ce cas la précision de la mesure in-situ et les variations saisonnières si les mesures disponibles couvrent une durée importante ou des dates différentes.
- l’hypothèse sur la direction du déplacement et l’estimation de cette direction à partir d’un MNE. Il est clair que l’hypothèse de déplacement dans la direction de plus grande pente ne tient pas compte d’un mouvement de glissement du glacier (a priori très faible en hiver) qui dépend de la topographie basale, ni de la vitesse verticale liée à l’ablation ou l’accumulation. L’ablation est négligeable en hiver et l’accumulation sur une courte période difficile à estimer. On peut simplement noter que la pénétration à travers la neige fraîche rend a priori les mesures des couples tandem peu sensibles aux précipitations neigeuses.

6.3 Conclusion

Les résultats présentés dans ce chapitre ont permis d’illustrer les données, les traitements et les hypothèses nécessaires pour mesurer le déplacement de glaciers alpins par interférométrie radar. Ces résultats n’ont à notre connaissance jamais été obtenus et publiés sur des glaciers des Alpes. Ils constituent une étape préparatoire du point de vue méthodologique et thématique en vue de l’utilisation des futures données RSO satellitaires sur les glaciers tempérés.

Du point de vue méthodologique, nous avons étudié le potentiel et les limites du traitement des données ERS actuellement disponibles. Les étapes suivantes ont été mises en œuvre et discutées :

- la génération des interférogrammes avec la possibilité d’une synthèse temporelle sur des zones ciblées en lien avec les travaux de Jean-Marie Nicolas à l’ENST,
- le filtrage de la phase et de la cohérence réalisé par la méthode de voisinage adaptatif présentée au chapitre 3, complétée par une technique originale d’estimation des fréquences locales sur des voisinages quelconques,
- le développement de phase réalisé par moindres carrés pondérés en s’appuyant sur la cohérence filtrée, des masques des glaciers, et une valeur issue de mesures in-situ pour caler l’offset du résultat,
- l’ortho-rectification des résultats puis la conversion des vitesses mesurées par leur projection sur la ligne de visée en vitesses 3D sous l’hypothèse d’un déplacement tangentielle à la surface dans la direction de plus grande pente.

La complexité des traitements et les limitations rencontrées nécessitent de développer des méthodes de fusion d’informations pour contourner certains obstacles et gérer la propagation des incertitudes. Une fusion au niveau “données” (*data level*) a été mise en œuvre pour filtrer les franges et la cohérence en s’appuyant sur l’information d’amplitude pour la recherche de voisinages adaptatifs et l’information de fréquence locale pour assurer la stationnarité de la phase. Une démarche de type “extraction - fusion” a permis de travailler au niveau des “caractéristiques” (*feature level*) pour développer la phase à l’aide :

- de la phase filtrée ou des fréquences locales,

- de la cohérence filtrée,
- d’informations a priori telles que la délimitation des glaciers qui peuvent être intégrées pour améliorer la robustesse de cette étape.

Pour cela, il est nécessaire de disposer d’outils permettant d’échanger des informations entre une géométrie géoréférencée et la géométrie RSO des données traitées. Les travaux réalisés dans cette direction devraient prochainement permettre d’effectuer des traitements nécessitant fusion d’informations dans l’une ou l’autre des géométries. Les traitements pour lesquels il est préférable de rester dans la géométrie RSO (filtrage, développement de phase, détection de changements...) pourront ainsi bénéficier d’informations complémentaires (texture optique, masque des zones de foldover, pente locale...). Des outils ergonomiques de passage entre les deux géométries devraient également faciliter la fusion d’informations au niveau “décision” dans le cadre de travaux sur l’évaluation du risque d’origine glaciaire.

Du point de vue thématique, le traitement de plusieurs couples tandem ERS à différentes périodes de l’année et l’évaluation des mesures de vitesse menée en collaboration avec Michel Gay au LIS permettent de tirer les conclusions suivantes :

- l’interférométrie RSO différentielle en bande C à un jour permet, dans nos régions, d’obtenir des champs de vitesse à la surface des glaciers entre octobre en avril. En été, la perte de cohérence sur les glaciers fréquemment situés en dessous de l’isotherme 0° est trop importante pour mesurer le déplacement par l’interférométrie classique.
- les mesures projetées en visée radar sont autonomes dès qu’il est possible de raccorder une zone de vitesse nulle. Dans le cas contraire, un point de mesure in-situ est nécessaire par zone connexe de développement de phase. Les données D-InSAR permettent alors de spatialiser ce point et d’étendre les mesures in-situ généralement réduites à quelques points par glacier pour des raisons d’accessibilité et de moyens humains. L’interférométrie permet ainsi d’obtenir la distribution des vitesses sur toute la partie observable et d’en déduire des informations précieuses pour la modélisation telles que les champs de contrainte.
- la conversion de la projection sur ligne de visée en vitesse 3D nécessite des hypothèses dont la validité dépend fortement du contexte (glacier polaire ou alpin, à l’équilibre, en retrait...). Afin d’éviter des conversions incertaines, l’assimilation des mesures D-InSAR devrait s’effectuer en sens inverse via la projection en ligne de visée des déplacements issus de modèles d’écoulement afin d’ajuster leurs paramètres à l’aide des vitesses mesurées.

Nos travaux sur les données RSO “basse résolution” se poursuivent actuellement avec l’étude de la série d’interférogrammes ERS tandem obtenue auprès de l’ESA (projet Cat.1 #3525). Cette série qui comprend des couples tandem acquis entre 1995 et 1999 devrait être prochainement enrichie par des données ENVISAT, des données des satellites lancés en 2006-2007 (ALOS, TerraSAR-X et RADARSAT-2) et des données aéroportées grâce à une campagne E-SAR sur le glacier d’Argentière réalisée en collaboration entre le DLR et le projet MEGATOR.

Parmi les perspectives de recherche ouvertes par la base de données rassemblée sur le site “Chamonix Mont-Blanc”, nous nous intéresserons en particulier à deux directions :

- le développement de méthodes destinées à pallier les limitations de l’interférométrie classique, notamment la mesure du déplacement de cibles cohérentes et différentes mesures de

corrélation : la corrélation de speckle (*speckle tracking*) [Gray et al., 2001], la corrélation complexe (cohérence après normalisation) [Strozzi et al., 2002b], ou encore la corrélation de phase [Michel and Rignot, 1999]. Bien que beaucoup moins précises que la mesure de différence de phase, ces approches présentent l'intérêt de fournir deux projections de la vitesse (en distance comme l'interférométrie et en azimut), et d'être moins sensibles aux changements d'état de surface. La thèse de Lionel Bombrun démarrée au LIS en octobre 2005 s'oriente vers l'exploration et la fusion de ces différentes sources de mesure. Mon séjour au LIS en délégation CNRS devrait nous permettre d'approfondir cet axe, en bénéficiant notamment de l'augmentation de la résolution spatiale des futures données RSO.

- l'extraction et la fusion d'informations dédiées à l'analyse du risque glaciaire. Ces travaux initiés avec la thèse d'Ivan Pétillet démarrée au LISTIC en octobre 2005 nécessitent de réunir des mesures sur les facteurs de risque [Kääb et al., 2005] (détection de crevasses, de poches d'eau...) et sur les lieux vulnérables (chemin de randonnées, constructions...). Ces travaux s'appuient notamment sur les données issues de systèmes d'informations géographiques et sur les résultats de traitement de données optiques et radar obtenus par les deux premiers axes de recherche du projet MEGATOR.

Chacune de ces deux directions est, comme pour la plupart de nos travaux, en lien étroit avec le domaine d'application. Le rapprochement avec des chercheurs des sciences de la terre spécialistes du domaine des glaciers est aujourd'hui une de nos priorités pour aller plus loin dans l'intégration des connaissances et des pratiques des experts au sein des méthodes que nous développons.

Chapitre 7

Conclusions et perspectives

Démarche

La démarche proposée dans ce manuscrit pour l'analyse des images RSO multi-composantes est une démarche en deux temps :

- un étage amont de **rehaussement de l'information** qui correspond aux étapes de filtrage ou d'extraction des informations utiles,
- un étage aval de **fusion d'informations** qui combine les résultats de l'étage amont et introduit des informations complémentaires et de la connaissance experte liées à l'application traitée.

Le caractère appliqué des travaux présentés vient de l'intérêt porté à la finalité de la télédétection en géosciences, à savoir enrichir nos connaissances sur la planète et son évolution, et du plaisir à collaborer avec des géophysiciens pour développer des méthodes permettant d'acquérir ces connaissances. La discipline du traitement du signal et des images nous offre la possibilité d'aller des mathématiques à la glaciologie en passant par les ondes électromagnétiques. Au risque de paraître pragmatiques ou empiriques, nos travaux se positionnent à l'interface entre des développements théoriques et des besoins applicatifs. Les méthodes proposées sont souvent guidées par l'objectif et ont comme originalité la prise en compte de la spécificité des données et des informations disponibles dans le contexte applicatif.

Filtrage / Extraction

L'étage de rehaussement de l'information correspond aux traitements qui transforment les données des capteurs ou les images initiales en informations plus robustes ou plus spécifiques.

L'information est plus robuste lorsque le bruit et le biais sont suffisamment réduits pour permettre une meilleure photo-interprétation ou une intégration directe dans l'étage de fusion. Les méthodes de filtrage proposées sur les séries d'amplitude multi-temporelles et les données Pol/In/Pol-InSAR répondent à cet objectif dans la mesure où la phase devient développable, la cohérence classifiante, les matrices de cohérence décomposables... tout en préservant les structures spatiales et temporelles.

L'information est plus spécifique lorsqu'elle devient discriminante vis-à-vis des objets ou des

classes recherchées ou fournit un paramètre nécessaire à la suite du traitement. Les méthodes d'extraction d'informations proposées sur les données d'amplitude multi-temporelles ou l'estimation des fréquences locales en interférométrie permettent ainsi de passer d'une information bas-niveau (niveau données ou "*data level*") à une information de niveau intermédiaire (niveau caractéristiques ou "*feature level*").

On notera que les étapes de filtrage et d'extraction d'informations ne sont pas nécessairement successives. Certaines méthodes d'extraction nécessitent une étape de filtrage comme le calcul de paramètres polarimétriques à partir de matrices de cohérence filtrées. D'autres s'appliquent de préférence directement sur les données initiales car elles s'appuient sur des caractéristiques qui risquent d'être modifiées par le filtrage. C'est le cas par exemple en détection de contours ou pour des attributs de texture.

Combinaison / Fusion

L'étape de fusion d'informations correspond aux traitements qui permettent de combiner des données filtrées ou des paramètres extraits pour obtenir une information de plus haut niveau telle que la décision d'appartenance à une classe ou la mesure d'un paramètre géophysique. Cette étape étant abordé dans des contextes applicatifs, il nous semble important de privilégier le rôle des experts et de rechercher des méthodes interactives permettant d'intégrer leur connaissance ainsi que des informations complémentaires sur le problème traité.

Les performances des méthodes automatiques et l'accroissement des puissances de calcul nous poussent, en tant que traiteurs d'images, à concevoir des systèmes autonomes. Une intervention manuelle est souvent considérée comme une faiblesse de la méthode. Pourtant, entre une méthode optimale au sens d'un critère abstrait, qui se comporte comme une boîte noire, et une méthode interactive qui permet à l'utilisateur de contrôler son résultat, il est probable que l'utilisateur final privilégie l'interactivité.

L'automatisation des traitements est néanmoins un objectif important, en particulier face à la masse croissante de données fournies par l'imagerie satellitaire. Le compromis proposé consiste à rechercher des traitements automatiques dans l'étape amont et à développer des systèmes d'aide à l'utilisateur pour lui permettre de combiner les informations pertinentes issues des traitements amont avec d'autres sources d'informations. La combinaison repose soit sur des méthodes spécifiques à l'application, soit sur un système de fusion "généraliste" paramétrable à l'aide de sa connaissance de l'application et d'outils d'évaluation de performances.

Perspectives

La rédaction de ce manuscrit coïncide avec un changement important dans la résolution et la nature des données RSO satellitaires. En effet, les années 2006-2007 sont des années clé pour l'imagerie radar, avec le lancement de trois nouveaux satellites civils permettant aux scientifiques d'accéder à la haute résolution spatiale et à des données pleinement polarimétriques jusqu'ici limitées aux campagnes aéroportées.

Parmi les nombreux thèmes de recherche liés à l'imagerie radar "nouvelle génération", il nous semble intéressant de poursuivre les travaux présentés dans ce manuscrit en approfondissant

deux axes :

- la complémentarité des données polarimétriques et des données haute résolution par rapport à l’interférométrie,
- l’analyse des données multi-variées hétérogènes multi-temporelles.

Sur chaque axe, nous souhaitons ancrer nos travaux dans un contexte applicatif et travailler sur les deux étages : filtrage/extraction puis combinaison/fusion d’informations.

Données polarimétriques et haute résolution

Au niveau des méthodes de filtrage et d’extraction d’informations, le contexte des glaciers est particulièrement intéressant pour chercher à caractériser la rétrodiffusion en présence de différents milieux : les couches de neige plus ou moins dense, la glace et un couvert détritique qui comprend des rochers de taille variable pouvant aller jusqu’à plusieurs mètres. Un des points clé est le traitement des cibles ponctuelles vues comme des points brillants dans les images d’intensité, comme des cibles plus ou moins cohérentes en polarimétrie et des candidats potentiels pour être des rétrodiffuseurs stables en interférométrie.

Les travaux menés jusqu’ici ont principalement porté sur les cibles non-cohérentes et la préservation ou la détection des structures spatiales de type contours. La recherche sur les cibles cohérentes ou partiellement cohérentes aura comme objectif de trouver des paramètres permettant de les mettre en évidence et de les prendre en compte au niveau du filtrage multi-composantes. Les plate-formes rocheuses étant en mouvement avec le glacier, ces paramètres devraient également pouvoir contribuer au suivi du déplacement.

Au niveau de l’étage aval de la chaîne de traitement, la fusion d’informations issues des données Pol-InSAR permet de remonter à des paramètres physiques tels que la hauteur du volume de rétrodiffusion ou le type d’occupation du sol. Dans le contexte des glaciers, ces paramètres peuvent être combinés entre eux ou avec d’autres sources d’informations pour étudier la couverture d’un glacier et mesurer sa vitesse d’écoulement.

Les données haute résolution seront une seconde source d’informations, moins riche du point de vue analyse de la rétrodiffusion, mais plus riche du point de vue de l’information spatiale. Elles pourront être exploitées pour mettre en œuvre l’approche classique de l’interférométrie si la cohérence est suffisante, ou des méthodes complémentaires telles que la corrélation ou le suivi de cibles qui bénéficieront du gain en résolution.

L’imagerie optique fournit également des informations complémentaires en été où les conditions météorologiques et la disparition de la neige sont favorables à l’observation des glaciers [Berthier, 2005]. La complémentarité optique-radar peut également être exploitée en fonction de l’altitude des glaciers. On peut espérer que les données haute résolution optiques et radar permettent de développer des méthodes exploitant les deux sources d’informations afin de couvrir les glaciers situés à des altitudes critiques à l’aide du radar dans les zones qui restent enneigées (où la corrélation optique échoue) et à l’aide de l’optique dans les zones où la fonte rend l’interférométrie inexploitable.

Différents niveaux de fusion pourront faire l’objet de recherches, en particulier :

- le niveau pixel, en construisant des systèmes de fusion à base de règles floues pour com-

biner différents types de paramètre et obtenir des sorties discrètes (classification) ou continues (mesure). Cette approche devrait permettre d'intégrer la connaissance du milieu observé et des paramètres polarimétriques et interférométriques pour les relier aux classes thématiques recherchées (neige seiche/humide, glace, rocher, crevasses...). On peut envisager d'étendre cette approche à des entrées correspondant à plusieurs mesures d'une grandeur physique telle que la vitesse et des informations complémentaires (confiance, type de rétrodiffusion) pour obtenir une sortie plus fiable ou plus précise par rapport à l'utilisation d'une seule source.

- le niveau objet, en cherchant à intégrer les mesures issues de différentes sources d'informations dans un modèle. Ainsi des ensembles de paramètres tels que l'élévation et la vitesse mesurées sur les glaciers par différentes méthodes à différentes époques, dans différentes bandes de fréquence... doivent pouvoir s'intégrer dans un modèle de surface en déplacement. A plus long terme et dans le cadre de projet en collaboration avec des glaciologues, cette fusion pourraient s'effectuer au sein de modèle d'écoulement de glaciers et nous amener à travailler sur la problématique de l'assimilation abordée sous l'angle de la fusion.

Données multi-variées multi-temporelles

Nos travaux sur les données multi-temporelles ont porté jusqu'ici sur des séries d'images d'amplitude en lien avec des applications cartographiques. Les composantes de ces séries étaient homogènes (information de même nature) alors que d'autres travaux ont porté sur des images multi-composantes hétérogènes telles que les données interférométriques ou polarimétriques. Les séries multi-temporelles de couples interférométriques sont aujourd'hui courantes, en particulier pour des applications mettant en œuvre la méthode des "Permanent Scatterers" (diffuseurs stables). Ces séries d'images multi-variées multi-temporelles, ainsi que celles qui vont résulter d'acquisitions polarimétriques sur des passes répétées, constituent un nouveau type d'images que l'on pourrait qualifier d'images multi-multi-variées.

Des méthodes originales de filtrage et d'extraction d'informations devraient pouvoir tirer partie des 4 dimensions (2 spatiales, une temporelle et une polarimétrique/interférométrique) pour rehausser l'information recherchée selon une des dimensions en s'appuyant sur les autres, notamment :

- rechercher les structures spatiales stables à l'aide des différentes dates et composantes Pol/In/Pol-InSAR,
- détecter les changements à l'aide de distance prenant en compte l'information des matrices de cohérences,
- extraire des paramètres interférométriques ou polarimétriques stables au cours du temps sur des voisinages plus réduits.

L'augmentation du nombre de dimensions est a priori synonyme d'une augmentation du nombre de paramètres ou d'informations intermédiaires susceptibles d'être discriminantes par rapport au problème posé. Selon les applications, cette augmentation peut être gérée par l'étage de fusion à l'aide de la connaissance de l'utilisateur et de méthodes telles que l'intégrale de Choquet pour prendre en compte la redondance et la complémentarité des attributs.

Une approche différente consiste à employer des méthodes de fouille de données (*data mining*) de manière à faire remonter des associations entre les différentes composantes, leur évolution temporelle et leur distribution spatiale. La collaboration entre le système et l'expert se situe au niveau de l'analyse de la pertinence des motifs extraits par le système dans le contexte de l'application. La mise en œuvre de cette approche nécessite une étroite collaboration entre des spécialistes du data-mining, de l'application, et des traitements de l'étage amont de manière à mettre en forme les données à fouiller. Deux applications devraient permettre d'expérimenter cette approche :

- l'analyse de la série de couples tandem ERS disponible sur le site Chamonix Mont-Blanc complétés par une série d'images SPOT multi-spectrales, données rassemblées dans le cadre du projet CACHANT (CArtographie de CHAngements Naturels par Télédétection) du GdR ISIS,
- la recherche de diffuseurs stables et de motifs liés à des perturbations atmosphériques dans des séries importantes d'interférogrammes traitées au laboratoire de géologie de l'ENS pour étudier le rebond de la croûte terrestre.

Base de données expérimentales

Pour mener à bien ces travaux, il est nécessaire de disposer de données sur des sites correspondant aux applications thématiques. L'accès aux données sur un site précis est un problème crucial en télédétection, leur coût croissant les rendant difficilement accessibles en dehors d'appels d'offres spécifiques.

Afin de pouvoir travailler sur des données RSO polarimétriques ou haute résolution dans différentes bandes de fréquence, nous avons ainsi répondu en 2005 aux appels d'offre TerraSAR-X, RADARSAT-2 et ALOS. Nous avons également proposé au DLR une collaboration avec le projet MEGATOR pour réaliser des acquisitions radar aéroportées à l'aide du système E-SAR sur le site "Chamonix Mont-Blanc". Les réponses ont toutes été positives et une première campagne E-SAR s'est déroulée en octobre 2006 sur le glacier d'Argentière. Elle a permis d'acquérir des données polarimétriques interférométriques en bandes X, C, L et P le long et perpendiculairement au glacier. Des mesures in-situ ont été effectuées la même semaine, notamment :

- des profils GPR à différentes fréquences pour étudier la pénétration et si possible atteindre le lit rocheux,
- des profils stratigraphiques de la neige pour étudier la rétrodiffusion,
- des profils GPS pour mesurer le déplacement longitudinal et transversal du glacier et disposer d'une vérité terrain pour évaluer les résultats d'interférométrie différentielle.

Les données issues de cette expérimentation, les jeux d'images optiques et radar et les mesures in-situ rassemblés progressivement sur les glaciers de la vallée de Chamonix vont constituer une base de données précieuse pour les futurs développements méthodologiques.

Annexes

Annexe A

Décomposition polarimétrique de Cloude et Pottier

A.1 Paramètres H, A, α

La décomposition de Cloude et Pottier [Cloude and Pottier, 1996] consiste à décomposer la matrice de cohérence polarimétrique $[T]$ (cf. équation 3.8) en valeurs et vecteurs propres et associer chaque vecteur propre à un mécanisme de rétrodiffusion :

$$[T] = [V] \cdot [\Sigma]_3 \cdot [V]^{-1} = \sum_{j=1}^3 \lambda_j [v]_j [v]_j^\dagger \quad (\text{A.1})$$

où $[\Sigma]_3$ est la matrice diagonale qui contient les trois valeurs propres réelles $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3 > 0$ et $[V]$ la matrice formée des trois vecteurs propres $[v]_j$. La somme des trois valeurs propres est égale à l'intensité rétrodiffusée totale appelée "Span" :

$$Span = \sum_{j=1}^3 \lambda_j = \sum_{j=1}^3 |[k](j)|^2 = |S_{HH}|^2 + |S_{VV}|^2 + 2|S_{HV}|^2 \quad (\text{A.2})$$

Les vecteurs propres peuvent être paramétrés sous la forme

$$[v]_j = [\cos(\alpha_j), \sin(\alpha_j) \cos(\beta_j) e^{i\delta_j}, \sin(\alpha_j) \sin(\beta_j) e^{i\gamma_j}]^T \quad (\text{A.3})$$

Les valeurs propres λ_j et les angles α_j, β_j traduisent la force et les caractéristiques géométriques des mécanismes de rétrodiffusion associés aux vecteurs propres.

Plusieurs paramètres globaux ont été proposés. Les trois valeurs propres normalisées, ou pseudo-probabilités,

$$p_j = \frac{\lambda_j}{\sum_{i=1}^3 \lambda_i} \quad (\text{A.4})$$

permettent de définir l'entropie

$$H = - \sum_{j=1}^3 p_j \log_3 p_j \quad (\text{A.5})$$

qui reflète le degré de pureté ou de mélange de la rétrodiffusion. H est proche de 0 quand un seul mécanisme est prédominant (l'intensité totale est concentrée au niveau de λ_1). La rétrodiffusion correspond alors à une cible cohérente et la matrice $[T]$ est de rang 1. A l'opposé, H tend vers 1 quand les trois mécanismes sont de niveau équivalent $\lambda_1 \simeq \lambda_2 \simeq \lambda_3 \simeq Span/3$ et correspondent à une cible distribuée (non-cohérente).

Le second paramètre global est l'anisotropie A qui traduit l'importance relative des valeurs propres secondaires :

$$A = \frac{p_2 - p_3}{p_2 + p_3} \quad (\text{A.6})$$

Ce paramètre est complémentaire de l'entropie lorsque que la deuxième et le troisième valeur propre deviennent significatives. Pour les faibles valeurs de H , les valeurs propres λ_2 et λ_3 sont faibles et bruitées et A est trop bruité pour apporter une information discriminante.

L'interprétation du mécanisme global de rétrodiffusion se fait notamment à travers l'angle moyen α calculé comme la moyenne des angles α_j pondérés par la force des trois mécanismes :

$$\alpha = \sum_{j=1}^3 p_j \alpha_j \quad (\text{A.7})$$

Lorsque α est proche de 0, la rétrodiffusion est de type simple rebond sur une surface rugueuse par rapport à la longueur d'onde. La rétrodiffusion est de type volumique quand α est proche de $\pi/4$ et de type double rebond pour α proche de $\pi/2$.

L'analyse conjointe des paramètres H, α permet de caractériser certaines propriétés polarimétriques de la cellule de rétrodiffusion. Un découpage de l'espace des attributs H, α en 8 zones caractéristiques de différents comportement a été proposé et utilisé pour amorcer une classification non-supervisée [Cloude and Pottier, 1997]. La discrimination entre rétrodiffusion surfacique, volumique et double rebond est donnée par l'axe de l'angle α alors que le degré de mélange de mécanismes de rétrodiffusion est donné par l'axe de l'entropie H (cf. figure A.1).

A.2 Classification Wishart

Les matrices de cohérence PolSAR $[T]$ (équation 3.8) ou Pol-InSAR $[T]_6$ (équation 3.10) sont estimées par le moyennage de L échantillons du produit $[k]_i \cdot [k]_i^\dagger$ où $[k]$ est le vecteur de rétrodiffusion de dimension $N = 3$ en polarimétrie ou $N = 6$ en concaténant deux acquisitions Pol-InSAR. D'une manière générale, en supposant que les L vecteurs $[k]_i$ de dimension N sont indépendants, la matrice de covariance empirique

$$[\widehat{T}]_N = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L [k]_i \cdot [k]_i^\dagger \quad (\text{A.8})$$

est l'estimateur maximum de vraisemblance de la matrice de covariance $[T]_N$ et elle est distribuée selon une loi de Wishart complexe $W_C(N, L, [T]_N)$ [Maître, 2001] :

$$p([\widehat{T}]_N | [T]_N) = \frac{L^{LN} |[\widehat{T}]_N|^{L-N} \exp\left(-L \operatorname{Tr}\left([T]_N^{-1} \cdot [\widehat{T}]_N\right)\right)}{\pi^{N(N-1)/2} \Gamma(L) \Gamma(L-1) \dots \Gamma(L-N+1) |[T]_N|^L} \quad (\text{A.9})$$

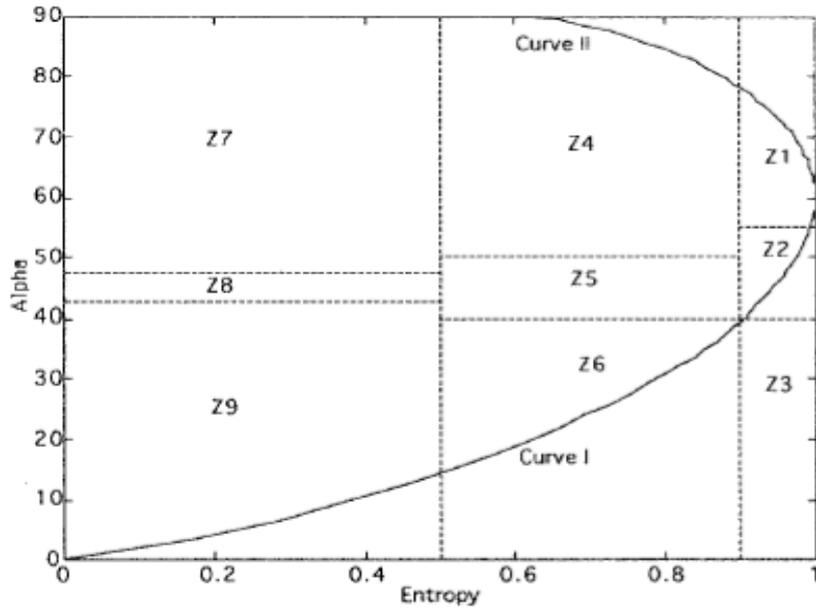


FIG. A.1 – Partition de l'espace $H \alpha$ d'après [Cloude and Pottier, 1997]

où $|\cdot|$ désigne le déterminant, $\text{Tr}(\cdot)$ la trace et $\Gamma(\cdot)$ la fonction Gamma.

Le logarithme du rapport de vraisemblance construit pour tester l'hypothèse d'égalité entre 2 matrices de covariances $[T]_N$ et $[T']_N$ conduit à une mesure de distance appelée "distance de Wishart" :

$$d_w([T]_N, [T']_N) = \log \frac{|[T]_N|}{|[T']_N|} + \text{Tr}([T]_N^{-1} \cdot [T']_N) - N \quad (\text{A.10})$$

Cette distance est utilisée dans des méthodes de classification non-supervisées de type C -moyennes en prenant comme distance dans l'espace des attributs la distance de Wishart entre les matrices de cohérence des centres de classe et celle du pixel à classer. Pour classifier par exemple des données PolSAR, la méthode consiste à initialiser les classes à l'aide de la partition de l'espace des paramètres $H\alpha$ donnée figure A.1. L'algorithme alterne ensuite de façon itérative l'estimation des matrices de cohérences des 8 classes et l'affectation des pixels à la classe la plus proche pour la distance de Wishart [Lee et al., 1999].

Cette approche a été appliquée avec des variantes dans différentes configurations : utilisation de l'algorithme des C -moyennes floues [Kersten et al., 2005], classification conjointe de données polarimétriques multi-bandes [Ferro-Famil et al., 2001] et plus récemment de données Pol-InSAR [Ferro-Famil et al., 2005].

Annexe B

Statistiques de deuxième espèce

Dans cette annexe, nous rappelons la définition des fonctions caractéristiques de deuxième espèce dont découlent les paramètres de texture utilisés dans l'étape d'extraction d'informations des séries multi-temporelles (cf. chapitre 4, section 4.2). Pour une description complète de l'apport des statistiques de deuxième espèce à l'étude des lois de speckle en imagerie RSO, on se reportera aux travaux de Jean-Marie Nicolas [Nicolas, 2002].

B.1 Fonctions caractéristiques de deuxième espèce

Soit $x \in \mathbb{R}^+$ une variable aléatoire de densité de probabilité $p_x(u)$, $u \in \mathbb{R}^+$. La première fonction caractéristique de deuxième espèce est la transformée de Mellin de $p_x(u)$:

$$\phi_x(s) = \mathcal{M}[p_x(u)](s) = \int_0^{+\infty} u^{s-1} p_x(u) du \quad (\text{B.1})$$

où s est une variable complexe $s = a + jb$, avec $a \in]a_1; a_2[$ et $b \in \mathbb{R}$, a_2 pouvant tendre, dans certains cas, vers l'infini, de même que a_1 vers $-\infty$. Si $p_x(u)$ est une d.d.p., sa fonction caractéristique de deuxième espèce vérifie la propriété fondamentale :

$$\phi_x(s)|_{s=1} = 1.$$

De la même façon, on définit les moments de deuxième espèce (log-moments) \tilde{m}_ν , ($\nu \in \mathbb{N}$) par :

$$\tilde{m}_\nu = \left. \frac{d^\nu \phi_x(s)}{ds^\nu} \right|_{s=1}. \quad (\text{B.2})$$

Grâce à l'une des propriétés fondamentales de la transformée de Mellin, c'est-à-dire la propriété de multiplication de la fonction originale $f(u)$ avec $(\log u)^\nu$:

$$\mathcal{M}[f(u)(\log u)^\nu](s) = \frac{d^\nu \mathcal{M}[f(u)](s)}{ds^\nu}$$

considéré en $s = 1$, les moments de deuxième espèce deviennent :

$$\tilde{m}_\nu = \int_0^{+\infty} (\log u)^\nu p_x(u) du. \quad (\text{B.3})$$

Comme pour les moments centrés, les log-moments centrés d'ordre n , notés \widetilde{M}_n , sont définis par :

$$\widetilde{M}_n = \int_0^{+\infty} (\log u - \widetilde{m}_1)^n p_x(u) du \quad (\text{B.4})$$

$$= \int_0^{+\infty} \left(\log \frac{u}{\widetilde{m}} \right)^n p_x(u) du \quad (\text{B.5})$$

où $\widetilde{m}_1 = \log \widetilde{m}$ est la moyenne de deuxième espèce. Le second log-moment \widetilde{M}_2 se retrouve de façon analogue comme étant :

$$\widetilde{M}_2 = \widetilde{m}_2 - \widetilde{m}_1^2.$$

La *seconde fonction caractéristique de deuxième espèce* est définie comme le logarithme népérien de la première fonction caractéristique de deuxième espèce :

$$\psi_x(s) = \ln(\phi_x(s)). \quad (\text{B.6})$$

Les *cumulants de deuxième espèce* d'ordre n , sont définis comme dérivées de la seconde fonction caractéristique de deuxième espèce (B.6), prises en $s = 1$:

$$\tilde{\kappa}_{x(n)} = \left. \frac{d^n \psi_x(s)}{ds^n} \right|_{s=1}. \quad (\text{B.7})$$

Comme les cumulants de deuxième espèce sont construits selon les mêmes règles que les cumulants de première espèce, les relations entre *log-moments* et *log-cumulants* sont identiques aux relations entre *moments* et *cumulants*. En conséquence, les log-cumulants des trois premiers ordres sont :

$$\tilde{\kappa}_1 = \widetilde{m}_1 \quad (\text{B.8})$$

$$\tilde{\kappa}_2 = \widetilde{m}_2 - \widetilde{m}_1^2 \quad (\text{B.9})$$

$$\tilde{\kappa}_3 = \widetilde{m}_3 - 3\widetilde{m}_1\widetilde{m}_2 + 2\widetilde{m}_1^3 \quad (\text{B.10})$$

B.2 Application au mélange binaire de lois Gamma

Sous l'hypothèse de speckle pleinement développé, l'intensité I suit dans des régions homogènes une loi Gamma :

$$\mathcal{G}[\mu, L](I) = \frac{1}{\Gamma(L)} \frac{L}{\mu} \left(\frac{LI}{\mu} \right)^{L-1} \exp\left(-\frac{LI}{\mu}\right) \quad (\text{B.11})$$

où μ est la valeur moyenne et L le nombre de vues équivalent.

Si l'on considère des données L -vues présentant un mélange de 2 distributions de moyenne μ et $\mu' = \rho\mu$ dans des proportions λ , $1 - \lambda$:

$$\mathcal{M}[\lambda, \rho, \mu, L](I) = \lambda \mathcal{G}[\mu, L](I) + (1 - \lambda) \mathcal{G}[\rho\mu, L](I) \quad (\text{B.12})$$

les log-cumulants d'ordre 2 et 3 du mélange s'écrivent [Nicolas, 2002] :

$$\tilde{\kappa}_2 = \Psi'(L) + \log(\rho)^2 \lambda(1 - \lambda) \quad (\text{B.13})$$

$$\tilde{\kappa}_3 = \Psi''(L) + \log(\rho)^3 \lambda(1 - \lambda)(2\lambda - 1) \quad (\text{B.14})$$

où Ψ' et Ψ'' sont la première et la deuxième dérivée de la fonction Digamma.

Afin d'étudier le comportement théorique des log-cumulants d'ordre 2 et 3 proposés comme paramètres de textures (cf. section 4.2.1), on peut tracer dans le plan $(\tilde{\kappa}_3, \tilde{\kappa}_2)$ les courbes paramétrées par λ obtenues pour différentes valeurs de ρ . La forme illustrée figure B.1 est indépendante du nombre de vues. La pointe inférieure correspond à l'absence de mélange. On peut observer la croissance de $\tilde{\kappa}_2$ jusqu'à une valeur max qui est atteinte pour $\lambda = 0.5$ et augmente avec ρ . Les valeurs de $\tilde{\kappa}_3$ varient de façon symétrique de part et d'autre de $\Psi''(L)$ selon que λ varie de 0 à 0.5 (coté gauche) ou de 1 à 0.5 (coté droit).

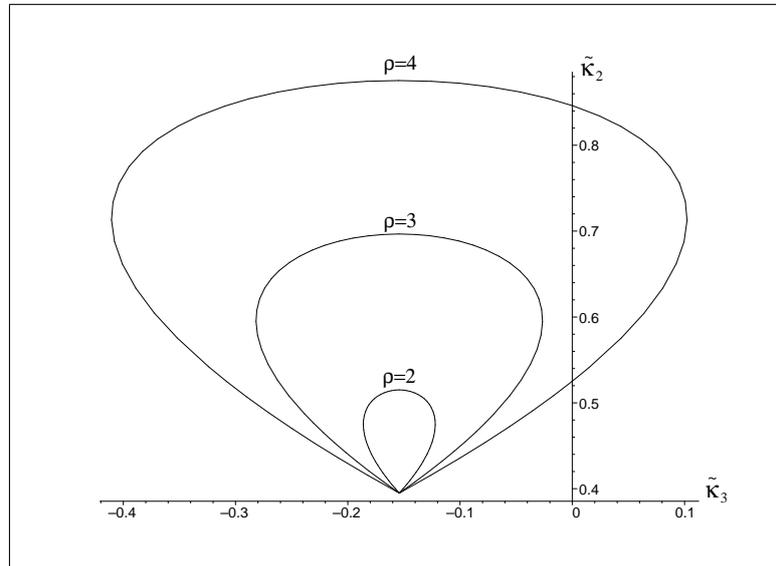


FIG. B.1 – Valeurs théoriques $(\tilde{\kappa}_3, \tilde{\kappa}_2)$ pour un mélange binaire de distributions Gamma donné équation (B.12), $L = 3$, λ variant dans l'intervalle $[0, 1]$.

Annexe C

Fusion floue symbolique à base de règles

Nous rappelons dans cette annexe les principes du système de fusion floue symbolique à base de règles employé dans différents travaux décrits au chapitre 5. Pour une description complète des systèmes flous à base de règles, on se reportera aux travaux de Lionel Valet, Gilles Mauris et Sylvie Galichet [Galichet, 2001].

C.1 Fuzzification des entrées

Les entrées du système sont les valeurs numériques des attributs que l'on souhaite fusionner. Chaque attribut A_i est décrit à l'aide d'un ensemble de s_i mots :

$$\mathcal{L}_i = \{L_{i,1}, L_{i,2}, \dots, L_{i,s_i}\}$$

Ces mots sont reliés à l'univers numérique des attributs à l'aide de fonctions d'appartenance de formes triangulaires (ou trapézoïdale aux extrémités) illustrées figure C.1.

La fuzzification des valeurs a_i de l'attribut A_i consiste à calculer l'ensemble des degrés d'appartenance $\mu_{L_{i,m}}(a_i)$ aux mots $L_{i,m}$, $m \in [1, s_i]$ qui décrivent cet attribut. Pour la valeur a_1^* de l'attribut illustré figure C.1, la description floue qui en résulte s'écrit :

$$\begin{aligned} D[\mathcal{L}_{A_1}](a_1^*) &= \mu_{\text{petit}}(a_1^*)/\text{petit} + \mu_{\text{moyen}}(a_1^*)/\text{moyen} + \mu_{\text{grand}}(a_1^*)/\text{grand} \\ &= 0.0/\text{petit} + 0.3/\text{moyen} + 0.7/\text{grand} \end{aligned} \quad (\text{C.1})$$

où $\mu_{\text{grand}}(a_1^*) = 0.7$ représente le degré d'appartenance de la valeur a_1^* au mot *grand*.

Ces fonctions d'appartenance sont choisies pour vérifier la propriété suivante : quelles que soient les valeurs d'entrée, la somme des degrés d'appartenance sur chaque mot est égale à 1 :

$$\sum_{L \in \mathcal{L}_{A_i}} \mu_L(a_i) = 1 \quad \forall a_i \in [-A_{i,\min}, A_{i,\max}], \quad \forall i \in \{1, 2\} \quad (\text{C.2})$$

Cette propriété a deux avantages : d'une part elle réduit le nombre de paramètres à ajuster, d'autre part elle est facilement compréhensible par les utilisateurs.

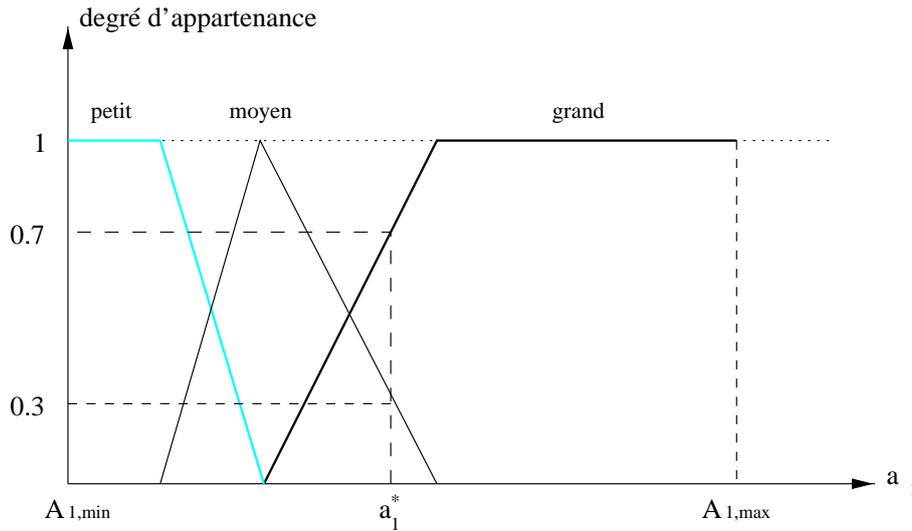


FIG. C.1 – Exemple de fonctions d'appartenance formant la description floue d'un attribut A_1 .

Dans les cas où la sortie du système de fusion est une classification, les noms “thématiques” des classes constituent un ensemble de mots décrivant le résultat :

$$\mathcal{L}_{resultat} = \{S_k, k \in [1, N_c]\} \quad (C.3)$$

où N_c est le nombre de classes recherchées.

C.2 Inférence

Une fois les descriptions floues des entrées réalisées, l'étape suivante consiste à les fusionner dans le but d'obtenir une information concernant l'appartenance aux différents symboles de sorties S_k . Pour cela, on définit un ensemble de règles “SI-ALORS” de la forme :

SI A_1 EST *petit* ET A_2 EST *moyen*
ALORS la sortie APPARTIENT à la classe S_1 .

Lorsque le système de fusion ne comporte que deux ou trois entrées, les règles peuvent être rassemblées dans un tableau 2D ou 3D dont la représentation graphique permet un paramétrage relativement intuitif du système (cf. Fig. C.2). La mise en œuvre du système de fusion avec un nombre plus important d'attributs ne pose pas de problème théorique mais il devient difficile de représenter de façon ergonomique l'ensemble des règles dans un hypercube.

A chaque règle mettant en relation un ensemble de termes linguistiques de la prémisse $(L_{1,i}, L_{2,j}, \dots) \in \mathcal{L}_{A_1} \times \mathcal{L}_{A_2} \times \dots$, avec une classe de la conclusion $S_k \in \mathcal{L}_{resultat}$ (équation C.3), on associe un degré de validité :

$$\mu_R(L_{1i}, L_{2j}, S_k) = \begin{cases} 1 & \text{si la règle est sélectionnée} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (C.4)$$

		Attribut A ₁		
		petit	moyen	grand
Attribut A ₂	petit		Classe S ₁	
	moyen	Classe S ₁		Classe S ₂
	grand		Classe S ₂	Classe S ₂

FIG. C.2 – Exemple de tableau de règles reliant deux attributs A_1 A_2 , décrits chacun par 3 symboles, à 2 symboles (classes) de sortie S_1 S_2 .

L'étape d'inférence consiste à calculer les degrés d'appartenance aux symboles de sortie, les classes $S_k \in \mathcal{L}_{resultat}$ pour les applications traitées. Ces degrés sont calculés au moyen de la règle de combinaison-projection qui s'écrit, pour deux attributs :

$$\mu_{S_k}(a_1, a_2) = \perp_{L_{1i}, L_{2j} \in \mathcal{L}_1 \times \mathcal{L}_2} \top \left(\top(\mu_{L_{1i}}(a_1), \mu_{L_{2j}}(a_2)), \mu_R(L_{1i}, L_{2j}, S_k) \right) \quad (\text{C.5})$$

Dans cette expression, la \top norme est l'opérateur de combinaison et la \perp co-norme l'opérateur de projection. Elle se généralise au cas de trois entrées et plus en utilisant la propriété d'associativité des opérateurs. Il existe un grand nombre de \top normes et de \perp co-normes [Bloch, 1996]. Nous avons choisi d'utiliser les opérateurs proposés¹ dans [Mauris et al., 1996] :

$$\begin{aligned} \top(a, b) &= a * b \\ \perp(a, b) &= \min(a + b, 1) \end{aligned} \quad (\text{C.6})$$

Les résultats obtenus à l'issue de l'inférence se présentent sous la forme d'une description floue de la sortie sur l'ensemble des symboles S_k . Par exemple, pour deux valeurs d'entrée a_1^* et a_2^* ayant les descriptions floues suivantes :

$$\begin{aligned} D[\mathcal{L}_{A_1}](a_1^*) &= 0.0/\text{petit} + 0.3/\text{moyen} + 0.7/\text{grand} \\ D[\mathcal{L}_{A_2}](a_2^*) &= 0.0/\text{petit} + 0.8/\text{moyen} + 0.2/\text{grand} \end{aligned} \quad (\text{C.7})$$

le résultat de la fusion obtenu avec les règles illustrées dans la figure C.2 aboutit à la description floue suivante :

$$\begin{aligned} D[\mathcal{L}_{resultat}](a_1^*, a_2^*) &= \mu_{S_1}(a_1^*, a_2^*)/S_1 + \mu_{S_2}(a_1^*, a_2^*)/S_2 \\ &= 0.24/S_1 + 0.76/S_2 \end{aligned} \quad (\text{C.8})$$

En image, ce résultat peut être interprété de la façon suivante : un pixel où les attributs A_1 , A_2 valent (a_1^*, a_2^*) appartient à la classe S_2 avec un degré d'appartenance de 0.76 et à la

¹Ces derniers permettent d'obtenir une somme des degrés de sortie égale à 1 sous réserve que la relation R modélisant les règles soit surjective.

classe S_1 avec un degré de 0.24. Pour le type d'applications traitées, ce résultat constitue une classification floue qui peut être utilisée par la suite dans d'autres étapes de traitement (le degré d'appartenance à une classe constitue un détecteur de cette classe) ou dans la dernière étape du système de fusion destinée à obtenir une classification nette.

C.3 Décision

Lorsque le système de fusion flou symbolique doit restituer une grandeur de sortie numérique, la dernière étape est la défuzzification qui consiste à calculer une valeur numérique de sortie à partir des degrés d'appartenances aux symboles de sortie S_k . Les travaux pour lesquels nous avons mis en œuvre cette approche étant de type détection/classification, les symboles de sortie correspondent directement aux classes recherchées. L'étape de défuzzification se réduit alors à une étape de décision où l'on détermine la classe de sortie en fonction des degrés d'appartenance issus de l'inférence. La décision la plus directe consiste à affecter la classe de sortie qui recueille le plus fort degré d'appartenance. En cas d'égalité ou de différence insuffisante entre deux classes, le raffinement de la décision peut consister à ne pas décider (classe indéterminée) ou à utiliser le voisinage du point pour lever les ambiguïtés. La décision devient alors contextuelle et permet de régulariser la sortie du système.

Annexe D

Echange entre géométrie radar et géométrie sol

Pour finaliser certains traitements et travailler sur la fusion de différents types de données, notamment pour l'évaluation du risque d'origine glaciaire (thèse d'Ivan Pétilot), nous avons choisi de développer des outils facilitant les échanges entre géométrie RSO et géométrie sol. Bien que le problème soit connu et traité dans différents cas [Eineder, 2003], nous n'avons pas identifié d'outil standard disponible qui réponde aux trois objectifs suivants :

1. analyser la visibilité des glaciers pour les données disponibles (ERS), les futures données satellitaires (TerraSAR-X, ALOS, Radar...) et préparer la campagne aéroportée E-SAR organisée avec le DLR (visibilité des *corner reflector*, couverture de la fauchée...),
2. ortho-rectifier des images et des résultats provenant de différents capteurs RSO pour les intégrer dans un SIG. Pour les données ERS et ENVISAT, cette ortho-rectification peut être réalisée par un des modules de la chaîne ROI-PAC.
3. en sens inverse, interpréter les images RSO et les informations qui en sont extraites dans leur propre géométrie par "radar-rectification" d'informations issues de données complémentaires (occupation du sol, altitude, pente...).

D.1 Visibilité RSO

Le premier objectif est relativement facile à atteindre car il nécessite simplement un Modèle Numérique d'Élévation (MNE) et la connaissance des paramètres du système radar (altitude, angle d'incidence...). Les résultats sont calculés dans la géométrie sol et fournissent des masques de visibilité dans lesquels on peut distinguer les zones d'ombre, les zones de repliement actif (pentes supérieures à l'angle d'incidence au sol) et celles de repliement passif situées avant et après un repliement actif, dont la visibilité est également perdue.

Les résultats obtenus illustrés figure D.1 permettent d'étudier la visibilité ascendante et descendante des glaciers de la vallée de Chamonix et de rechercher les angles d'incidence les plus favorables pour les acquisitions des futures satellites RSO.

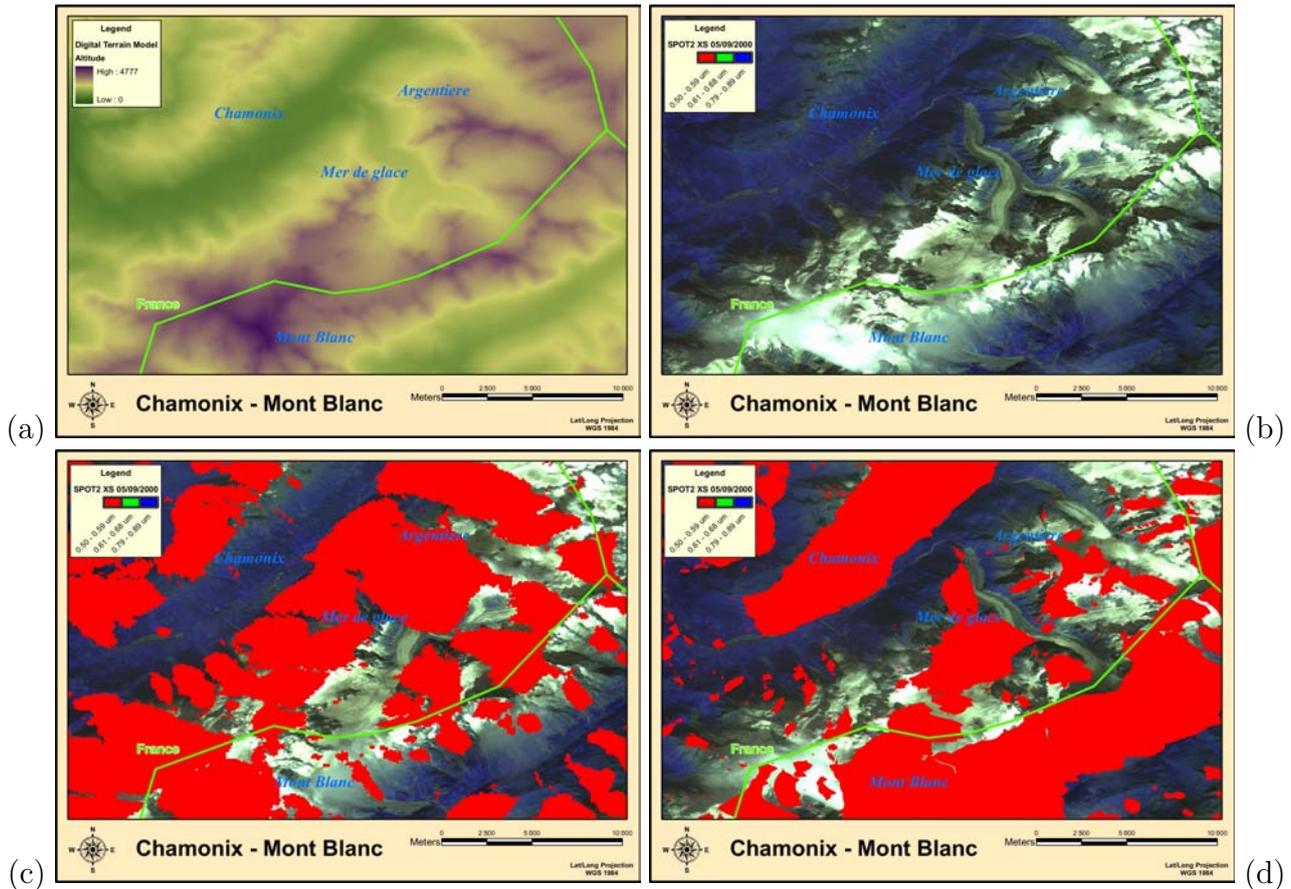


FIG. D.1 – Masques de visibilité ERS sur le site Chamonix Mont-Blanc ;
 (a)-(b) MNE et images SPOT 2 multi-spectrale ortho-rectifiée ;
 (c)-(d) Masques des zones non-visibles en passe ascendante - descendante.

D.2 Ortho-rectification

Le second objectif, l'ortho-rectification, nécessite de créer une table de correspondance donnant pour chaque point au sol sa position dans la géométrie radar. Une fois cette *look-up-table* (*LUT*) construite pour une image RSO, l'ortho-rectification d'une image calculée dans la même géométrie se réduit à un simple problème de ré-échantillonnage. Le calcul de la valeur d'un point au sol se fait au plus proche voisin ou par interpolation des valeurs qui entourent dans la géométrie RSO la position du point recherché.

Lors du traitement de données D-InSAR, certains logiciels permettent de récupérer ces tables de correspondance, le calcul ayant été fait pour éliminer les franges topographiques à partir d'un MNE. Les LUT calculées par ROI-PAC nous ont ainsi permis d'ortho-rectifier les résultats obtenus à partir des interférogrammes ERS, notamment les phases développées et les cohérences (cf. figure D.2). Pour les futures données haute résolution, en attendant de disposer de logiciels équivalents à ROI-PAC, il est probable que nous ayons besoin de calculer ces LUT. La méthode employée consiste généralement à simuler une image d'intensité à partir d'un MNE géoréférencé et des paramètres du capteur. Le recalage de cette simulation sur la donnée réelle fournit ensuite la position des points du MNE dans l'image radar, et par conséquent la LUT recherchée.

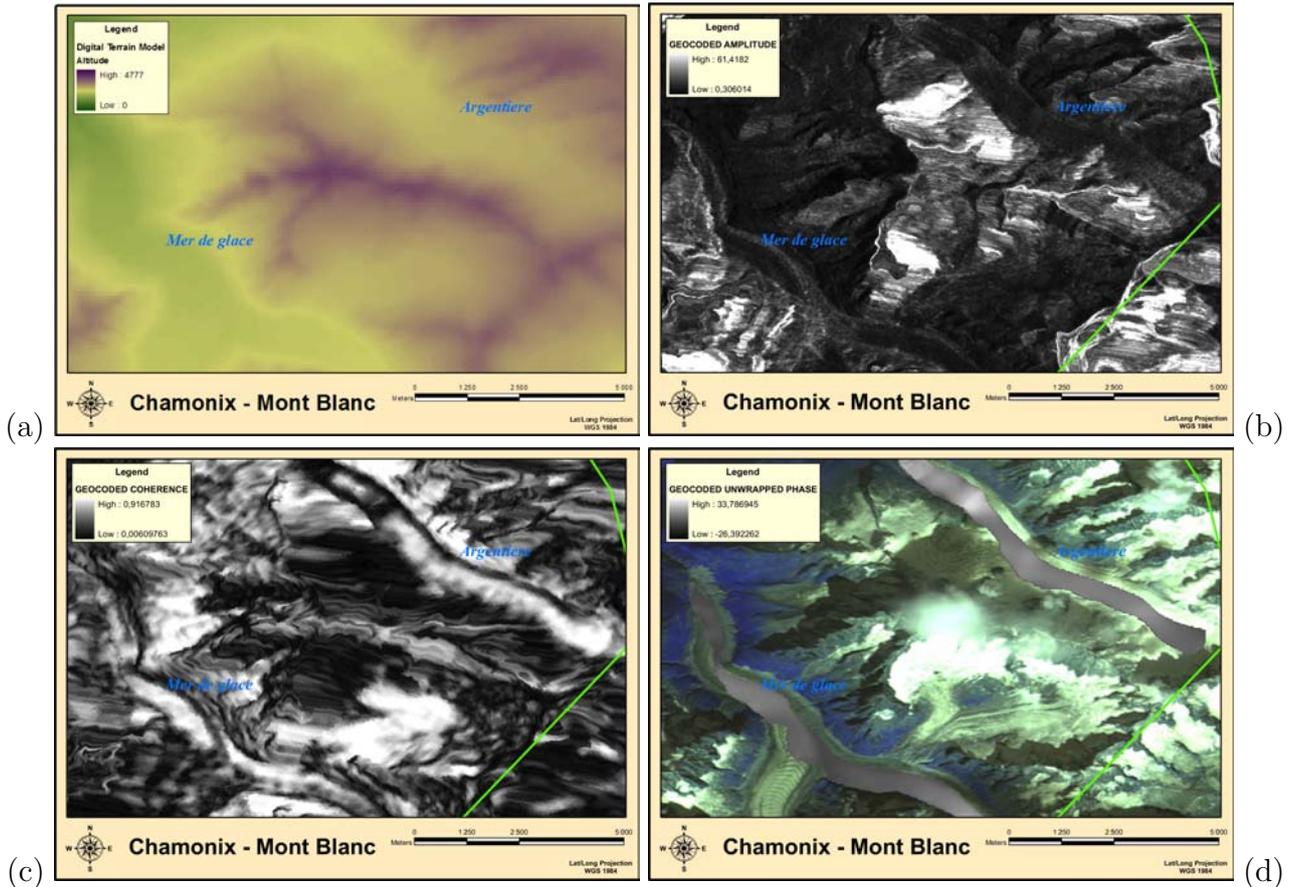


FIG. D.2 – Ortho-rectification des données tandem ERS 1/2 du 10-11 mars 1996, glaciers d’Argentière et Mer-de-Glace/Leschaux ; (a) : MNE ; (b)-(c) amplitude et cohérence ; (d) phase développée incrustée sur une image SPOT 2 multi-spectrale ortho-rectifiée.

D.3 Radar-rectification

Le troisième objectif, la radar-rectification de données géoréférencées, diffère peu du second car il consiste à construire une table inverse, donnant en chaque point de la géométrie RSO les coordonnées de son ou de ses antécédent(s) au sol. La gestion des antécédents multiples dans les zones de repliement nécessite de faire des choix lors du ré-échantillonnage d’une donnée géoréférencée en géométrie RSO (masque, valeur interpolée autour de la position médiane ou moyenne des interpolations...). Comme pour l’ortho-rectification, la table des positions au sol peut se calculer à l’aide d’une simulation d’intensité recalée sur la donnée réelle.

Pour atteindre ces trois objectifs, nous avons construit un outil maison modulaire [Julea et al., 2006b] qui comprend :

- la préparation des données géoréférencées : le MNE est échantillonné en coordonnées Lat/Long, avec une rotation et un pas calculés de manière à ce que les lignes du MNE correspondent aux lignes radar (l’axe distance),
- le calcul du masque des zones d’ombre et de repliement en géométrie sol, ligne par ligne,
- le calcul en géométrie sol du coefficient de rétrodiffusion d’une surface homogène en fonc-

tion de l'angle γ entre la direction de visée \vec{l} et l'orientation de la surface donnée par sa normale \vec{n}_S [Buckley, 2000] :

$$I = \frac{\cos^2 \gamma}{\sqrt{1 - \cos^2 \gamma}} \quad \text{avec} \quad \cos \gamma = -\vec{l} \cdot \vec{n}_S \quad (\text{D.1})$$

- la simulation de l'intensité en géométrie radar par projection des intervalles formés par les pixels au sol sur l'axe distance du radar. Cet axe est échantillonné en fonction du pas en distance des données simulées. Les intensités contribuant à une cellule de résolution en distance sont sommées avec une pondération en sinus cardinal.
- le recalage d'une intensité simulée sur une donnée réelle. Selon la précision des paramètres utilisés pour modéliser la géométrie radar, le recalage par une translation (obtenue en maximisant la corrélation) n'est correcte que sur des fenêtres de petites tailles (typiquement 128×128 pour des données ERS 5×1). Sur les zones de montagne où l'intensité RSO est fortement dominées par le relief, il est possible de calculer à l'aide de plusieurs fenêtres élémentaires les paramètres d'une correction de type RST (*Rotation Scale Translation*) qui permet de finaliser le recalage, ou bien d'affiner les paramètres initiaux (pas en azimuth, angle de rotation initial) pour effectuer une seconde simulation plus proche de la donnée réelle. La qualité des résultats est évaluée manuellement (superposition des zones de forte intensité) et numériquement par le niveau de corrélation (supérieure à 0.5 pour des images couvrant $20 \times 20 \text{ km}^2$).

Les résultats de ces travaux permettent d'une part de simuler les aspects géométriques de futures données RSO satellitaires ou aéroportées (cf. figure 6.5) et d'autre part de projeter dans la géométrie des données radar des informations utiles à leur interprétation (altitude, couverture du glacier visible dans les données optiques...). La figure D.3 illustre les intensités réelles et simulées d'images ERS descendantes sur les glaciers étudiés et la mise en géométrie radar d'une ortho-photo.

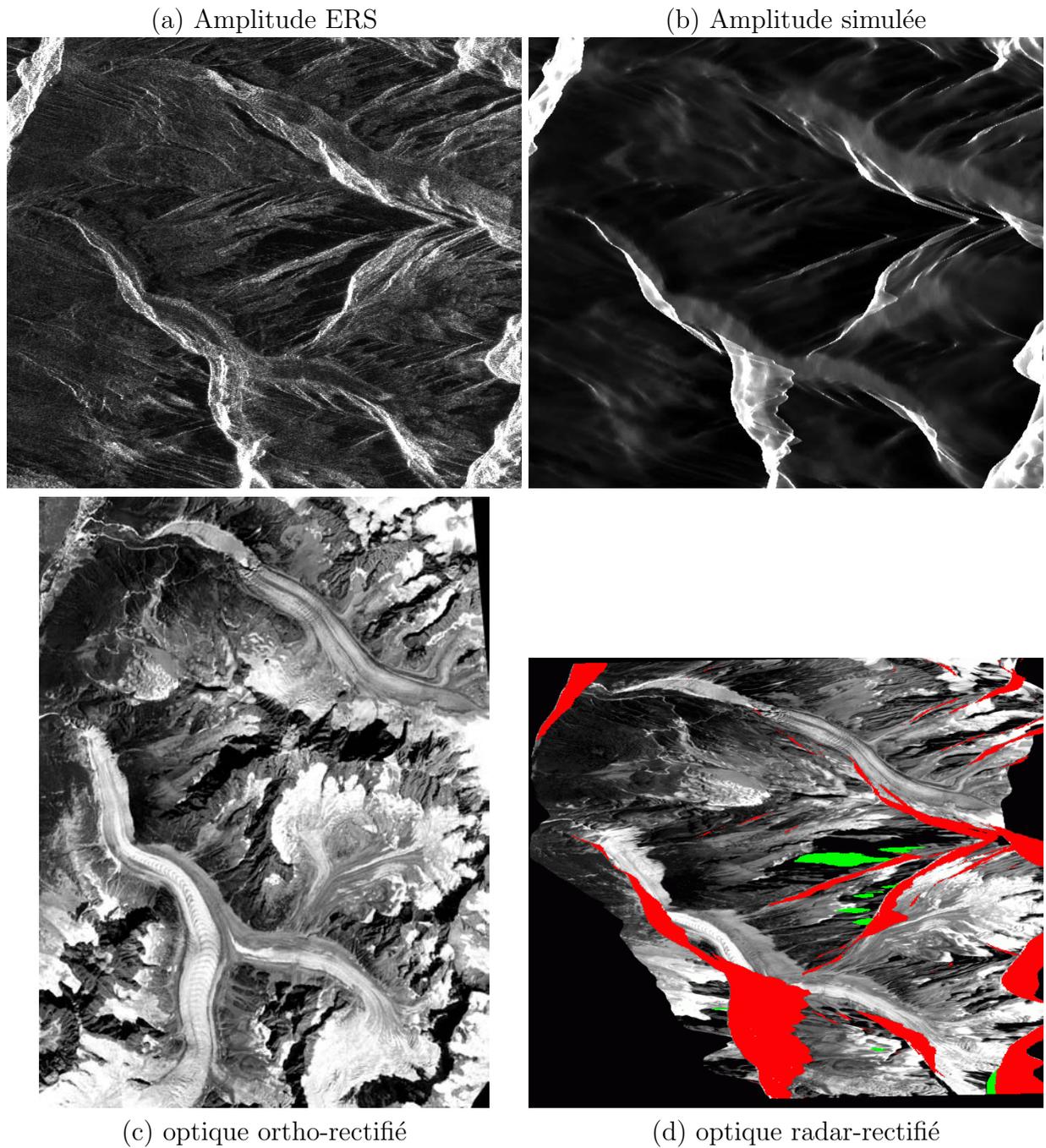


FIG. D.3 – Radar-rectification d'une image optique sur une image ERS ;
(a) Intensité ERS-1 5×1 , 10 mars 1996, glaciers d'Argentière et Mer-de-Glace/Leschaux ;
(b) Intensité simulée à partir d'un MNE DTED-1 (approximativement 90m) ;
(c) Image optique en géométrie Lat/Long tournée de 9.5° parallèlement à la trace d'une donnée ERS descendante ;
(d) Image optique radar-rectifiée sur la donnée ERS, avec masquage des parties en foldover (en rouge) et dans l'ombre radar (en vert).

Annexe E

Acronymes et notations

Acronymes

2D–AF : *2 Dimensional Adaptive Filter* - Filtre adaptatif 2D

3D–ANF : *3 Dimensional Adaptive Neighborhood Filter* - Filtre à voisinage adaptatif 3D

ALOS : satellite japonais doté d'un capteur RSO en bande L, pleinement polarimétrique, lancé en janvier 2006

ACI : Action Concertée Incitative - financement de projet regroupant plusieurs laboratoires

ASI : Agence Spatiale Italienne

CFAR (détecteur) : *Constant False Alarm Rate* - Taux de fausse alarme constant

CNES : Centre Nationale d'Etude Spatiale

COR (courbes) : Caractéristiques Opérationnelles du Récepteur

COSMO-SkyMed (CSK) : *Constellation Of small Satellites for Mediterranean basin Observation*, programme de l'ASI prévoyant la mise en orbite progressive (2006-2008) de 4 satellites radar bande X haute résolution avec notamment 2 couvertures annuelles en mode tandem interférométrique

DCT : (*Discrete Cosinus Transform*) - Transformée cosinus discrète

ddp : densité de probabilité

D-InSAR : *Differential Interferometric Synthetic Aperture Radar* - Interférométrie RSO différentielle

DIAPASON : *Differential Interferometric Automated Process Applied to Survey Of Natured* - Logiciel d'interférométrie différentielle

DGA : Délégation Générale pour l'Armement

DLR : *Deutsh Forschungsanstalt für Luft- und Raumfahrt* - Agence aérospatiale allemande

ENST - TSI : Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications - Département "Traitement du Signal et des Images"

ENVISAT : *ENVIronement SATellite* - satellite de l'ESA lancé en 2002 doté d'un capteur RSO

multi-polarisations en bande C

ERS-1/2 : *European Remote Sensing* - satellites de l'ESA dotés d'un capteur RSO en bande C mono-polarisation (VV), lancés en 1991 (ERS-1) et 1995 (ERS-2) sur des orbites permettant l'acquisition de couples interférométriques à 1 jour (données tandem).

ESA : *European Space Agency* - Agence spatiale européenne

E-SAR : *Experimental SAR* - Système RSO aéroporté du DLR permettant l'acquisition de données polarimétriques interférométriques multi-bandes (X, C, L et P)

FCM : *Fuzzy C-Means* - C-Moyennes flou (algorithme de classification automatique)

GdR ISIS : Groupement de Recherche en Information Signal Image et viSion (<http://gdr-isis.org>)

GPR : *Ground Penetrating Radar* - Radar de pénétration au sol destiné à des observations sub-surface

GPS : *Global Positioning System* - Système de positionnement global permettant de mesurer la position de points avec une précision centimétrique en mode différentiel

HR : haute résolution

IDAN : *Intensity Driven Adaptive Neighborhood* - voisinage adaptatif guidé par l'intensité (filtrage de données RSO multi-composantes)

IFG : Institut Francilien de Géosciences (Université de Marne-la-Vallée)

INPG - LIS : Institut National Polytechnique de Grenoble - Laboratoire des Images et des Signaux

INSA - MAP-PAGE : Institut National des Sciences Appliquées - Equipe MAP-PAGE "Photogrammétrie Architecturale et GEomatique"

InSAR : interférométrie radar à synthèse d'ouverture

LAMII : Laboratoire d'Automatique et de MicroInformatique Industrielle (Université de Savoie)

LGGE : Laboratoire de Glaciologie et de Géophysique de l'Environnement

LISTIC : Laboratoire d'Informatique, Systèmes, Traitement de l'Information et de la Connaissance (Université de Savoie)

LLMMSE (estimateur) : *Locally Linear Minimum Mean Square Error* - localement linéaire à erreur quadratique moyenne minimum.

LOS : *Line Of Site* - ligne de visée radar

LUT : *Look Up Table* - table de correspondance

MAP : Maximum A Posteriori

MEGATOR : Mesure de l'Evolution des Glaciers Alpains par Télédétection Optique et Radar - projet soutenu par une ACI masse de données

MHR : *Maximum Homogeneous Region* - Région homogène maximale (filtrage de données RSO)

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

MNE : Modèle Numérique d'Élévation

- MTCD : *Multi-Temporal Change Detector* - Détecteur de changements multi-temporel
- MTED : *Multi-Temporal Edge Detector* - Détecteur de contours multi-temporel
- MTGLR : *Multi-Temporal Generalized Likelihood ratio* - Rapport de vraisemblance généralisé multi-temporel
- MV (estimateur) : maximum de vraisemblance
- ONERA : Office Nationale d'Etudes et de Recherches Aérospatiales
- ORFEO : *Optical and Radar Federated Earth Observation* - programme conjoint CNES - ASI dont l'objectif est le déploiement et l'exploitation des données d'une flotte de petits satellites d'observation radar (CSK) et optique (PLEIADE-HR).
- PLEIADE-HR : programme du CNES de satellites d'observation optique de résolution métrique (horizon 2008)
- PNTS : Programme National pour la Télé-détection Spatiale (CNRS-INSU)
- Pol-InSAR : polarimétrie-interférométrie radar à synthèse d'ouverture
- PolSAR : polarimétrie radar à synthèse d'ouverture
- PRI : *Precision Image* - format de données ERS (amplitude 3 vues échantillonnée à 12.5 m)
- RADARSAT-2 : satellite canadien doté d'un capteur RSO en bande C, pleinement polarimétrique, lancement prévu fin 2006
- RAMSES : Radar Aéroporté Multi-spectral d'Etude des Signatures (système de l'ONERA)
- ROI-PAC : *Repeated Orbit Interferometry Package* - Logiciel d'interférométrie différentielle
- RSO - SAR : Radar à Synthèse d'Ouverture - Synthetic Aperture Radar
- SLC : *Single Look Complex* - données RSO au format complexe mono-vue
- SRTM : *Schuttle Radar Topographic Mission* - Mission de la navette spatiale qui a permis d'obtenir un MNE "mondiale" par interférométrie radar
- SVM : *Support Vector Machine* - Machine à Vecteurs de Support (classification supervisée)
- SYTER : SYNthèse TEMporelle Radar
- TCMF : *Texture Compensation Multi-channel Filter* - Filtre multi-canal à compensation de texture
- TerraSAR-X : satellite allemand doté d'un capteur RSO en bande X, multi-polarisations (pleinement polarimétrique en mode expérimental), lancement prévu fin 2006
- TSF : *Time-Space Filter* - Filtre Temps-Espace

Notations mathématiques

z^* : conjugué du nombre z

$[.]^T$: transposée de la matrice $[.]$

$[.]^\dagger$: transposée conjuguée de la matrice $[.]$

$\langle \dots \rangle$: espérance mathématique

A : anisotropie - paramètre polarimétrique issu de la décomposition de Cloude et Pottier, Eq. (A.6)

α : angle α - paramètre polarimétrique issu de la décomposition de Cloude et Pottier, Eq. (A.7)

$\arg(z)$: argument du nombre complexe z

$[C]$ (polarimétrie) : matrice de covariance du vecteur de rétrodiffusion $[h]$ dans la base lexicographique

C_I : coefficient de variation de l'intensité

\vec{d}_m : vecteur unitaire tangent à la surface orienté dans la direction de plus grande pente

ϕ : phase interférométrique, Eq. (3.1) - $\hat{\phi}$: estimateur, Eq. (3.3)

H : entropie - paramètre polarimétrique issu de la décomposition de Cloude et Pottier, Eq. (A.5)

$[h]$ (polarimétrie) : vecteur de rétrodiffusion dans la base lexicographique

$[k]$ (polarimétrie) : vecteur de rétrodiffusion dans la base de Pauli

I : intensité de l'image

L : nombre d'échantillons moyennés pour une estimation (cohérence...)

L_{eq} : nombre de vues équivalent

μ_I : moyenne de l'image d'intensité

N_a : nombre d'attributs

N_c : nombre de classes

\vec{n}_S : vecteur unitaire normal à une surface

P_D, P_{FA} : Probabilité de détection, probabilité de fausse alarme

r, r' : ratio des moyennes locales entre deux sous-fenêtres (détection de contours), $r' = 1 - r$

r_s : ratio entre intensité initiale et intensité filtrée (image de speckle)

r_t, r'_t : ratio des moyennes locales entre deux images (détection de changements), $r'_t = 1 - r_t$

r_{MTCDD} : min des ratio r_t dans une série multi-temporelle (Multi-Temporal Change Detector)

ρ_{MTED} : module du détecteur de contour multi-temporel (Multi-Temporal Edge Detector)

ρ : cohérence interférométrique, Eq. (3.1) - $\hat{\rho}$: estimateur, Eq. (3.2)

σ_I : écart type de l'image d'intensité

$[T]$ ($[T_6]$) : matrice de cohérence polarimétrique 3×3 (polarimétrique interférométrique 6×6) - covariance des vecteurs de rétrodiffusion $[k]$ exprimés dans la base de Pauli

v_{LOS} : projection sur l'axe de visée radar de la vitesse

\vec{v}_{3D} : vitesse 3D reconstruite à partir de v_{LOS} sous certaines hypothèses

Bibliographie

- [Abdelfattah and Nicolas, 2006] Abdelfattah, R. and Nicolas, J. (2006). Interferometric SAR coherence magnitude estimation using second kind statistics. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 44(7) :1942–1953. [64](#)
- [Alberga, 2004] Alberga, V. (2004). *Comparison of polarimetric methods in image classification and SAR interferometry applications*. PhD thesis, Institut fur Hochfrequenztechnik und Radarsysteme Oberpfaffenhofen. [38](#)
- [Arsenault and Levesque, 1984] Arsenault, H. H. and Levesque, M. (1984). Combined homomorphic and local-statistics processing for restoration of images degraded by signal-dependent noise. *Applied Optics*, 23 :845–850. [47](#)
- [A.Zebker and Villasenor, 1992] A.Zebker, H. and Villasenor, J. (1992). Decorrelation in interferometric radar echoes. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 30(5) :950–959. [60](#)
- [Berthier, 2005] Berthier, E. (2005). *Dynamique et bilan de masse des glaciers de montagne (Alpes, Islande, Himalaya)*. *Contribution de l'imagerie satellitaire*. PhD thesis, Université Paul Sabatier. [128](#), [137](#)
- [Bezdek, 1980] Bezdek, J. (1980). A convergence theorem of the fuzzy isodata clustering algorithms. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-2 :1–8. [105](#)
- [Bloch, 1996] Bloch, I. (1996). Information combination operators for data fusion : a comparative review with classification. *IEEE Trans. on Systems Man and Cybernetics–Part A : Systems and Humans*, 26(1) :52–67. [153](#)
- [Boerner et al., 1998] Boerner, W., Mott, H., Luneburg, E., Livingstone, C., Brisco, B., Brown, R. J., Paterson, J. S., with contributions by, Cloude, S., Krogager, E., Lee, J. S., Schuler, D. L., van Zyl, J. J., Randall, D., Budkewitsch, P., and Pottier, E. (1998). *Manual of Remote Sensing : Principles and Applications of Imaging Radar ; Chap. 5 : Polarimetry in Radar Remote Sensing : Basic and Applied Concepts*, volume 3, pages 271–356. John Wiley and Sons, Inc. [64](#)
- [Bousquet et al., 2004] Bousquet, L., Gay, M., Legresy, B., Vasile, G., and Trouvé, E. (2004). Velocities field of mountain glacier obtained by synthetic aperture radar interferometry. In *IGARSS 04*, volume II, pages 1132–1135, Anchorage USA. [117](#)
- [Bovik, 1988] Bovik, A. C. (1988). On detecting edges in speckle imagery. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 36(10) :1618–1627. [84](#)
- [Bruniquel, 1996] Bruniquel, J. (1996). *Contribution de données multi-temporelles à l'amélioration radiométrique et à l'utilisation d'images de radar à synthèse d'ouverture*. PhD thesis, Université Paul Sabatier (Toulouse). [38](#), [45](#)
- [Bruniquel and Lopès, 1994] Bruniquel, J. and Lopès, A. (1994). 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. [45](#)
- [Bruniquel and Lopès, 1997] Bruniquel, J. and Lopès, A. (1997). Multi-variate optimal speckle reduction in SAR imagery. *Int. J. Remote Sensing*, 18(3) :603–627. [44](#), [45](#)
- [Bruzzone et al., 2003] Bruzzone, L., Marconcini, M., Wegmuller, U., and Wiesmann, A. (2003). An advanced system for automatic classification of multitemporal SAR images. In *Proc. of 2nd Intl. Workshop on the Analysis of Multitemporal Remote Sensing Images, MultiTemp 2003*, page to appear, Ispra, Italy. [91](#)
- [Bruzzone et al., 2004] Bruzzone, L., Marconcini, M., Wegmuller, U., and Wiesmann, A. (2004). An advanced system for the automatic classification of multitemporal SAR images. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 42(6) :1321–1334. [44](#), [61](#), [98](#)

- [Bruzzone and Prieto, 2000] Bruzzone, L. and Prieto, D. (2000). Automatic analysis of the difference image for unsupervised change detection. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 38(3) :1171–1182. 98
- [Bruzzone and Prieto, 2002] Bruzzone, L. and Prieto, D. F. (2002). An adaptive semiparametric and context-based approach to unsupervised change detection in multitemporal remote-sensing images. *IEEE Trans. Image Processing*, 11(4) :452–460. 98
- [Bruzzone and Serpico, 1997] Bruzzone, L. and Serpico, S. B. (1997). An iterative technique for the detection of land-cover transitions in multitemporal remote-sensing images. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 35(4) :858–867. 98
- [Buckley, 2000] Buckley, S. (2000). ROLPAC Documentation - Repeat Orbit Interferometry Package. abridged version of chapter 3 of PhD thesis. 158
- [Bujor, 2004] Bujor, F. (2004). *Extraction-fusion d'informations en imagerie radar multi-temporelle*. PhD thesis, Université de Savoie / Université Polytechnique de Bucarest. 41, 97, 100
- [Bujor et al., 2004] Bujor, F., Trouvé, E., Valet, L., Nicolas, J.-M., and Rudant, J.-P. (2004). Application of log-cumulants to the detection of spatiotemporal discontinuities in multitemporal SAR images. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 42(10) :2073–2084. 83, 94, 98, 105
- [Bujor et al., 2001] Bujor, F., Valet, L., Trouvé, E., Mauris, G., and Bolon, P. (2001). Détection de changements dans les images RSO par fusion floue interactive d'informations. In EDITION, C., editor, *LFA '2001, Mons, Belgique*, pages 171–178. 98
- [Bujor et al., 2002] Bujor, F., Valet, L., Trouvé, E., Mauris, G., and Bolon, P. (2002). An interactive fuzzy fusion system applied to change detection in SAR images. In *FUZZIEEE'2002, Honolulu, USA*, pages 932–937. 98
- [Bujor et al., 2003] Bujor, F. T., Nicolas, J.-M., Trouvé, E., Valet, L., Bolon, P., and Rudant, J.-P. (2003). Feature detection in multi-temporal sar images. In *Proc. of 2nd Intl. Workshop on the Analysis of Multitemporal Remote Sensing Images, MultiTemp 2003*, pages 30–37, European Commission Joint Research Centre, Ispra, Italy. 86
- [Cameron and Leung, 1990] Cameron, W. and Leung, L. (1990). Feature motivated polarization scattering matrix decomposition. In *IEEE Int. Radar Conf., Arlington, USA*, pages 549–557. 65
- [Carincotte, 2005] Carincotte, C. (2005). *Segmentation non supervisée d'images par chaîne de Markov floue - Application à la détection de changements multi-dates*. PhD thesis, Université d'Aix-Marseille 3. 38
- [Chaabane, 2004] Chaabane, F. (2004). *Suivi multitemporel en interférométrie radar et prise en compte des effets atmosphériques*. PhD thesis, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications - Paris. 38, 61, 63
- [Chambenoit, 2004] Chambenoit, Y. (2004). *Approches interactives pour l'analyse des images RSO multi-temporelles*. PhD thesis, Université de Marne-la-Vallée. 41, 50, 56
- [Chambenoit et al., 2004] Chambenoit, Y., Trouvé, E., Classeau, N., Rudant, J.-P., and Bolon, P. (2004). Different fusion strategies to detect geographical objects by active contours in multi-temporal SAR images. In *IEEE Int. Geoscience And Remote Sensing Symposium (IGARSS 04)*, volume I, pages 97–100, Anchorage, USA. 111
- [Chanussot et al., 1999] Chanussot, J., Mauris, G., and Lambert, P. (1999). Fuzzy fusion techniques for linear features detection in multi-temporal SAR images. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 37(3) :1292–1305. 98
- [Chust et al., 2000] Chust, G., Ducrot, D., Bruniquel, J., and Petrus, J. (2000). Capabilities of ERS sensor for mediterranean vegetation detection using multitemporal data. In F. Posa, L. G., editor, *Proc. EOS/SPIE on SAR Image Analysis, Modeling and Techniques III*, volume 4173, pages 291–302. SPIE. 45
- [Ciuc, 2002] Ciuc, M. (2002). *Traitement d'images multi-composantes : application à l'imagerie couleur et radar*. PhD thesis, Université de Savoie / Université Polytechnique de Bucarest. 41, 46, 71
- [Ciuc et al., 2001] Ciuc, M., Bolon, P., Trouvé, E., Buzuloiu, V., and Rudant, J. (2001). Adaptive-neighborhood speckle removal in multitemporal SAR images. *Applied Optics*, 40(32) :5954–5966. 44, 46
- [Classeau, 2001] Classeau, N. (2001). *Apports de l'imagerie satellitaire radar à des études environnementales : exemples en guyane française*. PhD thesis, Université de Marne-la-Vallée. 43
- [Classeau et al., 1999] Classeau, N., Rudant, J., Trebossen, H., Jeanne, I., and Guillope, P. (1999). 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. 55, 109

- [Cloude and Papathanassiou, 1998] Cloude, S. and Papathanassiou, K. (1998). Polarimetric SAR interferometry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(5) :1551–1565. **68**
- [Cloude and Pottier, 1996] Cloude, S. and Pottier, E. (1996). A review of target decomposition theorems in radar polarimetry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34(2) :498–518. **64, 66, 111, 143**
- [Cloude and Pottier, 1997] Cloude, S. and Pottier, E. (1997). An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(1) :68–78. **66, 144, 145**
- [Coltuc, 1999] Coltuc, D. (1999). Le filtrage des images radar dans l’espace transformé. Technical Report RI 99-02, LAMII-Université de Savoie. **41**
- [Coltuc et al., 2001] Coltuc, D., Trouvé, E., and Bolon, P. (2001). Bias correction and speckle reduction in time-space filtering of multi-temporal SAR images. In *Proc. of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS '01, Sydney, Australia*, volume VI, pages 2625–2627. **44, 48**
- [Coltuc et al., 2000] Coltuc, D., Trouvé, E., Bujor, F., Classeau, N., and Rudant, J. (2000). Time-space filtering of multitemporal SAR images. In *Proc. of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS '00, Honolulu, USA*, volume 7, pages 2909–2911. **44, 47**
- [Coppin et al., 2001] Coppin, P., Jonckheere, I., Muys, B., and Lambin, E. (2001). Digital change detection methods in natural ecosystem monitoring : A review. In *Proc. of 1st Intl. Workshop on the Analysis of Multitemporal Remote Sensing Images, MultiTemp 2001*, pages 3–36, Trento, Italy. **37**
- [Datcu et al., 1998] Datcu, M., Seidel, K., and Walessa, M. (1998). Spatial information retrieval from remote sensing images. part I : Information theoretical perspectives. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 36(5) :1431–1445. **45**
- [Delacourt, 2005] Delacourt, C. (2005). Flux de matière à la surface des planètes : Mesures et conséquences géodynamiques. Habilitation à Diriger des Recherches - Université Claude Bernard - Lyon 1. **117**
- [DFC,] DFC. IEEE Geoscience and Remote Sensing Society, Data Fusion Committee. <http://dfc-grss-ieee.org>. **97**
- [Doin et al., 2005] Doin, M., Cavalie, O., Lasserre, C., and Briole, P. (2005). Ground Motion Measurement in the Lake Mead Area (Nevada, USA), by Temporal Analysis of Multiple Interferograms. *AGU Fall Meeting Abstracts*, pages A6+. **37**
- [Dubois and Prade, 1988] Dubois, D. and Prade, H. (1988). *Théories des possibilités*. Masson, Paris. **98**
- [Dubois-Fernandez et al., 2003] Dubois-Fernandez, P., Dupuis, X., Garestier, F., and Paillou, P. (2003). Using Pol-InSAR at X-band : preliminary observations. In *POLINSAR 2003 Workshop, Frascati, Italy*, page CDROM. **60**
- [Dupont, 1997] Dupont, S. (1997). *Génération de modèle numérique de terrain par interférométrie ROS*. PhD thesis, Université de Nice Sophia-Antipolis. **38**
- [Eineder, 2003] Eineder, M. (2003). Efficient simulation of SAR interferograms of large areas and of rugged terrain. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 41(6) :1415–1427. **155**
- [Ferretti et al., 2001] Ferretti, A., Prati, C., and Rocca, F. (2001). Permanent scatterers in SAR interferometry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(1) :8–20. **37**
- [Ferro-Famil et al., 2001] Ferro-Famil, L., Pottier, E., and Lee, J. (2001). Unsupervised classification of multi-frequency and fully polarimetric SAR images based on the H/A/Alpha-Wishart classifier. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(11) :2332–2342. **145**
- [Ferro-Famil et al., 2005] Ferro-Famil, L., Pottier, E., Skriver, H., Lumsdon, P., Moshammer, R., and Papathanassiou, K. (2005). Forest mapping and classification using L-band POLINSAR data. In *POLINSAR 2005 Workshop, Frascati, Italy*, page CDROM. **70, 145**
- [Fjortoft, 1999] Fjortoft, R. (1999). *Segmentation d’images radar par détection de contours*. PhD thesis, EN-SEEIHT. **38**
- [Fjortoft et al., 1998] Fjortoft, R., Lopes, A., Marthon, P., and Cubero-Castan, E. (1998). An optimal multi-edge detector for SAR image segmentation. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 36(3) :793–802. **84**
- [Forster et al., 2003] Forster, R., Jezek, K., Koenig, L., and Deeb, E. (2003). Measurement of glacier geophysical properties from InSAR wrapped phase. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(11) :2595–2604. **127**

- [Freeman and Durden, 1998] Freeman, A. and Durden, S. (1998). A three-component scattering model for polarimetric SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(3) :963–973. **66**
- [Fruneau, 1995] Fruneau, B. (1995). *Interférométrie différentielle d'images SAR. Application au glissement de la Clapière*. PhD thesis, Université Paris 7. **38**
- [Fung, 1990] Fung, T. (1990). An assesement of TM imagery for land-cover change detection. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 28(4) :681–684. **98**
- [Galichet, 2001] Galichet, S. (2001). Contrôle flou : de l'interpolation numérique au codage de l'expertise. Habilitation à diriger des recherches, Université de Savoie. **99, 151**
- [Garzelli et al., 2004] Garzelli, A., Nencini, F., Alparone, L., Aiazzi, B., and Baronti, S. (2004). Pan-sharpening of multispectral images : A critical review and comparison. In *Proc. of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS '04, Anchorage, USA*, volume 1, pages 84–87. **59**
- [Gatelli et al., 1994] Gatelli, F., Guarnieri, A. M., Parizzi, F., Pasquali, P., Prati, C., and Rocca, F. (1994). The wavenumber shift in SAR interferometry. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 32(4) :855–865. **61, 117**
- [Germain, 1999] Germain, . (1999). *Segmentation d'images radar : caractérisation des détecteurs de bords et apport des contours actifs statistiques*. PhD thesis, Université d'Aix-Marseille. **38**
- [Germain and Réfrégier, 2000] Germain, . and Réfrégier, P. (2000). On the bias of the likelihood ratio edge detector for SAR images. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 38(3) :1455–1457. **84**
- [Ghiglia and Romero, 1994] Ghiglia, D. C. and Romero, L. A. (1994). Robust two-dimensional weighted and unweighted phase unwrapping that uses fast transforms and iterative methods. *J. Opt. Soc. Am. A*, 11(1) :107–117. **126**
- [Goldstein et al., 1993] Goldstein, R. M., Engelhardt, H., Kamb, B., and Frolich, R. M. (1993). Satellite radar interferometry for monitoring ice sheet motion : Application to an Antarctic ice stream. *Science*, 262 :1525–1530. **114**
- [Goldstein et al., 1988] Goldstein, R. M., Zebker, H. A., and Werner, C. L. (1988). Satellite radar interferometry : Two-dimensional phase unwrapping. *Radio Science*, 23(4) :713–720. **126**
- [Gray et al., 2001] Gray, A., Short, N., Mattar, K., and Jezek, K. (2001). Velocities and ice flux of the Filchner Ice Shelf and its tributaries determined from speckle tracking interferometry. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 27(3) :193–206. **133**
- [Guarnieri and Prati, 1997] Guarnieri, A. and Prati, C. (1997). SAR interferometry : a quick and dirty coherence estimator for data browsing. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 35(3) :660–669. **72**
- [Guillaso, 2003] Guillaso, S. (2003). *Complémentarité polarimétrie / Interférométrie pour la détection et la caractérisation de cibles*. PhD thesis, Université de Rennes 1. **38**
- [Hagg and Sties, 1994] Hagg, W. and Sties, M. (1994). Efficient speckle filtering of SAR images. In *Proc. of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS '94, Pasadena, USA*, pages 2140–2142. **46**
- [Hajnsek and Cloude, 2005] Hajnsek, I. and Cloude, S. (2005). Differential extinction estimation over agricultural vegetation from POL-INSAR. In *POLINSAR 2005 Workshop, Frascati, Italy*, page CDROM. **67**
- [Hajnsek et al., 2003] Hajnsek, I., Pottier, E., and Cloude, S. (2003). Inversion of surface parameters from polarimetric SAR. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 41(4) :727–744. **66**
- [Henry, 2003] Henry, C. (2003). *Détection de points brillants par corrélation complexe entre sous-vues d'une image RSO spatiale*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, Toulouse, France. **38**
- [Hillion and Boucher, 1988] Hillion, A. and Boucher, J.-M. (1988). A new non linear filtering algorithm with application to radar images. *Proc. RADAR-88*, pages 177–181. **47**
- [Huynen, 1965] Huynen, J. (1965). Measurement of the target scattering matrix. *Proc. IEEE*, 53 :936–946. **66**
- [Inglada, 2001] Inglada, J. (2001). Etat de l'art en détection de changements sur les images de télédétection. Note technique, CNES. **89, 98**
- [Inglada, 2006] Inglada, J. (2006). Programme d'accompagnement ORFEO, plan de travail du volet méthodologique. Note technique, CNES. **97, 113**
- [Joughin et al., 1998] Joughin, I., Kwok, R., and Fahnestock, M. (1998). Interferometric estimation of three-dimensional ice-flow using ascending and descending passes. *IEEE Trans. Geosc. Remote Sensing*, 36(1) :25–37. **114, 126, 128**

- [Julea et al., 2006a] Julea, A., Méger, N., and Trouvé, E. (2006a). Sequential patterns extraction in multitemporal satellite images. In *17th European Conference on Machine Learning and 10th European Conference on Principles and Practice of Knowledge Discovery (ECML/PKDD 2006)*, page to appear, Berlin, Germany. **111**
- [Julea et al., 2006b] Julea, A., Vasile, G., Petillot, I., Trouvé, E., Nicolas, J., Gay, M., and Bolon, P. (2006b). Simulation of SAR images and radar coding of georeferenced information for temperate glacier monitoring. In *Optimization of Electrical and Electronic Equipments, OPTIM '06, Brasov, Romania*, volume 4, pages 175–180. **116, 157**
- [Kääb et al., 2005] Kääb, A., Huggel, C., Fischer, L., Guex, S., Paul, F., Roer, I., Salzmann, N., Schläefli, S., Schmutz, K., Schneider, D., Strozzi, T., and Weidmann, Y. (2005). Remote sensing of glacier- and permafrost-related hazards in high mountains : an overview. *Natural Hazards and Earth System Science*, 5 :527–554. **133**
- [Kersten et al., 2005] Kersten, P., Lee, J.-S., and Ainsworth, T. (2005). Unsupervised classification of polarimetric synthetic aperture radar images using fuzzy clustering and EM clustering. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 43(3) :519–527. **145**
- [Krieger et al., 2005] Krieger, G., Papathanassiou, K., and Cloude, S. (2005). Spaceborne polarimetric SAR interferometry : Performance analysis and mission concepts. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 20 :3272–3292. **67, 82**
- [Krogager, 1990] Krogager, E. (1990). New decomposition of the radar target scattering matrix. *Electron. Lett.*, 26(18) :1525–1527. **65**
- [Kuan et al., 1985] Kuan, D., Sawchuk, A., Strand, T., and Chavel, P. (1985). Adaptive noise smoothing filter for images with signal dependent noise. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 7(2) :165–177. **44**
- [Kurvonen et al., 1999] Kurvonen, L., Pulliainen, J., and Hallikainen, M. (1999). Retrieval of biomass in boreal forests from multitemporal ERS-1 and JERS-1 SAR images. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 37(1) :198–205. **44**
- [Kwok and Fahnestock, 1996] Kwok, R. and Fahnestock, M. A. (1996). Ice sheet motion and topography from radar interferometry. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 34(1) :189–200. **114**
- [Lambert, 2002] Lambert, P. (2002). Etudes méthodologiques du filtrage et de la segmentation d'images multicomposantes. Habilitation à diriger des recherches, Université de Savoie. **44**
- [Laur, 1989] Laur, H. (1989). *Analyse d'images radar en télédétection, discriminateurs radiométriques et texturaux*. PhD thesis, Université Paul Sabatier de Toulouse. **38**
- [Le Hégarat-Masclé, 2005] Le Hégarat-Masclé, S. (2005). *Classification d'images de télédétection pour l'estimation et le suivi de paramètres géophysiques*. Habilitation à Diriger des Recherches, Université de Versailles Saint-Quentin-en-Yvelines. **99**
- [Lee, 1980] Lee, J.-S. (1980). Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-2(2) :165–168. **47**
- [Lee, 1981] Lee, J.-S. (1981). Refined filtering of image noise using local statistics. *Computer Graphics and Image Processing*, 15 :380–389. **44, 76**
- [Lee, 1983] Lee, J.-S. (1983). Digital noise smoothing and the sigma filter. *Computer Graphics and Image Processing*, 24 :255–269. **45, 73**
- [Lee et al., 2002] Lee, J.-S., Cloude, S. R., Papathanassiou, K., Grunes, M. R., Ainsworth, T., and D.L.Schuler (2002). Speckle filtering of polarimetric SAR interferometry data. In *Proc. of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS '02, Toronto, Canada*, pages 832–834. **82**
- [Lee et al., 2003] Lee, J.-S., Cloude, S. R., Papathanassiou, K., Grunes, M. R., and Woodhouse, I. H. (2003). Speckle filtering and coherence estimation of polarimetric SAR interferometry data for forest applications. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(10) :2254–2263. **67, 76, 80, 81**
- [Lee et al., 2005] Lee, J.-S., Grunes, M., Ainsworth, T., Hajnsek, I., Mette, T., and Papathanassiou, K. (2005). Forest classification based on L-band polarimetric and interferometric SAR data. In *POLINSAR 2005 Workshop, Frascati, Italy*, page CDROM. **70**
- [Lee et al., 1999] Lee, J.-S., Grunes, M., Ainsworth, T., Li-Jen, D., Schuler, D., and Cloude, S. (1999). Unsupervised classification using polarimetric decomposition and the complex Wishart classifier. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(5) :2249–2258. **145**

- [Lee et al., 1991] Lee, J.-S., Grunes, M. R., and Mango, S. A. (1991). Speckle reduction in multipolarization, multifrequency SAR imagery. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 29(4) :535–544. [45](#), [76](#)
- [Lee et al., 1992] Lee, J.-S., Hoppel, K., and Mango, S. A. (1992). Unsupervised estimation of speckle noise in radar images. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 4 :298–305. [50](#)
- [Lee et al., 1994] Lee, J.-S., Jurkevich, I., Dewaele, P., Wambacq, P., and Oosterlinck, A. (1994). Speckle filtering of synthetic aperture radar images : A review. *Remote Sensing Reviews*, 8 :313–340. [48](#)
- [Lin and Allebach, 1990] Lin, Q. and Allebach, J. P. (1990). 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. [45](#)
- [Lombardo and Oliver, 2001] Lombardo, P. and Oliver, C. J. (2001). Maximum likelihood approach to the detection of changes between multitemporal SAR images. *IEE-Proc. Radar, Sonar, Navig.*, 148(4) :200–210. [88](#)
- [Lombardo and Pellizzeri, 2002] Lombardo, P. and Pellizzeri, T. M. (2002). Maximum Likelihood signal processing techniques to detect a step pattern of change in multitemporal SAR images. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 40(4) :853–870. [89](#)
- [Lopès et al., 1993] Lopès, A., Nezry, E., Touzi, R., and Laur, H. (1993). Structure detection, and statistical adaptive filtering in SAR images. *Int. J. Remote Sensing*, 14(9) :1735–1758. [45](#), [84](#)
- [Lopez-Martinez et al., 2005] Lopez-Martinez, C., Pottier, E., and Cloude, S. (2005). Statistical assessment of eigenvector-based target decomposition theorems in radar polarimetry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(9) :2058–2074. [67](#)
- [Lyuboshenko and Maître, 1999] Lyuboshenko, I. and Maître, H. (1999). Phase unwrapping for interferometric synthetic aperture radar by use of Helmholtz equation eigenfunctions and the first Green’s identity. *J. Opt. Soc. Am. A*, 16(2) :1–18. [126](#)
- [Maître, 2001] Maître, H. (2001). *Traitement des images de radar à synthèse d’ouverture*. HERMES Science Publications. [38](#), [144](#)
- [Mascle, 1996] Mascle, S. (1996). *Classification non-supervisée d’images SAR polarimétrique*. PhD thesis, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications - Paris. [38](#)
- [Massonnet, 1997] Massonnet, D. (1997). Producing ground deformation maps automatically : the DIAPASON concept. In *Proc. of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS ’97, Singapore*, volume III, pages 1338–1340. [61](#), [117](#)
- [Massonnet, 2001] Massonnet, D. (2001). Capabilities and limitations of the interferometric cartwheel. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 39(3) :506–520. [60](#)
- [Massonnet and Feigl, 1998] Massonnet, D. and Feigl, K. (1998). Radar interferometry and its application to changes in the Earth’s surface. *Rev. Geophys.*, 36(4) :441–500. [37](#), [60](#)
- [Massonnet and Rabaute, 1993] Massonnet, D. and Rabaute, T. (1993). Radar interferometry : Limits and potentials. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 31(2) :445–464. [61](#)
- [Mattar et al., 1998] Mattar, K., Vachon, P., Geudtner, D., Gray, A., Cumming, I., and Brugman, M. (1998). Validation of alpine glacier velocity measurements using ERS tandem-mission SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(3) :974–984. [114](#), [126](#)
- [Mätzler and Wegmüller, 1987] Mätzler, C. and Wegmüller, U. (1987). Dielectric properties of fresh-water ice at microwave frequencies. *Physics. D : Applied Physics*, 20 :1623–1630. [128](#)
- [Mauris et al., 1996] Mauris, G., Benoit, E., and Foulloy, L. (1996). The aggregation of complementary information via fuzzy sensors. *Journal of the International Measurement Confederation*, 4 :235–249. [153](#)
- [Mette et al., 2003] Mette, T., Hajnsek, I., Papathanassiou, K., and Zimmerman, R. (2003). Forest biomass estimation using polarimetric SAR interferometry. In *POLINSAR 2003 Workshop, Frascati, Italy*, page CDROM. [67](#)
- [Michel and Rignot, 1999] Michel, R. and Rignot, E. (1999). Flow of glacier Moreno, Argentina, from repeat-pass shuttle imaging radar images : a comparison of the phase correlation method with radar interferometry. *Journal of Glaciology*, 45(149) :93–100. [133](#)
- [Mohr et al., 2003] Mohr, J. J., Reeh, N., and Madsen, S. N. (2003). Accuracy of three-dimensional glacier surface velocities derived from radar interferometry and ice-sounding radar measurements. *J. Glaciol.*, 49(165) :210–222. [128](#), [129](#)

- [Moisan et al., 1999] Moisan, Y., Bernier, M., and Dubois, J.-M. M. (1999). Détection des changements dans une série d'images ERS multitudes à l'aide de l'analyse en composantes indépendantes. *International Journal of Remote Sensing*, 20(6) :1149–1167. **98**
- [Moreira et al., 2004] Moreira, A., Krieger, G., Hajnsek, I., Hounam, D., Werner, M., Riegger, S., and Settlemyer, E. (2004). Tandem-x : a terrasar-x add-on satellite for single-pass sar interferometry. In *Proc. of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS'04, Anchorage, USA*, volume II, pages 1000–1003. **60**
- [Neumann et al., 2005] Neumann, M., Reigber, A., Guillaso, S., Jäger, M., and Hellwich, O. (2005). Polinsar data processing with RAT (Radar Tools). In *Proc. of PolInSAR'05, Frascati, Italy*, page CDROM, Frascati, Italy. **80, 81**
- [Nicolas, 2002] Nicolas, J. (2002). Introduction aux statistiques de deuxième espèce : applications des Log-moments et des Log-cumulants à l'analyse des lois d'images radar - Introduction to second kind statistics : application of Log-moments and Log-cumulants to SAR image distribution analysis. *Traitement du Signal*, 19(3) :139–167. **83, 90, 92, 147, 149**
- [Nicolas et al., 2001] Nicolas, J. M., Tupin, F., and Maître, H. (2001). Smoothing speckled SAR images by using maximum homogeneous region filters : an improved approach. In *Proc. of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS '01*, volume III, pages 1503–1505, Sydney, Australia. **46**
- [Nicolas et al., 2006] Nicolas, J.-M., Vasile, G., Gay, M., Tupin, F., and Trouvé, E. (2006). SAR processing in the temporal domain : application to direct interferogram generation and mountain glacier monitoring. *Canadian Journal of Remote Sensing*, pages to appear, accepted August 2006). **61, 115, 118**
- [Ogor, 1997] Ogor, B. (1997). *Etude comparative de méthodes de filtrage de speckle et de segmentation en imagerie radar à synthèse d'ouverture : application à la région des polders du Mont-St.-Michel*. PhD thesis, I. N. S. A. de Rennes. **38**
- [Oliver and Quegan, 1998] Oliver, C. and Quegan, S. (1998). *Understanding Synthetic Aperture Radar Images*. Artech House. **48, 50, 51**
- [Oliver et al., 1996] Oliver, C. J., Blacknell, D., and White, R. G. (1996). Optimum edge detection in SAR. In *IEE Proc. Radar Sonar and Navig.*, volume 143, pages 31–40. **84**
- [Oliver et al., 1995] Oliver, C. J., Connell, I. M., Blacknell, D., and White, R. G. (1995). Optimum edge detection in SAR images. In *Satellite Remote Sensing II EUROPTO (Paris)*, volume 2584, pages 152–163. **84**
- [Onana et al., 2003] Onana, V., Trouvé, E., Mauris, G., Rudant, J.-P., and Tonyé, E. (2003). Linear features extraction in rain forest context from interferometric SAR images by fusion of coherence and amplitude information. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 41(11) :2540–2556. **98**
- [Onana, 2001] Onana, V. P. (2001). *Système d'aide à l'extraction automatique d'informations géographiques dans les images radar à synthèse d'ouverture*. PhD thesis, Université de Marne-la-Vallée / Ecole Polytechnique de Yaoundé. **41**
- [Onana et al., 2004] Onana, V.-P., Trouvé, E., Mauris, G., Rudant, J.-P., and Tonyé, E. (2004). Detection of linear features in synthetic-aperture radar images by use of the localized radon transform and prior information. *Applied Optics*, 43(2) :264–273. **107**
- [Papathanassiou and Cloude, 2001] Papathanassiou, K. and Cloude, S. (2001). Single baseline polarimetric sar interferometry. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 39(11) :2352–2363. **67**
- [Paquerault, 1998] Paquerault, S. (1998). *Restitution du relief à partir d'images radar par radarclinométrie*. Thèse de doctorat, ENST 98E007, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications - Paris. **71**
- [Pauchet, 2001] Pauchet, H. (2001). Rapport de synthèse - filtrage de speckle. Technical Report Ref : R&T 2000, CNES/QTIS - SILOGIC, 78, Chemin des Sept Deniers - 31200 TOULOUSE FRANCE. **57**
- [Pohl and Genderen, 1998] Pohl, C. and Genderen, J. V. (1998). Multisensor image fusion in remote sensing : concepts, methods and applications. *International journal of remote sensing*, 19(5) :823–854. **97**
- [Quegan et al., 2000] Quegan, S., Toan, T. L., Yu, J., Ribbes, F., and Floury, N. (2000). Multitemporal ERS SAR analysis applied to forest mapping. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 38(2) :741–753. **37, 88**
- [Quegan and Yu, 2001] Quegan, S. and Yu, J. (2001). Filtering of multichannel SAR images. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 39(11) :2373–2379. **45**

- [Rabus and Fatland, 2000] Rabus, B. and Fatland, D. (2000). Comparison of SAR-interferometric and surveyed velocities on a mountain glacier : Black Rapids Glacier. *Journal of Glaciology*, 152(46) :119–128. [125](#), [128](#)
- [Reeh et al., 1999] Reeh, N., Madsen, S. N., and Mohr, J. J. (1999). Combining SAR interferometry and the equation of continuity to estimate the three-dimensional glacier surface-velocity vector. *J. Glaciol.*, 45(151) :533–538. [128](#)
- [Reeh et al., 2003] Reeh, N., Mohr, J. J., Madsen, S. N., Oerter, H., and Gundestrup, N. (2003). Three-dimensional surface velocities of Storstrommen glacier, Greenland, derived from radar interferometry and ice-sounding radar measurements. *J. Glaciol.*, 49(165) :201–209. [128](#)
- [Rignot and van Zyl, 1993] Rignot, E. and van Zyl, J. (1993). Change detection techniques for ERS-1 SAR data. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 31(4) :896–906. [86](#)
- [Rosen et al., 2004] Rosen, P., Hensley, S., Peltzer, G., and Simons, M. (2004). Updated repeat orbit interferometry package released. *The Earth Observation System, Transactions, American Geophysical Union, Electronic Supplement*, <http://www.agu.org>, 85(5). [61](#), [117](#)
- [Scheiber et al., 1999] Scheiber, R., Reigber, A., Ulbricht, A., Papathanassiou, K. P., Horn, R., Buckreuss, S., and Moreira, A. (1999). Overview of interferometric data acquisition and processing modes of the experimental airborne sar system of dlr. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '99, Hamburg, Germany*, volume I, pages 35–37. [60](#)
- [Schneider et al., 2006] Schneider, R., Papathanassiou, K., Hajnsek, I., and Moreira, A. (2006). Polarimetric and interferometric characterisation of coherent scatterers in urban areas. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 44(4) :971–984. [67](#)
- [Schölkopf et al., 1999] Schölkopf, B., Burges, C., and Smola, A. (1999). *Advances in Kernel Methods : Support Vector Learning*. MIT Press, Cambridge. [105](#)
- [Seymour and Cumming, 1994] Seymour, M. and Cumming, I. (1994). Maximum likelihood estimation for SAR interferometry. In *IEEE Int. Geoscience and Remote Sensing Symposium Proceedings, IGARSS'94, Pasadena, USA*, volume II, pages 2272–2274. [63](#)
- [Shafer, 1976] Shafer, G. (1976). *A Mathematical Theory of Evidence*. Princeton University Press. [98](#)
- [Singh, 1989] Singh, A. (1989). Digital change detection techniques using remotely-sensed data. *Int. J. Remote Sensing*, 10(6) :989–1003. [86](#)
- [Stancu et al., 2002] Stancu, S., Bujor, F., Trouvé, E., Mauris, G., Bolon, P., and Rudant, J. (2002). Improving feature extraction in satellite SAR images by an interactive fuzzy fusion of multi-temporal data. In *Proc. of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS '02, Toronto, Canada*, volume I, pages 75–78. [98](#)
- [Sterzai et al., 2003] Sterzai, P., Mancini, F., Corazzato, C., Agata, C. D., and Diolaiuti, G. (2003). Contribution of SAR interferometry (InSAR) to the study of alpine glaciers. the example of Forni glacier (central Alps, Italy) : preliminary results. In *EGS - AGU - EUG Joint Assembly*, page (abstract No.12784), Nice, France. [114](#)
- [Strozzi et al., 2002a] Strozzi, T., Gudmundsson, G., and Wegmuller, U. (2002a). Estimation of the surface displacement of Swiss alpine glaciers using satellite radar interferometry. In *Third Workshop on Remote Sensing of Land, Ice and Snow*, page (abstract), Bern, Switzerland. [114](#)
- [Strozzi et al., 2002b] Strozzi, T., Luckman, A., Murray, T., Wegmuller, U., and Werner, C. (2002b). Glacier motion estimation using SAR offset-tracking procedures. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(11) :2384–2391. [133](#)
- [Strozzi et al., 1998] Strozzi, T., Wegmuller, U., and Matzler, C. (1998). Using repeat-pass sar interferometry for mapping wet snowcovers. In *IEEE Int. Geoscience and Remote Sensing Symposium Proceedings, IGARSS'98*, volume III, pages 1650–1652, Seattle, USA. [61](#)
- [Tarayre, 1996] Tarayre, H. (1996). *Extraction de modèles numériques de terrain par interférométrie radar satellitaire : algorithmie et artefacts atmosphériques*. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Toulouse. [38](#), [114](#)
- [Tarayre and Massonnet, 1996] Tarayre, H. and Massonnet, D. (1996). Atmospheric propagation heterogeneities revealed by ERS-1 interferometry. *Geophysical Research Letters*, 23(9) :989–992. [61](#)
- [Touzi, 1988] Touzi, R. (1988). *Analyse d'images radar en télédétection : améliorations radiométriques, filtrage du speckle et détection des contours*. PhD thesis, Université Paul Sabatier de Toulouse. [38](#)

- [Touzi, 2002] Touzi, R. (2002). A review of speckle filtering in the context of estimation theory. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 40(11) :2392–2404. [46](#), [48](#), [72](#)
- [Touzi, 2005a] Touzi, R. (2005a). A unified model for decomposition of coherent and partially coherent target scattering using polarimetric sars. In *IEEE Int. Geoscience and Remote Sensing Symposium Proceedings, IGARSS'05*, volume 7, pages 4844–4847, Seoul, Korea. [67](#)
- [Touzi, 2005b] Touzi, R. (2005b). A unified model for roll invariant decomposition of point and distributed target scattering. In *Advances in Synthetic Aperture Radar (ASAR 2005)*, page CDROM, Montreal, Canada. [66](#), [82](#)
- [Touzi and Charbonneau, 2002] Touzi, R. and Charbonneau, F. (2002). Characterization of target symmetric scattering using polarimetric SARs. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(11) :2507–2516. [65](#), [72](#)
- [Touzi et al., 2004] Touzi, R., Charbonneau, F., Hawkins, R., and Vachon, P. (2004). Ship detection and characterization using polarimetric SAR. *Canadian J. Remote Sensing*, 30(3) :552–559. [66](#)
- [Touzi and Lopès, 1996] Touzi, R. and Lopès, A. (1996). Statistics of stokes parameters and of the complex coherence parameters in one look and multilook speckle field. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 34(2) :519–532. [62](#)
- [Touzi et al., 1988] Touzi, R., Lopès, A., and Bousquet, P. (1988). A statistical and geometrical edge detector for SAR images. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 15(3) :764–773. [50](#), [83](#), [84](#)
- [Touzi et al., 1999] Touzi, R., Lopes, A., Bruniquel, J., and Vachon, P. (1999). Coherence estimation for SAR imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(1) :135–149. [62](#), [64](#)
- [Trébossen et al., 2000] Trébossen, H., Rudant, J. P., Fruneau, B., and Classeau, N. (2000). Contribution of SAR imagery for mapping coastal's areas : examples of sedimentationnal and erosionnal zones in French Guiana and Mauritania. In *Sixth International Conference on Remote Sensing for Marine and Coastal Environments*, volume 2, pages 398–405, Charleston, South Carolina, USA. [37](#)
- [Trouvé, 1996] Trouvé, E. (1996). *Imagerie interférentielle en radar à ouverture synthétique*. Thèse de doctorat, ENST 96E014, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications - Paris. [38](#), [119](#)
- [Trouvé et al., 1996] Trouvé, E., Caramma, M., and Maître, H. (1996). Fringe detection in noisy complex interferograms. *Applied Optics*, 35(20) :3799–3806. [74](#), [119](#)
- [Trouvé et al., 2003] Trouvé, E., Chambenoit, Y., Classeau, N., and Bolon, P. (2003). Statistical and operational performance assessment of multitemporal SAR image filtering. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 41(11) :2519–2530. [44](#), [50](#), [53](#)
- [Trouvé et al., 1998] Trouvé, E., Nicolas, J. M., and Maître, H. (1998). Improving phase unwrapping techniques by the use of local frequency. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 36(6) :1963–1972. [119](#), [126](#)
- [Trouvé et al., 2001a] Trouvé, E., Onana, V., Mauris, G., Bolon, P., and Rudant, J. (2001a). Prise en compte d'informations a priori dans l'analyse de données radar. Rapport de l'étude méthodologique no 1 du projet MAJOR (Mise A Jour Optique et Radar), 27 pages, ESIA-LAMII - Contrat DGA. [107](#)
- [Trouvé et al., 2001b] Trouvé, E., Stancu, S., Mauris, G., Bolon, P., and Rudant, J. (2001b). Exploitation de données RSO multi-dates : évaluation de performances dans la fusion de détection de routes. Rapport de l'étude méthodologique no 2 du projet MAJOR (Mise A Jour Optique et Radar), 27 pages, ESIA-LAMII - Contrat DGA. [98](#), [101](#)
- [Trouvé et al., 2006] Trouvé, E., Vasile, G., Gay, M., Bombrun, L., Grussenmeyer, P., Landes, T., Nicolas, J., Bolon, P., Petillot, I., Julea, A., Valet, L., Chanussot, J., and Koehl, M. (2006). Combining airborne photographs and spaceborne SAR data to monitor temperate glaciers. potentials and limits. Rapport interne (soumission IEEE-TGRS-2006-00365-R1) RI 2006-02, Polytech'Savoie-LISTIC. [116](#)
- [Tupin, 1997] Tupin, F. (1997). *Reconnaissance des formes et analyse de scènes en imagerie radar à ouverture synthétique*. Thèse de doctorat, ENST 97E016, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications - Paris. [38](#), [84](#), [98](#), [101](#)
- [Tupin et al., 1996] Tupin, F., Trouvé, E., Descombes, X., Nicolas, J. M., and Maître, H. (1996). Improving IFSAR phase unwrapping by early detection of non-interferometric features. In *SPIE/EUROPTO Satellite Remote Sensing III, Taormina, Italy*, volume 2958 of *EUROPTO*, pages 250–261. [71](#)
- [Ungria et al., 2005] Ungria, E., Ballester-Berman, J. D., and Lopez-Sanchez, J. M. (2005). Quality assessment of the Oriented Volume Over Ground (OVOG) model for POLINSAR retrieval algorithms applied to agricultural crops. In *POLINSAR 2005 Workshop, Frascati, Italy*, page CDROM. [82](#)

- [Valet, 2001] Valet, L. (2001). *Un système flou de fusion coopérative : application au traitement d'images naturelles*. Thèse de doctorat, LAMII, 261 pages, Université de Savoie. **99**
- [Vasile et al., 2006a] Vasile, G., Pétillet, I., Julea, A., Trouvé, E., Bolon, P., Bombrun, L., Gay, M., Landes, T., Grussenmeyer, P., and Nicolas, J.-M. (2006a). High resolution sar interferometry : influence of local topography in the context of glacier monitoring. In *IEEE Int. Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS 06, Denver, USA*. **74, 115, 120**
- [Vasile et al., 2005a] Vasile, G., Trouvé, E., Ciuc, M., Bolon, P., and Buzuloiu, V. (2005a). Intensity-driven-adaptive-neighborhood technique for POLSAR parameters estimation. In *IEEE Int. Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS 05, Seoul, Korea*, volume VIII, pages 5509–5512. **81**
- [Vasile et al., 2005b] Vasile, G., Trouvé, E., Ciuc, M., Bolon, P., Nicolas, J.-M., and Buzuloiu, V. (2005b). SAR polarimetric and interferometric feature estimation : performance assessment of adaptive neighborhood techniques. In *Advanced SAR Workshop (ASAR 2005), Montreal, Canada*, pages CDROM-slides. **81**
- [Vasile et al., 2004] Vasile, G., Trouvé, E., Ciuc, M., and Buzuloiu, V. (2004). General adaptive neighborhood technique for improving SAR interferometric coherence estimation. *Journal of Optical Society of America (JOSA-A)*, 21(8) :1455–1464. **59, 71, 74, 81**
- [Vasile et al., 2005c] Vasile, G., Trouvé, E., Gay, M., and Nicolas, J.-M. (2005c). Amplitude-Driven-Adaptive-Neighborhood filtering of high-resolution Pol-InSAR information. In *POLINSAR 2005 Workshop, Frascati, Italy*, pages CDROM – 6 pages. **81**
- [Vasile et al., 2006b] Vasile, G., Trouvé, E., Lee, J.-S., and Buzuloiu, V. (2006b). Intensity-driven-adaptive-neighborhood technique for polarimetric and interferometric sar parameters estimation. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 44(6) :1609–1621. **59, 71, 78, 81**
- [Vincent, 2002] Vincent, C. (2002). Influence of climate change over the 20th century on four french glacier mass balances. *Journal of Geophysical Research*, 107(D19) :43–75. **123**
- [Vincent et al., 2004] Vincent, C., Kappenberger, G., Valla, F., Bauder, A., Funk, M., and Meur, E. L. (2004). Ice ablation as evidence of climate change in the Alps over the 20th century. *Journal of Geophysical Research*, 109(D10104) :9 p. **114**
- [Wald, 1999] Wald, L. (1999). Some terms of reference in data fusion. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 37(3) :1190–1193. **97**
- [Wegmuller and Werner, 1997] Wegmuller, U. and Werner, C. (1997). Retrieval of vegetation parameters with SAR interferometry. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 35(1) :18–24. **61**
- [Weydahl, 2001] Weydahl, D. (2001). Analysis of ERS tandem SAR coherence from glaciers, valleys, and fjord ice on Svalbard. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(9) :2029–2039. **61**
- [Wu and Maître, 1992] Wu, Y. and Maître, H. (1992). Smoothing speckled synthetic aperture radar images by using maximum homogeneous region filters. *Optical Engineering*, 31(8) :1785–1792. **45, 46**
- [Yan and Chen, 1986] Yan, P. F. and Chen, C. H. (1986). An algorithm for filtering multiplicative noise in wide range. *Traitement du signal*, 3(2) :91–96. **47**
- [Zebker et al., 1994] Zebker, H. A., Werner, C. L., Rosen, P. A., and Hensley, S. (1994). Accuracy of topographic maps derived from ERS-1 interferometric radar. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, 32(4) :823–836. **61**