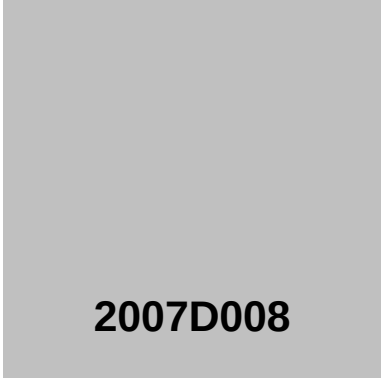




Champs de Markov sur graphes pour le traitement des images radar

Florence Tupin



2007D008

2007

Département Traitement du Signal et des Images
Groupe Traitement et Interprétation des Images



Mémoire présenté en vue de l'Habilitation à Diriger des Recherches

Champs de Markov sur graphes pour le traitement des images radar

Soutenance le 22 mars à l'ENST à 10h en B312

Florence Tupin

**Maître de Conférences au Département TSI, Ecole Nationale
Supérieure des Télécommunications, LTCI (CNRS UMR 51-41)**

Table des matières

1	Introduction	7
1.1	Préambule	7
1.2	Contexte	8
1.3	Organisation du rapport	9
I	Champs de Markov et imagerie radar	11
2	Champs de Markov	13
2.1	Historique	13
2.2	Principe et algorithmes	14
2.2.1	Définition et propriétés	14
2.2.2	Algorithmes d'échantillonnage et d'optimisation	14
2.2.3	Applications en traitement d'images	14
2.2.4	Méthodes d'optimisation par recherche de la coupe de capacité minimale (graph-cut)	15
2.2.5	Champs de Markov triplets	16
2.2.6	Autres modèles markoviens	17
2.3	Estimation des paramètres	18
2.3.1	Approches par équations stochastiques	18
2.3.2	Approches par réseaux de neurones	20
2.4	Champs de Markov sur graphes	20
2.4.1	Graphe de pixels	21
2.4.2	Graphe de primitives	21
2.5	Liens avec la géométrie stochastique et les contours actifs	24

2.5.1	Géométrie stochastique	24
2.5.2	Contours actifs statistiques	25
2.5.3	Comparaison des approches	26
2.6	Conclusion	27
3	Imagerie radar	29
3.1	Généralités	29
3.2	Imagerie radar à haute résolution	30
3.2.1	Statistiques du signal	30
3.2.2	Déformations géométriques	33
3.2.3	Contenu spectral	36
3.2.4	Compréhension des phénomènes électro-magnétiques	40
3.3	Interférométrie	41
3.3.1	Principe	41
3.3.2	Interférométrie différentielle	42
3.3.3	Interférométrie en imagerie à haute résolution	45
3.4	Radargrammétrie	46
3.4.1	Principe	47
3.4.2	Appariement et mesures de corrélation	48
3.4.3	Radargrammétrie en imagerie à haute résolution	53
3.5	Optique et radar	53
3.5.1	Fonctions de projection	55
3.5.2	Localisation optique	56
3.5.3	Détection de bâtiments	57
3.5.4	Information 3D par mise en correspondance optique /radar	58
3.6	Conclusion	58
II	Utilisation des champs de Markov pour l'analyse, l'interprétation et la reconstruction 3D en imagerie radar	61
4	Graphe des pixels et segmentation ou filtrage	63

4.1	Segmentation	63
4.1.1	Segmentation en imagerie radar à haute résolution	63
4.1.2	Segmentation non supervisée	66
4.1.3	Utilisation des champs de Markov triplets	67
4.2	Filtrage	67
4.2.1	Filtrage des images radar	67
4.2.2	Filtrage de la phase interférométrique	70
4.2.3	Introduction	70
4.2.4	Régularisation markovienne de la phase	71
4.2.5	Résultats	73
4.2.6	Perspectives	73
5	Graphe d'adjacence des régions et classification ou reconstruction 3D	75
5.1	Classification	75
5.1.1	Objectif et méthode	75
5.1.2	Opérateurs de bas-niveau	75
5.1.3	Fusion d'informations par la théorie de l'évidence	76
5.1.4	Classification sur graphe d'adjacence de régions	76
5.1.5	Résultats	77
5.2	Reconstruction 3D	77
5.2.1	Interférométrie	77
5.2.2	Radargrammétrie ou interférométrie avec image optique	83
6	Graphe de primitives et détection d'objets	91
6.1	Détection du réseau routier	91
6.1.1	Principe de la méthode	91
6.1.2	Adaptation au milieu urbain	93
6.1.3	Cas de l'imagerie à très haute résolution	94
6.1.4	Repositionnement du réseau par programmation dynamique	95
6.1.5	Adaptation à la détection du réseau fluvial	95
6.1.6	Conclusion	96

6.2	Détection des bâtiments	97
6.2.1	Principe de la méthode	97
6.2.2	Résultats préliminaires	97
7	Conclusion et perspectives	99

Chapitre 1

Introduction

1.1 Préambule

Ce rapport présente les travaux de recherche que j’ai menés depuis une dizaine d’années au sein du Département Traitement du Signal et des Images de l’ENST. Ils ont été essentiellement consacrés à l’analyse, l’interprétation et la reconstruction tri-dimensionnelle des images de radar à synthèse d’ouverture.

Ma thèse de doctorat avait été consacrée à la reconnaissance des formes et l’analyse de scènes en imagerie radar [Tupi-97]. Il s’agissait alors d’aller le plus loin possible avec une seule image radar en amplitude d’une résolution de 10 mètres environ. Lors de mon retour à la recherche académique -après un passage dans la recherche industrielle à la SAGEM sur des problèmes biométriques-, j’ai choisi de développer deux nouveaux axes de recherche thématiques.

Tout d’abord, je me suis intéressée au problème de la reconstruction 3D en imagerie radar, aussi bien par des approches radargrammétriques -stéréovision-, que par des approches interférométriques. Ces travaux ont été menés essentiellement sur des données aériennes à très haute résolution et en milieu urbain. Les spécificités de ce type d’images ont dû être prises en compte et des outils dédiés ont été développés (classification, analyse temps / fréquence, etc.). Plus récemment, le problème de la fusion avec les informations apportées par une image optique a été abordé.

Cet axe de recherche s’est concrétisé par le co-encadrement de la thèse de Céline Tison [Tiso-04] et par plusieurs études que j’ai menées pour la DGA [Tupi-02d] et le CNES [Tech-04] [Tech-05]. Ce sujet est actuellement mon axe de recherche principal avec la thèse de Vincent Le Moigne qui a débuté l’année dernière [LeMo-] et celle de Gabrielle Lehureau qui a commencé cette année.

L’approche méthodologique que nous avons choisie pour résoudre ces problèmes thématiques repose sur les modèles markoviens. En effet, ils permettent d’intégrer des connaissances sur les relations spatiales entre les éléments de la scène qui sont primordiales dans l’interprétation d’une image. L’efficacité de ces approches nous a conduits à explorer et développer les champs de Markov sur graphes pour l’interprétation, au sens large, des images radar.

Il y a relativement peu de travaux dans le monde de l’imagerie radar sur ce premier thème de

la reconstruction 3D à haute ou très haute résolution. Citons les approches développées au DLR [Quar-04], au JPL [Gamb-00], les travaux menés par le FGAN puis TUM (Technische Universität München) [Soer-03], ou encore ceux de l’Onera [Simo-03] [Coli-05] [Celli-07] ou de l’IETR à Rennes [Guil-03] [Ledu-06]. Cela s’explique essentiellement par la difficulté à obtenir des données qui, pour l’instant, sont diffusées par les militaires. L’avènement des nouveaux capteurs civils ou mixtes, notamment Pléiades et CosmoSkyMed, devrait révolutionner cet état des choses et démocratiser l’accès à la haute résolution. Par rapport aux approches mentionnées précédemment, nos travaux se caractérisent par la recherche d’une reconstruction globale de la scène dans un cadre markovien sans passer par une identification des bâtiments isolés, et par l’étude de l’intégration d’une donnée optique.

Le second axe de recherche, a été consacré à l’interférométrie différentielle et à l’étude des mouvements de terrain en collaboration avec l’Institut de Physique du Globe de Paris (IPGP). Nous nous sommes principalement intéressés au problème des perturbations atmosphériques et à leur correction dans le cadre du co-encadrement de la thèse de Ferdaous Chaabane [Chaa-04]. Ces travaux se poursuivent avec l’étude des réflecteurs stables et un champ applicatif sur les phénomènes de subsidence et les séismes lents au Mexique dans le cadre de la thèse de Pénélope Lopes-Quiroz. De nombreuses équipes se sont consacrées et se consacrent à l’analyse des réflecteurs stables après l’introduction des Permanent Scatterers en interférométrie par Ferretti, Pratti et Rocca [Ferr-01]. Notre objectif ici est principalement d’approfondir cette notion et d’unifier les différentes approches qui pu être proposées, en collaboration étroite avec des géo-physiciens.

Ce rapport est essentiellement consacré au premier axe de recherche mentionné précédemment et aux prolongements de nos travaux de doctorat sur l’analyse et l’interprétation des images SAR (classification, détection de réseaux¹, filtrage).

1.2 Contexte

Le monde de la télédétection reçoit et exploite des images de radar à Synthèse d’Ouverture (SAR) depuis une vingtaine d’années maintenant. Les avantages considérables de ce type d’imagerie, ses capacités à acquérir des images par tout temps et à toute heure, ses potentialités interférométriques et polarimétriques, en ont fait un outil précieux pour l’observation de notre planète. Elle a permis l’acquisition de nouveaux modèles numériques de terrain dans des régions jusqu’ici inaccessibles en raison de leur couverture nuageuse, la surveillance des mouvements de terrain grâce à la précision de l’interférométrie différentielle, le suivi de l’urbanisation ou de la déforestation par la répétitivité des acquisitions, etc. En dépit de tous ces succès, l’imagerie radar reste un domaine de recherche intensive et nécessite encore le développement d’outils dédiés à son exploitation. Les progrès technologiques et notamment l’amélioration de la résolution des données n’ont en réalité pas permis de s’affranchir de traitements d’images sophistiqués. Paradoxalement, de nouvelles problématiques ont surgi : la non stabilité des cibles dans l’ouverture de l’antenne, la remise en question des modèles statistiques,

¹La thèse de Dalila Cherifi [Cher-05] a été consacrée à ce sujet.

la focalisation de la synthèse, etc. Plus que jamais, des outils de traitement d'images dédiés à ces problèmes sont nécessaires.

Parmi les *a priori* qu'utilise notre système visuel pour interpréter une image (fut-elle aussi bruitée que l'est une image radar!), le contexte spatial est sans doute l'un des plus importants. Parce que les modèles markoviens sont particulièrement adaptés pour le prendre en compte, nos recherches se sont axées sur l'utilisation de ces modèles pour améliorer l'exploitation des images radar. Si ceux-ci ont été intensivement utilisés sur des graphes de pixels, pour des tâches plus proches de la reconnaissance d'objets et de l'interprétation de la scène, la nécessité de travailler sur des graphes d'objets s'est rapidement fait sentir. Outre que ces graphes sont considérablement réduits en nombre de nœuds, ils présentent surtout l'énorme avantage de pouvoir intégrer des connaissances sémantiques sur la scène et sur les relations entre les objets.

Nous avons étudié les modèles markoviens à plusieurs niveaux : au niveau des pixels, niveau auquel ils sont classiquement utilisés, pour restaurer et segmenter les données radar ; au niveau des régions pour les problématiques de reconstruction 3D ou de classification ; et au niveau de primitives quelconques pour la reconnaissance d'objets comme les routes ou les bâtiments. Ce rapport présente les contributions que nous avons apportées à l'interprétation des images radar en exploitant et en adaptant les modèles markoviens.

1.3 Organisation du rapport

Ce document s'articule en deux grandes parties. Une première partie présente donc les deux domaines qui sont les fondements de nos travaux : d'une part la théorie markovienne, et d'autre part l'imagerie radar à ouverture synthétique. Dans cette première partie, nous faisons un bref état de l'art en nous efforçant de mettre en lumière les grandes problématiques et les contributions que nous avons pu apporter, ainsi que les problèmes restant ouverts.

L'essentiel de nos travaux de recherche qui s'appuie sur ces deux piliers est détaillé dans la seconde partie. Dans celle-ci et sous l'éclairage de la première, nous illustrons comment les modèles markoviens peuvent contribuer à l'interprétation (au sens large) des images radar : de leur amélioration visuelle à l'extraction d'objets en passant par la reconstruction 3D. Cette seconde partie reprend l'essentiel de nos publications dans des revues dans une organisation dictée par le modèle markovien utilisé : graphe de pixels, de régions ou de primitives quelconques. La figure 1.1 présente l'articulation globale du rapport et donne une grille de lecture qui permet au lecteur de ne se reporter éventuellement qu'au(x) chapitre(s) qui l'intéressent. Ce découpage ne permet pas d'éviter totalement les redites entre les deux parties, nous nous sommes ainsi efforcés de résumer le plus brièvement possible dans la partie 1 les travaux qui sont ensuite détaillés dans la partie 2.

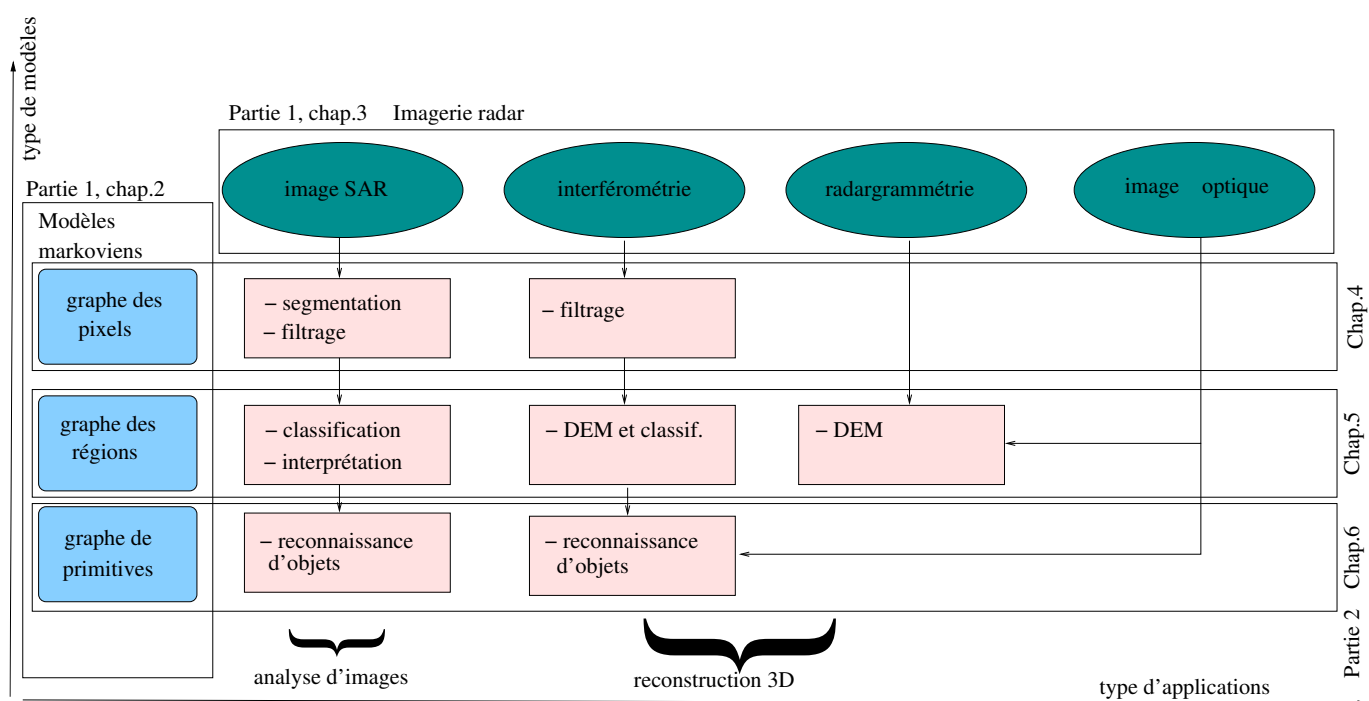


FIG. 1.1 – Organisation du rapport

Première partie

Champs de Markov et imagerie radar

Chapitre 2

Champs de Markov

L’objectif de ce chapitre est de présenter brièvement le domaine des champs de Markov en traitement d’images avant de détailler quelques problématiques qui leur sont associées, ainsi que les contributions que nous avons pu apporter. Après un bref rappel du principe et des algorithmes, nous nous intéresserons au problème de l’estimation des paramètres. Nous abordons ensuite les champs de Markov sur graphes, puis nous positionnons les méthodes markoviennes classiques par rapport à la géométrie stochastique et aux contours actifs. Ce chapitre servira de base à la partie deux de ce rapport consacrée à l’utilisation des modèles markoviens pour le traitement des images radar.

2.1 Historique

Les champs de Markov sont utilisés depuis maintenant une vingtaine d’années en traitement d’images et font désormais partie des techniques de base de cette discipline. Nés dans le cadre de la physique statistique pour étudier les phénomènes de transition de phase [Isin-25], ils sont rapidement appliqués aux réseaux bidimensionnels que constituent les images. Les premiers modèles sont restreints par des contraintes de causalité [Aben-65] [Kana-80] et donc limités jusqu’à l’article fondateur de Geman et Geman en 84 [Gema-84] qui ouvre réellement leur utilisation en traitement d’images. Cette utilisation ira croissant avec les années. Elle donnera lieu à de nombreuses recherches sur les problèmes que suscite leur utilisation (calcul des paramètres des modèles, techniques de simulation et de recherche de solutions rapides, etc.). Parallèlement, des alternatives aux champs de Markov comme les chaînes de Markov et les arbres de Markov seront développées, leur intérêt principal résidant dans la réduction drastique du temps de calcul et les méthodes d’estimation de paramètres associées.

A côté de ces travaux toujours d’actualité, se sont ouvertes de nouvelles recherches dédiées à des tâches de plus haut niveau et visant à l’interprétation des images, notamment dans le cadre de la géométrie stochastique [Desc-04]. Par ailleurs, les approches markoviennes connaissent actuellement un regain d’intérêt lié à la popularité des méthodes par recherche de la coupe de capacité minimale (“graph-cut”).

2.2 Principe et algorithmes

2.2.1 Définition et propriétés

Etant donné un ensemble S de sites s et des variables aléatoires X_s qui leur sont associées (à réalisations dans un espace d'états Λ), le champ $X = (X_s)_{s \in S}$ est un champ de Markov pour un système de voisinage V_s donné ssi on a :

$$P(X_s | X_t, t \neq s) = P(X_s | X_t, t \in V_s) \quad (2.1)$$

Le champ est alors un champ de Gibbs de distribution (théorème de Hammersley-Clifford) [Besa-74] :

$$P(X = x) = \frac{1}{Z} \exp(-U(x)) \quad (2.2)$$

avec $U(x) = \sum_{c \in \mathcal{C}} V_c(x_s, s \in c)$. Z est la constante de normalisation appelée fonction de partition, $\mathcal{C}$ est l'ensemble des cliques défini par le système de voisinage considéré (où une clique est constituée de sites qui pris deux à deux sont tous voisins), et V_c est un potentiel dépendant de la configuration des sites de la clique c et qui peut être quelconque, en particulier non stationnaire.

2.2.2 Algorithmes d'échantillonnage et d'optimisation

Une fois défini un champ de Markov, il existe des algorithmes permettant de tirer des échantillons selon la loi de probabilité définie. L'échantillonneur de Gibbs et l'algorithme de Metropolis sont parmi les plus répandus. Ce sont des algorithmes itératifs qui reposent sur la mise à jour d'un échantillon courant en tirant un site et en utilisant les probabilités conditionnelles locales de ce site.

Dans un cadre d'optimisation où on cherche une solution minimisant l'énergie (critère MAP du Maximum A Posteriori), le recuit simulé introduit un paramètre de température T positif dans la distribution [Kirk-82] :

$$P_T(X = x) = \frac{1}{Z_T} \exp\left(-\frac{U(x)}{T}\right) \quad (2.3)$$

Il consiste à réaliser des échantillonnages successifs en diminuant lentement cette température (de façon logarithmique ou plus généralement géométrique) et permet en théorie de converger vers la (ou une des) solution(s).

D'autres critères correspondant à d'autres fonctions de coût définissent d'autres formes de solutions (MPM pour l'estimation du maximum de vraisemblance a posteriori marginale, TPM pour la moyenne a posteriori seuillée [Chal-00]) et des algorithmes d'optimisation qui leur sont associés différents, mais ils reposent tous sur les outils d'échantillonnage. Dans certains cas, la théorie des graphes permet de calculer directement la solution par la recherche de la coupe de capacité minimale (voir le paragraphe suivant).

2.2.3 Applications en traitement d'images

On peut distinguer deux grandes familles d'applications suivant que l'on considère des données complètes ou des données incomplètes.

Dans le cas de données complètes, on ne considère qu'un seul champ X dont on dispose d'une réalisation (l'image), S étant alors la plupart du temps constitué par les pixels et le voisinage donné par la 4- ou la 8-connexité. Les modèles markoviens sont alors utilisés pour faire de la synthèse ou de l'analyse de textures [Desc-93].

Mais la popularité des modèles markoviens est liée à leur utilisation dans le cadre de la segmentation et de la restauration d'images [Gema-84] [Sige-93]. On considère alors des données dites incomplètes en introduisant deux champs aléatoires : un premier champ Y servant à modéliser les observations dont on dispose, et un second champ X servant à modéliser la solution cherchée. Le problème se définit alors en utilisant la probabilité a posteriori :

$$P(X|Y) = \frac{P(Y|X)P(X)}{P(Y)}$$

La recherche d'une solution fait donc intervenir deux termes ($P(Y)$ étant constant pour une observation y donnée) :

- le terme de vraisemblance $P(Y|X)$ qui utilise les modèles physiques de formation des données ;
- le terme d'a priori $P(X)$ qui permet d'imposer un modèle à la solution cherchée ; dans un cadre markovien de segmentation par exemple, le modèle de Potts [Besa-86] où $V_{c=(s,t)}(x_s, x_t) = -\beta\delta(x_s = x_t)$ est très fréquemment utilisé ; pour les problématiques de restauration, des potentiels en forme de quadratique tronquée permettent de préserver les discontinuités naturelles des images [Gema-92] [Char-94] [Niko-05].

L'idée est alors d'écrire la distribution a posteriori sous forme d'une distribution de Gibbs (hypothèses d'indépendance des sites pour la vraisemblance, etc.). Le champ a posteriori est ainsi également markovien et les outils d'échantillonnage et d'optimisation mentionnés précédemment sont alors utilisables pour la recherche de la solution.

2.2.4 Méthodes d'optimisation par recherche de la coupe de capacité minimale (graph-cut)

Dans certains cas, il n'est pas nécessaire d'utiliser des techniques comme le recuit simulé pour trouver la solution du MAP. En effet, la théorie des graphes donne un moyen pour calculer la configuration maximisant la probabilité a posteriori du champ, ou de façon équivalente minimisant son énergie.

Les premiers travaux établissant ce résultat sur des images binaires datent de 1989 [Grei-89]. Le graphe utilisé est le graphe des pixels de l'image auquel on ajoute une source S (correspondant au label 0) et un puits (correspondant au label 1). Les capacités des arcs sont alors définies comme suit :

- les arcs terminaux sont pondérés par l'attache aux données pour le label associé à S ou P (potentiel de clique noté $V_c(y_s|x_s)$ pour une observation y_s au site s et un label x_s) ;
- les arcs entre sites voisins sont pondérés par $V_c(0, 1)$, potentiel de la clique pour une configuration des pixels avec des labels différents (de valeur β ici).

La solution du maximum a posteriori est alors donnée par la coupe séparant la source du puits de capacité minimale, en choisissant comme étiquette d'affectation pour un site l'étiquette du nœud de

l'arc terminal (à la source ou au puits) qui est coupé. En effet, l'énergie s'écrit de la façon suivante :

$$\mathcal{U}(x|y) = \sum_s V_c(y_s|x_s) + \sum_{(s,t)} \beta(x_s - x_t)^2$$

pour un modèle d'Ising. La capacité d'une coupe séparant les sites en deux sous-ensembles E_S (pour ceux qui restent reliés à la source) et E_P (pour ceux qui restent reliés au puits), s'écrit :

$$\text{cut}(E_S, E_P) = \sum_{s \in E_S} V_c(y_s|1) + \sum_{s \in E_P} V_c(y_s|0) + \sum_{(s \in E_S, t \in E_P)} \beta$$

ce qui s'identifie directement à $\mathcal{U}(x|y)$ avec la convention précédente ($x_s = 1$ pour $s \in E_S$, $x_s = 0$ pour $s \in E_P$). La solution trouvée correspond *exactement* au MAP.

Une extension dans le cas de potentiels “sous-modulaires” i.e qui vérifient :

$$V_c(0,0) + V_c(1,1) \leq V_c(0,1) + V_c(1,0)$$

généralise le modèle d'Ising [Kolm-04].

Les travaux de Boykov et Veksler [Veks-99] [Boyk-01] proposent une généralisation à des images en niveaux de gris, pour de la restauration ou de la segmentation (un formalisme est développé dans chaque cas). Comme on ne peut ajouter à chaque fois qu'une source et qu'un puits au graphe des pixels, l'idée est de définir des “mouvements” de la solution : l'échange entre deux labels α/β (tous les pixels possédant l'un des deux labels peuvent prendre l'autre), et l'expansion d'un label α (tous les pixels peuvent prendre ce label). Les capacités du graphe sont calculées à partir du résultat courant. Un faible nombre d'itérations permet de converger vers une solution. On peut montrer que ces algorithmes sont plus rapides qu'un recuit simulé, mais contrairement au cas binaire précédent la solution trouvée n'est pas exacte.

Dans le cadre de la restauration, Ishikawa a proposé une solution pour une fonction de régularisation convexe [Ishi-03]. Le graphe construit est alors relativement gros puisqu'il contient un nombre de nœuds égal au nombre de niveaux de gris multiplié par le nombre de pixels (plus la source et le puits). Des travaux récents [Darb-05] [Darb-06a] proposent des algorithmes d'optimisation exacte dans un cadre de restauration par minimisation de la variation totale (qui s'écrit sous forme discrète comme un champ Markovien). L'image est décomposée sur ses ensembles de niveau, et plusieurs champs de Markov binaires sont optimisés. Une extension à des termes de régularisation plus généraux que la variation totale est ensuite proposée avec l'introduction du concept de fonction nivelées. Dans ce cas les énergies ne sont pas nécessairement convexes, mais une modification de l'énergie pour contraindre l'ordre sur les ensembles de niveaux permet de définir des algorithmes de minimisation exacte associés. Néanmoins, dans ce cas, le graphe construit dont les nœuds correspondent aux sites et aux niveaux de gris nécessite beaucoup de place mémoire.

2.2.5 Champs de Markov triplets

Une autre extension récente des champs de Markov proposée par W. Pieczynski est celle de champs de Markov couples [Piec-00] et triplets [Piec-03]. En effet, nous ferons presque toujours dans la suite

les deux hypothèses suivantes :

- les Y_s sont indépendants conditionnellement à X , d'où $P(Y|X) = \prod_s P(Y_s|X)$;
- la probabilité de Y_s conditionnellement à X ne dépend que de la réalisation du champ X au site s , d'où $P(Y_s|X) = P(Y_s|X_s)$.

Cela entraîne la markovianité de Y conditionnellement à X puisque dans ce cas $P(Y|X) = \exp(-\sum_s -\log(P(Y_s|X)))$ qui est une distribution de Gibbs, et par conséquent celle de X conditionnellement à Y si on suppose X markovien.

Ces hypothèses ne sont pas toujours vérifiées, comme par exemple dans le cas d'un bruit corrélé. Pour s'affranchir de ces contraintes sur $P(Y|X)$, on peut considérer directement un champ de Markov couple [Piec-00] :

$$P(X, Y) = \lambda \exp\left(-\sum_c \phi_c(x_c, y_c)\right)$$

Il n'est alors plus nécessaire que X soit markovien.

Une extension du modèle couple permet de définir les champs de Markov triplets [Piec-02]. Elle consiste à introduire un champ auxiliaire U et à considérer directement la markovianité du triplet (X, Y, U) :

$$P(W = (X, Y, U)) = \lambda \exp\left(-\sum_c \phi_c(w_c)\right)$$

Cette généralisation permet par exemple de gérer la non-stationnarité des paramètres mais on peut aussi l'interpréter à travers la théorie de l'évidence [Benb-05].

2.2.6 Autres modèles markoviens

Les champs de Markov ne sont qu'un cas particulier des modèles graphiques qui permettent par un graphe de dépendance de représenter de manière visuelle compacte les dépendances existantes entre variables aléatoires. D'autres modèles comme les chaînes et les arbres de Markov ont été intensivement utilisés en traitement d'images.

Chaînes de Markov

Naturellement utilisées dans le cas de signaux mono-dimensionnels, elles ont été adaptées en deux dimensions en définissant un parcours fractal de l'image. Généralement le parcours de Hilbert - Peano est adopté permettant que deux voisins sur la chaîne soient nécessairement voisins spatialement [Benm-94]. Les algorithmes d'optimisation et d'estimation des paramètres sont alors considérablement simplifiés par rapport au cas des champs [Gior-97] (algorithmes forward-backward).

Approches hiérarchiques

De nombreuses approches hiérarchiques ont été développées comme alternatives aux champs de Markov définis sur le graphe des pixels [Pere-93] [Kato-94]. Parmi celles-ci, les modèles d'arbres de Markov, notamment les quad-arbres (*quadtrees*), se sont révélés particulièrement adaptés. Initialement

introduits par Bouman pour tenir compte des différentes échelles spatiales [Boum-94], ils définissent une variable aléatoire parente à chaque groupe de 4 sites, construisant une représentation multi-échelles de l'image. Les relations spatiales sont néanmoins moins bien modélisées puisque deux sites voisins n'ont pas nécessairement le même parent dans l'arbre. Pour limiter cet effet de bloc, on peut définir un quadarbre augmenté [Boum-94] ou des modèles mixtes comme le SMC (Scale Causal Multigrid) [Mign-00] mais les algorithmes d'optimisation et d'estimation des paramètres sont alors plus complexes.

L'intérêt des quadarbres réside dans la possibilité d'utilisation d'algorithmes itératifs rapides voire non itératifs (une passe montante et une passe descendante) pour calculer les solutions au sens du MAP ou du MPM [Lafe-00] [Flit-05]. Les algorithmes d'estimation des paramètres sont également simplifiés comparativement au cas des champs et des versions exactes de l'algorithme EM peuvent dans certains cas être mises en place [Lafe-00].

Des extensions des arbres de Markov au cas des arbres couples [Piec-02a] [Flit-05] et triplets [Piec-03a] ont également été développées avec des applications en télédétection et sur des images astronomiques [Coll-05] [Flit-05].

2.3 Estimation des paramètres

L'estimation des paramètres est un des problèmes majeurs de l'utilisation des modèles markoviens en traitement d'images, particulièrement dans le cas des champs. Les paramètres à estimer peuvent intervenir au niveau des deux termes de la probabilité a posteriori : celui de la vraisemblance ou celui de l'a priori.

De nombreux travaux de recherche ont été consacrés à ce problème qui reste difficile et pour lequel des solutions ad hoc sont souvent mises en œuvre.

2.3.1 Approches par équations stochastiques

On distingue deux cas : celui des données complètes et celui, plus compliqué encore des données incomplètes. Mais même dans le cas des données complètes, le problème ne se résout pas simplement car l'on ne sait pas calculer la fonction de partition Z de l'équation 2.2 qui dépend des paramètres θ .

Plusieurs méthodes ont été proposées, la méthode des codages [Besa-74], l'utilisation de la pseudo-vraisemblance [Graf-87], et l'algorithme du gradient stochastique [Youn-88] qui consiste à partir de la vraisemblance exacte du paramètre (en supposant une forme linéaire $U(x) = \theta\phi(x)$ de l'énergie) :

$$L(\theta) = P_\theta(x) = \frac{1}{Z_\theta} \exp(-\theta\phi(x))$$

et à dériver du principe de maximum de vraisemblance l'équation suivante :

$$E_{\hat{\theta}}[\phi] = \phi(x)$$

où $E_{\hat{\theta}}$ est l'espérance pour la distribution de Gibbs $P_{\hat{\theta}}$ définie pour l'estimée de θ notée $\hat{\theta}$. Celle-ci est

ensuite résolue de façon itérative en échantillonnant avec la probabilité définie par la valeur courante du paramètre et en remplaçant l'espérance par la moyenne empirique.

Dans le cas de données incomplètes, il faut pouvoir estimer les paramètres de la probabilité a priori $P_\theta(x)$ et de la vraisemblance $P_\lambda(y|x)$. Si on suppose λ connu¹ et des expressions linéaires des énergies en fonction des paramètres, on obtient l'équation stochastique suivante :

$$E_{\hat{\theta}}[\phi] = E_{\theta, \lambda}[\phi]$$

avec E_θ l'espérance pour la distribution de Gibbs a priori et $E_{\theta, \lambda}$ celle pour la distribution de Gibbs a posteriori. L'algorithme du gradient stochastique généralisé [Youn-89] définit un schéma empirique permettant de ré-estimer le paramètre à partir d'échantillons tirés selon les lois a priori et a posteriori pour le paramètre courant. On peut adopter des critères de type maximum de vraisemblance légèrement différents en supposant connue une configuration optimale x^* à l'itération courante [Laks-89]. On peut aussi utiliser des méthodes MCMCML (Monte Carlo Markov Chain Maximum Likelihood) [Desc-99] ou des méthodes à base d'expansion par cumulants [Sige-00].

Il existe encore d'autres algorithmes comme l'EM (Expectation-Maximization) gibbsien proposé par B. Chalmond [Chal-89], ou l'ICE (Iterated Conditional Estimation) proposé par W. Pieczynski [Piec-94]). L'algorithme ICE doit sa popularité à la liberté laissée sur le choix d'un estimateur en données complètes. En effet, supposons qu'on dispose d'un estimateur $\hat{\theta}(x, y)$ connaissant des configurations x et y (données complètes). La meilleure approximation de θ est alors donnée par $E_\theta(\hat{\theta}(X, Y)|Y)$. Comme cette expression dépend de θ , une approche itérative est définie par :

$$\hat{\theta}^{(q+1)} = E_\theta(\hat{\theta}(X, Y)|Y, \hat{\theta}^{(q)})$$

Si on ne peut calculer cette espérance, elle est remplacée par une moyenne empirique sur des échantillons $x_i^{(q)}$ tirés selon la loi $P_{\hat{\theta}^{(q)}}(X|Y)$.

Toutes ces méthodes sont gourmandes en temps de calcul car elles nécessitent des phases d'échantillonnage lourdes à mettre en œuvre. Dans un contexte totalement automatique, il peut alors se révéler plus intéressant d'utiliser des modèles comme les chaînes ou les arbres de Markov plutôt que les champs, modèles pour lesquels l'estimation des paramètres peut se faire beaucoup plus rapidement [Fjor-03].

Notre contribution sur ce type de problèmes se limite à notre participation à une comparaison de méthodes non supervisées. Ces travaux, qui n'apportent pas de contribution théorique à proprement parler, comparent dans un cadre de segmentation totalement non supervisé les champs de Markov et les chaînes de Markov [Fjor-03]. Dans le premier cas, la méthode d'estimation ICE couplée avec un algorithme de gradient stochastique généralisé est utilisée². Ces travaux sont décrits dans le chapitre

¹Comme il s'agit de la probabilité d'une observation conditionnellement à une classe, on a souvent des connaissances physiques sur la matière imagée et sur le système d'acquisition pour pouvoir modéliser et apprendre les paramètres intervenant dans ce terme. Lorsque ni les paramètres d'attache aux données (terme de vraisemblance), ni les paramètres de régularisation (terme a priori) ne sont connus, les méthodes pour l'estimation des distributions dans le cas de mélanges de lois sont utilisés conjointement avec celles pour l'estimation des paramètres a priori.

²Ces travaux ont été réalisés dans le cadre d'un projet incitatif GET en collaboration avec l'INT, l'ENIC et l'ENST Bretagne qui s'est concrétisé par le séjour post-doctoral de R. Fjortoft, puis de V. Derrode. Ils avaient été initialisés à l'intérieur de l'école par l'encadrement d'un stagiaire de DEA par Marc Sigelle et moi-même sur la mise en œuvre du gradient stochastique généralisé pour la segmentation d'images radar. Ils sont décrits dans la partie II de ce rapport.

4.

2.3.2 Approches par réseaux de neurones

Dans la pratique, des méthodes empiriques sont souvent mises en œuvre pour, si ce n'est fixer les valeurs des paramètres, du moins délimiter des intervalles de variation. A ce titre la méthode des "boîtes qualitatives" proposée par Azencott [Azen-92b] et qui consiste à calculer les variations énergétiques locales de configurations extrêmes, permet de limiter la recherche de la valeur "optimale" des paramètres pour une application donnée. Nous avons souvent utilisé ce type de démarche notamment dans nos travaux sur le réseau routier (voir section 6.1).

Nous mentionnons ici des travaux utilisant des réseaux de neurones pour réaliser de façon plus systématique l'apprentissage des paramètres [Kim-93] [Rivi-00]. Ce type de démarche est bien adapté dans les cas où on ignore non seulement la valeur des paramètres mais plus généralement la forme même des potentiels de cliques. Nous sommes ici dans un contexte d'apprentissage, c'est à dire qu'on dispose d'une ou d'un ensemble de solutions pour apprendre le modèle. A partir d'exemples de cliques étiquetées, on utilise un réseau de neurones (perceptron multi-couches) pour apprendre les potentiels des cliques. La génération des exemples d'apprentissage est cruciale pour la réussite de ce type d'approches ; si les "bons" exemples sont faciles à générer à partir d'une solution, les "mauvais" nécessitent de prendre quelques précautions. En effet, leur génération aléatoire qui présente l'intérêt d'en fournir beaucoup, fait courir le risque de générer de "bons" exemples dans la catégorie "mauvais".

Nous³ avons comparé les résultats obtenus par cette méthode d'apprentissage automatique dans le cadre de la détection du réseau routier par modèle markovien sur graphe de segments (voir section 2.4.2 et chapitre). Dans un cas, les potentiels sont appris par le réseau de neurones, dans l'autre les potentiels de clique sont choisis paramétriques de façon supervisée et les paramètres sont limités à des intervalles par la méthode des boîtes qualitatives avant d'être optimisés par expérimentation [Tupi-98]. Les résultats obtenus sont assez proches avec un léger avantage pour la méthode supervisée [Rivi-02]. Par ailleurs, les modèles paramétriques permettent d'anticiper la modification des solutions induite par la variation des paramètres (chaque paramètre étant associé à un a priori introduit, par exemple l'alignement du réseau, la présence de carrefours, etc., l'influence d'une variation reste donc intuitive).

2.4 Champs de Markov sur graphes

Le formalisme markovien se définit pour tout graphe, et pas seulement pour la grille 4- ou 8-connexe des pixels. En effet, la décomposition de l'énergie globale en somme de potentiels locaux fait intervenir la notion de clique, qui n'est qu'un sous-graphe complet du graphe initial. En aucun cas la régularité du graphe n'est nécessaire, pas plus que le passage par la définition d'un voisinage (même si elle peut être utile).

³Il s'agissait d'une collaboration avec Jean-François Mangin (CEA, Centre Hospitalier Frédéric Joliot) dans le cadre de la thèse de Denis Rivière au CEA [Rivi-00], l'objectif final étant l'identification des sillons corticaux.

Ainsi si les premières applications en traitement d'images ont été essentiellement construites sur le graphe des pixels, l'extension à des graphes de primitives préalablement extraites a permis de développer des applications plus proches de l'extraction d'objets ou de l'interprétation des images. La manipulation de graphes de primitives de plus haut niveau permet de s'affranchir de la localité des modèles markoviens appliqués à la grille des pixels. Les performances obtenues vont alors bien au-delà de ce qui aurait pu l'être sur les pixels. Une grande partie de nos travaux a été consacrée à l'utilisation de graphes de primitives (régions ou segments). Ils sont introduits ici et seront détaillés par des exemples dans la seconde partie de ce rapport. Notons que nous n'avons pas travaillé sur les modèles hiérarchiques mentionnés précédemment comme les arbres de Markov. Ceux-ci permettent aussi de résoudre dans certains cas le problème de "localité" du graphe des pixels.

2.4.1 Graphe de pixels

Traditionnellement, on utilise le graphe des pixels (chaque pixel est un nœud du graphe, les arcs sont définis par la 4- ou la 8-connexité) pour les applications de segmentation et de restauration [Gema-84]. Cette petite taille de voisinage présente l'intérêt de limiter le temps de calcul. En effet, dès que la taille du voisinage augmente, le nombre de cliques auxquelles appartient un site croît très rapidement (4 en 4-connexité, 24 en 8-connexité pour les cliques d'ordre supérieur à 1). De plus sa régularité permet l'implantation d'algorithmes rapides (le nombre et la position relative des voisins sont fixes).

Néanmoins ce type de voisinage peut se révéler mal approprié pour des applications avec des classes de forme linéique. Dans ce cas il est possible d'adapter la forme du voisinage par exemple en introduisant un champ externe issu d'une détection de lignes préalable [Tupi-96b]. Une solution plus générale consiste à utiliser des cliques 3×3 et à définir un modèle d'a priori permettant de mieux tenir compte des formes géométriques des objets comme dans le "chien-modèle" [Desc-95]. On peut aussi essayer de construire dynamiquement en chaque site un voisinage non stationnaire [Hega-05], ou introduire un troisième champ qui gouverne la non-stationnarité des paramètres dans le cadre des champs de Markov triplets [Benb-05].

Nos travaux dans ce cadre sont décrits dans le chapitre 4 de la seconde partie. Ils concernent d'une part la segmentation des images radar. Nous avons travaillé sur la définition de $P(Y|X)$ pour les images haute résolution [Tiso-04], sur la comparaison de méthodes automatiques [Fjor-03], et sur l'apport des modèles triplets. D'autre part, dans le cadre du filtrage, nous nous sommes surtout intéressés à l'introduction des processus bords adaptés aux images radar [Tupi-97] et plus récemment à la minimisation de la variation totale [Darb-06].

2.4.2 Graphe de primitives

L'utilisation de graphes de primitives plutôt que le graphe des pixels présente deux intérêts majeurs.

Le premier est lié au fait que l'échelle des pixels n'est pas nécessairement la bonne pour des

problèmes de reconnaissance d’objets. Par exemple, dans le cas du réseau routier il faudrait de très grands voisinages pour introduire la continuité d’un objet “route”, alors qu’un voisinage réduit à l’échelle des segments suffit. La manipulation de primitives permet d’étendre la notion de voisinage inhérente aux modèles Markoviens et donc de définir des outils très efficaces pour des problématiques proches de l’interprétation de données.

Le second intérêt est bien sûr la réduction drastique des temps de calculs qui découle directement de la réduction de la taille du graphe. Les algorithmes d’optimisation sont alors beaucoup plus rapides (même si ce bénéfice est amoindri par le fait qu’il devient plus crucial d’avoir une solution proche de l’optimum ; en effet une erreur à l’échelle du pixel est moins sensible qu’à l’échelle d’une région par exemple).

Graphe d’adjacence des régions

Historiquement les premiers graphes de primitives utilisés dans un cadre markovien sont les graphes d’adjacence de régions (GRA ou *RAG Region Adjacency graph*) [Mode-92] [Kim-Il-95] pour l’interprétation d’images. On part généralement d’une sur-segmentation de l’image (par exemple donnée par la ligne de partage des eaux appliquée au gradient de l’image) ou de toute partition de l’image définissant un ensemble S de régions (au sens de composantes connexes pour la 4 ou 8-connexité). Chaque région de S définit alors un nœud du graphe, et deux régions sont voisines si elles sont adjacentes (figure 2.1). L’ensemble des arcs est noté E . Le GRA $\mathcal{G} = (S, E)$ est généralement attribué, par exemple par la taille des régions pour les nœuds, et par la longueur de la frontière pour les arcs. Le champ des observations est alors défini pour chaque région (par la moyenne, la valeur médiane, des descripteurs texturaux, etc.) [Gera-95].

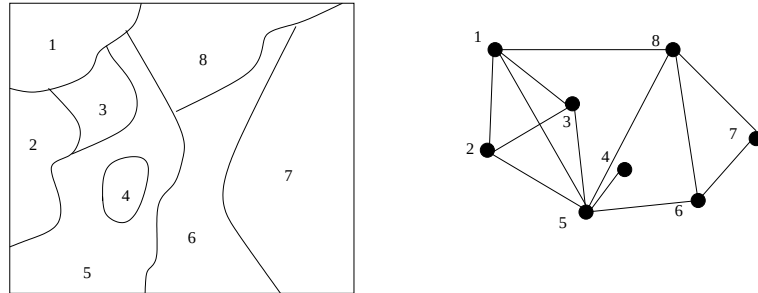


FIG. 2.1 – Régions de l’image et graphe d’adjacence des régions associé.

Plusieurs applications se trouvent en segmentation d’images vidéo, les différentes classes étant définies par les mouvements possibles des objets [Tsai-02] [Schi-05].

Citons ici également les travaux de Wang [Wang-98] qui propose un cadre de segmentation par regroupement de régions (sans passer par une classification au sens strict). Ce processus peut rapidement faire sortir du cadre Markovien car le graphe des régions varie dès que deux régions sont fusionnées. Wang définit un cadre théorique où l’espace d’états est l’ensemble des partitions avec composantes connectées dans lequel il existe un ensemble de “mouvements” (modifications de partitions) admis-

sibles (dans le sens où la chaîne de Markov associée est réversible, ce qui garantit la convergence, avec la positivité).

Nos contributions sur l'utilisation d'un GRA pour l'interprétation (au sens large) des images sont regroupées dans le chapitre 5 de la seconde partie. Le graphe des régions définit un cadre très adapté à cette problématique :

- Nous l'avons utilisé tout d'abord pour réaliser une classification sémantique des images radars (en termes d'objets urbains : routes, zones urbaines, zones de relief, rivières, etc.) et en exploitant la théorie des croyances pour définir le terme d'attache aux données [Tupi-99].
- Nous avons utilisé une approche similaire pour la reconstruction 3D d'une scène avec des données interférométriques. Là encore, un ensemble de détecteurs extrait des informations sur les régions de l'image, informations qui sont ensuite fusionnées dans un cadre markovien. Dans cette application, la reconstruction 3D et la classification de la scène se font simultanément [Tiso-04] [Tiso-06a].
- Nous avons aussi défini un cadre de reconstruction 3D à partir d'informations radargrammétriques ou interférométriques et d'une image optique. Celle-ci, beaucoup plus facile à segmenter que l'image radar -notamment en milieu urbain-, définit la structure du GRA qui est ensuite alimenté par les informations 3D des données radar [Tupi-05] [Tupi-06a].

Graphe de primitives segments ou objets

Parallèlement aux graphes de régions, des graphes sur des primitives segments sont utilisés. La grille est d'abord celle des pixels [Marr-89] [Urag-96], puis des travaux sur le regroupement de lignes dans un cadre markovien ont été proposés [Kris-96]. Cette fois la notion de voisinage s'appuie sur la distance entre les extrémités des segments et des relations angulaires entre ceux-ci.

Nous nous sommes beaucoup intéressés aux graphes de segments pour la détection du réseau routier dans les images radar. En effet, le bruit présent sur ces images (voir le chapitre 3) rend primordial l'utilisation d'informations à une échelle moins "locale" que le pixel. La démarche proposée consiste à compléter un ensemble de segments détectés par l'ensemble des connexions "raisonnables" entre eux (c'est à dire que les segments connectés sont suffisamment proches et à peu près alignés). Un graphe de segments est ensuite construit : chaque segment est un nœud du graphe et un arc du graphe relie deux nœuds si les segments associés partagent une extrémité (graphe aux arrêtes, voir figure 2.2).

Dans le cas des routes, la détection correspond alors à un étiquetage binaire du graphe. Le champ a priori et les potentiels associés permettent d'intégrer des connaissances structurelles sur les routes (longueur, courbure, connexion, etc.). Ces travaux sont décrits en détails dans le chapitre 6 de la partie 2 [Tupi-98] [Tupi-02] [Cher-05] [Lisi-06] [Negr-06].

On peut imaginer appliquer cette démarche à un ensemble d'objets (par exemple des bâtiments ou des parties de bâtiments -pans de toits, façades) dans un cadre de reconstruction 3D. Un exemple d'application potentiel est également décrit dans ce chapitre.

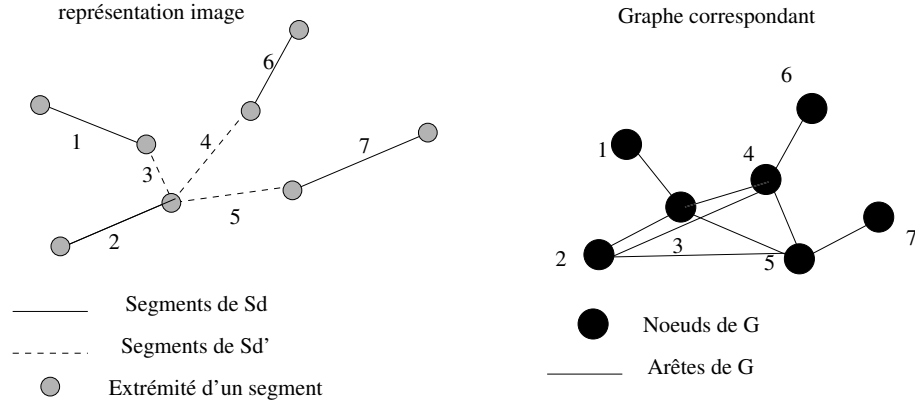


FIG. 2.2 – Segments de l'image (S_d correspond aux segments détectés et S'_d aux segments rajoutés à gauche) et graphe aux arrêtes associé à droite.

2.5 Liens avec la géométrie stochastique et les contours actifs

2.5.1 Géométrie stochastique

Intérêt

Une des grandes limites des champs de Markov est que le nombre de variables aléatoires est fixé : que ce soit sur la trame de l'image ou avec des primitives préalablement extraites, le graphe est défini une fois pour toutes sans possibilité d'évolution par la suite.

Dans une problématique de segmentation sur le graphe d'adjacence des régions, cette étape n'est pas cruciale : il est pratiquement toujours possible de calculer une sur-segmentation de l'image incluant toutes les frontières finales (comme déjà mentionné, l'algorithme de calcul de la ligne de partage des eaux est souvent utilisé à cet effet).

Dans le cas de la détection d'objets, comme par exemple le réseau routier, cela nécessite que le graphe contienne a priori tous les objets à détecter, ce qui peut se révéler délicat. Une solution est alors de passer par un graphe aléatoire dans lequel le nombre de nœuds et leur position (ainsi que les arcs) varient. L'optimisation ne consiste pas alors à chercher la meilleure configuration des attributs (par exemple la classe) des nœuds d'un graphe fixe, mais à maximiser la densité d'un processus ponctuel de Markov [Desc-04].

Principe

Un processus ponctuel peut être vu comme un ensemble aléatoire de points discrets ou comme une mesure aléatoire comptant les points dans des régions spatiales. On dit qu'il est marqué si l'on ajoute une marque à chaque point du processus.

Le processus ponctuel le plus simple est donné par des points uniformément distribués dans un domaine spatial et n'interagissant pas entre eux (processus de Poisson). Le nombre d'objets présents dans l'image suit alors une loi de Poisson. Les processus ponctuels de Markov (ou de Gibbs) permettent

d'introduire des interactions entre les points. En passant par la notion de voisinage et de cliques, la densité d'un processus ponctuel est markovienne si et seulement si elle s'écrit sous la forme :

$$p(x) = \exp(-U(x_1, \dots, x_n))/Z = \prod_{\text{cliques } y \subseteq x} \phi(y)$$

La simulation des processus ponctuels fait appel à des algorithmes de type "naissance et mort". Dans ce cadre, seulement deux types de mouvement sont considérés : ajout ou suppression de point à la configuration courante, gouvernés par des taux de naissance et de mort locaux. On peut aussi utiliser des techniques de simulation de type Monte Carlo par chaînes de Markov qui mettent alors en jeu également le "déplacement" d'un point à l'intérieur d'une configuration (rotations, dilatations, etc. selon la nature des objets étudiés à placer dans l'image).

Le formalisme des processus ponctuels de Markov a été développé en traitement d'images notamment par X. Descombes et appliqué à de nombreux problèmes de télédétection [Desc-04] : la détection du réseau routier [Stoi-01], la segmentation [Drot-02], la reconstruction 3D de bâtiments [Ortn-04], l'extraction des houppiers [Perr-06].

2.5.2 Contours actifs statistiques

Intérêt

Les contours actifs ont été introduits en 88 dans [Kass-88]. Plutôt que d'envisager la détection des contours globalement sur toute l'image (ce qui aboutit bien souvent à des amorces de contours bruités et incomplets), on s'intéresse à la détection d'un contour particulier, souvent fermé, dont on donne manuellement la position initiale. La limitation de l'espace de recherche permet alors d'utiliser des techniques relativement sophistiquées pour obtenir le meilleur contour possible.

Principe

Formellement, il s'agit de faire évoluer une courbe paramétrée $\mathcal{C}(v(s) = [x(s), y(s)]^t, s \in [0, 1])$ en fonction de contraintes internes et externes :

$$E_{totale} = \int_0^1 [E_{interne}(v(s)) + E_{image}(v(s)) + E_{ext}(v(s))] ds$$

avec

$$E_{interne} = \alpha(s) \left(\frac{dv}{ds} \right)^2 + \beta(s) \left(\frac{d^2v}{ds^2} \right)^2$$

L'approche énergétique de minimisation de l'énergie est similaire à la recherche du MAP dans un cadre bayésien. On retrouve un terme de vraisemblance avec $\int E_{image}(v(s))$ et un terme de régularisation avec $\int E_{interne}(v(s))$ (qui exprime des interactions locales), tandis que $\int E_{ext}(v(s))$ correspondrait à un champ externe qui serait introduit. De nombreuses extensions à ce modèle de base ont

été proposées (introduction d’une force de ballon [Cohe-92], “gradient vector flow” [Xu-97], utilisation d’ensembles de niveau [Mall-95] [Vese-02], etc.).

Storvik [Stor-94] a proposé un cadre totalement bayésien avec un modèle markovien (mono-dimensionnel) pour la régularisation. Il introduit également un critère de vraisemblance non pas sur le contour mais à l’intérieur et à l’extérieur de ce contour. Cette approche “région” des contours actifs sera développée par l’équipe de P. Réfrégier à l’Institut Fresnel avec le CASP (Contour Actif Statistique Polygonal [Ches-99] [Ches-00]) puis la grille active [Gall-03].

Notons que sur le fond, dans un cadre bayésien, les approches sont très similaires car elles maximisent la vraisemblance des observations avec une régularité sur la solution. Dans un cadre de détection, la régularité est exprimée directement sur le contour actif, alors que dans un formalisme de segmentation par modèle markovien, la régularité s’exprime sur la longueur des contours de la partition obtenue (cas du modèle de Potts⁴).

2.5.3 Comparaison des approches

Ces trois approches ont de nombreux points communs. Les processus ponctuels marqués peuvent être considérés comme une extension des champs de Markov sur graphes où même le graphe est désormais optimisé. Les contours actifs et les modèles markoviens font intervenir des énergies très similaires avec terme d’attache aux données et régularisation, mais les premiers se situent dans le cadre restreint d’un unique objet à chercher contre le fond, même si les extensions par ensembles de niveau ont rejoint les approches classiques de segmentation [Vese-02].

On peut essayer de faire le lien entre ces trois familles de méthodes en comparant la complexité qu’elles introduisent d’une part au niveau des objets cherchés, et d’autre part au niveau de l’espace de recherche. Ces différences sur l’espace de recherche et sur la complexité admise sur l’objet vont entraîner des critères à optimiser différents mais qui philosophiquement sont très proches et reposent sur la vraisemblance des observations. On peut alors faire la constatation suivante : la complexité introduite au niveau de l’espace de recherche impose une complexité moindre au niveau de l’objet cherché. En effet, les contours actifs partent d’une initialisation fixée pour chaque objet. Les champs de Markov sur graphe partent d’un graphe d’objets qui peut être complexe mais qui n’est jamais remis en question. Les processus ponctuels marqués évoluent sur toute l’image selon un processus d’optimisation. En revanche les marques associées au processus ponctuel (qui définissent l’objet en fait) doivent être limitées pour garder des temps de calcul raisonnables. A contrario, pour le contour actif, son espace de recherche limité permet une grande liberté de forme.

⁴Dans ce cas, l’énergie peut se ré-écrire : $\sum_{P_i \in P} \sum_{s \in P_i} -\ln P(y_s | P_i) + \sum_{\Gamma} \beta$ avec P_i une partie de la partition P associée à la classification et Γ l’ensemble des frontières.

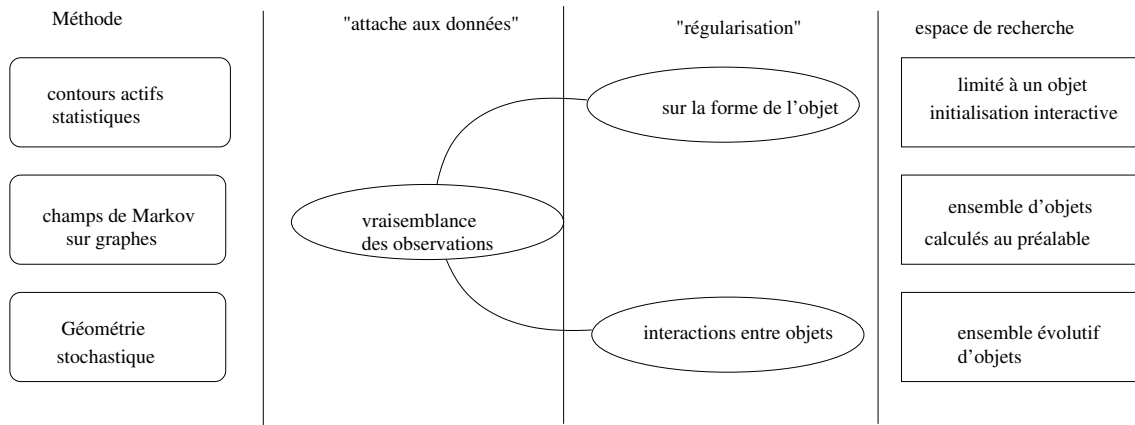


FIG. 2.3 – Positionnement des différentes méthodes par rapport aux critères utilisés et à l'espace de recherche

2.6 Conclusion

Ce chapitre a décrit le cadre théorique des champs de Markov qui sera utilisé pour définir de nombreux outils visant à l'interprétation automatique des images de radar. La plupart de nos travaux s'appuient sur le formalisme décrit ici et en particulier sur les différents graphes décrits dans la section 2.4. Ils sont exposés dans la seconde partie de ce rapport, dans le chapitre 4 pour les graphes de pixels, le chapitre 5 pour les graphes de régions et le chapitre 6 pour les graphes de primitives quelconques.

Chapitre 3

Imagerie radar

Ce chapitre est consacré à l'imagerie radar et à certaines problématiques actuelles pour lesquelles nous présentons nos contributions. Après une brève introduction, quatre grandes thématiques auxquelles nous nous sommes intéressés sont présentées : la haute résolution, l'interférométrie, la radar-grammétrie et la fusion optique / radar.

3.1 Généralités

Les capteurs radar sont de nos jours très largement utilisés pour imager notre planète. Nés avec la seconde guerre mondiale à des fins militaires, ils se sont rapidement démocratisés et aujourd'hui de nombreux capteurs civils dédiés à l'observation de la terre sont des capteurs radar. Cet essor a été rendu possible grâce à la technique d'ouverture synthétique qui a considérablement amélioré la résolution et permis la création d'images dignes de ce nom. Le premier satellite muni d'un capteur radar est le satellite américain SEASAT en 1978, suivi par des missions ponctuelles de la navette américaine (en 81, 84 et 94). Dans les années 90, plusieurs satellites radar sont lancés : ERS-1 par les européens, Almaz par les russes, JERS-1 par les japonais, Radarsat par les canadiens. Les années 2000 voient l'avènement de nouveaux types de capteurs. D'une part, la polarimétrie, qui consiste à étudier les modifications de la polarisation de l'onde lors de son interaction avec la cible, devient fonctionnelle sur le capteur radar ENVISAT (2000), alors que jusqu'ici la polarimétrie était limitée aux campagnes aéroportées. D'autre part, les résolutions passent de décamétriques à métriques : la nouvelle génération de capteurs civils comme TerraSar-X (2007) ou Cosmo-Skymed (2008) aura une résolution autour du mètre.

Le principe du radar imageur est le suivant : il émet des ondes électro-magnétiques qui après avoir été rétrodiffusées par les éléments à la surface du sol sont reçues et enregistrées. Les signaux réémis sont caractéristiques des surfaces rencontrées, notamment leurs propriétés électro-magnétiques et géométriques comme leur dimension, leur rugosité, leur orientation par rapport à l'onde incidente, etc. L'émission du signal par le capteur permet de s'affranchir des conditions d'éclairement classiques de l'optique autorisant ainsi l'acquisition des images de jour comme de nuit, et les fréquences utilisées, entre 1 et 1000 GHz, sont insensibles à la couverture nuageuse en ce qui concerne l'amplitude réémise.

Les verrous initiaux de la résolution ont été débloqués en émettant un chirp (une impulsion comprimée dont la fréquence varie linéairement) et en utilisant l’histoire d’une cible dans les signaux où elle a été “imagée” (ce qui est analogue à un chirp en azimuth) [Lebe-90] [Oliv-98] [Mait-01]. Nous ne revenons pas ici sur les aspects de traitement du signal et de physique qui conduisent à l’obtention d’une image radar. Dans tous nos travaux, nous supposons que la synthèse a été effectuée et que nous disposons d’un *signal complexe bi-dimensionnel* représentatif de la scène. Par ailleurs, bien qu’elle soit une source d’informations très importante [Clou-96] [Clou-97] et l’objet de nombreuses recherches actuellement, nous n’avons pas travaillé sur la polarimétrie.

Ce chapitre se décompose en 4 parties : la première est dédiée aux spécificités de la haute résolution, notamment en milieu urbain ; les deux suivantes sont consacrées à l’extraction d’informations tri-dimensionnelles en radar par les techniques d’interférométrie et de radargrammétrie ; enfin, nous concluons ce chapitre par un paragraphe sur la fusion entre données optique et radar.

Nos contributions principales sur le développement d’outils automatiques d’interprétation des images radar ou de reconstruction 3D, et notamment celles qui intègrent des modèles Markoviens, ne sont que mentionnées ici et décrites plus en détails dans la partie 2 de ce rapport.

3.2 Imagerie radar à haute résolution

Si de nombreux travaux ont été consacrés aux images satellitaires, et donc aux résolutions décamétriques, l’avènement des futurs capteurs soulèvera de nouvelles problématiques. En effet, le signal rétrodiffusé est fortement dépendant des réflecteurs élémentaires à l’intérieur d’une cellule de résolution et des interactions entre les ondes réémises. La modification de la cellule de résolution et donc de ces phénomènes d’interactions a un impact très important, et entraîne en particulier la remise en question des modèles statistiques utilisés jusqu’ici. Par ailleurs, les déformations géométriques comme les phénomènes d’ombres et de repliements, qui existaient dans les images satellitaires notamment dans les zones de fort relief, prennent une dimension particulière en milieu urbain où les structures verticales (murs) se multiplient. Plus fondamentalement, les mécanismes électro-magnétiques dans ce milieu complexe restent mal compris. Si l’analyse spectrale du signal apporte un certain éclairage, la simulation des signaux permettrait sans doute une meilleure analyse des mécanismes d’interaction onde-matière.

Nous décrivons dans les paragraphes suivants nos contributions sur ces différents aspects. Notons que la plupart de ces travaux ont été menés sur des images aéroportées à très haute résolution (de l’ordre de 50cm). Il est probable qu’une mise à jour de ces résultats pour des résolutions métriques soit nécessaire.

3.2.1 Statistiques du signal

L’interaction des ondes à l’intérieur d’une cellule de résolution provoque le phénomène de chatoiement (*speckle*), qui dégrade de façon drastique la lisibilité des images radar. Goodman a proposé un

modèle [Good-75] [Good-76] qui permet d'établir la distribution de l'amplitude et de l'intensité pour une surface physiquement homogène de réflectivité¹ constante (respectivement : loi Rayleigh et loi exponentielle en mono-vue, loi Nakagami et loi Gamma en multi-vues). Il s'appuie sur la modélisation suivante du signal z rétrodiffusé par une cellule de résolution :

$$z = \sum_{i=1}^N a_i \exp(j\phi_i)$$

où N est le nombre de réflecteurs élémentaires dans la cellule de résolution et a_i et ϕ_i les amplitudes et phases des signaux rétrodiffusés. Ce modèle, qui suppose une réflectivité R constante, a été étendu dans le cas texturé en faisant des hypothèses sur la loi suivie par R . Par exemple, dans le cas d'une loi Gamma, bien adaptée au milieu naturel et pour laquelle il existe des justifications physiques [Jao-84] [Oliv-84], on obtient une loi $\mathcal{K}$ dont la formulation, pour des données en intensité, est la suivante :

$$p_I(u) = \frac{1}{\Gamma(L)\Gamma(M)} \frac{2LM}{\mu} \left(\frac{LM}{\mu}u\right)^{\frac{M+L}{2}-1} K_{M-L} \left[2 \left(\frac{LM}{\mu}u\right)^{\frac{1}{2}} \right], L > 0, M > 0 \quad (3.1)$$

où M est un paramètre de forme, L le nombre de vues², K_{M-L} la fonction de Bessel modifiée de seconde espèce. Cette loi est couramment utilisée en imagerie radar.

D'autres distributions sont obtenues pour d'autres modèles de textures [Nezr-92]. Parallèlement, de nombreux modèles mathématiques n'impliquant pas nécessairement de loi sur R , ont été testés (loi de Weibull, loi Log-normale, ...). Ces différentes lois sont adaptées à certains milieux : système de Pearson et lois U, B, W pour les surfaces océaniques [Quel-93], loi log-normale et Weibull pour le milieu urbain [Simo-02], loi $\mathcal{K}$ pour la forêt [Laur-89], etc.

Nous³ avons montré que dans le cas du milieu urbain à haute résolution la distribution de Fisher était particulièrement bien adaptée pour modéliser l'intensité (mais aussi l'amplitude) de l'image :

$$p_I(u) = \frac{\Gamma(L+M)}{\Gamma(L)\Gamma(M)} \frac{L}{M\mu} \frac{\left(\frac{Lu}{M\mu}\right)^{L-1}}{\left(1 + \frac{Lu}{M\mu}\right)^{L+M}}, L > 0, M > 0 \quad (3.2)$$

Si cette loi n'a pas de justification physique sous-jacente (elle suppose que R suit une loi Gamma-inverse), on peut néanmoins montrer qu'elle est représentative de nombreuses classes du milieu urbain. Effectivement, elle permet de bien modéliser toute une famille de lois : non seulement celles correspondant aux structures urbaines, mais aussi celles correspondant au milieu naturel (végétation). Ces

¹La réflectivité est le paramètre directement mesuré sur l'image. Elle est proportionnelle à la surface équivalente radar de la cible ou au coefficient de rétrodiffusion pour les cibles étendues qui sont les paramètres physiques caractéristiques [Oliv-84].

²Afin de réduire le phénomène de chatoiement, on moyenne souvent plusieurs échantillons décorrés. Pour ce faire, le spectre azimutal est découpé en L sous-bandes permettant de créer des images appelées sous-vues qui sont ensuite moyennées. L est appelé le nombre de vues. Par extension, il intervient comme un paramètre de la loi suivie et peut s'écarter de sa valeur physique qui est un nombre entier.

³Ces travaux ont été effectués dans le cadre de la thèse de Céline Tison [Tiso-04] en collaboration étroite avec Jean-Marie Nicolas qui travaille sur l'utilisation de la transformée de Mellin en imagerie radar depuis plusieurs années [Nico-02].

résultats ont été obtenus en sélectionnant manuellement des échantillons représentatifs des différentes classes sur des images radar à haute résolution (capteurs Aerosensing et RAMSES) pour lesquels l'adéquation du modèle de Fisher a été vérifié.

Parallèlement, il a été montré que les méthodes d'estimation fondées sur les log-moments ou de façon équivalente les log-cumulants [Nico-02b] sont nettement plus performantes en pratique que celles fondées sur les moments [Tiso-04]. En effet, les log-cumulants (ou cumulants de deuxième espèce) sont liés aux paramètres de la loi de Fisher (L, M, μ) par les relations suivantes :

$$\begin{aligned}\tilde{\kappa}_1 &= \log(\mu) + (\Psi(L) - \log(L)) - (\Psi(M) - \log(M)) \\ \forall r > 1, \tilde{\kappa}_r &= \Psi(r-1, L) + (-1)^r \Psi(r-1, M)\end{aligned}$$

Une estimation empirique des trois premiers des log-moments normalisés qui sont égaux aux trois premiers log-cumulants [Nico-06] par les formules (où les u_i sont N échantillons en amplitude) :

$$\begin{aligned}\hat{\kappa}_1 &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\log(u_i)] \\ \hat{\kappa}_2 &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\left(\log(u_i) - \hat{\kappa}_1 \right)^2 \right] \\ \hat{\kappa}_3 &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\left(\log(u_i) - \hat{\kappa}_1 \right)^3 \right]\end{aligned}$$

permet de remonter à (L, M, μ) ($L > 0, M > 0$). La fonction $\Psi(\cdot)$ est la fonction Digamma et la fonction $\Psi(n, \cdot)$ est la fonction n-Polygamma. La résolution numérique de ces équations est possible grâce à la monotonie des fonctions polygamma Ψ (mais il n'existe pas de solution analytique).

Le critère de comparaison utilisé entre les méthodes d'estimation était l'EQM entre la distribution réelle et les distributions établies à partir d'estimation des paramètres au sens des moments ou des log-moments sur des échantillons. Notons que les estimateurs au sens du Maximum de Vraisemblance qui donnent la variance minimale ne sont pas toujours calculables en pratique [Nico-06]. Par ailleurs, le diagramme log-cumulant 2 / log-cumulant 3 permet de cartographier les différents types de lois [Nico-04]. Il est une alternative au diagramme beta-1 / beta-2 lié au modèle de Pearson fréquemment utilisé en imagerie radar [Deli-97].

Application à la classification markovienne

Ces résultats sur la modélisation statistique en milieu urbain à haute résolution ont permis de définir une méthode de segmentation markovienne supervisée très efficace [Tiso-04a]. Cette méthode est décrite au chapitre 4 de la partie 2.

Application au CASP

Les distributions de Fisher ont également été intégrées dans un modèle de contour actif polygonal (voir par exemple [Ches-99] pour le modèle du CASP) dédié au milieu urbain⁴ [LeMo-06]. Le problème est alors de conserver une mise en oeuvre rapide de l'algorithme en remplaçant les intégrales de surfaces qui interviennent dans le calcul de la log-vraisemblance par des sommations le long des contours. Pour cela les estimateurs calculés par les log-moments sont supposés vérifier les équations du maximum de vraisemblance ce qui simplifie l'expression de la log-vraisemblance généralisée. En effet la log-vraisemblance de la région R a l'expression suivante :

$$\begin{aligned} \mathcal{LV} = & N \left[L \log \left(\frac{L}{M\mu} \right) + \log \left(\frac{\Gamma(L+M)}{\Gamma(L)\Gamma(M)} \right) \right] \\ & + (L-1) \sum_{i \in R} \log(u_i) + (L+M) \sum_{i \in R} \log \left(\frac{M\mu}{M\mu + Lu_i} \right) \end{aligned} \quad (3.3)$$

avec (L, M, μ) les paramètres de la loi de Fisher et u_i les intensités des pixels i de la région R . Le dernier terme de cette formule pose problème car il fait intervenir les intensités et les paramètres de la loi.

En utilisant les équations du maximum de vraisemblance pour les estimateurs des paramètres, on arrive à une expression plus simple ne dépendant que des paramètres estimés :

$$\begin{aligned} \mathcal{LV} = & N \left(\log \left(\frac{1}{\mu} \right) + (\log(\Gamma(L+M)) - (L+M)\Psi(L+M) \right. \\ & \left. - (\log(\Gamma(L)) - L\Psi(L)) + (\log(L) - \Psi(L)) \right. \\ & \left. - (\log(\Gamma(M)) - M\Psi(M)) - (\log(M) - \Psi(M)) \right) \end{aligned} \quad (3.4)$$

et qui permet l'utilisation de cartes de valeurs cumulées accélérant les calculs lors de l'optimisation du contour actif. Les figures 3.1 et 3.2 montre des exemples de résultats sur des images simulées et réelles.



FIG. 3.1 – Exemple de CASP : à gauche, image simulée originale avec distributions de Fisher ; au centre, résultat avec des lois de Fisher ; à droite, résultat avec des lois Gamma.

3.2.2 Déformations géométriques

Le principe même de formation des images radar repose sur la réception des échos réémis par les obstacles rencontrés. Dans cette configuration d'échantillonnage en distance (seule compte la distance

⁴Travaux initiés dans le cadre du stage de Master de Vincent LeMoigne en co-encadrement avec Frédéric Galland pendant son séjour post-doctoral à l'école, et poursuivis actuellement dans sa thèse [LeMo-].

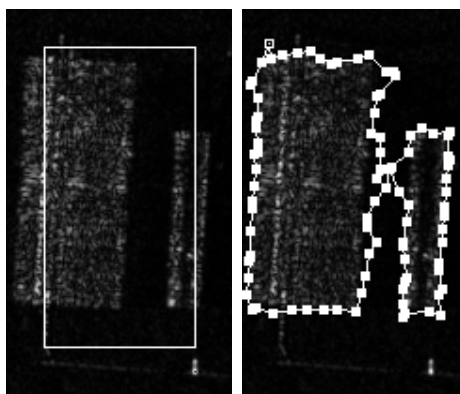


FIG. 3.2 – Exemple de CASP : à gauche, image radar originale et initialisation du contour actif ; à droite, résultat avec des lois Fisher (extrait de [LeMo-06]).

capteur/objet), les images radar sont sujettes à de sévères distorsions géométriques.

La première est le phénomène de repliement (*lay-over*) lié au fait que les objets en hauteur répondent avant des objets situés au sol. Par conséquent leur réponse est mélangée avec celle d'autres points au sol (voir figures 3.3 et 3.4). Ce phénomène est très perturbant dans la lecture des images en particulier en milieu urbain. En effet, la réponse du toit commence avant le coin réflecteur mur/sol, séparant la zone de réponse en deux parties : signal mélangé sol/toit et signal “pur” de toit. Par ailleurs, dans un contexte interférométrique, la phase des zones repliées n'est pas directement exploitable car elle n'est en générale représentative ni de la phase du sol, ni de celle du toit [Celli-06]. Notons également que le coin mur/sol concentre les réponses des doubles rebonds façade/sol ou sol/façade qui arrivent dans la même case radar. Il se produit également des phénomènes de triples rebonds qui peuvent amener des réponses dans la zone d'ombre [Celli-07].

La seconde distorsion est en effet le phénomène de masquage de certaines zones de terrain par des obstacles. Elles ne seront alors pas imagées et constituent les zones d'ombre (voir figures 3.3 et 3.4). La visibilité de la zone d'ombre est très dépendante du contraste entre la zone de sol et la zone d'ombre proprement dite. En particulier, on voit sur la figure 3.4 l'influence de la longueur d'onde : en bande X (longueur d'onde de 3cm), le sol est considéré comme rugueux et donc rétro-diffuse plus que l'ombre qui se distingue alors nettement ; en revanche, en bande S (10cm), la zone d'ombre n'est pas visible. En milieu urbain dense, typiquement sur une ville, le pourcentage de pixels dans des zones d'ombres ou de repliement peut devenir très important [Soer-03].

En revanche, ces déformations géométriques présentent l'intérêt d'être reliées à la hauteur des structures imagées et la taille de l'overlay ou de l'ombre permet de remonter à la hauteur de certaines parties du bâtiment. C'est particulièrement vrai dans les zones semi-urbaines, ou lorsque les bâtiments sont isolés. Par ailleurs, cette information 3D mono-image est une mesure très précise [Simo-02].

Nous avons proposé et testé⁵ dans [Tupi-03] une méthode de détection automatique des zones de repliement fondée sur le rapport des moyennes de part et d'autre de la position testée (un exemple de

⁵Les développements algorithmiques de cette approche ont été l'objet du stage de maîtrise de Physique et Applications de Paris 7 de Denis Dortega.

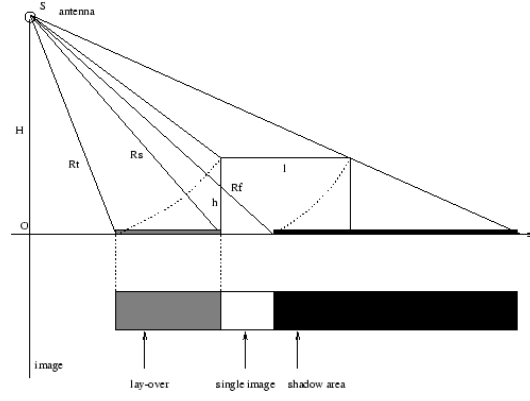


FIG. 3.3 – Repliement et ombre : représentation géométrique sur une coupe de bâtiment des phénomènes de repliement et d'ombre; la zone de repliement (lay-over) correspond à la zone où les signaux du toit et du sol sont mélangés, la zone d'ombre correspond à la zone pour laquelle aucun signal n'est rétro-diffusé.

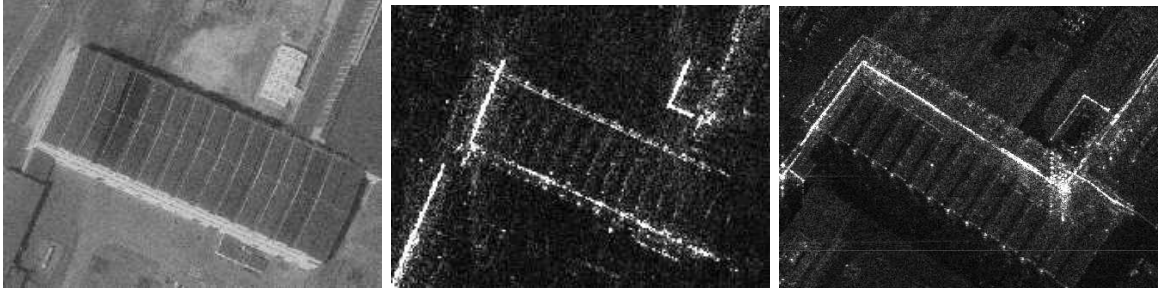


FIG. 3.4 – Repliement et ombre : à gauche, image optique du bâtiment considéré ; au centre : image radar en bande S, résolution de l'ordre de 50 cm, capteur situé à gauche (le repliement est bien visible mais pas la zone d'ombre) ; à droite : image radar en bande X, résolution de l'ordre de 30 cm, capteur situé au-dessus (repliement et ombre sont bien visibles).

résultat est présenté sur la figure 3.5). Cela revient à faire un test de vraisemblance entre l'hypothèse de zone homogène et l'hypothèse de séparation de en deux régions. En effet, on peut montrer que si on suppose des distributions Gamma dans chacune de ces régions (avec R_i la réflectivité moyenne, N_i le nombre d'échantillons et $\hat{I}_i$ l'estimateur empirique de la moyenne calculé sur N_i échantillons), on obtient un rapport de vraisemblance qui s'écrit :

$$\lambda(N_1, N_2, R_1, R_2, R) = -N_1 \left(\ln R_1 + \frac{\hat{I}_1}{R_1} \right) - N_2 \left(\ln R_2 + \frac{\hat{I}_2}{R_2} \right) + (N_1 + N_2) \left(\ln R + \frac{\hat{I}}{R} \right) \quad (3.5)$$

et qui se ramène à :

$$\hat{\lambda}(N_1, N_2) = -N_1 \ln \hat{I}_1 - N_2 \ln \hat{I}_2 + (N_1 + N_2) \ln \hat{I} \quad (3.6)$$

si on utilise les estimateurs MV pour R_1 et R_2 . Et finalement, en posant $r = \frac{\hat{I}_1}{\hat{I}_2}$:

$$\hat{\lambda}(N_1, N_2) = -N_1 \ln r + (N_1 + N_2) \ln \left(\frac{N_1 r + N_2}{N_1 + N_2} \right) \quad (3.7)$$

D'où une expression qui ne dépend que du rapport r et du nombre d'échantillons. Les résultats obtenus sont encourageants et montrent que cette source d'information devrait être fusionnée avec celles plus classiquement utilisées comme l'interférométrie ou la radargrammétrie (voir paragraphes 3.3 et 3.4).

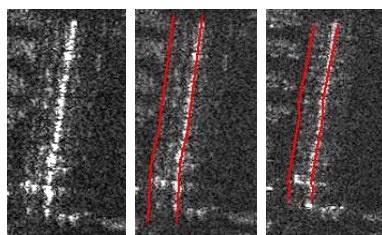


FIG. 3.5 – Exemple de détection du début de la zone de repliement : à gauche, image radar originale ; au centre, détection du coin réflecteur et du début du repliement ; à droite, même résultat pour un angle d’incidence local plus faible (30° au centre de la fauchée contre 40° précédemment) (extrait de [Tupi-03]).

En ce qui concerne les ombres, elles peuvent se révéler très utiles pour initialiser la recherche des bâtiments, et elles sont souvent utilisées comme source d’informations en milieu urbain [Bolt-00a] [Soer-03]. Cette approche est développée dans [Tiso-04b]. Les ombres sont détectées comme la classe la plus sombre d’une classification Markovienne, puis une optimisation est réalisée sur chaque ligne en utilisant un critère de maximum de vraisemblance sur l’amplitude et la phase avec des distributions de Fisher. Les résultats par ligne sont ensuite régularisés pour obtenir une forme et une hauteur globale du bâtiment (voir figure 3.6).

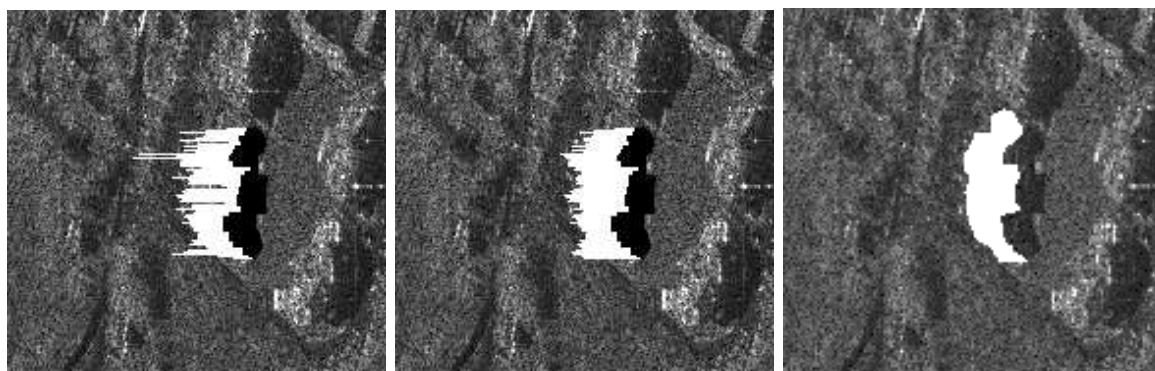


FIG. 3.6 – Exemple de reconstruction de la forme du bâtiment à partir de la détection de son ombre (en noir sur les vignettes de gauche et du centre) : à gauche optimisation ligne par ligne, au centre résultat après la régularisation sur les lignes, à droite vérité terrain tracée manuellement (extrait de [Tiso-04b]).

3.2.3 Contenu spectral

Le spectre des images radar (fig. 3.7) est intimement lié au mécanisme d’acquisition des images : dans la direction azimutale, le signal reçu correspond aux différentes positions du capteur alors qu’en distance il s’agit des différentes fréquences du chirp qui a été émis.

De façon intuitive, la sélection d’une partie du spectre revient à ne considérer que certaines positions du capteur (correspondant à la bande azimutale sélectionnée) et certaines fréquences émises (bande en distance, voir un exemple sur la figure 3.8). On parle aussi d’analyse “temps / fréquence”. Notons que nous travaillons sur les données synthétisées et que cette remarque n’est strictement vérifiée que

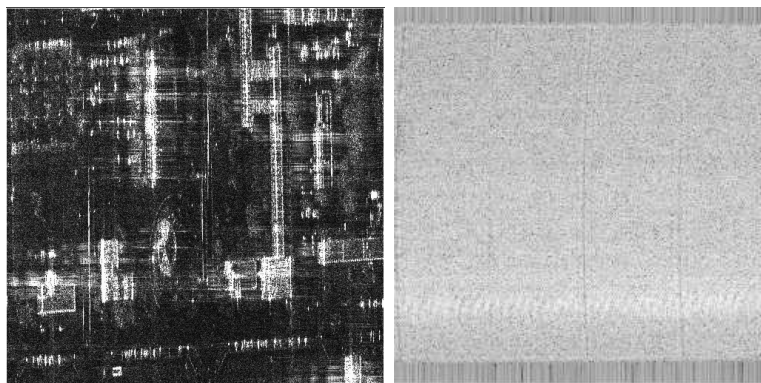


FIG. 3.7 – Exemple d’image radar en amplitude et spectre (image Aerosensing sur Toulouse ©CNES).

pour des données brutes (RAW). Néanmoins on peut montrer que les différences sont négligeables⁶. En fonction de la partie du spectre sélectionnée, la réponse d’une cible dans l’image reconstruite (par transformée de Fourier inverse) peut présenter des variations très importantes.

De nombreux travaux ont été et sont actuellement consacrés à l’analyse temps-fréquence. L’ONERA a proposé une décomposition fondée sur les ondelettes [Bert-96] [Tria-05] avec des applications en polarimétrie-interférométrie (appelée PolInSAR) [Coli-05] [Coli-06]. Le CNES a également développé des outils de caractérisation des cibles avec initialement une décomposition plus simple en un nombre limité de sous-bandes [Henr-03] et des applications en polarimétrie [Sour-03]. Plus récemment, l’utilisation de la transformée de Wigner-Ville a été étudiée avec une caractérisation “polarimétrique” des cibles par leurs réponses temps-fréquence [Tiso-06]. De récents travaux à l’IETR [Ferr-03] [Ledu-06], ont définis des critères de stationnarité et de cohérence temps-fréquence permettant une classification des objets urbains, aussi bien en polarimétrie que sur des données mono-canal.

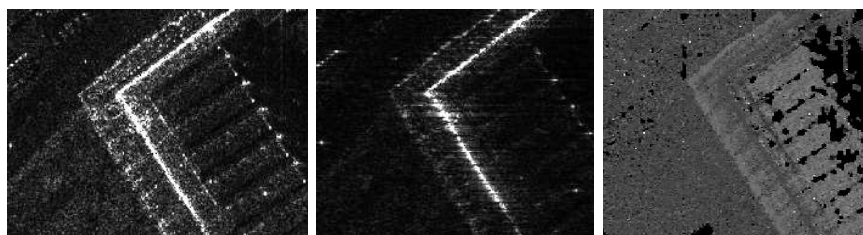


FIG. 3.8 – Exemple de guide d’onde dans une image radar : la structure brillante correspondant au faite du toit (après le coin réflecteur, image de gauche) disparaît si on ne sélectionne que la partie gauche du spectre -basses fréquences du chirp émis- (image centrale) ; ce phénomène a été mis en évidence suite à des valeurs de phase interférométrique inexplicables (image de droite, la ligne brillante de l’image d’amplitude est à la hauteur du sol -en gris plus foncé- alors qu’elle se situe sur le toit, après la réponse du coin réflecteur).

Nous présentons dans cette partie quelques résultats de découpage en *sous-bandes azimutales* uniquement, ainsi qu’un outil d’exploitation que nous avons proposé dans [Tupi-04]⁷ sur des données en

⁶Cette expérience a été réalisée dans le cas de données satellitaires grâce au synthétiseur temporel SYTER développé par Jean-Marie Nicolas au sein du département TSI [Nico-06a].

⁷Ces travaux ont été faits avec Céline Tison dans le cadre de sa thèse [Tiso-04].

amplitude. Dans le cas d'un découpage azimutal, une sous-bande correspond à la sélection d'une partie de l'antenne synthétique et donc d'un certain intervalle d'angles d'incidence (fig. 3.9). La réponse d'un objet dans une sous-bande va alors dépendre de sa rugosité par rapport à la longueur d'onde, et de son orientation par rapport à l'angle d'incidence. Dans le cas des objets rugueux, les différentes réponses dans les sous-bandes seront comparables (au phénomène de chatoiement près). En revanche, dans le cas d'un objet lisse, sa réponse sera directement fonction de la relation entre son orientation et l'angle d'incidence caractéristique de la sous-bande (voir figure 3.9 et figure 3.10). Cette constatation nous a amenés à développer un outil de mise en évidence des pixels instables.

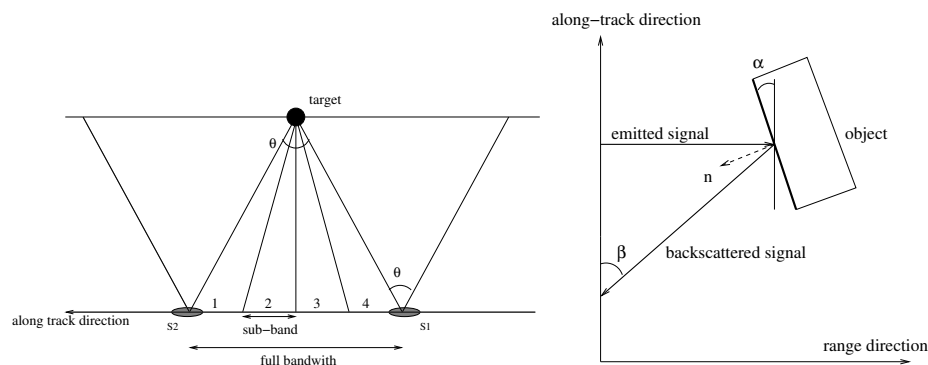


FIG. 3.9 – Illustration de la décomposition en sous-bandes (extrait de [Tupi-04]). A gauche, la cible est vue par le capteur entre les positions S_1 et S_2 -vue de dessus- ; chaque sous-bande correspond à un ensemble de positions du capteur. A droite, illustration de la directivité d'une cible ; le signal pour une réflexion spéculaire se réfléchit selon la loi de Snell-Descartes par rapport à la normale et un fort signal sera rétrodiffusé pour un capteur situé à la position indiquée par β .

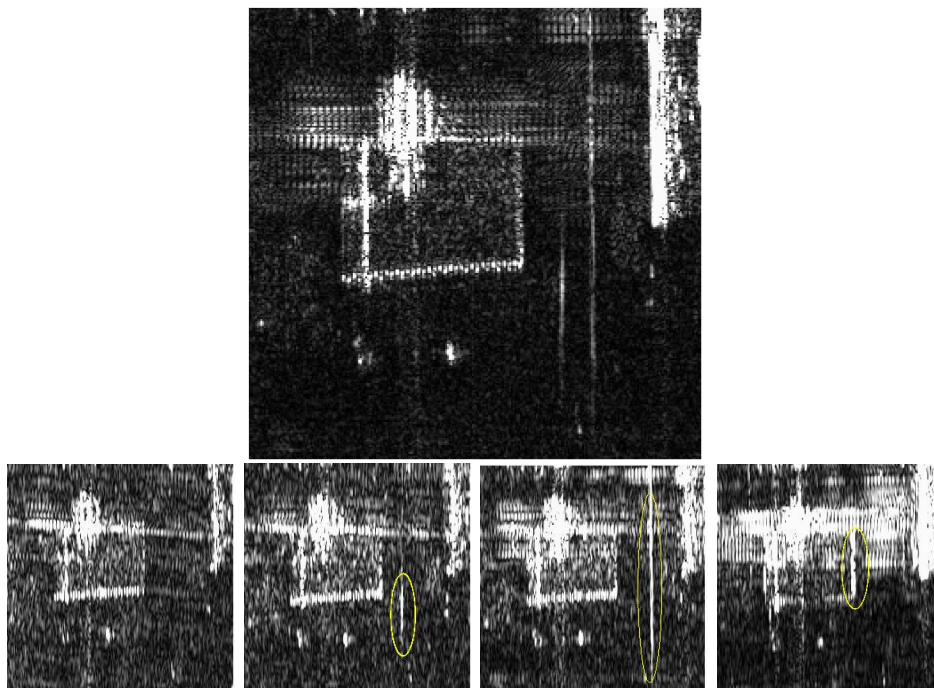


FIG. 3.10 – Extrait de l'image radar originale et images des sous-vues du bâtiment ; les objets “instables” sont entourés.

Plutôt que la corrélation complexe entre sous-vues proposée dans [Henr-03], nous nous sommes inspirés de [Wint-97]⁸, pour proposer d'utiliser la quantité d'information de Shannon. En effet, si on considère l'information mutuelle $I_{(X_1, X_2)}$ entre deux variables X_1 et X_2 , elle s'écrit en fonction des entropies H_{X_1} et H_{X_2} comme :

$$I_{(X_1, X_2)} = H_{X_1} + H_{X_2} - H_{(X_1, X_2)}$$

On peut montrer qu'elle se calcule sur l'image par :

$$I_{(X_1, X_2)} = \frac{1}{\text{card}(S)} \sum_{s \in S} r_{(X_1, X_2)}(x_{1s}, x_{2s})$$

où

$$r_{(X_1, X_2)}(x_1, x_2) = -\log_2\left(\frac{p_{X_1}(x_1)p_{X_2}(x_2)}{p_{(X_1, X_2)}(x_1, x_2)}\right)$$

où p_{X_i} est la fonction de probabilité associée à la source d'information (l'image ici) i . $r_{(X_1, X_2)}(x_{1s}, x_{2s})$ représente la contribution du pixel s à l'information mutuelle. Elle présente dans notre cas de fortes valeurs pour les pixels stables et faibles pour les pixels instables (fig.3.11).

Pour obtenir un résultat utilisant toutes les sous-bandes, les résultats de quantité d'information mutuelle sont fusionnés avec une somme associative symétrique [Bloc-96].

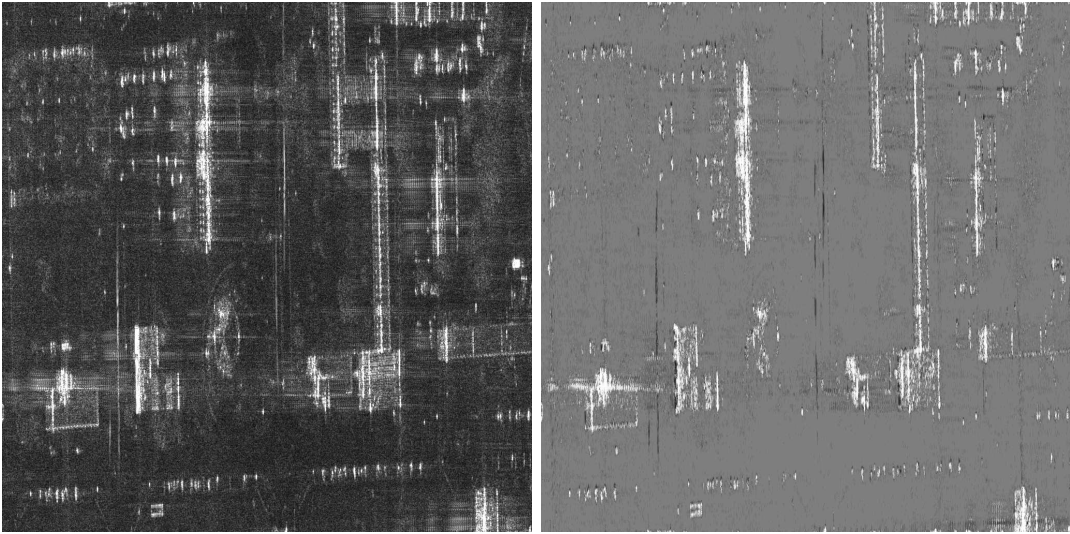


FIG. 3.11 – Image radar originale (image AeroSensing ©CNES) et quantité d'information mutuelle fusionnée entre les 4 sous-vues.

On peut montrer que la détection des pixels stables permet d'améliorer l'exploitation de l'interférogramme, notamment sur les coins réflecteurs [Tiso-04]. En effet, la hauteur trouvée sur les pixels "stables" au sens précédent des coins mur / sol présente une variance plus faible autour de la hauteur du sol.

⁸Petit clin d'oeil à un compagnon de thèse!....

3.2.4 Compréhension des phénomènes électro-magnétiques

La compréhension du signal radar en milieu urbain est un problème difficile en raison de la complexité de l'interaction onde / matière dans ce type de milieu (très discontinu, avec des matériaux aux rugosités et aux propriétés électro-magnétiques très variables).

Si des analyses géométriques simples permettent d'interpréter une partie des échos forts présents sur une image radar (coins réflecteurs, pentes des toits orientées vers le capteurs, etc. -voir figure 3.12), elles ne permettent pas de d'appréhender tous les phénomènes. La compréhension fine des interactions



FIG. 3.12 – Illustration de l'influence de l'orientation sur la “visibilité” des bâtiments dans l'image : extraits d'une image radar sur New-York (sur l'image SIR-X de gauche, le capteur est à gauche de la scène, et la trace est alors parallèle aux rues, tandis qu'à droite le capteur est au-dessus).

onde / matière peut être aidée par les simulateurs de propagation. La complexité du milieu urbain fait qu'il n'est pas possible de décrire la propagation de façon exacte et analytique. Les simulateurs développés font donc bien souvent appel à des méthodes approchées, ou à des méthodes numériques (qui peuvent être exactes ou approchées!...).

Franceschetti et son équipe ont développé un simulateur dédié au milieu urbain [Fran-02] [Fran-03]. Il s'agit d'une méthode analytique approchée utilisant l'approximation de Kirchhoff et l'approximation de l'optique physique ou celle de l'optique géométrique en fonction de la rugosité des surfaces. Elle a été utilisée pour générer des images radar sur des scènes entières à partir des MNEs, notamment pour la préparation du lancement de Cosmo-Skymed. Néanmoins, cette méthode paraît très sensible aux paramètres descriptifs des surfaces qu'il est difficile de déterminer (la rugosité étant définie à partir de l'écart-type des hauteurs et de la longueur de corrélation) [Tiso-04].

Bouland [Boul-02] a développé dans sa thèse un simulateur fondé sur une approche numérique exacte (la FDTD), mais en se limitant à deux dimensions pour des raisons de temps de calcul. Cette approche est actuellement testée en 3D dans le cadre de la thèse de Julien Dellièvre [Dell-], en utilisant le simulateur de propagation électro-magnétique ASERIS d'EADS.

Par ailleurs, l'interprétation des phénomènes physiques mis en oeuvre est grandement facilitée par les données polarimétriques. L'analyse en valeurs et vecteurs propres des matrices de cohérence et les paramètres d'entropie et d'anisotropie associés permet une interprétation physique des interactions onde/cible [Clou-97] [Ledu-06]. Couplée avec les méthodes temps-fréquence évoquées au paragraphe précédent, elle permet une caractérisation fine des cibles en milieu urbain (réflexions diédriques, triédriques, etc.).

3.3 Interférométrie

Ce paragraphe est consacré aux travaux que nous avons menés en interférométrie, d'une part en interférométrie différentielle dans le cadre de la thèse de Ferdaous Chaabane [Chaa-04] en collaboration avec Pierre Briole de l'IPGP (Institut de Physique du Globe de Paris), et d'autre part en interférométrie en imagerie haute résolution dans le cadre de la thèse de Céline Tison [Tiso-04], mais ceux-ci seront décrits plus en détails dans la partie 2 de ce rapport.

3.3.1 Principe

Le signal radar reçu est un signal *complexe* composé d'un terme en phase et d'un terme en quadrature. L'interférométrie s'appuie sur le fait que la phase d'un pixel peut se décomposer en deux termes : une phase propre liée à l'organisation des réflecteurs élémentaires dans la cellule de résolution, et une phase géométrique liée à la distance radar - cible R et qui est égale à $\frac{4\pi R}{\lambda}$. Si l'on acquiert deux images avec des angles d'incidence légèrement différents de telle sorte à avoir une phase propre indentique mais une phase géométrique différente, alors la différence de phase ϕ du pixel s'écrit $\frac{4\pi}{\lambda}(R_2 - R_1)$ (figure 3.13) [Gold-88] [Masso-93]. Elle peut se décomposer en deux termes : l'un correspondant à la différence de phase pour un point au sol (créant des franges dites orbitales) et un terme ϕ directement relié à la hauteur du point h et qui peut s'écrire :

$$\phi = \frac{h\lambda R \sin(\theta)}{4\pi B_{\text{perp}}} \quad [2\pi] \quad (3.8)$$

ϕ est la phase interférométrique après retrait des franges orbitales, R la distance, θ l'angle d'incidence local pour le pixel considéré, et B_{perp} la base perpendiculaire (composante orthogonale de la base -vecteur entre les deux capteurs- par rapport à la direction de visée). Deux grandeurs revêtent une importance particulière en interférométrie, il s'agit de l'*altitude d'ambiguïté* et de la *base critique*. L'altitude d'ambiguïté est liée au fait que la phase est mesurée modulo 2π , et donc les hauteurs ne sont connues que modulo h_{amb} :

$$h_{\text{amb}} = \frac{\lambda R \sin(\theta)}{2B_{\text{perp}}}$$

Si l'altitude d'ambiguïté est suffisamment grande (pour B_{perp} petite), les hauteurs de la zone imagée peuvent être contenues dans une seule frange. C'est le cas en imagerie aérienne mono-passe où les deux antennes sont fixées sur la carlingue de l'avion et séparées d'une petite base (inférieure au mètre par exemple pour RAMSES, ce qui donne une altitude d'ambiguïté entre 150 et 190m). Sinon, et

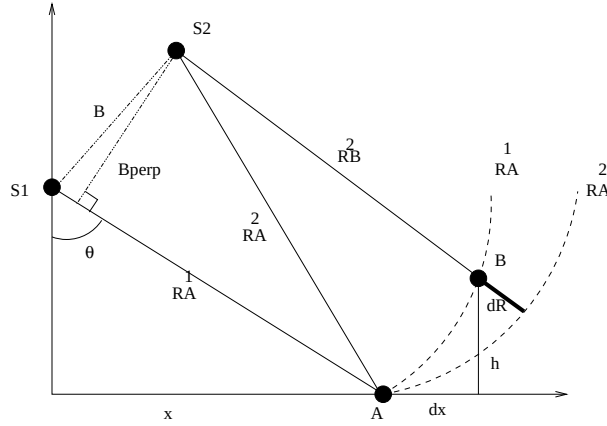


FIG. 3.13 – Principe de l'interférométrie : le capteur S_1 voit les points A et B à la même distance R_A^1 , tandis que S_2 enregistre la différence de trajet dR pour B par rapport à R_A^2 , qui est proportionnelle à l'élévation h de B .

c'est toujours le cas en imagerie satellitaire, il est nécessaire de dérouler l'interférogramme ce qui consiste à retrouver le bon multiple de 2π en chaque point. Notons qu'une grande altitude d'ambiguïté (qui simplifie le déroulement) limite la précision sur la phase puisque c'est l'intervalle $[0, 2\pi]$ qui est quantifié.

Quant à la base critique B_c , il s'agit de la valeur de la base à partir de laquelle l'interférométrie n'est plus possible. Elle s'exprime comme $B_c = \frac{\lambda R}{2\delta_x}$, avec δ_x la résolution en distance. Dans ce cas, la cellule de résolution est vue sous un angle trop différent par les deux capteurs pour assurer une élimination correcte de la phase propre. Elle peut se déduire de deux façons : d'une part en calculant analytiquement la corrélation avec un modèle statistique des réponses et en regardant la valeur de base pour laquelle elle s'annule ; d'autre part, en exprimant que les différences de marche à l'intérieur d'une cellule de résolution pour les deux capteurs ne doivent pas dépasser $\frac{\lambda}{2}$ [Li-90] [Mait-01].

D'un point de vue pratique l'interférogramme se calcule en faisant le produit hermitien entre deux images complexes z_j très précisément recalées. Afin de limiter le bruit sur la phase interférométrique, on réalise un multi-vues complexe sur une petite fenêtre de taille N :

$$\gamma = \frac{\sum_{i=1}^N z_{1i} z_{2i}^*}{\sqrt{\sum_{i=1}^N |z_{1i}|^2 \sum_{i=1}^N |z_{2i}|^2}}$$

La cohérence est alors donnée par le module $|\gamma|$, et mesure la corrélation entre les deux images. Elle donne une indication sur la fiabilité de la phase interférométrique ϕ qui est donnée par l'argument de γ .

3.3.2 Interférométrie différentielle

L'interférométrie différentielle permet de mesurer non plus des hauteurs mais des mouvements de terrain entre deux acquisitions. En effet, en supposant une deuxième acquisition à une position identique, un déplacement de terrain d'une demi-longueur d'onde dans la direction du radar (soit

28mm pour ERS!) se traduit par un déphasage de 2π dans l'image. En pratique la seconde image est prise avec une certaine base et il faut pouvoir éliminer les effets du relief pour remonter à ceux liés aux mouvements. Cela peut se faire en utilisant une troisième image radar ou un MNT disponible. Dans ce dernier cas, les franges topographiques simulées à partir du MNT sont retranchées de l'interférogramme qui ne présente alors que des franges liées au mouvement de terrain ... et aux perturbations atmosphériques. En effet, celles-ci entraînent des déphasages qui se répercutent ensuite sur les interférogrammes et faussent les estimations de mouvements [Zebk-97]. Ferreti, Prati et Rocca [Ferr-01] ont développé la notion de Permanent Scatterers (réflecteurs permanents), qui sont des réflecteurs particulièrement stables. Ils peuvent être exploités sur une très grande série temporelle et pour des couples interférométriques allant au-delà de la base critique. Pour ces points, il est possible de corriger les perturbations atmosphériques en exploitant le très grand nombre de données.

Dans la thèse de Ferdaous Chaabane [Chaa-04] [Chaa-07]⁹, une méthode de correction des effets atmosphériques sur l'ensemble de l'interférogramme a été proposée. Elle se décompose en deux grandes étapes : une étape de correction des perturbations atmosphériques globales et une étape qui s'intéresse aux perturbations locales [Chaa-07].

La première étape de correction globale repose sur la sélection de pixels particulièrement stables d'une part, et qui valident un modèle de troposphère sur plusieurs interférogrammes d'autre part. En effet, des travaux ont montré que la phase des pixels en l'absence de mouvement était corrélée à leur altitude (en supposant que les perturbations atmosphériques proviennent essentiellement de la troposphère et que celle-ci soit homogène horizontalement - stratification verticale). Un exemple est montré figure 3.14. Ces pixels présentent une grande stabilité temporelle dans le sens suivant. Premièrement, leur phase est localement très stable sur toute la base d'interférogrammes multi-temporelle; deuxièmement, sur un grand nombre d'interférogrammes ils vérifient particulièrement bien le modèle de corrélation phase / altitude. Il s'agit d'une caractérisation proche de celle de Ferreti, Prati et Rocca [Ferr-01] pour les Permanent Scatterers, mais les critères utilisés sont très différents [Lope-06].

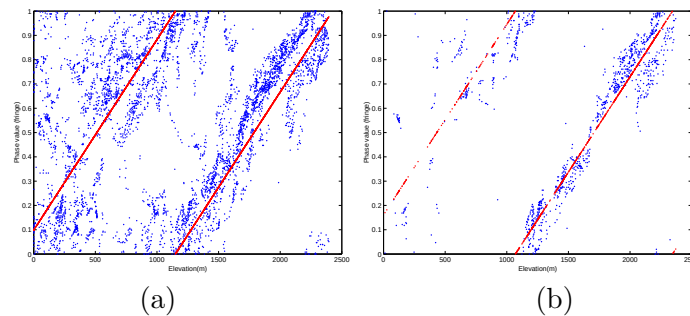


FIG. 3.14 – Corrélation phase / altitude (a) pour des pixels ayant été sélectionnés comme très stables sur la variation locale de la phase, et (b) ayant été sélectionnés comme validant particulièrement bien le modèle proposé sur un ensemble d'interférogrammes (extrait de [Chaa-04]).

Par ailleurs il existe une relation vectorielle entre les valeurs paramétriques des modèles lorsque

⁹Cette thèse a été faite en collaboration avec Pierre Briole de l'Institut de Physique du Globe de Paris (IPGP).

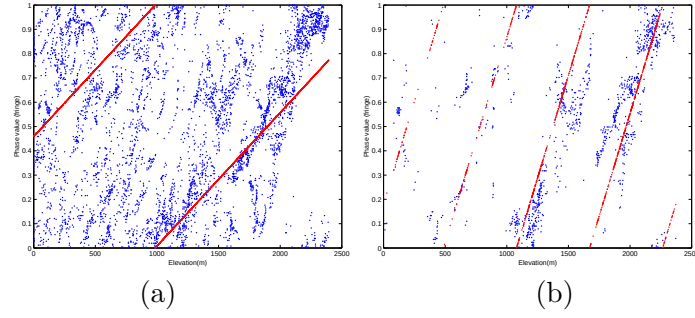


FIG. 3.15 – Corrélation phase / altitude (a) pour des pixels ayant été sélectionnés comme très stables sur la variation locale de la phase, et (b) ayant été sélectionnés comme validant particulièrement le modèle proposé sur un ensemble d’interférogrammes. On voit que la sélection des pixels les plus valides sur un ensemble d’interférogrammes permet de mettre en évidence une corrélation qui n’existait pas initialement.

Point	GPS(mm)	InSAR(mm) sans correction	InSAR(mm) avec correction
B	7 ± 16	-30.8 ± 23.3	-26.3 ± 19.8
C	-202 ± 17	-179.8 ± 29.6	-204.4 ± 23.9
CT	-1 ± 13	-16.8 ± 15.2	10.0 ± 10.1
S	-18 ± 20	20.4 ± 17.6	-4.9 ± 7.5

TAB. 3.1 – Comparaison des mesures interférométriques (InSAR) et GPS avec et sans correction des perturbations atmosphériques locales et globales.

les interférogrammes auxquels ils correspondent ont une image commune. Typiquement si la phase atmosphérique Φ_{AB} de l’interférogramme différentiel réalisé à partir des images A et B s’écrit en fonction de l’altitude h : $\Phi_{AB} = \alpha_{AB}h + \beta_{AB}$, alors $\alpha_{AC} = \alpha_{AB} + \alpha_{BC}$. Cette relation permet de faire une validation a posteriori en utilisant l’algorithme de Bellman-Ford sur un graphe construit à partir des images [Chaa-03a].

La correction des perturbations locales s’appuie elle sur la corrélation entre interférogrammes possédant une image commune. En effet, si une des images a été perturbée localement par un artéfact météorologique, cela se traduira sur les corrélations des interférogrammes qui seront élevées. La correction des interférogrammes est finalement effectuée en retranchant le modèle de correction troposphérique global estimé et les effets locaux détectés. La figure 3.17 montre une carte de déformation déduite de la fusion de plusieurs interférogrammes après corrections atmosphériques. Ces corrections permettent d’améliorer notablement l’estimation de la déformation du sol comme l’illustre la comparaison avec des points GPS positionnés manuellement (tableau 3.1).

Ces travaux sont actuellement poursuivis sur des images du Mexique dans la thèse de Pénélope Lopes-Quiroz [Lope-], en collaboration avec Pierre Briole de l’IPGP et Marie-Pierre Doin de l’ENS.

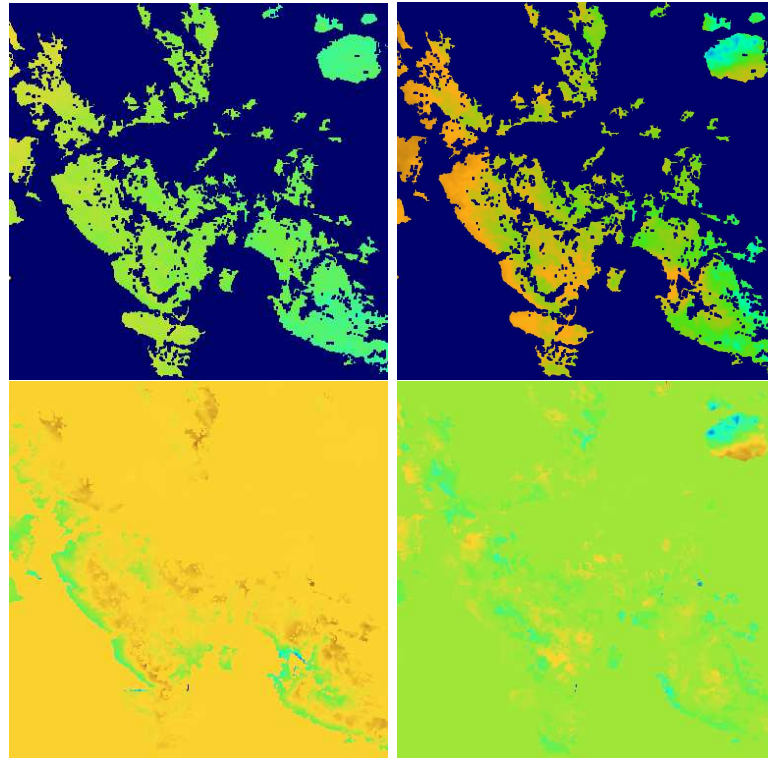


FIG. 3.16 – Interférogramme AB avant et après les corrections troposphériques locales (en haut). Les images du bas représentent les contributions troposphériques locales déterminées respectivement pour l'image radar A et B (extrait de [Chaa-04]).

3.3.3 Interférométrie en imagerie à haute résolution

La thèse de Céline Tison [Tiso-04] a été consacrée à la définition et à la mise en oeuvre d'une chaîne de reconstruction 3D pour l'interférométrie à très haute résolution en milieu urbain. Pour définir cette approche, le signal radar a été étudié à trois niveaux :

- au niveau électro-magnétique, en mettant en jeu des outils de simulation (paragraphe 3.2.4) ;
- au niveau spectral, en utilisant l'analyse en sous-bandes (paragraphe 3.2.3) ;
- au niveau statistique, en caractérisant la distribution des niveaux de gris pour les classes urbaines (paragraphe 3.2.1).

A partir de ces analyses, la chaîne de reconstruction proposée s'est décomposée en deux étapes. Dans la première étape, un ensemble d'opérateurs élémentaires visant à extraire de l'information de bas-niveau a été développé. Nous les énumérons brièvement ici (ceux qui s'appuient sur une modélisation Markovienne seront repris dans la seconde partie) :

- classification ; il s'agit d'une segmentation markovienne utilisant un apprentissage supervisé des distributions de Fisher des différentes classes (voir partie 2, chap. 4) ;
- détection du réseau routier ; il s'agit d'une approche markovienne définie sur un graphe de segments et utilisant conjointement la précédente classification (voir partie 2, chap.6) ;
- détection des coins réflecteurs ;
- détection des ombres ;

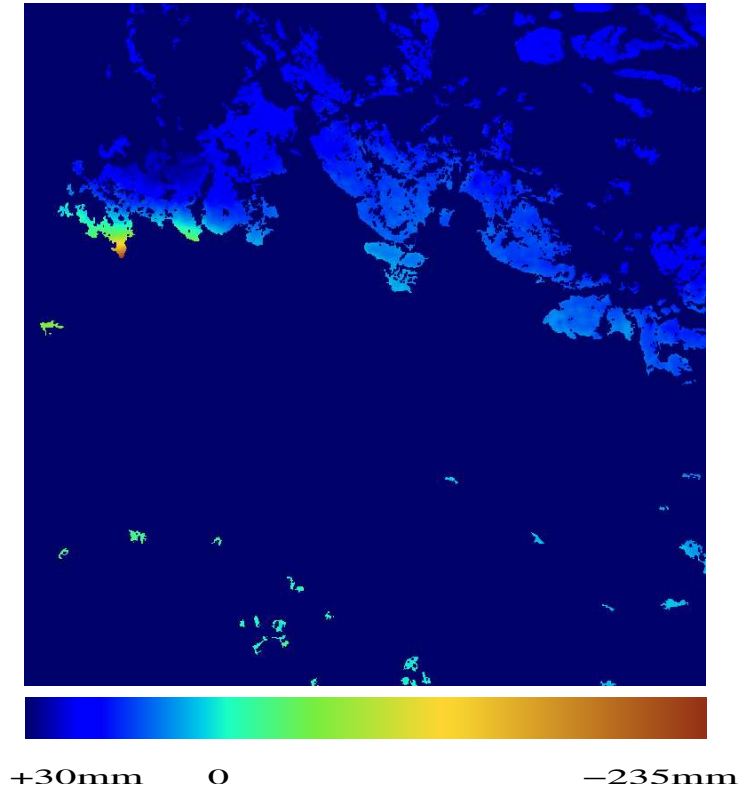


FIG. 3.17 – Carte de déformation sur le Golfe de Corinth en millimètres après corrections atmosphériques (extrait de [Chaa-04]).

- détection des bâtiments à partir des ombres ;
- filtrage de la phase interférométrique (voir partie 2, chap. 4) ;

Dans une seconde étape, les informations de ces opérateurs sont fusionnées pour réaliser conjointement une classification et une reconstruction 3D de la scène. Un cadre Markovien défini sur un graphe de régions a été proposé. La recherche simultanée de la classification et de la reconstruction permet d'introduire des contraintes architecturales liant les classes (bâtiment, zone de végétation, etc.) et les hauteurs des régions. La figure 3.18 présente des résultats sur un quartier résidentiel. Ces travaux sont détaillés dans le chapitre 5 de la partie 2. Ils se poursuivent actuellement avec la thèse de Vincent Le Moigne [LeMo-] dans laquelle une image optique est utilisée conjointement avec les données interférométriques.

3.4 Radargrammétrie

Ce paragraphe présente succinctement le principe de la radargrammétrie avant de s'intéresser aux critères de mise en correspondance entre images radar, et à la reconstruction 3D en imagerie à haute résolution.

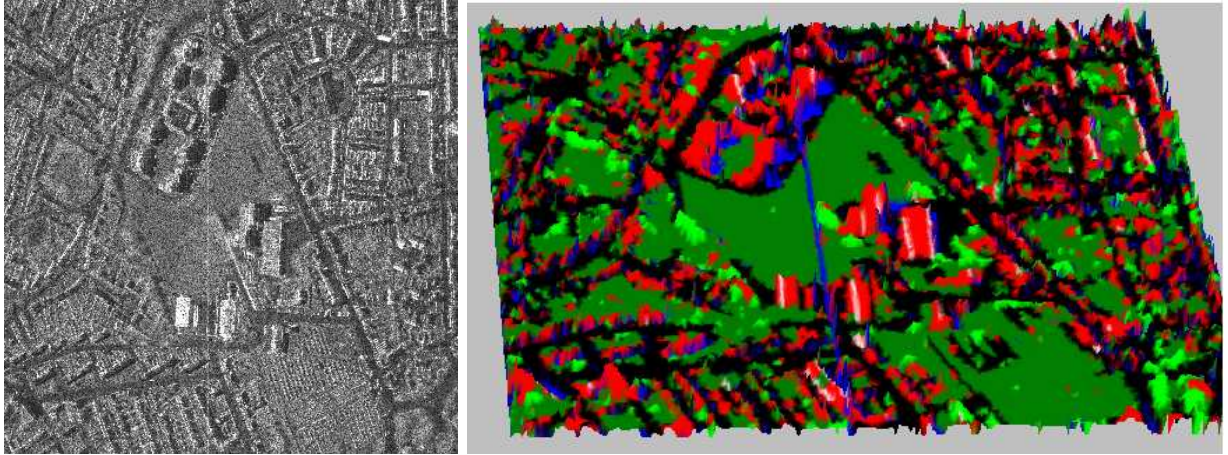


FIG. 3.18 – Image radar originale (en amplitude) du quartier de Bayard (capteur RAMSES) et classification superposée à la reconstruction 3D obtenue (extrait de [Tiso-04]).

3.4.1 Principe

La radargrammétrie est une technique de restitution du relief par stéréoscopie. Deux images sont prises avec des angles différents et la mise en correspondance d'un point dans ces deux images permet de remonter aux coordonnées tri-dimensionnelles de ce point si l'on connaît les paramètres d'acquisition des deux images. Ce principe est illustré dans le cas de l'imagerie radar pour une configuration dans laquelle les trajectoires sont parallèles sur la figure 3.19. La relation disparité/hauteur est alors très simple :

$$d = h \left(\frac{1}{\tan(\theta_2)} - \frac{1}{\tan(\theta_1)} \right)$$

avec d la disparité ($d = M2 - M1$), h la hauteur, et θ_i l'angle d'incidence local au point i . Dans le cas le plus général, les équations radar donnent un système de 4 équations pour 3 inconnues qu'il est possible de résoudre par moindres carrés.

Par rapport à l'interférométrie présentée précédemment, on est dans une configuration radargrammétrique lorsqu'il n'est plus possible de recaler globalement les images avant de faire la différence de phase. Dans ce cas, les variations de hauteur des points et la base entre les deux capteurs font que les points changent de case radar en fonction de h : c'est précisément ce changement de case radar qui permet de remonter à h . Par conséquent, la base radargrammétrique doit être plus grande que la base critique. Du même coup, il n'y a pas d'intérêt à utiliser des données complexes dans les approches radargrammétiques, les phases propres ne se correspondant pas.

L'obtention du relief à partir d'un couple d'images radar passe par les étapes suivantes [Simo-02] :

- mise en géométrie épipolaire des deux images pour réduire le domaine de recherche de l'homologue d'un point ; les deux images sont rééchantillonnées de telle sorte qu'elles suivent des lignes épipolaires conjuguées ;
- recherche de l'homologue de chaque pixel de l'image 1 dans l'image 2 et calcul d'une carte de disparité ;
- calcul des coordonnées 3D des pixels à partir des paramètres de prise de vue.

maximum de vraisemblance est le même que celui des moments [Kend-69]. Il est alors possible de calculer le biais et la variance de cet estimateur.

Une autre façon de dériver le coefficient de corrélation est de calculer l'erreur quadratique moyenne (MSE, Mean Square Error) entre X_1 and X_2 : $MSE = E[(X_1 - X_2)^2]$. Cette quantité est minimisée lorsqu'on recherche la meilleure correspondance. Pour tenir compte d'éventuelles variations radiométriques entre les deux signaux, le critère est appliqué sur des signaux centrés normés, pour lesquels $MSE = 2(1 - \rho)$. Ainsi la minimisation de l'erreur quadratique moyenne est équivalente à la maximisation du coefficient de corrélation.

Partant de cette constatation, nous avons défini deux nouveaux critères, plus adaptés aux images radar. Plutôt que de nous fonder sur une approche probabiliste qui nécessite des hypothèses sur la distribution des niveaux de gris rarement vérifiées pour les zones non naturelles [Noce-96], nous avons préféré utiliser le critère MSE (plus exactement son inverse pour garder un critère croissant).

Critère fondé sur le rapport (“corrélation rapport”)

Avec les données radar, une idée communément utilisée est de remplacer les différences radiométriques par des rapports [Touz-88b] [Bovi-88] [Oliv-96]. En suivant cette approche nous pouvons définir un critère r par :

$$1/r = E\left[\left(\frac{\frac{X_1}{\mu_1}}{\frac{X_2}{\mu_2}} - \frac{\frac{X_2}{\mu_2}}{\frac{X_1}{\mu_1}}\right)^2\right] \quad (3.11)$$

r n'est pas modifié lorsque la variable aléatoire est multipliée par une constante. Comparé au coefficient de corrélation, ce critère n'est pas capable de discriminer les zones homogènes des zones texturées et donne toujours un bon score si les scènes sont similaires. En effet, quelque soit le contenu de la fenêtre, pour un modèle multiplicatif $X_j = R_j S_j$ (où R_j est la réflectivité et S_j le speckle et avec $R_1 = R_2$), on obtient :

$$1/r = E\left[\left(\frac{S_1}{S_2} - \frac{S_2}{S_1}\right)^2\right] \quad (3.12)$$

Ce phénomène doit être pris en compte lorsqu'on l'applique sur une image.

Critère fondé sur une nouvelle normalisation (“corrélation renormalisée”)

Un autre critère v a été défini en gardant une différence pour définir l'erreur mais en utilisant une normalisation fondée sur le rapport et faisant intervenir le coefficient de variation γ_j (écart-type normalisé par la moyenne) de la variable aléatoire X_j pour favoriser les zones texturées :

$$1/v = \frac{E\left[\left(\frac{X_1}{\mu_1} - \frac{X_2}{\mu_2}\right)^2\right]}{\gamma_1 \gamma_2} \quad (3.13)$$

On peut alors montrer que v a l'expression suivante :

$$1/v = \frac{\gamma_1}{\gamma_2} + \frac{\gamma_2}{\gamma_1} - 2\rho$$

Cela signifie que ce nouveau coefficient a un comportement global similaire à celui d'une corrélation classique mais il tend à sélectionner des fenêtres avec les mêmes coefficients de variation (v est maximum lorsque $\rho = 1$ et $\gamma_1 = \gamma_2$).

Comparaison

Elle est détaillée dans [Tupi-02b] et [Tupi-05a], et s'est effectuée sur des images simulées et sur des images réelles. Les éléments suivants ont été pris en compte dans la comparaison :

- les distributions des différents critères (qui donnent ensuite les pourcentages de fausse alarme et de détection pour un seuil sur le critère donné) ; cela a été calculé en utilisant des données simulées avec des configurations simples (zone homogène, coin -fig.3.20a et b-, intersection de lignes -fig.3.20c and d-, cible ponctuelle) ; un exemple de distributions est montré sur la figure 3.22 pour le coin et pour différents types de données ;
- la précision de la localisation ; quelque soit la valeur du critère pour la bonne position, son comportement autour de cette position (décroissance rapide ou non, influence d'éléments situés dans le voisinage,...) est déterminant ; cela peut être étudié sur des images simulées ou réelles ; un exemple des valeurs des critères autour d'un point central dans le cas d'un coin est montré sur la figure 3.21.

Les conclusions suivantes peuvent être faites :

- La comparaison entre données initiales et logarithmiques pour le coefficient de corrélation montre que les résultats dépendent de la proportion des populations à l'intérieur de la fenêtre d'analyse ; en particulier pour une cible brillante de petite taille les performances sur les données logarithmiques sont nettement dégradées ce qui limite leur utilisation sur des données réelles en milieu urbain. En ce qui concerne les distributions, elles sont toujours améliorées sur les données moyennées (fenêtre 5×5) sans préjuger de la précision de la localisation ;
- la corrélation rapport n'est pas capable de distinguer les motifs d'une zone homogène et doit donc être couplée avec un test d'homogénéité de la région comme le coefficient de variation pour être utilisée en pratique ; ce critère présente de bonnes performances mais est trop sensible à la forte radiométrie de certains points ;
- la corrélation renormalisée donne des résultats comparables à la corrélation sur les données moyennées pour la distribution mais sa précision de localisation est supérieure à la corrélation.

En pratique, malgré les résultats encourageants avec ces nouveaux critères nous avons finalement opté pour une approche figurale qui donne une carte peu dense mais beaucoup plus fiable [Tupi-02c].

Détection de changements en imagerie radar

Le problème de la définition d'un critère de similarité entre deux images radar se retrouve également dans les approches de détection de changement entre deux images SAR. Il y a à l'heure actuelle de nombreux travaux dans ce domaine en imagerie radar. Les premières approches développées ont préconisé l'utilisation du rapport entre images [Rign-93] plutôt que la différence. Plus généralement des tests

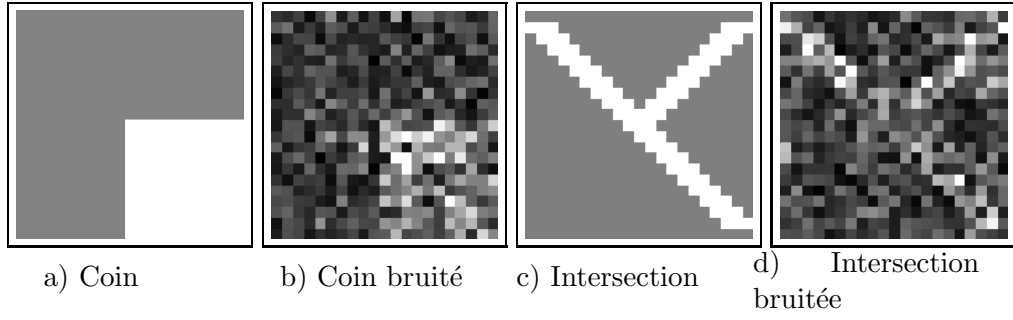


FIG. 3.20 – Exemples de formes utilisées pour les tests de simulations et les images distribuées Nakagami associées (en mono-vue).

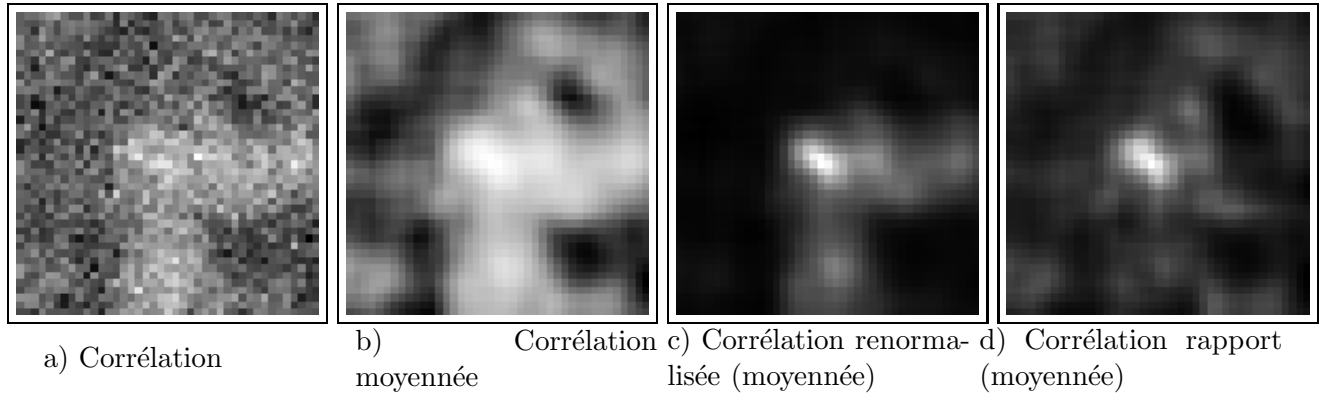


FIG. 3.21 – Valeurs des critères autour du point central (qui est le point homologue, au centre) pour les critères suivants : a) corrélation ; b) corrélation sur image moyennée ; c) corrélation renormalisée sur image moyennée ; d) corrélation rapport sur image moyennée.

d'hypothèses sur les différentes dates sont effectués (on teste l'hypothèse d'une même population statistique contre deux populations différentes) [Lomb-02] [Bazi-05] [Mose-06]. Inglada [Ingl-03] [Ingl-06] a proposé d'utiliser la divergence de Kullback-Leibler entre les distributions locales des deux images. Ces distributions sont approximées en les décomposant sur les polynômes de Chebyshev-Hermite (série de Edgeworth). Il est aussi possible d'exploiter des attributs calculés à partir des log-cumulants [Bujo-04]. Des approches fondées sur les copules [Nels-99] qui permettent de paramétrer une dépendance entre les deux distributions ont également été développées [Merc-06].

Il pourrait être intéressant de recenser ces critères et de les évaluer au regard d'une problématique radargrammétrique. Néanmoins à haute ou très haute résolution, les contributions de points brillants isolés sont mal pris en compte par l'utilisation des distributions et une mauvaise localisation est liée à la taille de la fenêtre d'analyse. Par ailleurs, les temps de calcul sont souvent élevés pour une application radargrammétrique (en détection de changement les images sont supposées parfaitement recalées et il n'y a pas d'optimisation sur le meilleur appariement).

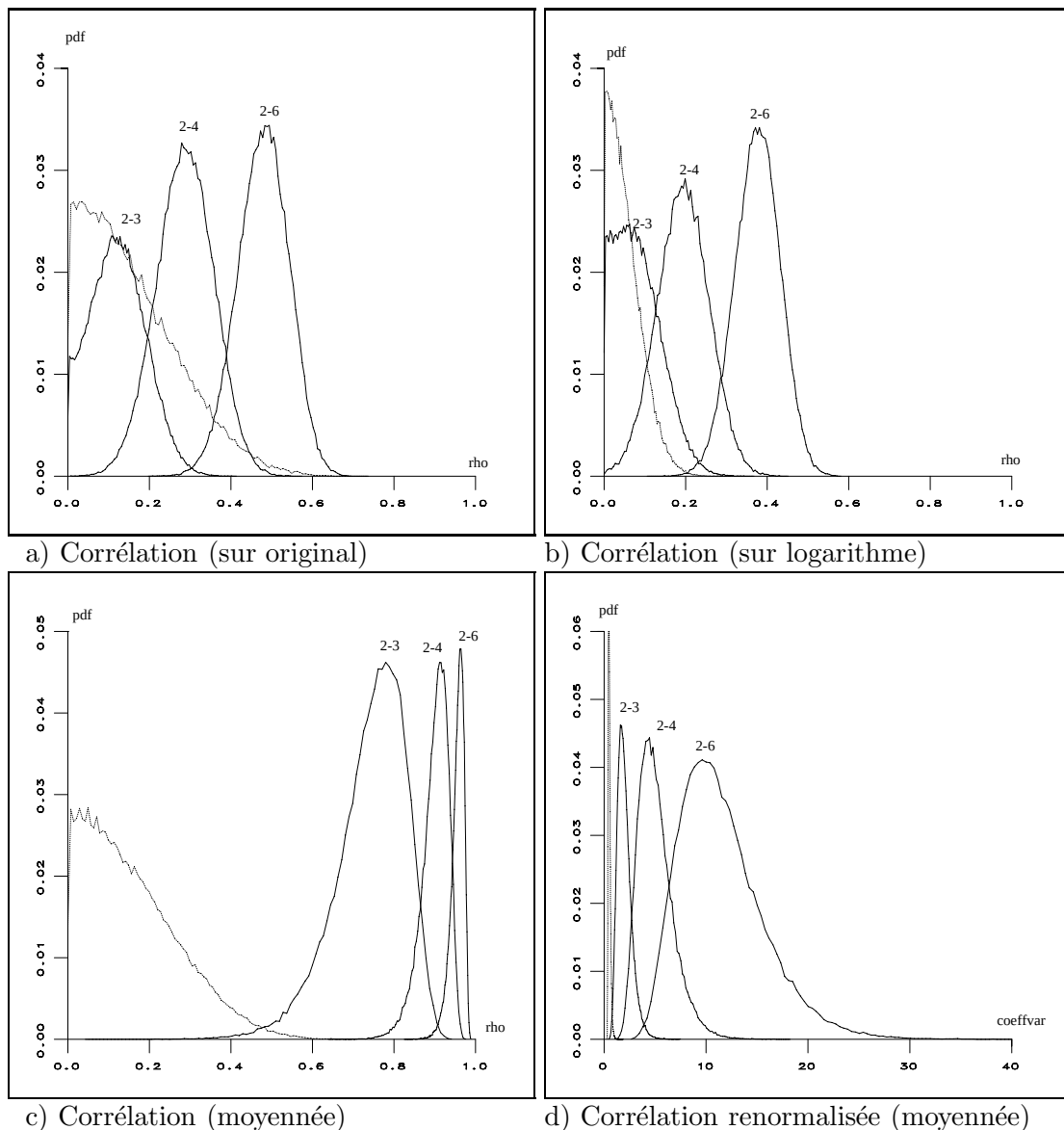


FIG. 3.22 – Cas d'un coin : distributions des critères pour différentes configurations (la ligne en pointillés est la distribution pour une zone homogène); a) distribution de la corrélation, le rapport des amplitudes étant de 1.5, 2 et 3 -courbes notées 2-3, 2-4 et 2-6 respectivement-(le nombre de vues est 1); b) idem a) avec des données logarithmiques; c) idem a) avec des données moyennées sur une fenêtre 5×5 ; d) distribution de la corrélation renormalisée sur des données moyennées 5×5 .

3.4.3 Radargrammétrie en imagerie à haute résolution

Il existe assez peu de travaux en radargrammétrie à *haute résolution*. La thèse de Simonetto [Simo-02] propose une chaîne complète de reconstruction 3D dans ce cadre. Elle s'appuie d'une part sur la mise en correspondance des coins réflecteurs et d'autre part sur une carte de disparité dense obtenue en utilisant le coefficient de corrélation centré normé. Nous avons proposé dans [Tupi-02c] une approche figurale qui consiste à détecter préalablement les structures linéaires et ponctuelles et à faire une mise en correspondance entre les différents objets binaires des deux images. Ces appariements donnent un ensemble de hauteurs qui ont ensuite été exploitées dans deux configurations. D'une part, nous avons utilisé une image optique pour réaliser la reconstruction 3D. Ces travaux qui s'appuient sur un cadre markovien sont décrits dans le chapitre 5 de la partie 2 sur les graphes de régions. D'autre part, plus modestement, en utilisant une carte des bâtiments dessinée manuellement (figure 3.23). Cette étude visait essentiellement à analyser l'intérêt radargrammétrique pour la reconstruction 3D en milieu urbain et a été faite dans le cadre du contrat MNE-3 pour la DGA [Tupi-02d]. Un exemple de résultat est montré sur la figure 3.24. Une analyse détaillée est faite dans [Tupi-02d].

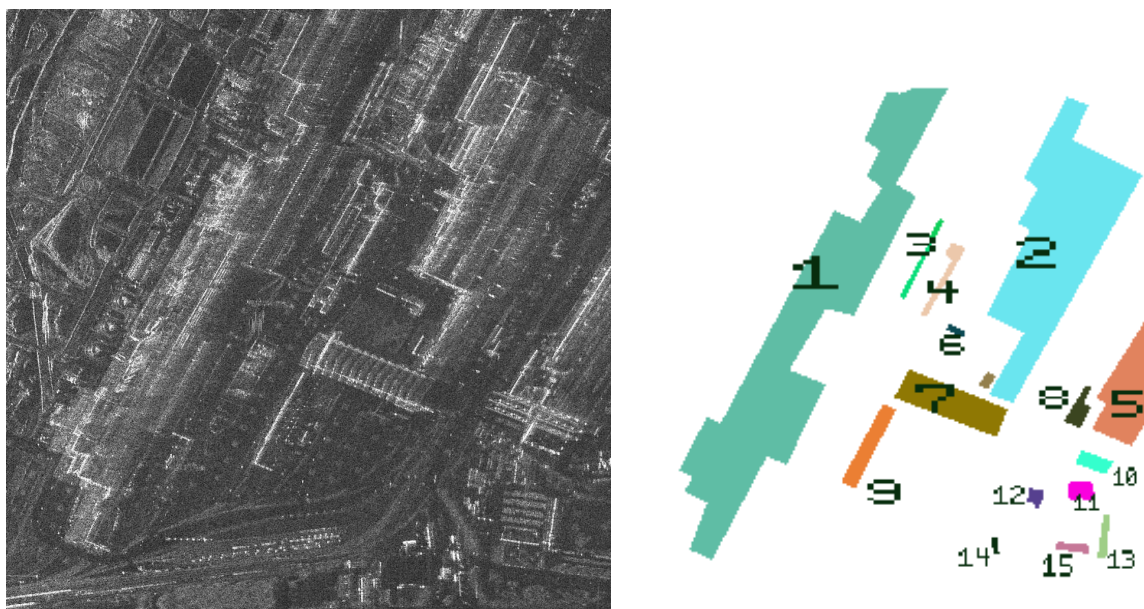


FIG. 3.23 – Partie de l'image radar bande S en géométrie quasi-épipolaire et carte manuelle des bâtiments numérotés.

3.5 Optique et radar

Comme nous l'avons vu dans les paragraphes précédents, les éléments auxquels est sensible le système radar sont très spécifiques, et ne se retrouvent pas nécessairement sur une donnée optique. Bien sûr, les images optiques restent visuellement beaucoup plus faciles à interpréter que les images radar, mais on a vu que ces dernières étaient très riches d'informations (mesures mono-images, informations spectrales, mesures interférométriques, etc.). La piste de la fusion des données optique / radar est donc

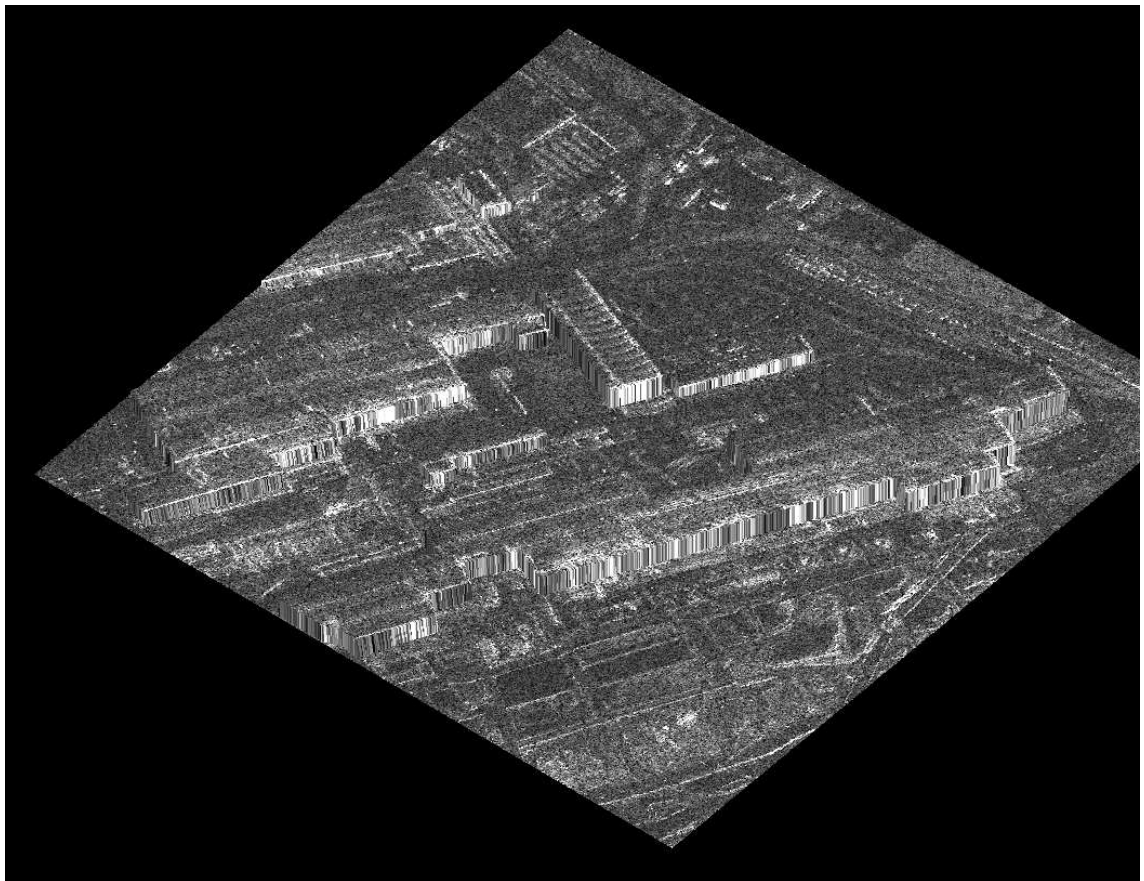


FIG. 3.24 – Vue globale de reconstruction de la scène avec une hauteur moyenne par bâtiment et superposition de l'image radar.

une piste prometteuse qui permet d'exploiter au mieux les spécificités de chaque système d'acquisition. Néanmoins, elle nécessite une mise en correspondance précise. Nous en décrivons les étapes dans le paragraphe suivant, avant de présenter deux applications (la détection de bâtiments et l'extraction d'informations 3D).

3.5.1 Fonctions de projection

La mise en correspondance des données optique et radar nécessite une bonne maîtrise du processus de formation de ces images. Nous reprenons ici les équations qui permettent de passer des coordonnées d'un point dans l'image radar ou optique à des coordonnées réelles dans un référentiel fixé, et inversement.

Localisation radar

L'objectif de cette fonction est de déterminer à partir de la position (p, q) d'un pixel de l'image radar les coordonnées du point M réel qui lui correspondent sous une hypothèse de hauteur du point. Les coordonnées (p, q) d'un pixel de l'image nous permettent de connaître :

- l'instant t d'émission de l'impulsion pour laquelle la cible est au centre du faisceau :

$$t = k p + t_0 \quad (3.14)$$

- la distance capteur-cible r à l'instant t grâce à l'équation suivante :

$$r = r_0 + q \delta_r \quad (3.15)$$

où r_0 est la distance correspondant à la première case distance de l'image radar et où δ_r est le pas en distance radiale.

La position du radar à l'instant t est donnée par le vecteur $\overrightarrow{OS_r}$.

La première équation de prise de vue radar est obtenue en écrivant :

$$\left| \overrightarrow{S_r M} \right|^2 = r^2 \quad (3.16)$$

Il s'agit de l'équation d'une sphère de rayon r et centrée en S_r .

La deuxième équation, relative à la visée radar, s'écrit :

$$\overrightarrow{S_r M} \cdot \vec{V}_r = \frac{f_D \lambda}{2} r \quad (3.17)$$

où V_r est la vitesse du radar à l'instant t , et f_D la fréquence Doppler. Il s'agit de l'équation d'un cône. Nous avons donc un système de deux équations à 3 inconnues et il faut donc disposer d'une hypothèse de hauteur (définissant un plan) pour déterminer le point 3D (figure 3.25).

Inversement connaissant un point M , il est possible de calculer ses coordonnées (p, q) dans l'image à l'aide des équations précédentes.

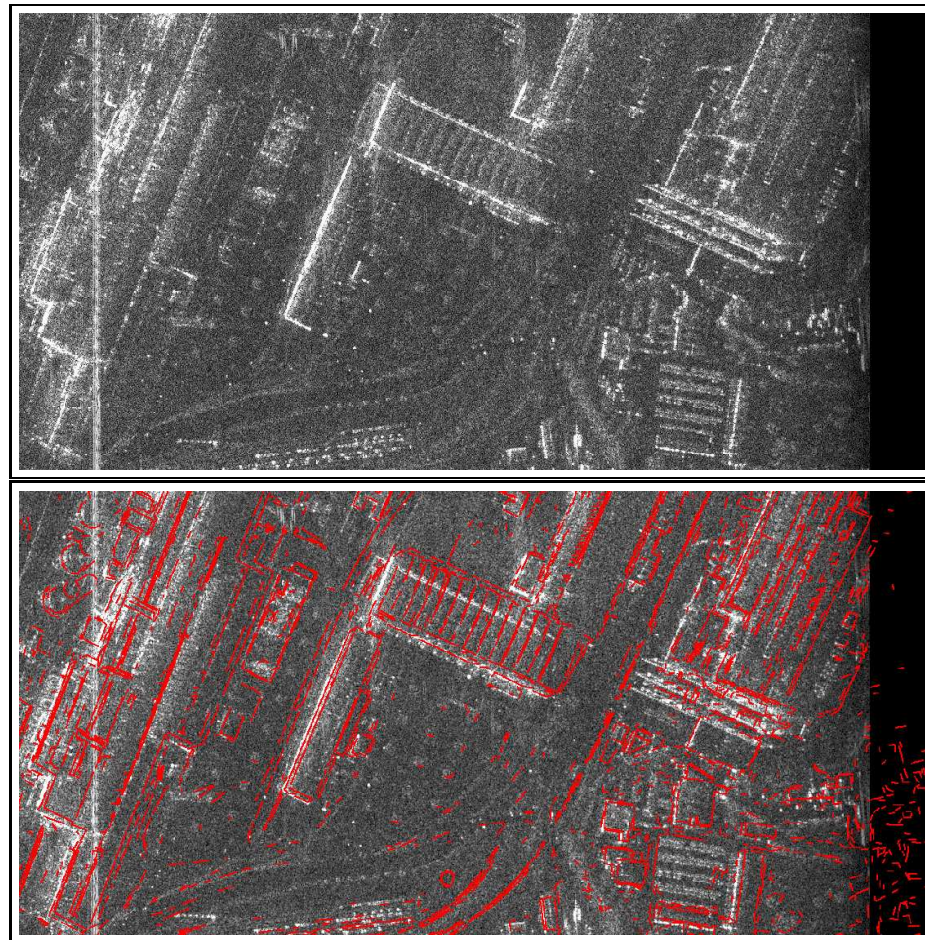


FIG. 3.26 – Image radar en slant range et la superposition des contours de l'image optique projetés avec la hauteur moyenne du sol. On peut facilement visualiser le phénomène de repliement qui se traduit par un décalage entre la ligne brillante du coin mur/sol sur le radar et le haut du toit vu sur l'image optique.

3.5.3 Détection de bâtiments

Nous présentons ici une application possible de la collaboration optique / radar pour la détection d'empreintes de bâtiments [Tupi-03]. Sans entrer dans les détails de la méthode, il s'agissait d'utiliser la propriété de très forte rétrodiffusion des coins réflecteurs sur l'image radar pour initialiser la recherche d'un bâtiment sur l'image optique. Deux méthodes de détection sur l'image optique étaient utilisées, l'une cherchait la meilleure boîte englobante, et l'autre explorait un arbre de coins (jusqu'à un niveau maximal de l'arbre ou jusqu'à ce qu'un nœud corresponde à la racine). La figure 3.27 montre un exemple de détection de bâtiment.



FIG. 3.27 – Exemple de détection de bâtiment par l’approche de recherche dans l’arbre de coins (la primitive radar qui initialise la recherche de bâtiment est également représentée).

3.5.4 Information 3D par mise en correspondance optique /radar

Nous¹⁰ avons également étudié dans quelle mesure on pouvait remonter à une information 3D par appariement de primitives radar et optique [Tupi-04b] [Tupi-06a]. Ces études montrent que dans une grande majorité des cas la présence d’un fort réflecteur sur l’image radar se traduit par la présence d’un contour sur l’image optique. Par conséquent, un appariement entre les très forts rétrodiffuseurs radar et les contours de l’image optique permet de remonter à une information 3D. Nous avons exploré deux approches : l’une par appariement des primitives puis vote, et une approche par optimisation d’un score en fonction d’une hauteur testée (hypothèse de toit plat sur un bâtiment dont on connaît par ailleurs la forme de l’empreinte au sol). Un exemple de résultat est montré sur la figure 3.28.

Nous travaillons à l’heure actuelle à la définition de critères de similarité entre images optique et radar. Dans [Ingl-04] un ensemble de critères est proposé. Nous¹¹ avons étudiés sur des données simulées et réelles (à haute résolution) quels étaient les critères de les plus adaptés dans ce contexte particulier [Shab-07].

3.6 Conclusion

Ce chapitre a été consacré à l’imagerie radar et à quelques uns de ses domaines d’application sur lesquels nous avons travaillé. L’imagerie radar reste un domaine difficile qui nécessite de mettre en œuvre des outils qui lui sont dédiés. C’est l’objet de la seconde partie de ce rapport qui présente les approches que nous avons développées pour résoudre certaines des problématiques mentionnées dans ce chapitre. Elles s’appuient sur le formalisme markovien développé dans le chapitre 2, l’idée étant que

¹⁰Ces travaux ont été initialisés avec Michel Roux et se sont poursuivis durant le séjour post-doctoral de Frédéric Galland consacrés à deux études CNES portant sur le recalage optique / radar et la reconstruction 3D par appariement de primitives [Tech-04] [Tech-05].

¹¹Ces travaux ont été réalisés avec Aymen Shabou dans le cadre de son stage fin d’études de l’école SupCom Tunis d’Aymen Shabou [Shab-06].

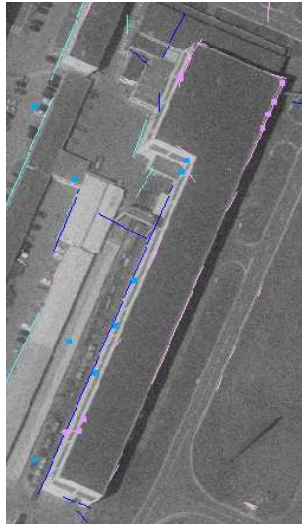


FIG. 3.28 – Exemple de primitives radar appariées sur des contours de l’optique : en bleu, les primitives qui contribuent à la reconstruction du MNT, et en rose celles qui contribuent au MNE (extrait de [Tupi-04b]).

seule la prise en compte d’a priori contextuels permettra de venir à bout des difficultés inhérentes à l’imagerie radar.

Deuxième partie

Utilisation des champs de Markov pour l'analyse, l'interprétation et la reconstruction 3D en imagerie radar

Chapitre 4

Graphe des pixels et segmentation ou filtrage

Ce chapitre présente les différents travaux utilisant des méthodes markoviennes sur le graphe des pixels que nous avons menés sur les images radar. Il s'agit essentiellement de classification des images radar d'amplitude (d'une part sur des données à très haute résolution en milieu urbain, et d'autre part sur des données satellitaires de façon totalement automatique) et de débruitage des images d'amplitude et de phase avec des processus bords adaptés au radar et des fonctions de régularisation préservant les discontinuités.

4.1 Segmentation

4.1.1 Segmentation en imagerie radar à haute résolution

Principe

La classification des images radar est rendu difficile par le phénomène de chatoiement qui conduit à des classes dont les distributions se recouvrent très largement (lois Gamma notamment comme nous l'avons vu au chapitre 3). L'interprétation visuelle des images reste possible car le système visuel a des capacités de filtrage très importantes et utilise la cohérence spatiale des régions pour réaliser l'interprétation de l'image. Nous avons déjà appliqué des techniques de classification markovienne aux images radar dans le cadre de notre travail de doctorat [Tupi-97]. Malheureusement en milieu urbain à très haute résolution, de nombreuses classes n'étaient pas bien modélisées par les distributions Nakagami que nous avons utilisées. Nous avons donc proposé dans [Tiso-04a] d'utiliser les distributions de Fisher pour développer une méthode supervisée dédiée au milieu urbain.

Formulation de l'énergie

Sous l'hypothèse d'indépendance des observations (amplitudes) conditionnellement aux classes, et en utilisant un modèle de Potts, l'énergie globale à minimiser s'écrit (avec les notations du chapitre

	Sol	Végétation sombre	Végétation claire	Toit sombre	Toit moyen	Toit clair
Nb. zones	2	5	5	8	7	4
Nb. de pixels	11 101	7 060	6 415	3 199	5 908	3 872
$\hat{\kappa}_1$	0.61	1.16	1.61	1.59	1.91	3.26
$\hat{\kappa}_2$	0.42	0.43	0.43	0.43	0.52	0.54
$\hat{\kappa}_3$	-0.28	-0.32	-0.29	-0.32	-0.23	-0.35
L	1.03	0.96	1.01	0.97	1.04	0.93
M	10.50	38.79	8.15	34.70	2.35	3.36
μ	2.40	4.31	6.49	6.57	8.00	33.27

TAB. 4.1 – Caractéristiques des 6 classes utilisées. La classe sol peut correspondre à du sol nu ou à de l’herbe. On vérifie que le nombre de vues L estimé est proche de 1. Par ailleurs, les classes végétation claire et toit sombre ont des valeurs de μ très proches et se distinguent essentiellement par les valeurs de M . Cette confusion persistera souvent dans les résultats de classification.

2) :

$$U(x|y) = \sum_{s \in S} -\ln p(y_s | M_{x_s}, L_{x_s}, \mu_{x_s}) - \beta \sum_{(s,t) \in C} \delta(x_s = x_t) \quad (4.1)$$

où p est une distribution de Fisher de paramètres $(M_{x_s}, L_{x_s}, \mu_{x_s})$ et δ le symbole de Kronecker. Les classes recherchées (correspondant à des parties de bâtiments) sont relativement compactes et sont donc bien adaptées à l’utilisation d’un modèle de régularisation de Potts.

Apprentissage des paramètres

Les trois paramètres définissant la distribution de Fisher de chacune des classes ont été appris sur des échantillons des classes sélectionnés manuellement (en utilisant la méthode des log-cumulants [Nico-02b]). Un exemple de leurs valeurs est donné dans le tableau 4.1.1 dans le cas des images RAMSES. Notons que les classes définies ne sont pas des classes sémantiques mais bien relatives à la radiométrie des zones dans les images.

Par ailleurs même si cet apprentissage reste supervisé, il est adapté à toutes les acquisitions prises par un même capteur à calibration constante.

Le paramètre β pondérant la régularisation est fixé empiriquement par tests successifs sur les images (mais il est constant ensuite pour le traitement d’un capteur donné).

Optimisation

L’optimisation se fait par recuit simulé. L’algorithme s’arrête lorsqu’il n’y a pratiquement plus aucune modification (en pourcentage de pixels). Des comparaisons avec un ICM ont montré des résultats légèrement améliorés pour le recuit simulé.

Résultats

Deux exemples de résultats sont montrés sur les figures 4.1 et 4.2. Comme il s'agit d'images interférométriques, l'étape de classification tient également compte de l'image de cohérence pour définir une classe ombre. Si les résultats sont globalement corrects sur Bayard, sur l'image Cheminot où les bâtiments sont petits en taille et en hauteur, les formes retrouvées sont médiocres et il subsiste une grande confusion entre la végétation claire et certains toits.

Une amélioration pourrait être apportée par la prise en compte de la forme des bâtiments (parallélépipédiques) mais cela empêcherait la reconstruction de bâtiments atypiques comme ceux de la Cité Bayard (en haut à gauche de l'image) qui sont relativement bien reconstruits par cette approche.

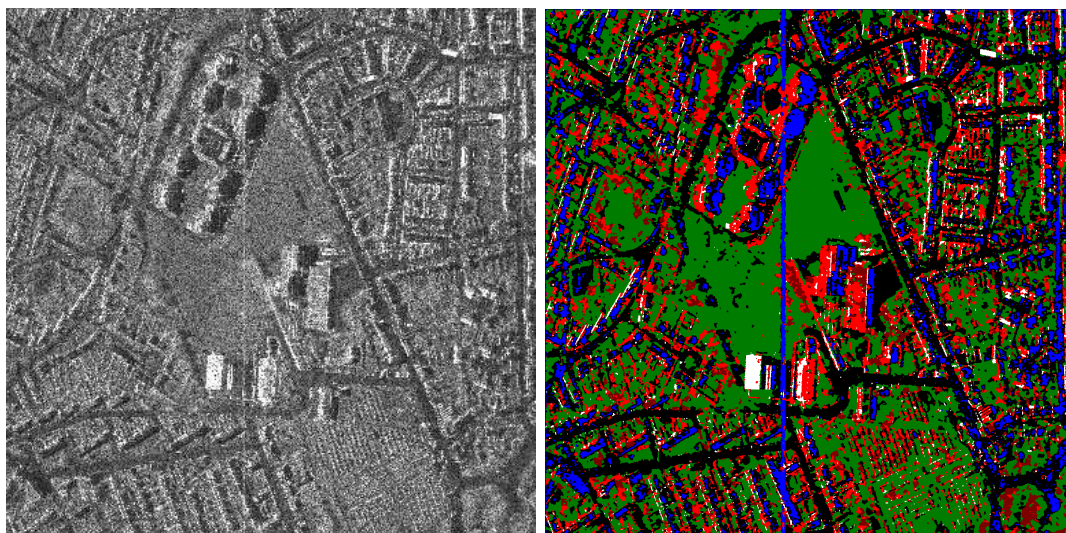


FIG. 4.1 – Image radar originale du quartier de Bayard (image Ramses ©ONERA) et classification markovienne supervisée (extrait de [Tiso-04]).

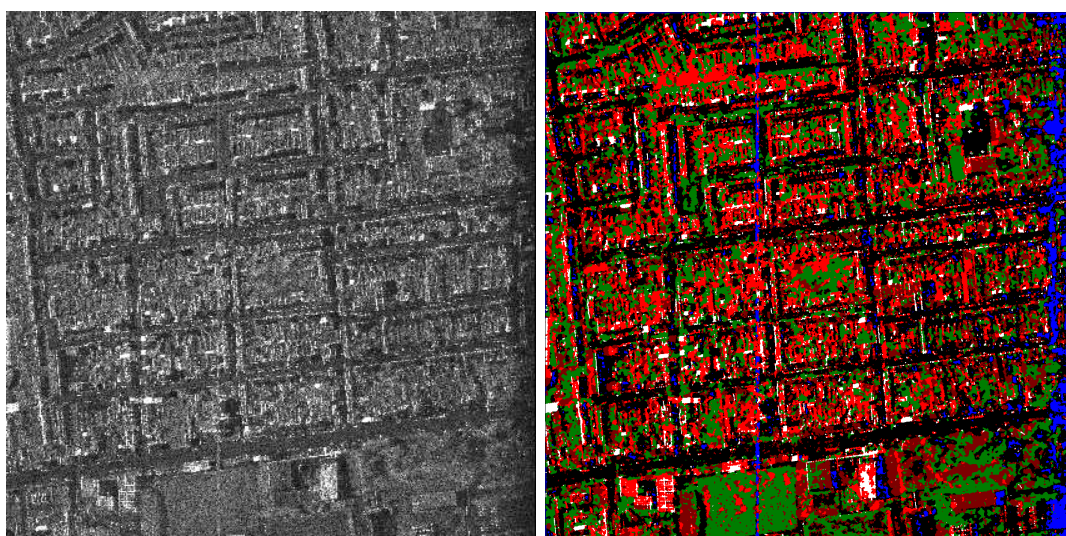


FIG. 4.2 – Image radar originale du quartier Cheminot (image Ramses ©ONERA) et classification markovienne supervisée (extrait de [Tiso-04]).

4.1.2 Segmentation non supervisée

Principe

Dans cette approche¹ [Fjor-03], l'objectif était de mettre en place et d'évaluer une méthode de classification des images radar totalement non supervisée, c'est à dire avec apprentissage automatique des distributions constituant l'attache aux données et du paramètre de régularisation. Si on reprend l'écriture de l'équation 4.1 :

$$U(x|y) = \sum_{s \in S} -\ln p(y_s | \Theta_{x_s}) - \beta \sum_{(s,t) \in C} \delta(x_s = x_t) \quad (4.2)$$

il s'agit d'estimer le vecteur de paramètres $((\Theta_k)_{1 \leq k \leq K}, \beta)$, si K classes sont considérées.

Estimation des paramètres

L'algorithme ICE a été utilisé pour réaliser l'estimation des paramètres. La procédure est la suivante (on considère K classes, le nombre de classes est supposé connu) :

- initialisation du vecteur de paramètres $((\Theta_k)_{1 \leq k \leq K}^0, \beta^0)$;
- génération de réalisations tirées selon la loi a posteriori avec un échantillonneur de Gibbs utilisant le vecteur de paramètres de l'itération courante n : $((\Theta_k)_{1 \leq k \leq K}^n, \beta^n)$;
- estimation des paramètres $((\Theta_k)_{1 \leq k \leq K}^{n+1, r})$ pour chacune des r réalisations a posteriori et moyennage de ces paramètres pour définir $((\Theta_k)_{1 \leq k \leq K}^{n+1})$;
- estimation du paramètre de régularisation β^{n+1} par l'approche du gradient stochastique en utilisant des réalisations générées selon la distribution a priori.

Distributions de l'amplitude radar et mélange de lois

Deux familles de distributions ont été prises en considération (cf. chapitre 3) : la loi de Nakagami et la loi $\mathcal{K}$. Dans les deux cas, le nombre de vues L du capteur est supposé connu, ce qui limite l'estimation à un ou deux paramètres. Le choix de la distribution est intégré dans le processus d'estimation des paramètres de la façon suivante :

- les paramètres $((\Theta_k)_{1 \leq k \leq K}^{n+1})$ sont calculés pour les deux lois possibles ;
- la meilleure loi est celle pour laquelle la distance de Komogorov entre les distributions cumulées est la plus faible.

Résultats

La méthode a été testée sur des images simulées avec 3 ou 4 classes dont les paramètres sont parfaitement connus, et sur des images réelles JERS. Les résultats ont été comparés avec une approche par chaînes de Markov beaucoup plus rapide. Finalement, une méthode hybride initialisée par les chaînes puis utilisant des champs a été développée pour tirer avantages des deux approches.

¹Travaux réalisés dans le cadre d'un projet incitatif GET qui regroupait l'INT, l'ENIC, l'ENST Bretagne et l'ENST et qui ont été menés par Roger Fjortoft puis par Stéphane Derrode au cours de leurs séjours post-doctoraux.

4.1.3 Utilisation des champs de Markov triplets

Dans le cadre du séjour post-doctoral de Dalila Benboudjema [Benb-05], des modèles de champs triplets ont été mis en œuvre pour la classification des images SAR haute résolution en milieu urbain. Le principe est similaire à la méthode exposée au paragraphe 4.1.1, à la différence près qu'un troisième champ est introduit avec une hypothèse de markovianité sur le triplet, et que tous les paramètres sont appris de façon automatique.

Notons U le troisième champ. Pour modéliser la non-stationnarité du coefficient β introduit dans l'équation 4.1, on peut choisir le modèle suivant [Benb-05] :

$$U(x, u) = \sum_{(s,t) \in C} -\beta_1 \delta(x_s = x_t) - (\beta_2(\lambda_1) \delta(u_s = u_t = \lambda_1) + \dots + \beta_2(\lambda_M) \delta(u_s = u_t = \lambda_M)) (1 - \delta(x_s = x_t))$$

Et en supposant que $P(Y|(X, U)) = \prod_s p(Y_s|X_s)$, on obtient :

$$U(x, u|y) = \sum_s -\ln(p(Y_s|X_s)) + U(x, u)$$

Il s'agit alors d'estimer les configurations x et u minimisant cette énergie. Avec le modèle choisi ici, u peut être vu comme une "sur-classe" qui va gérer la non-stationnarité de β_1 . En effet, on a les valeurs suivantes :

$$\begin{aligned} V_c(x_s, x_t, u_s, u_t) &= -\beta_1 \quad si \quad x_s = x_t \\ V_c(x_s, x_t, u_s, u_t) &= -\beta_2(\lambda_k) \quad si \quad x_s \neq x_t \quad et \quad u_s = u_t = \lambda_k \\ V_c(x_s, x_t, u_s, u_t) &= 0 \quad sinon \end{aligned}$$

Par ailleurs, le schéma utilisé est totalement non supervisé. En utilisant le principe de ICE, les paramètres des lois de Fisher sont appris ainsi que ceux de l'a priori sur des simulations courantes. Pour (L, M, μ) la méthode des log-cumulants est utilisée tandis que l'approche par moindres carrés de Derin et Elliott [Deri-87] qui consiste à recenser les configurations des cliques s'applique pour les β_i .

4.2 Filtrage

4.2.1 Filtrage des images radar

Principe

Enormément de travaux ont été consacrés au filtrage des images radar en amplitude et de très nombreux filtres existent à l'heure actuelle. Si historiquement les premiers filtres ont été des filtres classiques (moyenne, médian), rapidement le problème du filtrage a été posé comme celui de l'estimation de la réflectivité R sous-jacente de la scène. Deux grandes familles de critères sont utilisées : d'une part une approche bayésienne par maximum a posteriori [Lope-90] [Nezr-92] [Wale-00] [Nico-01], d'autre part une approche par minimisation de l'erreur quadratique moyenne [Lee-80] [Kuan-85]. Une revue

pourra être trouvée dans [Touz-02]. Plus récemment des approches par ondelettes ont été développées [Fouc-01] [Arge-02]. Par ailleurs de nombreuses approches de filtrage sont développées pour des images polarimétriques ou PolInSAR [Lee-03] [Vasi-06].

Indépendamment de la formule de filtrage proprement dite, des estimateurs statistiques interviennent (coefficients de variation, etc.). Il est nécessaire, pour les estimer de façon fiable, d'avoir le plus grand nombre d'échantillons possibles tout en respectant la stationarité de la scène. Cela se fait en utilisant des voisinages adaptatifs [Wu-92] [Nico-01] [Vasi-06] ou en couplant le filtrage avec une analyse de la fenêtre d'estimation [Lope-90] [Wale-00] [Touz-02].

Notons qu'il reste difficile d'évaluer les méthodes de filtrage indépendamment d'une application donnée. Les critères classiquement utilisés : nombre de vues équivalent, biais sur la valeur moyenne, erreur quadratique moyenne (pour les images simulées), inspection visuelle, ne rendent pas nécessairement compte de l'efficacité et de l'intérêt d'un filtre.

Nous présentons ici des méthodes de filtrage qui utilisent une approche markovienne. Elle sont proches des approches par MAP, à la différence que le modèle supposé sur la scène est un champ de Markov. Il ne s'agit donc pas d'introduire une distribution sur la réflectivité [Lope-90] [Nezr-92] [Nico-01]² mais sur le champ des réflectivités. Cette approche est plus proche de celle développée dans [Wale-00] où un champ markovien gaussien (GMRF) modélise la scène. Ici, des a priori non gaussiens (quadratique tronquée / phi-fonction ou variation totale) sont utilisés. Contrairement aux GMRF qui modélisent bien la texture mais pas les contours, cet a priori tient bien compte des discontinuités, mais suppose implicitement un "cartoon" modèle (zones homogènes séparées par des discontinuités franches comme dans les bandes dessinées à la ligne claire [Tintin]).

Dans un cadre Markovien, il s'agit alors de retrouver la réflectivité x_s en chaque point, connaissant une observation y_s (l'amplitude) en un pixel. Si on introduit sur la solution x une contrainte de régularité exprimée dans un modèle Markovien, il s'agit alors de minimiser l'énergie :

$$U(x|y) = \sum_{s \in S} -\ln p(y_s|x_s) + \beta \sum_{(s,t)} \phi(x_s - x_t) \quad (4.3)$$

Si on considère une loi de Nakagami³ alors on obtient une expression de la forme :

$$U(x|y) = \sum_{s \in S} L(2 \ln(x_s) + \frac{y_s^2}{x_s^2}) + \beta \sum_{(s,t)} \phi(x_s - x_t)$$

Le choix de la fonction de régularisation ϕ est particulièrement important pour la qualité de la solution. Les fonctions de type quadratique tronquée permettent de préserver les discontinuités.

²Les paramètres de cette distribution sont alors calculés localement de façon déterministe sur une fenêtre d'analyse).

³On suppose que le nombre de vues L est connu pour un capteur donné. Il est difficile d'utiliser une loi avec un paramètre de forme car alors il faudrait restaurer simultanément x_s et M_s . En revanche, on peut construire un estimateur MAP *local* en utilisant une loi de Fisher ce qui donne le filtre Fisher-MAP [Nico-01].

Processus bord sous forme de rapport

L'utilisation d'une phi-fonction ϕ ayant certaines propriétés est équivalente à l'utilisation d'un processus bords explicite b_{st} . La fonction à minimiser est alors de la forme :

$$U(x|y) = \sum_{s \in S} L(2 \ln(x_s) + \frac{y_s^2}{x_s^2}) + \lambda \sum_{(s,t)} b_{st} \mathcal{H}(x_s - x_t) + \sum_{(s,t)} \psi(b_{st})$$

Le lien avec la formulation précédente est alors donné par :

$$b_{st} = \phi'(\mathcal{H}(x_s - x_t))$$

Dans le cas des images radar, nous avons proposé⁴ [Tupi-97] de modifier le processus bords de telle sorte à prendre en compte l'aspect multiplicatif du bruit. Plusieurs scénarii avaient été envisagés :

- choix de la fonction $\mathcal{H}$; celle-ci est classiquement quadratique ; dans le cas d'une attache aux données Gamma, cela introduit un plus fort lissage des zones claires que sombres ; des fonctions adaptées sont des fonctions de la forme $\frac{x_s}{x_t} + \frac{x_t}{x_s} - 2$ ou $\log(\frac{x_s}{x_t})$ qui sont homogènes de degré 0 par rapport à x_s et x_t ;
- choix du processus bords ; l'idée est de remplacer le “gradient” $x_s - x_t$ par un détecteur de contour adapté au radar $\frac{x_s}{x_t}$ (détecteur rapport), ou sa version moyennée sur une petite région autour du pixel considéré [Tupi-98] ; malheureusement dans le cas du détecteur moyenné, nous sortons du cadre théorique des différents théorèmes et nous n'avons plus de preuve de convergence des algorithmes.

Les meilleurs résultats de filtrage étaient obtenus pour une fonction $\mathcal{H}$ de la forme $\frac{x_s}{x_t} + \frac{x_t}{x_s} - 2$ avec un rapport moyenné.

Utilisation de la variation totale pour la restauration des images radar

Jérôme Darbon et Marc Sigelle ont mis au point des algorithmes de régularisation markovienne très efficaces en utilisant une décomposition de la fonction considérée par ensembles de niveau et en utilisant la recherche de la coupe de capacité minimale ou un recuit simulé couplé pour réaliser l'optimisation [Darb-06a] (Part I).

Une collaboration est actuellement en cours pour tester des approches par variation totale sur les images radar. Les difficultés sont de deux sortes :

- l'attache aux données sous forme de loi de Nakagami rend non convexe l'énergie conditionnelle locale, ce qui empêche l'utilisation directe d'une décomposition de l'image sur ses ensembles de niveaux de gris ; une solution actuellement étudiée consiste à utiliser un passage en exponentiel, mais une solution exacte peut néanmoins être obtenue en ajoutant un troisième terme à l'énergie qui permet de contraindre l'ordre sur les ensembles de niveaux (voir [Darb-05], chapitre 2) ;
- les premières expériences que nous avons menées sur des images synthétiques avec loi de Nakagami ont mis en évidence une diminution du contraste ; ce phénomène, déjà connu et étudié

⁴Travaux réalisés avec Marc Sigelle.

dans le cas L2+TV (attache aux données quadratique avec variation totale) [Chan-05], est particulièrement flagrant en imagerie radar ; une solution consisterait en l'utilisation des fonctions bien nivelées introduites dans [Darb-05] ; sous certaines hypothèses, l'énergie peut s'écrire alors :

$$E(u|v) = \sum_s -\log(P(y_s|x_s)) + \sum_{(s,t)} |S(x_s) - S(x_t)| \quad , \quad \text{où } S \text{ est une fonction croissante ,}$$

on peut montrer qu'un choix approprié de S dépendant des niveaux de gris à restaurer permet de supprimer cette perte de contraste [Darb-07].

La figure 4.3 montre les résultats obtenus avec $S = Id$ (régularisation TV) et modification de S (fonction bien nivelée).



FIG. 4.3 – Image radar synthétique originale (à gauche), résultat avec TV (au centre), résultat avec fonction nivelée (à droite) -extrait de [Darb-07].

Cette collaboration se poursuit actuellement, notamment dans un objectif de détection des bâtiments sur les images radar.

4.2.2 Filtrage de la phase interférométrique

4.2.3 Introduction

La phase interférométrique est une donnée qui peut être très bruitée. La distribution théorique de la phase interférométrique empirique $\hat{\phi}$ est une fonction de la phase interférométrique réelle ϕ , du degré de cohérence ρ et du nombre de vues L [Lee-94b] :

$$p(\hat{\phi}|\rho, \phi, L) = \frac{(1 - \rho^2)^L}{2\pi} \left({}_2F_1\left(1, L; \frac{1}{2}; \rho^2 \cos^2(\hat{\phi} - \phi)\right) + \rho \cos(\hat{\phi} - \phi) {}_1F_0\left(L + \frac{1}{2}; -; \rho^2 \cos^2(\hat{\phi} - \phi)\right) \frac{\Gamma(\frac{1}{2})\Gamma(L\frac{1}{2})}{L} \right)$$

${}_pF_n$ est la fonction hypergéométrique généralisée. Plus la cohérence est élevée, plus l'écart-type est faible.

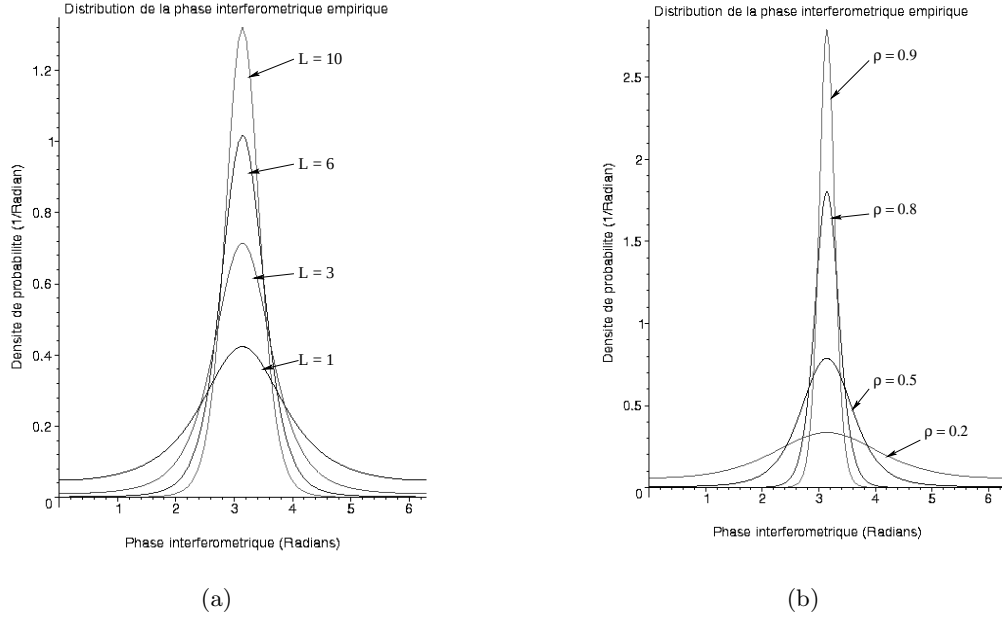


FIG. 4.4 – Distribution de la phase interférométrique empirique pour une valeur vraie de la phase égale à π . A gauche pour des nombres de vues variables (avec une cohérence de 0.6) et à droite pour différentes valeurs de cohérence avec un nombre de vues fixé à 6 (figures extraites de [Tiso-04]).

Cette expression est difficile à manipuler et on peut montrer qu'un modèle gaussien en est une bonne approximation [Lee-94b] :

$$p(\hat{\phi}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\hat{\sigma}_{\phi}} \exp\left(-\frac{(\hat{\phi} - \phi)^2}{\hat{\sigma}_{\phi}^2}\right) \quad (4.4)$$

L'écart-type des phases $\hat{\sigma}_{\phi}^2$ est approximé par la borne de Cramer-Rao dont l'expression est la suivante :

$$\hat{\sigma}_{\phi}^2 = \frac{1 - \rho^2}{2L\rho^2} \quad (4.5)$$

Cette approximation est valable dans le cas d'un nombre de vues suffisant ($L \geq 6$) et pour une cohérence suffisamment forte ($\rho > 0.5$).

4.2.4 Régularisation markovienne de la phase

Afin de respecter les notations précédemment utilisées nous notons ici la phase théorique ϕ au site s par x_s (qu'on cherche à estimer) et la phase empirique $\hat{\phi}$ observée sur l'image par y_s . L'objectif est alors de rechercher la meilleure image x des phases en utilisant un a priori Markovien sur la solution cherchée⁵.

Notons que nous nous intéressons ici au cas de l'imagerie radar haute résolution et que nous n'avons pas à gérer le problème de repliement des franges. Dans ce contexte là, E. Trouvé dans ses travaux

⁵Travaux réalisés dans le cadre de la thèse de Céline Tison [Tiso-04]

de doctorat avait proposé une méthode très efficace consistant à rechercher localement la meilleure sinusoïde 2D approximant le signal de l'image [Trou-96].

Dans notre cas, le problème se ramène simplement à la minimisation de l'énergie suivante :

$$U(x|y) = \sum_{s \in S} \frac{(y_s - x_s)^2}{2\sigma_s^2} + \beta \sum_c \gamma_c \Psi(D^n x_c)$$

où σ_s est la valeur de la cohérence au site s (donnée par l'image de cohérence), D^n représente la dérivée à l'ordre n de x et Ψ la phi-fonction utilisée ici. D^1 est adaptée au cas des surfaces planes et horizontales (différence entre pixels voisins), D^2 au cas des surfaces planes (différences sur les gradients des pixels voisins) et D^3 au cas des surfaces quadratiques. Dans nos applications seuls les cas D^1 et D^2 seront pris en compte.

Trois fonctions préservant les discontinuités ont été étudiées [Gema-92] [Char-94] (figure 4.5) :

$$\begin{aligned} \Psi_{GM}(u) &= \frac{u^2}{1+u^2} && \text{(Geman et McClure)} \\ \Psi_{HL}(u) &= \log(1+u^2) && \text{(Hebert et Leahy)} \\ \Psi_{GeR}(u) &= -\frac{1}{1+|\frac{u}{\Delta}|} && \text{(Geman et Reynolds)} \end{aligned}$$

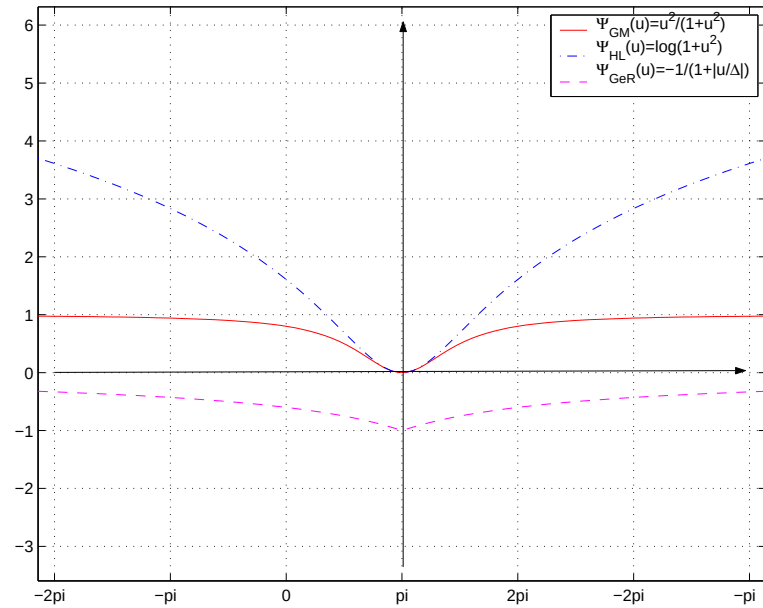


FIG. 4.5 – Allure des trois fonctions Ψ avec préservation des discontinuités étudiées. Plus la pente à l'origine est grande, plus les discontinuités seront préservées.

C'est finalement la fonction de Geman et Reynolds qui sera retenue en pratique car elle préserve mieux les petits détails de l'image.

Par ailleurs, en plus de cette formulation implicite du processus bord, un processus bord externe (introduit comme un champ externe) a été pris en compte. Celui-ci est calculé à partir d'une carte de coins réflecteurs issus d'un détecteur de lignes [Tupi-98]. Il permet d'interrompre la régularisation et

assure une meilleure préservation des discontinuités de la phase sur les structures très fines que sont les coins réflecteurs (ce processus bords est fixe et n'évolue pas au cours de la régularisation).

Dans le cadre de notre collaboration avec J. Darbon et M. Sigelle, nous avons également testé des approches par minimisation de la variation totale. On se trouve alors dans le cas L2+TV (terme de vraisemblance gaussien et minimisation de la variation totale) qui peut se filtrer de façon exacte sur les ensembles de niveaux de l'image [Darb-05].

4.2.5 Résultats

Les figures de 4.6 montrent les différents résultats. L'optimisation a été faite par l'algorithme ICM en prenant l'interférogramme d'origine comme initialisation pour les phi-fonctions et en utilisant la recherche de la coupe de capacité minimale sur le graphe des ensembles de niveaux pour la régularisation TV.

4.2.6 Perspectives

Une piste de recherche qui nous semble intéressante serait de coupler la régularisation de la phase et celle de l'amplitude. L'idée serait d'exploiter le fait que les discontinuités de la phase se traduisent par des discontinuités de l'amplitude (et vice versa, la forme du bâtiment apparaît parfois beaucoup plus clairement sur la phase).

Une solution possible pour mettre en œuvre ce type de stratégie est de prendre un schéma itératif avec calcul du processus bords explicite fusionnant les deux types d'informations et optimisation avec une méthode déterministe par coupure minimale en amplitude et phase.

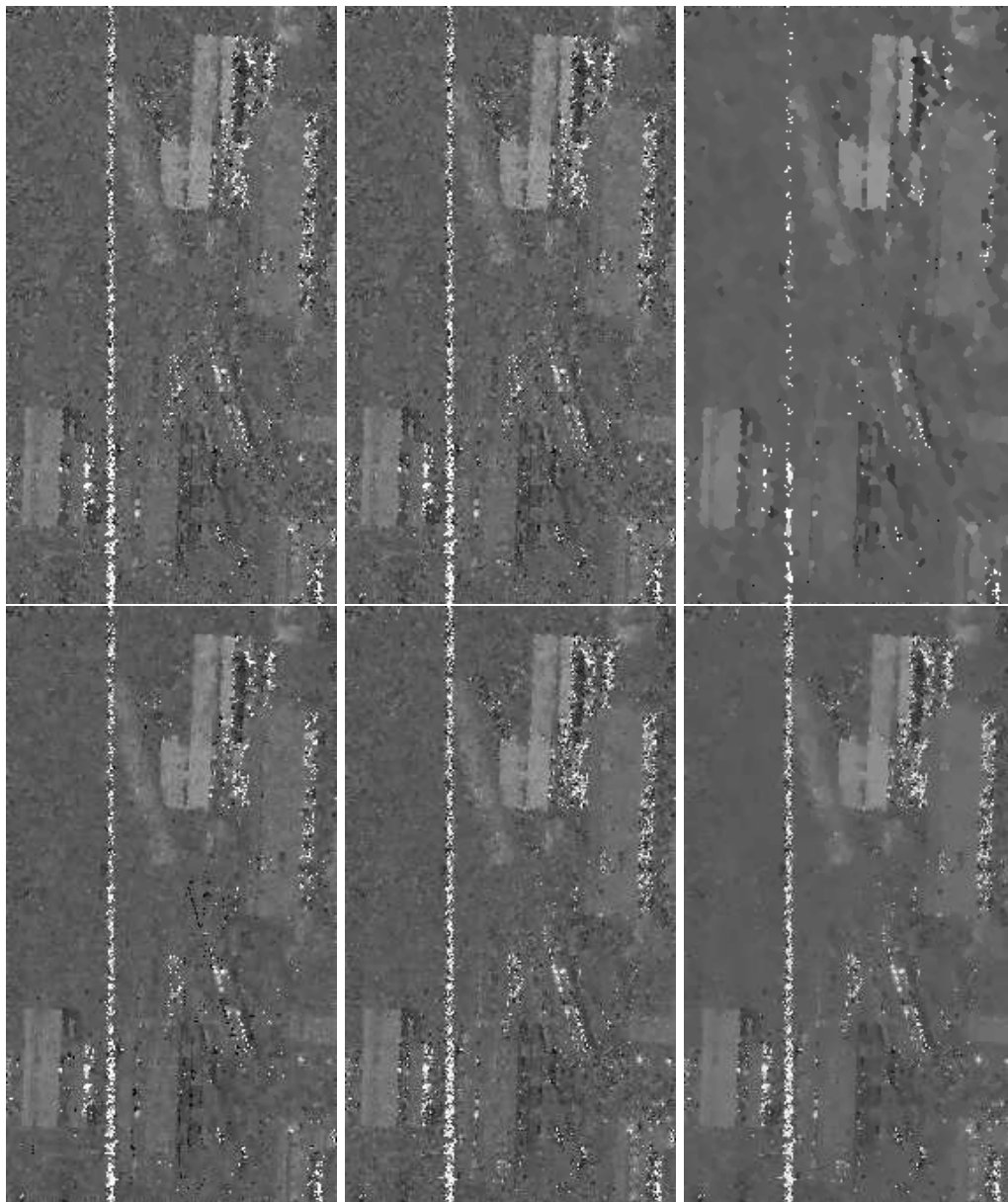


FIG. 4.6 – Résultats du filtrage de l'interférogramme (en haut à gauche) avec les trois modèles GM , HL , et GeR (extraits de [Tiso-04], puis TV pour deux valeurs de la constante de régularisation (dans l'ordre lexicographique). On observe une plus forte régularisation avec HL tandis que GM filtre assez peu le bruit ; le meilleur compromis (d) est donné par GeR (fonction de Geman et Reynolds) mais l'a priori TV donne également de bons résultats.

Chapitre 5

Graphe d'adjacence des régions et classification ou reconstruction 3D

Ce chapitre est consacré aux champs de Markov sur le graphe d'adjacence des régions. Nous présentons deux grandes familles d'applications : la classification d'images radar, et la reconstruction 3D, d'une part dans un cadre purement interférométrique, d'autre part dans un cadre radar-grammétrique ou interférométrique avec utilisation de données exogènes sous forme d'une image optique.

5.1 Classification

5.1.1 Objectif et méthode

Ces travaux ont été réalisés dans le cadre de mon doctorat [Tupi-97] et poursuivis par la suite [Tupi-99]. Il s'agissait de dépasser la classification proprement dite d'une image radar satellitaire d'amplitude pour aboutir à son "interprétation". L'approche proposée se décompose en trois grandes étapes qui construisent progressivement l'interprétation de l'image. Tout d'abord, une batterie d'opérateurs de bas-niveau extraient de l'information. Leurs réponses sont ensuite fusionnées dans le cadre de la théorie de l'évidence de Dempster et Shafer [Demp-68], qui permet d'introduire des connaissances a priori sur ces opérateurs notamment leur ignorance vis à vis de certaines classes. Dans la troisième étape, l'interprétation est réalisée en prenant en compte des informations contextuelles entre les classes.

5.1.2 Opérateurs de bas-niveau

Un ensemble d'opérateurs appliqués sur l'image permet d'obtenir des informations sur différents éléments structurant la scène ou sur ses caractéristiques. Les opérateurs suivants ont été utilisés :

- détecteur de routes (détection des lignes sombres avec analyse structurelle -cf. chapitre 6-);
- détecteur de rivières (version multi-échelles avec un a priori différent du détecteur de routes);
- détecteur de structures de relief (lignes brillantes avec critère de proximité et de parallélisme);
- opérateur textural visant à mettre en évidence l'homogénéité ou a contrario la très grande

- hétérogénéité des zones (correspondant à l'écart-type d'un modèle auto-régressif log-normal et aux coefficients d'une décomposition de l'histogramme sur les polynômes de Laguerre) ;
- opérateur fondé sur la densité de points brillants pour la mise en évidence de certains tissus urbains ;
- opérateur “ffmax” [Goui-96] analysant l'écart par rapport à une distribution de Nakagami pour mettre en évidence le milieu urbain.

Ces opérateurs sont donnés à titre indicatif. Plus ils seront performants, meilleure sera l'interprétation obtenue sans que cela remette en cause la méthode globale décrite ici.

Les réponses de ces opérateurs sont données sur un ensemble de régions définies à partir d'une sur-segmentation de l'image incluant les structures linéaires extraites. Ces régions définissent le graphe d'adjacence (chaque région définit un nœud du graphe et un arc reflète l'adjacence entre deux régions).

5.1.3 Fusion d'informations par la théorie de l'évidence

L'ensemble des classes auquel nous nous intéressons est le suivant : *urbain, milieu industriel, relief, route, rivière, champ clair, homogène = forêt ou mer*. En pratique, les opérateurs précédemment mentionnés ne renseignent pas sur toutes ces classes séparément, mais sur des unions de classes. Nous proposons donc d'utiliser le cadre de la théorie de l'évidence pour définir des fonctions de masses associées à ces opérateurs. Cette définition se fait de façon supervisée à partir de notre connaissance du comportement des opérateurs.

Les fonctions de masses sont ensuite fusionnées par la règle de Dempster en utilisant une classe de rejet (définie en utilisant la masse de l'ensemble vide). Finalement, la transformation pignistique proposée par Smets [Smet-95] permet de se ramener à une probabilité pour chacune des classes considérées.

5.1.4 Classification sur graphe d'adjacence de régions

Le cadre Markovien permet d'introduire une information contextuelle qui permet d'améliorer le résultat donné par la seule probabilité pignistique d'une région. L'énergie définie sur le graphe est de la forme suivante :

$$U(x|y) = \sum_s -\ln(BetP_{x_s}(y_s)) + \sum_{(s,t) \in C} V_c(x_s, x_t)$$

où $BetP$ est la probabilité pignistique. Seules les interactions sur les cliques d'ordre deux sont prises en compte. Le terme contextuel permet d'introduire des règles d'adjacence entre les différentes classes. Trois cas sont considérés :

- l'adjacence est favorisée entre deux classes (relation notée $\mathcal{A}$) et correspond à un potentiel $V_c(x_s, x_t)$ négatif noté $K_{\mathcal{A}}$;
- l'adjacence est neutre (notée $\mathcal{N}$), acceptée mais non favorisée, avec le paramètre $K_{\mathcal{N}} = 0$
- l'adjacence est défavorisée, notée par $\mathcal{I}$; $K_{\mathcal{I}}$ est une constante positive.

Le tableau 5.1 définit les relations entre les classes utilisées dans le cas des images satellitaires.

TAB. 5.1 – Relations d’adjacence entre les classes : *urbain* U , *milieu industriel* I , *relief* Re , *route* Ro , *rivière* Ri , *champ clair* CC , *homogène = forêt ou mer* H

Classes	Re	Ro	Ri	H	U	I	CC	$\emptyset$
Re	$\mathcal{A}$	$\mathcal{N}$	$\mathcal{N}$	$\mathcal{N}$	$\mathcal{I}$	$\mathcal{I}$	$\mathcal{I}$	$\mathcal{N}$
Ro	$\mathcal{N}$	$\mathcal{A}$	$\mathcal{N}$	$\mathcal{N}$	$\mathcal{A}$	$\mathcal{A}$	$\mathcal{A}$	$\mathcal{A}$
Ri	$\mathcal{N}$	$\mathcal{N}$	$\mathcal{A}$	$\mathcal{N}$	$\mathcal{A}$	$\mathcal{A}$	$\mathcal{A}$	$\mathcal{A}$
H	$\mathcal{N}$	$\mathcal{N}$	$\mathcal{N}$	$\mathcal{A}$	$\mathcal{N}$	$\mathcal{N}$	$\mathcal{N}$	$\mathcal{N}$
U	$\mathcal{I}$	$\mathcal{A}$	$\mathcal{A}$	$\mathcal{N}$	$\mathcal{A}$	$\mathcal{A}$	$\mathcal{N}$	$\mathcal{N}$
I	$\mathcal{I}$	$\mathcal{A}$	$\mathcal{A}$	$\mathcal{N}$	$\mathcal{A}$	$\mathcal{A}$	$\mathcal{I}$	$\mathcal{N}$
CC	$\mathcal{I}$	$\mathcal{A}$	$\mathcal{A}$	$\mathcal{N}$	$\mathcal{I}$	$\mathcal{A}$	$\mathcal{A}$	$\mathcal{N}$
$\emptyset$	$\mathcal{N}$	$\mathcal{A}$	$\mathcal{A}$	$\mathcal{N}$	$\mathcal{N}$	$\mathcal{N}$	$\mathcal{N}$	$\mathcal{A}$

5.1.5 Résultats

Nous montrons dans cette partie quelques résultats qui ont été obtenus sur des données de Metz et Strasbourg dans le cadre du contrat TRIOS pour la DGA, réalisé en collaboration avec l’Université de Marne-La-Vallée [Trios-00].

La chaîne qui avait été développée a été appliquée sans modification sur ces zones. La figure 5.1 montre les interprétations de la scène obtenues par ce schéma.

5.2 Reconstruction 3D

5.2.1 Interférométrie

Plus récemment, ce cadre méthodologique a été repris dans la thèse de Céline Tison pour réaliser non pas seulement une classification de la scène, mais surtout sa reconstruction 3D [Tiso-04] [Tiso-06a].

La chaîne de reconstruction proposée travaille sur une image interférométrique (amplitude, phase et cohérence) et permet d’obtenir conjointement une classification de la scène et un modèle numérique de surface associé.

Principe

Le schéma général est le même que celui exposé précédemment : un ensemble d’opérateurs extraient de l’information qui est ensuite fusionnée dans un cadre markovien. L’originalité de l’approche développée ici est que la classification et la reconstruction 3D de la scène sont réalisées conjointement dans ce cadre.

A nouveau, l’idée est de s’inspirer de notre propre système d’interprétation d’une image et d’introduire fortement les relations contextuelles dans le système de reconnaissance.

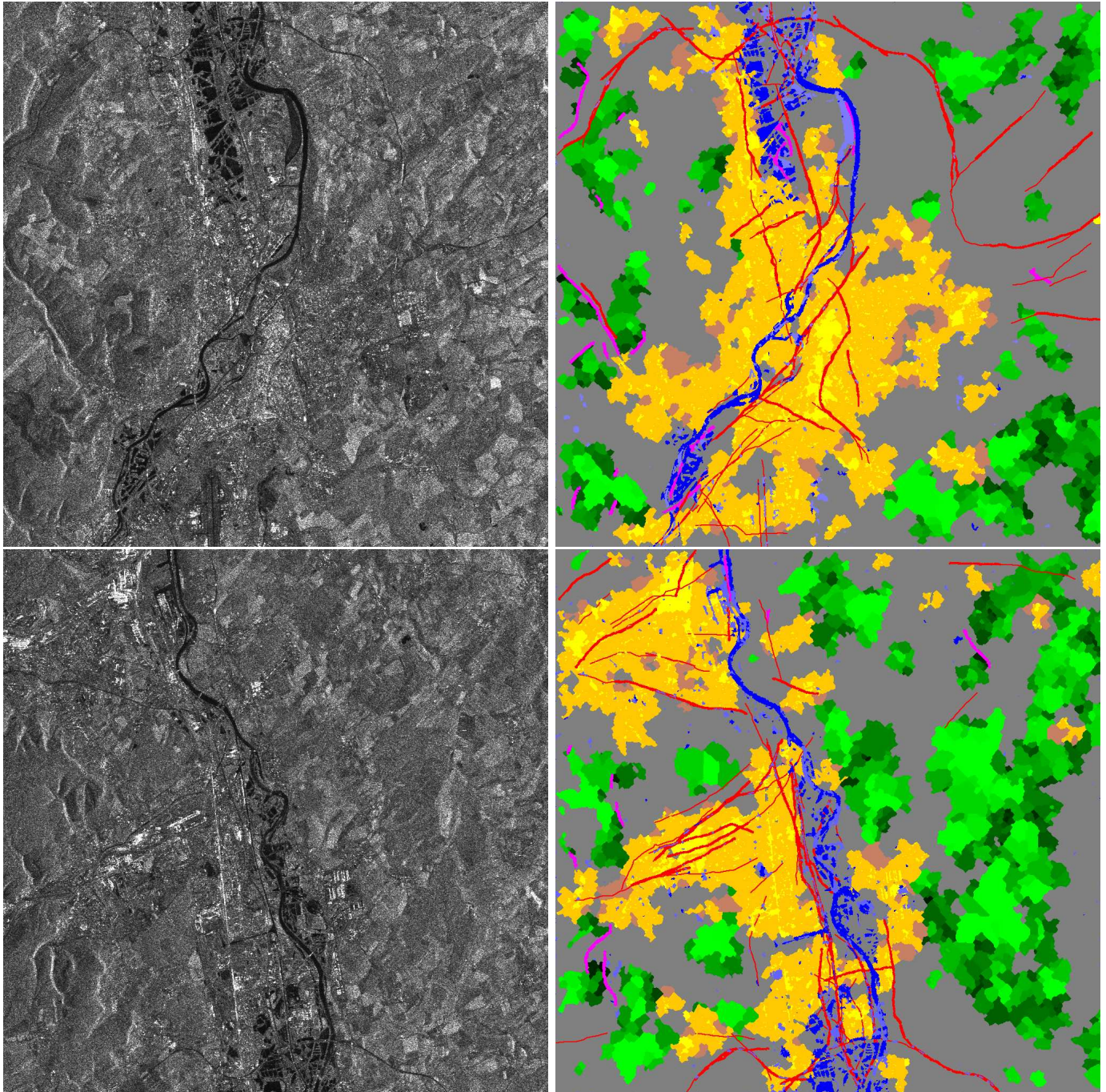


FIG. 5.1 – Images radar originales ©ERS-1 et classifications markoviennes supervisées (contrat TRIOS, en haut zone de Metz et en bas zone de Strasbourg). Légende : zones de forêt en vert avec nuance dépendant de l'énergie locale de la classe; cours d'eau en bleu; structures de relief en rose; routes en rouge; milieu urbain en jaune, orange et marron en fonction de la densité de points brillants.

Opérateurs de bas-niveau

Les opérateurs de bas-niveau sont de plusieurs sortes, suivant qu'ils s'intéressent à une information 2D ou 3D. Comme précédemment, l'objectif de ces opérateurs est de transformer l'information "brute" des images en une information plus facilement exploitable pour notre objectif de reconstruction.

Trois grand groupes d'opérateurs ont été considérés : un opérateur d'amélioration de la phase interférométrique, un opérateur de classification produisant une classification préliminaire, et des opérateurs d'extraction de différentes structures (routes, coins réflecteurs, etc.). Au total les sorties des 6 opérateurs suivants sont prises en compte dans la suite :

- opérateur "filtrage de la phase interférométrique" (décrit au chapitre 4) ;
- opérateur "classification" (décrit au chapitre 4 ; les classes utilisées ne correspondent pas exactement à celles de la classification finale que nous recherchons ici) ;
- opérateur "routes" (décrit au chapitre 6) ;
- opérateur "coins réflecteurs" (détection de lignes brillantes suivie d'une transformée de Radon) ;
- opérateur "ombres" (détection des ombres comme la classe la plus sombre d'une classification markovienne) ;
- opérateur "bâtiments à partir des ombres" (reconstruction d'un bâtiment potentiel associé à une ombre, voir chapitre 3 section 3.2.2).

Comme pour l'application précédente, ces opérateurs peuvent être remplacés par d'autres plus performants sans que l'approche générale ne soit modifiée. Notons que seule la phase interférométrique filtrée notée $\bar{h}$ apporte une information de hauteur, alors que tous les autres opérateurs renseignent sur la classe des objets.

Construction du graphe

Un graphe d'adjacence des régions est calculé à partir de la superposition de toutes les frontières des opérateurs utilisés (la détection est triviale sur la classification et les opérateurs binaires -routes, coins réflecteurs, etc.- ; pour la sortie de l'opérateur de filtrage de la phase interférométrique, le détecteur de contours de Sobel est appliqué). La fermeture des contours est assurée par le calcul de la ligne de partage des eaux appliquée sur la carte de distance aux contours.

Pour chacune des régions obtenues, les réponses des opérateurs sont recalculées par vote majoritaire des pixels constituant la région (mode de l'histogramme). Finalement un vecteur d'observations $\mathbf{d}_s = (d_s^i)_{1 \leq i \leq n}$ est associé à chaque région s (où n est le nombre total d'opérateurs et d_s^i la réponse du i ème opérateur), ainsi qu'une phase filtrée $\bar{h}_s$.

Modélisation Markovienne

L'objectif de l'approche développée est de pouvoir tenir compte de la relation qui existe entre la classe attribuée à un objet et sa hauteur. Plus exactement, nous nous intéressons ici à l'influence des hauteurs d'un couple d'objets adjacents sur leurs classes possibles. Nous aimerions pouvoir tenir

compte du fait par exemple, que si deux régions ont des hauteurs différentes, il est moins probable qu'elles soient dans la même classe, que si elles avaient eu la même hauteur. C'est vrai en particulier pour la classe sol, qui doit être approximativement à la même hauteur. En revanche, dans le cas d'un arbre, ou d'un bâtiment avec discontinuités, cette contrainte n'est pas légitime. L'intérêt d'une classification et d'une régularisation conjointes est de pouvoir prendre en compte ce type de règles d'adjacence.

Le problème est donc modélisé comme suit. Deux champs aléatoires sont définis sur le graphe d'adjacence des régions : le champ des classes L et le champ des hauteurs H . Six classes sont considérées : route-sol notée S , végétation rase (herbe) V , végétation haute (arbre) A , bâtiments B , coins réflecteurs CR et ombres O . Par ailleurs, on introduit un champ des observations constitué par le champ de la phase filtrée $\bar{H}$ et celui du vecteur d'observations $\mathbf{D}$, dont on dispose de réalisations $\bar{h}$ et $\mathbf{d}$ calculées à partir des données disponibles. Il s'agit de trouver la configuration (l, h) des classes et des hauteurs maximisant la probabilité a posteriori $P((L, H)|(\mathbf{D}, \bar{H}))$. Avec la règle de Bayes, cette probabilité s'écrit :

$$P(L, H|\mathbf{D}, \bar{H}) = \frac{P(\mathbf{D}, \bar{H}|L, H)P(L, H)}{P(\mathbf{D}, \bar{H})}$$

avec

$$P(L, H) = P(L|H)P(H)$$

et en tenant compte du fait que $P(\mathbf{D}, \bar{H})$ n'intervient pas dans la minimisation on obtient :

$$P(L, H|\mathbf{D}, \bar{H}) \propto P(\mathbf{D}, \bar{H}|L, H)P(L|H)P(H)$$

Le terme $P(\mathbf{D}, \bar{H}|L, H)$ représente la vraisemblance des observations et $P(L|H)P(H)$ l'a priori que nous souhaitons introduire sur la solution. Une autre formulation aurait pu être de considérer $P(H|L)P(L)$, avec par exemple des contraintes sur les intervalles de hauteur en fonction de la classe d'une région (contrainte unaire, clique d'ordre 1).

Si on suppose que les observations sont indépendantes conditionnellement au champ joint (classe, hauteur) et que les observations en un site ne dépendent que de la classe et de la hauteur de ce site alors :

$$P(\mathbf{D}, \bar{H}|L, H) = \prod_s P(\mathbf{D}_s, \bar{H}_s|L, H) = \prod_s P(\mathbf{D}_s, \bar{H}_s|l_s, h_s) = \exp - \sum_s U_{data}(\mathbf{d}_s, \bar{h}_s|l_s, h_s)$$

Il est difficile de faire une analyse probabiliste pour établir U_{data} . Nous avons choisi le modèle simplifié suivant :

$$U_{data}(\mathbf{d}_s, \bar{h}_s|l_s, h_s) = \sum_{i=1}^n U_D(d_s^i|l_s) + (h_s - \bar{h}_s)^2 \quad (5.1)$$

Cela correspond à un modèle gaussien entre la phase observée et celle reconstruite. Comme nous l'avons vu au chapitre précédent, il aurait été possible de prendre en compte la cohérence pour définir l'écart-type de ce modèle gaussien. Dans le cas de l'interférométrie aéroportée mono-passe, la cohérence est pratiquement égale à 1 partout sauf sur les zones d'ombres, apportant peu d'informations. Pour les autres opérateurs, comme il s'agit d'observations binaires ou avec très peu de classes, les potentiels

ont été établis de façon supervisée. Un potentiel nul signifie que la sortie de l'opérateur est favorable à la classe alors qu'une valeur de 1 signifie qu'elle est peu probable. Des valeurs intermédiaires tiennent compte des confusions entre classes.

En ce qui concerne l'a priori sur la solution qui s'exprime dans $P(L|H)P(H)$, il se décompose en deux termes :

- un terme provient de $P(L|H)$ et contraint les classes en fonction du champ des hauteurs ; plutôt que d'introduire des contraintes unaires, c'est sur les classes de deux régions adjacentes (donc sur les cliques d'ordre deux) que des contraintes en fonction de leurs hauteurs sont prises en compte ; $P(L|H)$ est donc choisi Markovien avec un modèle de Potts généralisé à la prise en compte des hauteurs ;
- un terme provenant de $P(H)$; plus classiquement, cet a priori reflète les contraintes de régularisation qu'on veut imposer au champ des hauteurs cherché ; le champ est supposé Markovien et un modèle par phi-fonction est utilisé pour la régularisation.

L'énergie locale associée à ces deux termes peut donc s'écrire de la façon suivante :

$$U_{reg}(l_s, h_s, l_t, h_t) = \gamma_{(h_s, h_t)}(l_s, l_t) + \psi(h_s - h_t) \quad (5.2)$$

La fonction ψ utilisée pour la régularisation de H est celle proposée par Geman et McClure [Gema-92] :

$$\psi(h_s, h_t) = \frac{(h_s - h_t)^2}{1 + (h_s - h_t)^2} \quad (5.3)$$

Elle réalise un bon compromis entre la préservation de contours francs et le lissage des surfaces planes.

En ce qui concerne la régularisation des classes conditionnellement aux hauteurs, trois cas sont distingués : $h_s \approx h_t$, $h_s < h_t$ et $h_s > h_t$ et une matrice d'adjacence précisant les constantes de Potts est définie dans chaque cas. Pour préserver la symétrie, la matrice du dernier cas est la matrice transposée du second cas. Les potentiels suivants sont définis :

- Cas $h_s \approx h_t$:

$$\begin{aligned} \gamma_{(h_s, h_t)}(l_s, l_t) &= 0 \text{ si } (l_s, l_t) \in \{B, CR, O\}^2 \\ \gamma_{(h_s, h_t)}(l_s, l_t) &= \delta(l_s = l_t) \text{ sinon} \end{aligned}$$

δ est le symbole de Kronecker.

Dans ce cas, deux régions adjacentes ont une hauteur similaire et elles devraient appartenir à la même classe d'objets. Dans le cas des classes "ombre" et "coin réflecteur", la hauteur peut être bruitée et proche de celle du bâtiment.

- Cas $h_s < h_t$:

$$\gamma_{(h_s, h_t)}(l_s, l_t) = c(l_s, l_t) \quad (5.4)$$

- Cas $h_s > h_t$:

$$\gamma_{(h_s, h_t)}(l_s, l_t) = c(l_t, l_s) \quad (5.5)$$

Ces deux derniers cas prennent en compte la relation des classes en fonction de leur hauteur. L'utilisateur doit choisir les valeurs $c(l_s, l_t)$ en fonction des règles architecturales de la ville. Un exemple de valeurs choisies est donné dans le tableau 5.2.

TAB. 5.2 – Valeurs de $c(l_s, l_k)$, i.e. valeurs de $\gamma_{(h_s, h_k)}(l_s, l_k)$ lorsque $h_s < h_k$. La matrice symétrique donne les valeurs de $\gamma_{(h_s, h_k)}(l_s, l_k)$ lorsque $h_s > h_k$. Les quatre valeurs utilisées vont de 0.0 à 2.0. La valeur 0.0 signifie qu'il est très probable d'avoir l_s proche de la classe l_k , tandis que 2.0 signifie que c'est très improbable.

$l_i l_j$	V	S	A	B	CR	O
V	1.0	2.0	0.5	0.5	2.0	1.0
S	2.0	1.0	0.5	0.5	2.0	1.0
A	2.0	2.0	0.0	1.0	2.0	1.0
B	1.0	1.0	1.0	0.0	0.0	0.0
CR	2.0	2.0	2.0	0.0	0.0	1.0
O	1.0	1.0	1.0	0.0	1.0	0.0

L'énergie totale s'écrit donc de la façon suivante :

$$U(l, h | \mathbf{d}, \bar{h}) = (1 - \beta) \sum_s \alpha_s U_{data}(\mathbf{d}_s, \bar{h}_s | l_s, h_s) + \beta \sum_{(s,t) \in C} \alpha_{st} \gamma_{(h_s, h_t)}(l_s, l_t) + \psi(h_s - h_t)$$

β est un coefficient permettant de pondérer l'influence relative de la régularisation par rapport au terme de vraisemblance (attache aux données). Les coefficients multiplicatifs α_s et α_{st} sont des attributs associés aux nœuds et aux arcs du graphe G et permettent de prendre en compte l'aire des régions. Ils sont définis par (avec A_s l'aire de la régions s) :

$$\begin{aligned} \alpha_s &= f(A_s) A_s \sum_{t \in \mathcal{V}_s} A_t \\ \alpha_{st} &= A_s A_t \end{aligned}$$

où f est une fonction linéaire appartenant à $[1, 2]$.

En raison de cette formulation énergétique, le champ a posteriori est donc également markovien et peut être optimisé par recuit simulé. Afin d'accélérer le temps de calcul, un algorithme de modes conditionnels itérés est utilisé, en utilisant une initialisation au sens du maximum de vraisemblance.

Amélioration par post-validation

Le MNS et la classification obtenus sont ensuite validés par une reprojection des surfaces trouvées en géométrie radar et comparaison des zones d'ombre et de coins réflecteurs. En cas de mauvaise correspondance des corrections sont proposées et analysées en fonction des données observées [Tiso-04].

Résultats

La figure 5.3 montre le résultat obtenu par la chaîne de reconstruction 3D sur une image RAMSES de la zone de Bayard dans la banlieue de Dunkerque (dans la commune de Saint-Pol sur Mer exacte-

ment). Compte tenu du bruit initial sur les données, cette reconstruction est un résultat prometteur quant aux potentialités de l'imagerie radar interférométrique à haute résolution.

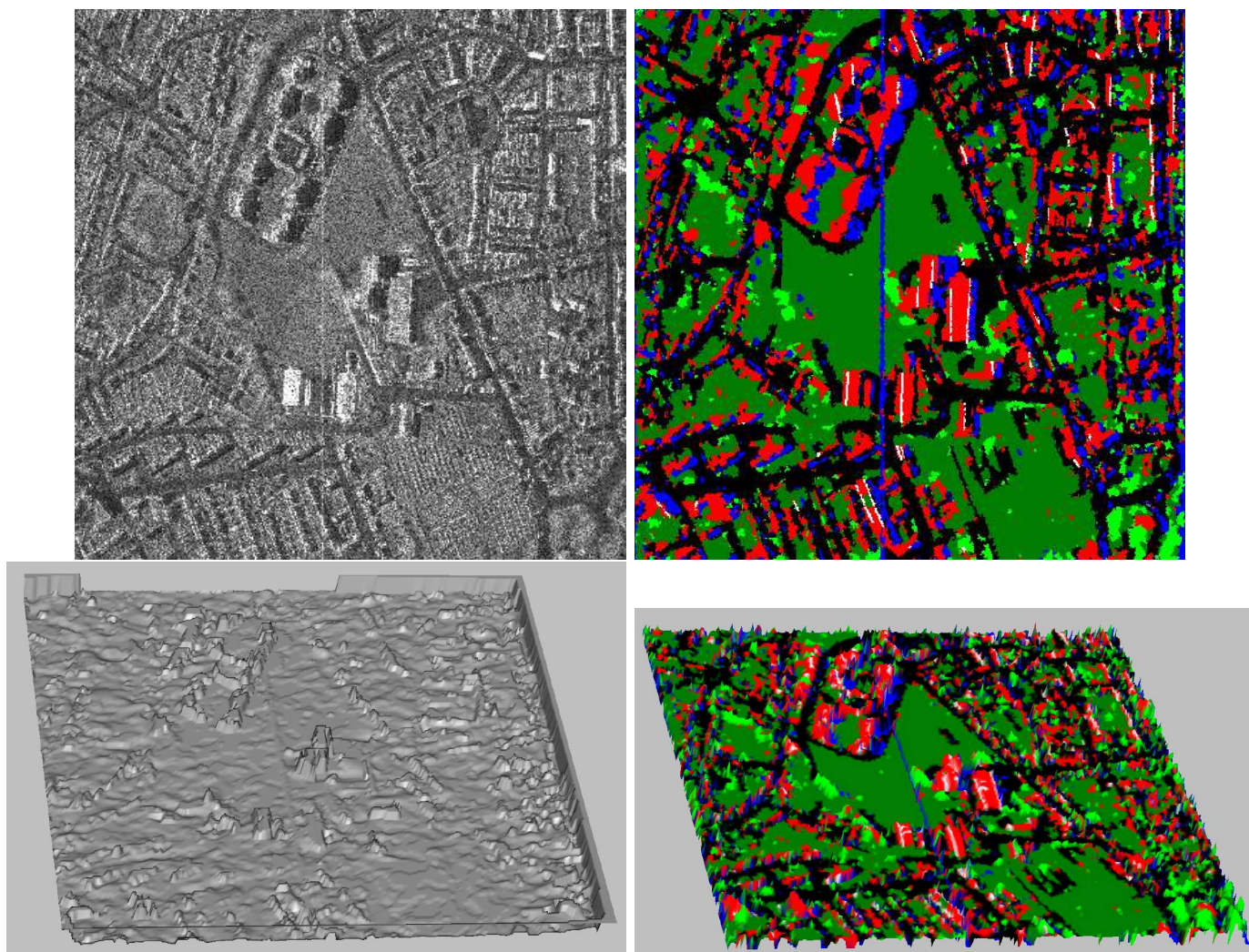


FIG. 5.2 – Image radar originale ©DGA/CNES, classification et DSM en sortie de la chaîne de classification / reconstruction 3D, et superposition de la classification sur le DSM (extrait de [Tiso-04]).

5.2.2 Radargrammétrie ou interférométrie avec image optique

Nous abordons dans cette partie une approche similaire de reconstruction 3D à partir d'un graphe de régions. L'objectif ici est de proposer une reconstruction 3D à partir d'un couple d'images radar en configuration radargrammétrique ou interférométrique et d'une image optique [Tupi-05] [Tupi-06b].

Principe

Le principe de la méthode repose sur la constatation suivante : la forme des bâtiments, particulièrement en imagerie à très haute résolution est mal définie sur l'image radar. En revanche, l'image optique apporte une bonne délimitation des régions. L'idée est donc d'utiliser l'image optique pour

appariées. Finalement, à chaque primitive t de S^{SAR} est associée la hauteur radargrammétrique trouvée y_t .

Extraction d'informations interférométriques

Si l'on connaît les paramètres capteurs, la phase interférométrique donne directement une information de hauteur sur le pixel imagé (équation 3.8). Néanmoins, de nombreux problèmes subsistent : l'image de phase est très bruitée ; les zones d'ombres ne donnent pas d'information sur l'élévation ; les zones de repliement sur lesquelles les réponses du toit et du sol sont confondues ne donnent pas toujours une information fiable [Celli-06].

Nous proposons ici d'effectuer un simple pré-traitement de masquage des ombres. Des techniques de filtrage de la phase interférométrique comme celles du chapitre précédent ou utilisant la minimisation de la variation totale seraient certainement à étudier. Le masque des ombres est calculé par la méthode markovienne de classification décrite au paragraphe 4.1.1. La figure 5.4 montre un exemple de projection des points sur un bâtiment. L'ensemble S^{SAR} est dans ce cas constitué par l'ensemble



FIG. 5.4 – Nuage des points projetés en géométrie optique (le niveau de gris des points est proportionnel à la hauteur). Le noir correspond à l'absence de points.

des points non masqués t et la hauteur interférométrique associée y_t .

Construction du graphe

Une méthode fondée sur le principe de “partage et réunion” est utilisée pour obtenir une sur-segmentation de l'image optique [Suk-93]. Un résultat est montré sur la figure 5.5.

Un graphe est ensuite défini à partir de l'ensemble des régions détectées S et de la relation d'adjacence. Pour chaque région s de S , $\mathcal{R}_s^{opt}$ désigne l'ensemble des pixels de l'image optique la constituant. Il lui est également associé l'ensemble des primitives radar P_s telle que leur projection (ou la projection du point milieu pour les segments) appartienne à $\mathcal{R}_s^{opt}$:

$$P_s = \{t \in S^{SAR} / I^{opt}(t, y_t) \in \mathcal{R}_s^{opt}\} \quad (5.6)$$

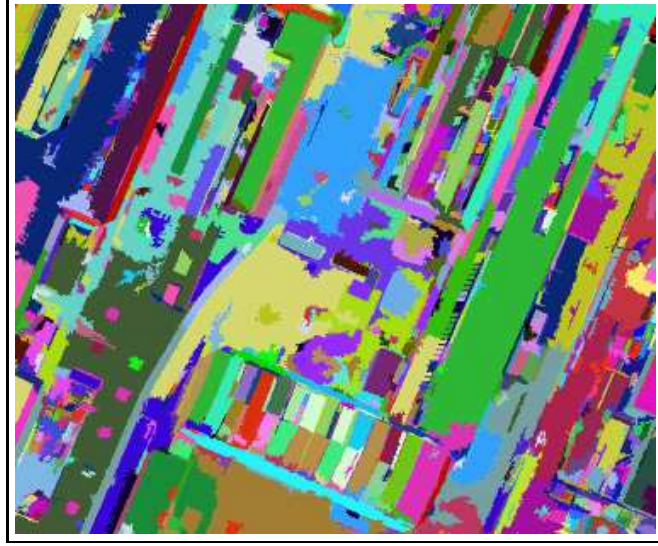


FIG. 5.5 – Partie de l'image optique sur-segmentée par l'algorithme de Suk.

où $I^{opt}(t, y_t)$ est l'image de la primitive radar t projetée sur l'image optique en utilisant l'information de hauteur y_t donnée par la phase d'appariement ou par la hauteur interférométrique.

Régularisation markovienne du champ d'élévation

Le problème de la reconstruction 3D est alors posé comme celui de l'estimation du champ de hauteurs H défini sur le graphe des régions. L'une des hypothèses principales est celle de surface plate pour chacune des régions puisqu'on va estimer une hauteur h_s pour chaque région s de S . Le champ des observations Y est défini à partir de l'ensemble des primitives radar P_s par $\mathbf{y}_s = \{y_t = y_s(t), t \in P_s\}$. Pour introduire des informations contextuelles entre les régions, le champ H est supposé Markovien pour le voisinage défini par la relation d'adjacence.

En faisant les mêmes hypothèses d'indépendance que précédemment pour le terme $P(Y|X)$, on obtient finalement l'énergie a posteriori suivante :

$$\mathcal{U}(h|y) = \sum_s U_s(\mathbf{y}_s|h_s) + \sum_{c \in C} V_c(h_s, s \in c)$$

Nous proposons d'utiliser pour le terme de fidélité aux données une expression de la forme suivante :

$$U_s(\mathbf{y}_s|h_s) = \sum_{t \in P_s} \min[(h_s - y_s(t))^2, c] \quad (5.7)$$

Cette énergie est nulle si aucune primitive radar n'est projetée dans la région de l'image optique (configuration qui peut se produire dans un contexte radargrammétrique). Un exemple d'énergie pour un ensemble de primitives radar projetées sur une région est montré sur la figure 5.6 (cas radargrammétrique). Cette forme d'énergie correspondrait à une distribution gaussienne sur chacune des observations tandis que la troncature par la valeur c permet de tenir compte de points erronés (outliers).

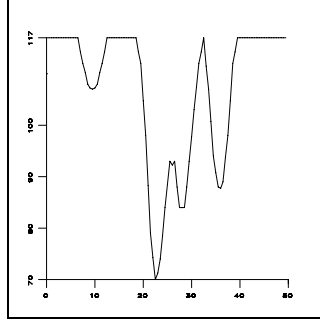


FIG. 5.6 – Exemple d'énergie $U_s(\mathbf{y}_s|h_s)$ en fonction de h_s pour 13 primitives radar et leurs hauteurs associées (cas radargrammétrique) : $\mathbf{y}_s = \{y_s(t), t \in P_s\} = \{27.5, 22.5, 36.5, 29.5, 35.5, 35.5, 23.5, 21.5, 9.5, 22.5, 8.5, 26.5, 23.5\}$ et $c = 9$. Le minimum de l'énergie est atteint pour $h_s = 23$.

Le terme de régularisation reflète l'architecture du milieu urbain, à savoir des zones de hauteurs similaires (sur le sol ou sur un même bâtiment) séparées par de fortes discontinuités. Pour tenir compte de ces discontinuités, un processus bord implicite est introduit par l'utilisation d'une quadratique tronquée. Par ailleurs, un coefficient permettant de tenir compte du contraste dans l'image optique entre deux régions est introduit. En effet, un fort contraste implique souvent une discontinuité de hauteur (toit/façade, mur/sol). Ce coefficient, noté γ_{st} , est associé à un arc du graphe entre les régions s et t . Soit g_{st} la valeur moyenne du module du gradient le long du contour commun entre les deux régions s et t , γ_{st} est alors défini par :

$$\gamma_{st} = 1 - \frac{1}{1 + \exp(-w(\frac{g_{st}}{\kappa} - \alpha))} \quad (5.8)$$

L'introduction de ce coefficient n'est pas équivalente à l'utilisation d'un processus bords qui, lui, serait optimisé en même temps que le champ des hauteurs. Il peut apparaître comme redondant avec l'utilisation de la quadratique tronquée mais nous avons constaté en pratique que la convergence est obtenue plus rapidement lorsqu'il est utilisé. L'énergie de régularisation est finalement la suivante :

$$\mathcal{U}(h) = \sum_{c \in C} V_c(h_s, s \in c) = \beta \sum_{(s,t)} \min[\gamma_{st}(h_s - h_t)^2, k] \quad (5.9)$$

Cette énergie favorise des configurations où deux régions adjacentes ont des hauteurs proches sauf si γ_{st} est petit (signalant la présence d'un contour entre les deux régions dans l'image optique). Si les deux hauteurs sont très différentes la pénalité est limitée à k ce qui préserve les discontinuités naturellement présentes dans l'image.

L'optimisation est réalisée en utilisant un algorithme ICM après avoir initialisé avec le terme de fidélité aux données.

Résultats

Les figures suivantes montrent les résultats obtenus sur les données de la figure 5.8. La figure 5.9 montre le résultat de la régularisation markovienne et la figure 5.10 des vues perspectives du modèle

numérique de surface obtenu. L'apport de la régularisation est montré sur la figure 5.7. Une analyse plus détaillée des résultats bâtiment par bâtiment se trouve dans [Tupi-05]. Des résultats similaires sont obtenus sur des données interférométriques.

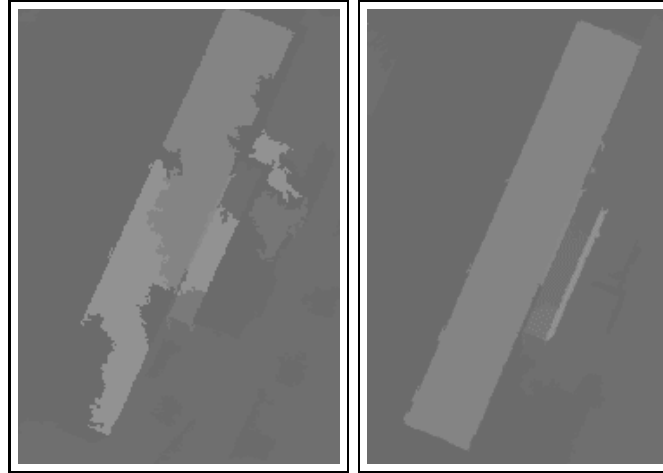


FIG. 5.7 – Intérêt de l'étape de régularisation : exemple sur un bâtiment ; mode des hauteurs à l'intérieur des régions (à gauche, utilisé comme initialisation), résultat régularisé (à droite).



FIG. 5.8 – Image optique originale ©IGN et image radar originale ©DGA

Perspectives

Ces résultats sont des résultats préliminaires qui doivent être validés sur d'autres zones d'étude¹. Ils montrent l'efficacité des approches markoviennes pour définir un cadre méthodologique. La sou-

¹La relative confidentialité des données (et surtout des fichiers auxiliaires de paramètres associés !) a pour l'instant limité les expérimentations sur cette approche. En effet, il est nécessaire de disposer des données radar et optique et des paramètres capteurs associés. De nouveaux jeux de données sont maintenant disponibles que nous n'avons pas encore eu le temps de traiter.

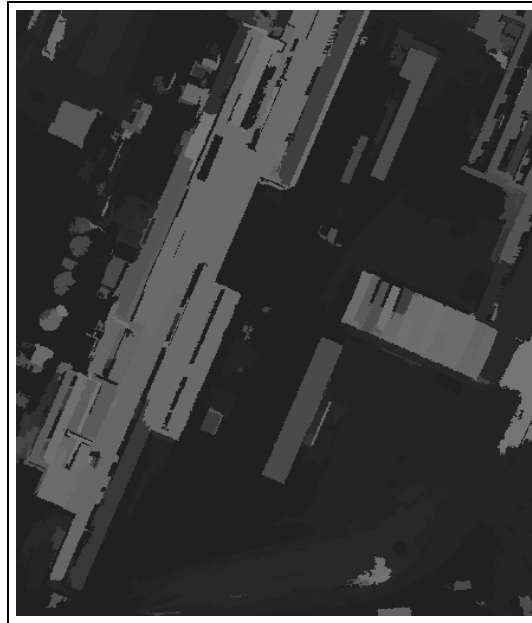


FIG. 5.9 – Résultat de la régularisation markovienne du champ des élévations en utilisant les informations radargrammétriques et l'image optique segmentée ; en chaque pixel le niveau de gris est proportionnel à la hauteur.

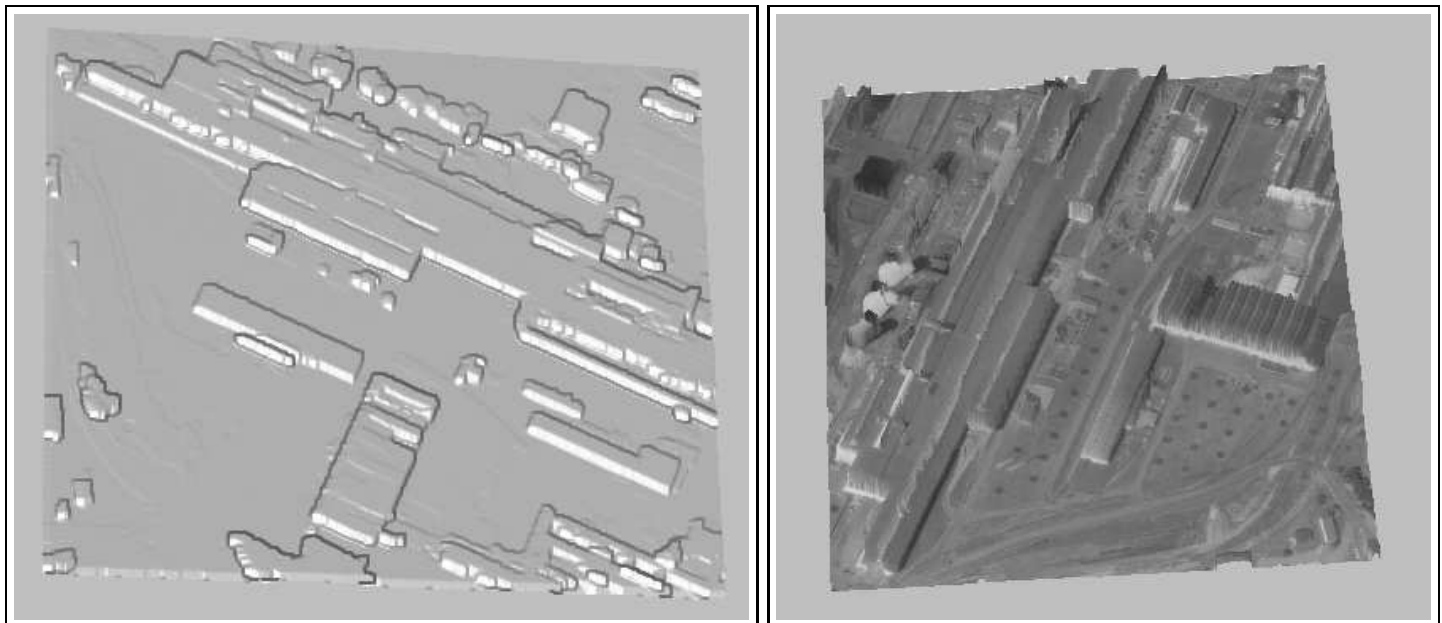


FIG. 5.10 – Vues perspectives du résultat (données radargrammétriques) ; à droite avec superposition de l'image optique.

plesse de ce cadre permet, nous l'avons vu, d'intégrer aussi bien des informations radargrammétriques qu'interférométriques. Plus généralement, les informations monoscopiques ou extraites des appareillages optique/radar pourraient venir alimenter le vecteur d'observation y_s . Par ailleurs, ce schéma reste au niveau des régions alors que la prise en compte de relations sur les objets devrait enrichir la reconstruction. Ces pistes seront explorées dans la thèse de V. Le Moigne [LeMo-].

Chapitre 6

Graphe de primitives et détection d'objets

Ce chapitre est consacré aux champs de Markov sur graphe de primitives quelconques. Nous présentons essentiellement nos travaux sur la détection du réseau routier à partir de graphes de segments et leur adaptation à différentes problématiques (milieu urbain, très haute résolution) ainsi que des travaux prospectifs sur la détection de bâtiments.

6.1 Détection du réseau routier

Le problème de la détection du réseau routier reste un sujet de recherche actif [Chan-99] [Dell-01] [Jeon-02] [Borg-02b] [Borg-02c] [Bent-03] [Chen-05] vu la difficulté de ce type d'imagerie et l'intérêt structural du réseau pour de nombreuses applications (cartographie, recalage [Borg-01], reconstruction 3D, etc.).

Les travaux que nous avons menés sur ce sujet sont anciens puisqu'ils ont été initialisés lors de ma thèse [Tupi-97]. Plusieurs prolongements ont eu lieu à partir de la méthode initiale qui consiste à étiqueter de façon binaire un graphe de segments [Tupi-98] : d'une part, les potentiels ont été modifiés pour gérer le milieu urbain et ses nombreux carrefours [Tupi-02] ; d'autre part la méthode a été adaptée à la très haute résolution de façon à tenir compte d'une classification des pixels de route [Lisi-06]. Finalement des travaux sur le repositionnement du réseau ont eu lieu dans le cadre de la thèse de D. Cherifi [Cher-05]. Dans le cadre d'une collaboration avec l'Université de Pavie, la prise en compte explicite des jonctions a été introduite dans le graphe [Negr-06].

6.1.1 Principe de la méthode

L'idée est de détecter un ensemble de segments sur l'image puis de trier ces segments en validant les "bons" et en supprimant les "mauvais". Pour cela, un nouvel ensemble de segments est défini en ajoutant aux segments détectés toutes les connexions raisonnablement possibles entre eux.

Notons S ce nouvel ensemble de segments. Le problème de la détection du réseau routier est

alors posé en tant qu'étiquetage de cet ensemble avec les étiquettes 1 (correspondant à “route”) et 0 (correspondant à “non route”). Cet étiquetage est réalisé dans un cadre Markovien. Nous commençons par définir le graphe aux arêtes G associé à S : chaque segment devient un nœud du graphe, et chaque paire des segments partageant une extrémité est reliée par un arc du graphe (voir figure 2.2 du chapitre 2). Par ailleurs ce graphe est attribué avec la longueur du segment (notée $\mathcal{L}_s$) pour un nœud et l'angle entre les segments qu'il relie pour un arc (noté $\mathcal{R}_{st}$).

On définit alors le champ d'étiquettes L (prenant ses valeurs en un site dans $\Lambda = \{0; 1\}$) et le champ des observations D sur G . Ici l'observation en un segment est la réponse moyenne d'un détecteur de ligne calculée le long de ce segment (voir [Tupi-98] pour la définition du détecteur de lignes dédié à l'imagerie radar et l'étude de son comportement statistique). En utilisant les mêmes arguments et hypothèses d'indépendance que dans les chapitres précédents, le problème se ramène alors à la minimisation d'une énergie $U(l|d)$ définie par :

$$U(l|d) = \sum_s U(d_s|l_s) + \sum_c V_c(l)$$

Le terme de vraisemblance $\sum_s U(d_s|l_s)$ peut être déduit d'un apprentissage sur un réseau tracé manuellement ou déduit d'une carte. On peut montrer que c'est surtout la classe “non-route” qui est discriminante pour ce terme de vraisemblance, toutes les observations pouvant se produire sur la classe “route” compte tenu de ses disparitions locales (passage dans une zone de même radiométrie, etc.). Ces résultats s'observent également en optique [Jedy-95].

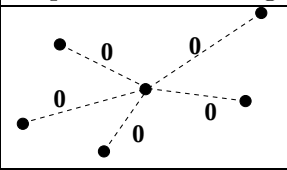
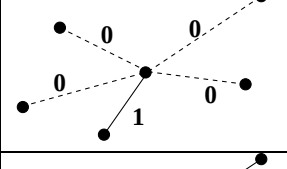
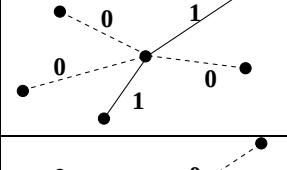
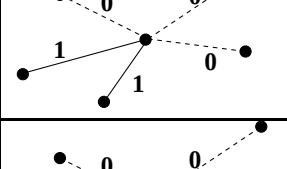
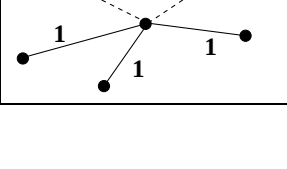
Le terme de régularisation permet d'introduire des connaissances a priori sur les objets recherchés que sont les routes. Travaillant initialement sur des images satellitaires de résolution moyenne (12m), les a priori que nous avons modélisés étaient les suivants :

- les routes sont longues,
- elles ont une courbure faible,
- les intersections sont relativement rares.

Il n'est pas possible d'introduire ces contraintes en utilisant des cliques d'ordre 2. On voit bien que la probabilité d'une configuration locale dépend des étiquettes de tous les segments qui partagent une même extrémité. Pour tenir compte de cela, il faut que les potentiels soient affectés aux cliques *maximales* et que tous les potentiels des cliques d'ordre inférieur soient nuls.

Le tableau ci-dessous donne les expressions des potentiels utilisés en illustrant sur la représentation image la configuration associée. Le paramètre K_e pénalise les extrémités, le paramètre $K_{\mathcal{L}}$ favorise les longues chaînes de segments, K_c favorise leur alignement et K_i pénalise les connections multiples de segments. Des intervalles de variation de ces paramètres peuvent être définis à l'aide de la méthode des boîtes qualitatives d'Azenzott [Azen-92b].

L'optimisation se fait par recuit simulé en utilisant des mouvements mettant en jeu des groupes de segments connectés. La qualité de la solution obtenue est très importante car le graphe possède relativement peu de nœuds (par rapport au graphe des pixels) mais la mauvaise classification d'un segment est très préjudiciable sur le réseau reconstruit.

Représentation image	Potentiel
	$V_c(l) = 0$
	$V_c(l) = K_e$
	$V_c(l) = -K_{\mathcal{L}} + K_c \sin \mathcal{R}_{ij}$
	$V_c(l) = K_i \sum_{i/s_i \in c} l_i$
	$V_c(l) = K_i \sum_{i/s_i \in c} l_i$

Notons ici que nous ne pouvons pas utiliser des approches par recherche de la coupure minimale pour réaliser l'optimisation, bien que notre problème soit binaire. En effet, l'ordre des cliques mises en jeu, bien supérieur à 2 ou 3, ne permet pas ce type de méthodes. Par ailleurs, il n'est pas sûr que la restriction à des cliques d'ordre 2 apporterait la solution car la contrainte de sous-modularité ne serait pas vérifiée (cf. chapitre 2).

6.1.2 Adaptation au milieu urbain

Ces travaux ont été repris dans le cadre d'une collaboration avec le JPL (Jet Propulsion Laboratory, Bijan Houshmand) et le DLR (Mihaï Datcu), pour être adaptés au cas du milieu urbain et à la haute résolution (de 2m à 6m).

La prise en compte du milieu urbain est essentiellement liée à la gestion des carrefours, avec des jonctions à 4 ou 3 segments qui n'étaient pas envisagés précédemment (mais au contraire pénalisés par les potentiels de clique utilisés). Nous définissons deux critères $\mathcal{A}$ pour l'alignement et $\mathcal{P}$ pour la perpendicularité, et pour une clique c d'ordre maximal, nous définissons :

- $\forall i \in c, l_i = 0 \Rightarrow V_c(l) = 0$
- $\exists ! i \in c / l_i = 1 \Rightarrow V_c(l) = K_e - K_{\mathcal{L}} \mathcal{L}_i$
- $\exists ! (i, j) \in c^2 / l_i = l_j = 1, \mathcal{R}_{ij} > \frac{\pi}{2}$
 $\Rightarrow V_c(l) = -K_{\mathcal{L}}(\mathcal{L}_i + \mathcal{L}_j) + K_c \sin \mathcal{R}_{ij}$

- $\exists!(i, j, k, l) \in c^4 / l_i = \dots = l_l = 1, i\mathcal{A}j, k\mathcal{A}l, i\mathcal{P}k, j\mathcal{P}l$
 $\Rightarrow V_c(l) = -K_{\mathcal{L}}(\mathcal{L}_i + \mathcal{L}_j + \mathcal{L}_k + \mathcal{L}_l)$
 $+K_c(\sin \mathcal{R}_{ij} + \sin \mathcal{R}_{kl})$
- $\exists!(i, j, k) \in c^3 / l_i = l_j = l_k = 1, i\mathcal{A}j, i\mathcal{P}k, j\mathcal{P}k$
 $\Rightarrow V_c(l) = -K_{\mathcal{L}}(\mathcal{L}_i + \mathcal{L}_j + \mathcal{L}_k)$
 $+K_c(\sin \mathcal{R}_{ij} + \frac{1}{2}(\cos \mathcal{R}_{ik} + \cos \mathcal{R}_{jk}))$
- dans tous les autres cas $V_c(l) = K_i \sum_{i/i \in c} l_i$

Le choix de $K_e > 0$ et $K_{\mathcal{L}} > 0$ permet de favoriser les longues chaînes de segments. $K_c > 0$ penalise les configurations avec de fortes courbures à l'exception des carrefours tandis que $K_i > 0$ désavantage les jonctions avec plus de 3 ou 4 parties et qui ne sont pas en "T" ou en croix. En pratique, comme précédemment, une analyse de configurations extrêmes permet de définir des intervalles de variation des paramètres.

Nous collaborons actuellement avec l'équipe de Paolo Gamba de l'Université de Pavie. L'idée est de reprendre cette approche en ajoutant une étape de détection explicite et d'ajout de jonctions dans le graphe [Negr-06].

6.1.3 Cas de l'imagerie à très haute résolution

Dans le cas des images à très haute résolution, ce type d'approches essentiellement linéiques, peut être amélioré en utilisant une information au niveau de la classe de chaque pixel. Dans le cadre du séjour de G. Lisini au département TSI, une approche fusionnant les résultats de classification [Tiso-04a] et les approches par champs de Markov sur graphe de segments a été développée [Lisi-06].

Dans cette application, c'est le terme d'attache aux données qui va introduire des informations de plus haute résolution. Une version multi-échelles de l'image est créée par filtrage gaussien. Une détection de segments est effectuée sur une échelle réduite, tandis qu'une classification Markovienne est réalisée à pleine résolution. L'attache aux données d'un segment (à résolution réduite) est alors définie en utilisant deux informations :

- la réponse d'un détecteur de ligne le long du segment ;
- le pourcentage de pixels classés dans la classe route par la classification à l'échelle originale.

Ces deux informations sont ensuite fusionnées par une somme associative symétrique. L'attache aux données est alors définie par l'inverse de la log-vraisemblance de cette nouvelle observation.

La méthode markovienne sur le graphe de segments est appliquée comme décrit précédemment avec cette nouvelle attache aux données. Un exemple de résultat est montré sur la figure 6.2. Le passage du graphe de segments réduits à la détection des routes à l'échelle originale se fait en utilisant une étape de croissance de régions sur les segments projetés.

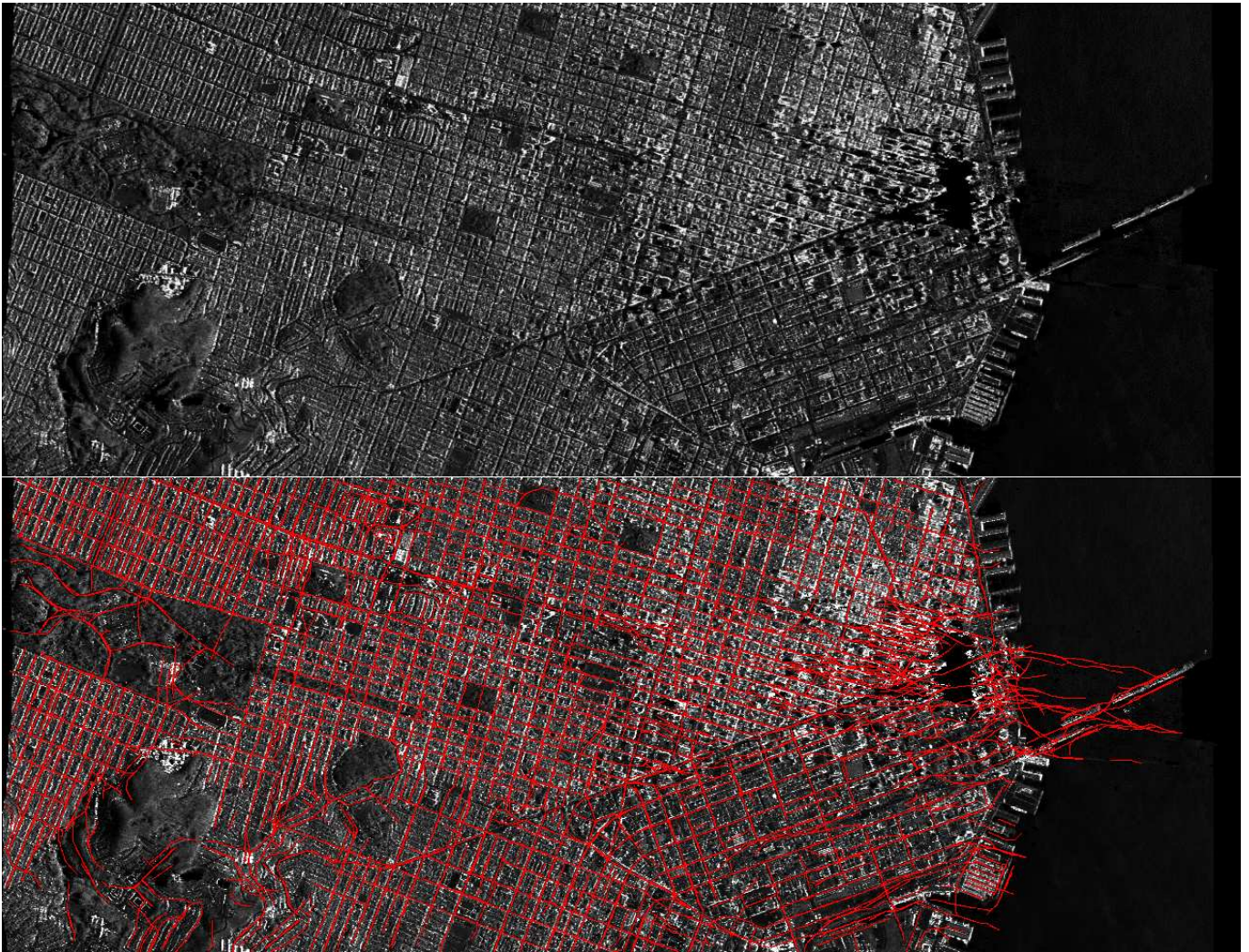


FIG. 6.1 – Exemple de détection du réseau routier en milieu urbain avec prise en compte des carrefours : en haut, image originale de SanFrancisco, acquise avec le capteur ERIM en bande X de résolution 2.5m ; en bas, résultat de la méthode markovienne de détection du réseau routier.

6.1.4 Repositionnement du réseau par programmation dynamique

Une partie des travaux effectués dans le cadre de la thèse de D. Chérifi [Cher-05] ont porté sur le repositionnement du réseau au niveau du pixel à partir de l'approximation par segments qui est trouvé par le modèle Markovien.

L'approche proposée à consister à utiliser la programmation dynamique sur l'image des réponses du détecteur de lignes à partir d'initialisations données par la sortie du recuit simulé sur le graphe des segments, ou à partir d'informations grossières rentrées par l'utilisateur.

6.1.5 Adaptation à la détection du réseau fluvial

Ces travaux ont également été adaptés à la détection du réseau fluvial [Tupi-98b]. Cette extension s'est faite selon deux axes :

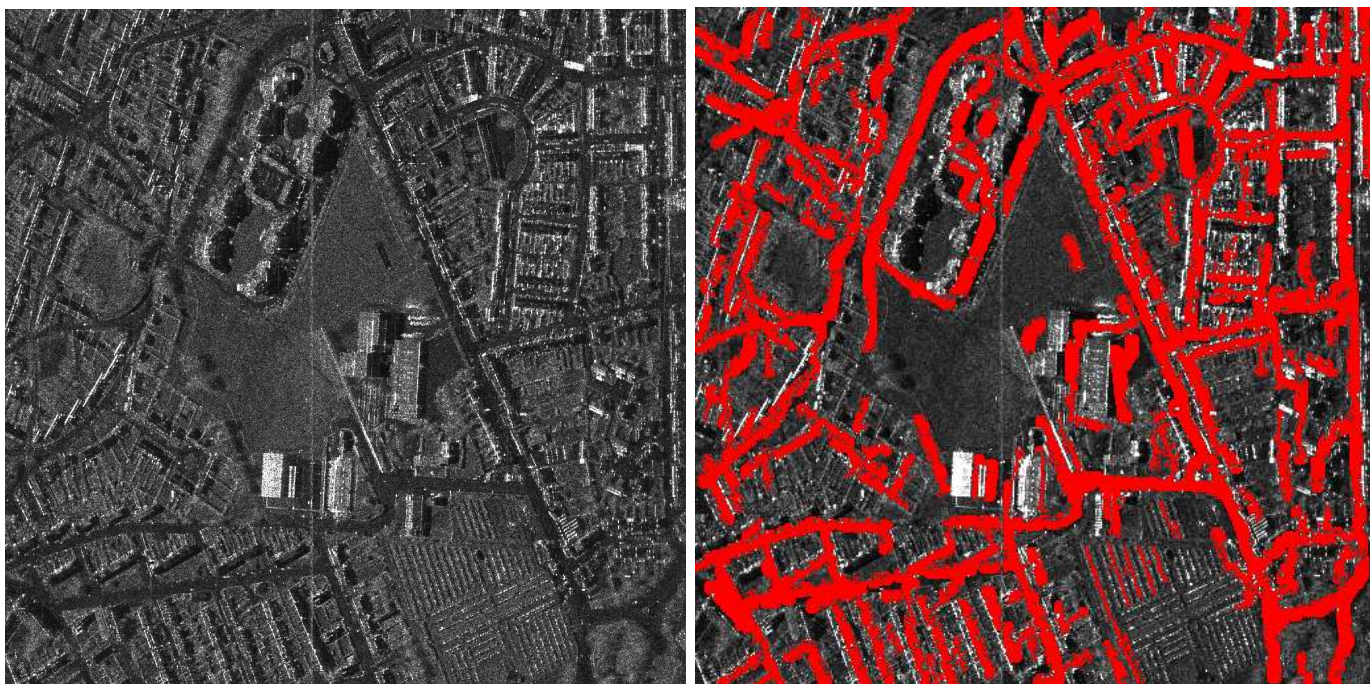


FIG. 6.2 – Exemple de détection du réseau routier à très haute résolution : à gauche, image radar originale acquise par le capteur RAMSES de l’Onera sur le quartier Bayard ; à droite, résultat de la détection de réseau.

- d’une part une pyramide multi-échelles est employée permettant de tenir compte de variations importantes dans la largeur du réseau ; les réponses aux différentes échelles sont fusionnées pour définir l’attache aux données ;
- les potentiels de cliques sont modifiés pour relâcher la contrainte d’alignement et permettre les circonvolutions du fleuve.

6.1.6 Conclusion

Cette approche markovienne sur graphe de segments s’est révélée très efficace pour la détection du réseau. Développée initialement pour résoudre les difficultés inhérentes à l’imagerie radar (très fort bruit, incomplétude du réseau), elle a également été appliquée avec succès à l’imagerie optique [Kata-01].

Sa grande limitation réside dans la construction initiale du graphe de segments. Contrairement aux approches par géométrie stochastique [Stoi-01] qui en quelques sorte construisent le graphe en même temps qu’elles l’optimisent, ici, ce graphe n’est jamais remis en question. Si la solution ne figure pas dans celui-ci (boucle du réseau omise, parties manquantes), elles ne seront jamais réintégrées. La solution consiste bien sûr à admettre beaucoup de fausses alarmes dans l’étape de détection initiale des segments, au détriment du temps de calcul.

6.2 Détection des bâtiments

Nous travaillons actuellement (dans le cadre de la thèse de Vincent LeMoigne [LeMo-]) sur la reconstruction 3D de bâtiments à partir de données interférométriques et une donnée optique.

6.2.1 Principe de la méthode

Il s'agit de coupler des méthodes par contours actifs qui permettent d'obtenir des bâtiments de forme quelconque et des approches markoviennes sur graphes pour "régulariser" au sens de la scène les résultats obtenus. Une première phase de contours actifs avec initialisation automatique permet d'obtenir un ensemble de bâtiments candidats (éventuellement avec des recouvrements). Une seconde phase construit un graphe d'objets à partir des bâtiments détectés et valide les candidats bâtiments en fonction de leur vraisemblance mais aussi des relations contextuelles avec les objets voisins (cadre markovien).

A terme, l'objectif est de détecter d'autres objets (les arbres, les zones de végétation, les routes, etc.) et de les introduire également dans le graphe d'objets à optimiser. Par rapport aux travaux du chapitre précédent, il s'agit de manipuler directement des objets et non plus des régions. Les relations contextuelles qui peuvent alors être introduites sont de bien plus grande portée que celles que nous avons pu prendre en compte dans une relation d'adjacence (par exemple le parallélisme, l'alignement, etc.). Notons que nous étendons spatialement la notion de localité à la base des modèles markoviens.

Dans un premier temps un étiquetage binaire servant à valider les objets, comme dans le cas des routes, peut se révéler suffisant.

6.2.2 Résultats préliminaires

Nous n'avons jusqu'ici abordé que la seule étape d'extraction des objets par contours actifs. Nous nous sommes inspirés des approches proposées par l'équipe de P. Réfrégier [Ches-00] [Germ-00] [Gall-03] sur les contours actifs statistiques polygonaux. Contrairement aux approches classiques qui évaluent la présence d'un fort gradient le long du contour, celles-ci s'attachent à la vraisemblance de l'objet à l'intérieur du contour et de celle du fond défini par l'extérieur.

Cette approche a tout d'abord été étendue dans le cas des images radar aux lois de Fisher qui s'étaient révélées bien adaptées au milieu urbain [LeMo-06] (cf. chapitre 3). Nous travaillons actuellement à l'évolution jointe sur les images d'amplitude et de phase du contour pour détecter la forme du toit.

A terme, l'idéal serait de faire évoluer un contour actif tri-dimensionnel (forme + hauteur) dans un espace 3D afin de tenir compte de la vraisemblance de toutes les régions de l'image radar d'un bâtiment : zone d'ombre, de repliement, toit seul, présence du coin réflecteur. Malheureusement, le temps de calcul risque d'être prohibitif et de mener à des méthodes de minimisations alternatives en forme puis en hauteur.

Chapitre 7

Conclusion et perspectives

Ce rapport a présenté nos travaux de recherche sur l'interprétation et la reconstruction 3D en imagerie radar par des méthodes markoviennes. Nos principales contributions concernent l'utilisation de graphes de primitives (pixels, régions, segments, etc.) pour exploiter au mieux l'information apportée par le radar. La modélisation markovienne, en introduisant des relations contextuelles, a permis de proposer des méthodes efficaces pour les grandes applications que sont : la cartographie de l'image radar ; la détection du réseau routier ; la reconstruction tri-dimensionnelle de scènes. Si la cartographie d'une image radar d'amplitude est un sujet moins d'actualité, qui a été dépassé pour des objectifs plus ambitieux, les deux autres applications restent des domaines de recherche actifs. La méthode de détection du réseau routier dans un cadre markovien sur graphe de segments reste très performante comparée aux nouvelles approches proposées [Ambe-05] [Roch-05]. Elle a suscité des extensions, notamment [Kata-01]¹. En ce qui concerne les méthodes de reconstruction 3D de scènes, la thèse de C. Tison [Tiso-04] constitue une référence en interférométrie haute résolution. La grande liberté de formes des bâtiments autorisées par cette approche lui assure une plus grande généralité que la majorité des schémas proposés. Les travaux sur l'utilisation conjointe de données radar et optique en sont encore à leurs débuts mais ils devraient prendre tout leur intérêt avec le lancement de Cosmo-SkyMed / Pléiades. Par ailleurs, de nombreuses informations disponibles dans ce contexte n'ont pas encore été prises en compte. Le cadre markovien présente toute la souplesse nécessaire pour les intégrer élégamment.

Les perspectives à ces travaux sont nombreuses. Nous distinguons des pistes de recherche à relativement court terme et des thèmes à plus long terme que nous envisageons de développer.

A brève échéance, il s'agit de mener à bien un certain nombre de chantiers déjà engagés.

Concernant l'imagerie radar de haute résolution et plus particulièrement l'analyse temps / fréquence, nous pensons que des méthodes de fitrage interférométriques s'appuyant sur la décomposition en sous-bandes devraient pouvoir améliorer les images de phase. L'idée serait de remplacer le multi-vues complexe réalisé pour obtenir la phase et la cohérence par un multi-vues sélectif en fonction de la réponse

¹Et même, d'après B. Houshmand du JPL, une adaptation "industrielle" par une petite entreprise américaine, mais je ne peux fournir aucune garantie !

dans les différentes sous-bandes. Cette idée est similaire dans son principe à celle de [Coli-06] pour des données polarimétriques mais des critères issus de la théorie de l'information devraient permettre de développer une approche différente, plus axée vers la problématique de reconstruction.

Parallèlement le filtrage de l'amplitude par variation totale reste un chantier ouvert dans le cadre d'une collaboration avec Marc Sigelle et Jérôme Darbon. Si les fonctions nivelées semblent permettre de résoudre le problème de perte de contraste, en pratique, les plages de valeurs sur lesquelles interrompre la régularisation (la fonction S du chapitre 4) doivent être apprises, ce qui pose un problème applicatif important. De plus, le passage en exponentiel, permettant de se ramener à des énergies conditionnelles locales convexes (ce qui justifie l'utilisation d'un recuit simulé couplé sur les ensembles de niveaux) doit être approfondi aussi bien au niveau théorique que pratique. Les résultats obtenus avec ce transcodage doivent être comparés avec ceux obtenus en utilisant l'expression énergétique "exacte" (au prix de la construction d'un graphe nécessitant beaucoup de mémoire [Darb-05]). Une optimisation par une série d' α -extensions pourrait permettre de résoudre ce problème de mémoire mais la convergence vers une solution exacte n'est alors pas assurée.

En continuité de ces deux actions, il serait intéressant de développer un formalisme permettant le filtrage conjoint de la phase et de l'amplitude. L'introduction d'un processus de bords explicite permettant de tenir compte des discontinuités de l'une ou l'autre des données simultanément devrait apporter une solution. L'optimisation se ferait alors alternativement sur les variables d'amplitude, de phase et de bords.

Sur les graphes d'objets, nous envisageons d'étendre l'approche développée pour le réseau à la détection des bâtiments comme indiqué au chapitre 6. Ce type d'approches pourrait représenter une alternative à la géométrie stochastique proprement dite, permettant une plus grande liberté sur la forme des bâtiments et une complexité algorithmique réduite. Ces travaux sont en cours dans le cadre de la thèse de Vincent Le Moigne.

A plus long terme, deux axes de recherche se dessinent, l'un plus méthodologique et l'autre plus applicatif.

Le premier concerne l'utilisation des méthodes par recherche de la coupe de capacité minimale dans un graphe. Jusqu'ici nous avons essentiellement utilisé des recuits simulés ou des ICM pour réaliser l'optimisation des différents champs de Markov sur graphes que nous avons développés. Si dans le cas des graphes d'adjacence de régions, l'utilisation des coupes ne posera pas de problèmes, dans le cas du réseau routier, la définition de potentiels sur les cliques d'ordre maximal pose de grosses difficultés. En effet, les interactions capables d'être prises en compte sont limitées à un ordre 2 ou 3 [Kolm-04]. Or dans le cas d'objets (segments de route, bâtiments) ce n'est plus seulement la taille du voisinage qui doit être augmentée, mais aussi le nombre d'objets qui interagissent les uns avec les autres, et donc l'ordre des cliques. Une piste pourrait être de définir les nœuds du graphe comme des configurations de ces cliques maximales, les arcs reflétant alors la compatibilité entre les configurations, mais la taille du graphe devrait rapidement devenir prohibitive. Néanmoins dans le cas binaire, qui correspond à une validation d'hypothèses émises, cette solution pourrait être envisagée.

Le second axe de recherche est en réalité dicté par l'évolution actuelle des capteurs radar. De nouveaux champs d'investigation s'ouvrent avec les données à très haute résolution d'une part (de l'ordre de 10cm) et les données à résolution métrique d'autre part. Dans le premier cas, on se rapproche de la limite des hypothèses de Goodman [Good-75] concernant la présence de nombreux diffuseurs élémentaires dans une cellule de résolution. Les outils à haute résolution (modèles statistiques, analyses temps / fréquence, etc.) auront alors à être validés et le cas échéant adaptés. De nouveaux développements théoriques verront probablement le jour à cette occasion. Un autre chantier qui peut paraître moins ambitieux mais qui sera néanmoins crucial est celui de la manipulation des données satellitaires métriques. A mi-chemin entre les résolutions d'hier (décamétriques) et celles du futur (centimétriques), ce domaine reste inconnu tant que des données opérationnelles ne sont pas disponibles. Mais les lancements de TerraSAR-X début 2007, puis du programme Orfeo (optique / radar avec Pleiades / CosmoSkyMed) en 2008, fourniront bientôt de nombreuses données qu'il s'agira d'exploiter le plus efficacement possible. Parallèlement, la complémentarité optique / radar toujours mentionnée mais parfois difficile à exploiter devra être effectivement mise à profit dans les futurs traitements.

Bibliographie

- [Aben-65] K. ABEND, T. J. HARLEY, ET L. N. KANAL, *Classification of binary random pattern*, IEEE Transactions on Information Theory, 11 (1965), pp. 538–544.
- [Ambe-05] V. AMBERG, *Analyse de scènes péri-urbaines à partir d'images radar haute résolution - application à l'extraction semi-automatique du réseau routier*, Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, 2005.
- [Ansa-95] V. ANSAN ET E. THOUVENOT, *Semi-automatic stereoscopic radar image analysis*, Europto 95, SPIE, 2579 (1995), pp. 161–168.
- [Arge-02] F. ARGENTI ET L. ALPARONE, *Speckle removal from SAR images in the undecimated wavelet domain*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 40 (2002), pp. 2363–2374.
- [Azen-92b] R. AZENCOTT, *Markov field approach : parameter estimation by qualitative boxes*, Cours : Les Houches, (1992).
- [Bazi-05] Y. BAZI, L. BRUZZONE, ET F. MELGANI, *An unsupervised approach based on the generalized Gaussian model to automatic change detection in multitemporal SAR images*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 43 (2005), pp. 2972–2982.
- [Benb-05] D. BENBOUDJEMA ET W. PIECZYNSKI, *Segmenting non stationary images with triplet Markov fields*, ICIP'05, Genoa, Italy, (2005).
- [Benm-94] B. BENMILOUD, *Chaînes de Markov cachées et segmentation statistique non supervisée de séquences d'images*, Thèse de doctorat, Université Paris VII, 2005.
- [Bent-03] L. BENTABET, S. JODOUIN, D. ZIOU, ET J. VAILLANCOURT, *Road vectors update using SAR imagery : a snake-based method*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 41 (2003), pp. 1785–1803.
- [Bert-96] J. BERTRAND ET P. BERTRAND, *The concept of hyperimage in wide-band radar imaging*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 34 (1996), pp. 1144–1150.
- [Besa-74] J. BESAG, *Spatial interaction and the statistical analysis of lattice systems*, J. Royal Statist. Soc. (series B), 36 (1974), pp. 192–326.
- [Besa-86] ———, *On the statistical analysis of dirty pictures*, J. R. Statist. Soc. B, 48 (1986), pp. 259–302.

- [Bloc-96] I. BLOCH, *Information combination operators for data fusion : A comparative review with classification*, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, SMC-26 (1996), pp. 52–67.
- [Bolt-00a] R. BOLTER, *Reconstruction of man-made objects from high resolution SAR images*, IEEE Aerospace Conference Proceedings, 3 (2000), pp. 287–292.
- [Borg-01] D. BORGHYS, *Interpretation and Registration of high resolution polarimetric SAR images*, Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, 2001.
- [Borg-02b] D. BORGHYS, C. PERNEEL, ET M. ACHEROY, *Automatic detection of built-up areas in high-resolution polarimetric SAR images*, Pattern Recognition Letters : Special Issue on Pattern Recognition for Remote Sensing, 23 (2002), pp. 1085–1093.
- [Borg-02c] ———, *Fusion of multi-variate edge detectors for high-resolution polarimetric SAR images*, European Conference on Synthetic Aperture Radar (EUSAR), (2002), pp. 145–149.
- [Boul-02] V. BOULAND, *Caractérisation électromagnétique des milieux urbains en imagerie de télédétection par radar à synthèse d'ouverture*, Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, 2002.
- [Boum-94] C. BOUMAN ET M. SHAPIRO, *A multiscale random field model for Bayesian image segmentation*, IEEE Transactions on Image Processing, 3 (1994), pp. 162–177.
- [Bovi-88] A. C. BOVIK, *On detecting edges in speckle imagery*, IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, ASSP-36 (1988), pp. 1618–1627.
- [Boyk-01] Y. BOYKOV, O. VEKSLER, ET R. ZABIH, *Fast approximate energy minimization via graph cuts*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 26 (2001), pp. 147–159.
- [Bujo-04] F. BUJOR, E. TROUVÉ, L. VALET, J.-M. NICOLAS, ET J.-P. RUDANT, *Application of Log-cumulants to the detection of spatio-temporal discontinuities in multitemporal SAR images*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 42 (2004), pp. 2073–2084.
- [Celli-06] F. CELLIER, H. ORIoT, ET J. NICOLAS, *Study of altimetric mixtures in layover areas on high resolution InSAR images*, EUSAR 2006, Dresde, Allemagne, (2006).
- [Celli-07] F. CELLIER, *Reconstruction 3D de batiments en interférométrie RSO haute résolution : approche par gestion d'hypothèses*, Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, 2007.
- [Chaa-03a] F. CHAABANE, A. AVALLONE, F. TUPIN, ET H. MAÎTRE, *Méthode de correction des effets troposphériques en interférométrie différentielle multirate*, Bulletin SFPT, (2003), pp. 3–13.
- [Chaa-04] F. CHAABANE, *Suivi multitemporel en interférométrie radar et prise en compte des perturbations atmosphériques*, Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, Mai 2004.

- [Chaa-07] F. CHAABANE, A. AVALLONE, F. TUPIN, P. BRIOLE, ET H. MAÎTRE, *Multitemporal correction of tropospheric effects in differential sar interferometry*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing (to appear), (2007).
- [Chal-00] B. CHALMOND, *Éléments de modélisation pour l'analyse d'images*, Springer, Collection Mathématiques et applications, 2000.
- [Chal-89] ———, *An iterative Gibbsian technique for reconstruction of m-ary images*, Pattern Recognition, 22 (1989), pp. 747–761.
- [Chan-05] T. CHAN ET S. ESEDOGLU, *Aspects of total variation regularized L^1 function approximation*, SIAM J. Appl. Math., 65 (2005), pp. 1817–1837.
- [Chan-99] J. CHANUSSOT, G. MAURIS, ET P. LAMBERT, *Fuzzy fusion techniques for linear features detection in multitemporal sar images*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 37 (1999), pp. 1292–1305.
- [Char-94] P. CHARBONNIER, *Reconstruction d'image : régularisation avec prise en compte des discontinuités*, Thèse de doctorat, Université de Nice Sophia Antipolis, 1994.
- [Chen-05] Y. CHEN, Y. GU, J. GU, ET J. YANG, *Particle filter based road detection in SAR image*, IEEE International Symposium on Microwave, Antenna, Propagation and EMC Technologies, 1 (2005), pp. 301–305.
- [Cher-05] D. CHERIFI, *Utilisation d'un modèle symbolique pour l'interprétation des images de radar à ouverture synthétique*, Thèse de doctorat, ENST05E00, mar 2005.
- [Ches-00] C. CHESNAUD, *Techniques statistiques de segmentation par contour actif et mise en œuvre rapide*, Thèse de doctorat, Université de droit, d'économie et des sciences d'Aix-Marseille, 2000.
- [Ches-99] C. CHESNAUD, P. RÉFRÉGIER, ET V. BOULET, *Statistical region snake-based segmentation adapted to different physical noise models*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 21 (1999), pp. 1145–1157.
- [Clou-96] S. R. CLOUDE ET E. POTTIER, *A review of target decomposition theorems in radar polarimetry*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 34 (1998), pp. 498–518.
- [Clou-97] ———, *An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 35 (1997), pp. 68–78.
- [Cohe-92] I. COHEN, *Modèles Déformables 2D et 3D : Application à la Segmentation d'Images Médicales*, Thèse de doctorat, Université Paris IX - Dauphine, 1992.
- [Coli-05] E. C. KOENIGUER, *Apport de la polarimétrie à l'interférométrie radar pour l'estimation des hauteurs de cibles et de paramètres de forêt*, Thèse de doctorat, Université Paris 6 - Pierre et Marie Curie, 2005.
- [Coli-06] E. COLIN, M. TRIA, C. TITIN-SCHNAIDER, ET J.-P. OVARLEZ, *SAR imaging using multidimensional wavelet transform and applications to polarimetry and interferometry*, International Journal of Imaging Systems and Techniques, (2006), pp. 206–212.

- [Coll-05] C. COLLET ET F. FLITTI, *Variations on Markovian quadtree model for multiband astronomical image analysis*, ASMDA, Brest, France, (2005).
- [Darb-05] J. DARBON, *Composants logiciels et algorithmes de minimisation exacte d'énergies dédiées au traitement des images*, Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications (ENST E050), 2005.
- [Darb-06] J. DARBON, M. SIGELLE, ET F. TUPIN, *A note on Nice-Levelable MRFs for SAR image denoising with contrast preservation*, rapp. tech., ENST2006C04, sep 2006.
- [Darb-06a] J. DARBON ET M. SIGELLE, *Image Restoration with Discrete Constrained Total Variation Part I : Fast and Exact Optimization - Part II : Levelable Functions, Convex Priors and Non-Convex Cases*, Journal of Mathematical Imaging and Vision, (2006).
- [Darb-07] J. DARBON, M. SIGELLE, ET F. TUPIN, *The use of levelable regularization functions for MRF restoration of SAR images while preserving reflectivity (to appear)*, SPIE Computational Imaging, (2007).
- [Deli-97] Y. DELIGNON, R. GARELLO, ET A. HILLION, *Statistical modelling of ocean SAR images*, IEEE Radar Sonar and Navigation (to appear), (1997).
- [Dell-] J. DELLIERE, *Signal radar et interférométrie en milieu urbain à haute résolution*, Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, débutée en oct. 2004.
- [Dell-01] F. DELL'ACQUA ET P. GAMBA, *Detection of urban structures in SAR images by robust fuzzy clustering algorithms : the example of street tracking*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 39 (2001), pp. 2287–2297.
- [Demp-68] A. P. DEMPSTER, *A generalization of Bayesian inference*, Journal of the Royal Statistical Society, 30 (1968).
- [Deri-87] H. DERIN ET H. ELLIOTT, *Modeling and segmentation of noisy and textured images using Gibbs Random Fields*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-9 (1987), pp. 39–55.
- [Desc-04] X. DESCOMBES, *Méthodes stochastiques en analyse d'image : des champs de Markov aux processus ponctuels marqués*, habilitation à diriger des recherches, Université de Nice-Sophia Antipolis, 2004.
- [Desc-93] ———, *Champs Markoviens en analyse d'images*, Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications (ENST 93 E 026), 1993.
- [Desc-95] X. DESCOMBES, J. F. MANGIN, E. PECHERSKY, ET M. SIGELLE, *Fine structures preserving Markov model for image processing*, The 9th Scandinavian Conference on Image Analysis (Uppsala, Sweden), 2 (1995), pp. 349–356.
- [Desc-99] X. DESCOMBES, R. MORRIS, J. ZERUBIA, ET M. BERTHOD, *Estimation of Markov random field prior parameters using Markov chain Monte Carlo maximum likelihood*, IEEE Trans. on Image Processing, 8 (1999), pp. 954–963.
- [Drot-02] S. DROT, *Segmentation d'images d'observation de la Terre par des techniques de géométrie stochastique*, Thèse de doctorat, Université de Nice, 2002.

- [Ferr-01] A. FERRETTI, C. PRATI, ET F. ROCCA, *Permanent scatterers in SAR interferometry*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 39 (2001), pp. 8–20.
- [Ferr-03] L. FERRO-FAMIL, A. REIGBER, E. POTTIER, ET W. BOERNER, *Scene characterization using subaperture polarimetric SAR data*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 41 (2003), pp. 2264–2276.
- [Fjor-03] R. FJORTOFT, Y. DELIGNON, W. PIECZYNSKI, M. SIGELLE, ET F. TUPIN, *Unsupervised classification of radar images using hidden Markov chains and hidden random fields*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 41 (2003), pp. 675–686.
- [Flit-05] F. FLITTI, *Techniques de réduction de données et analyse d’images multispectrales astronomiques par arbres de Markov*, Thèse de doctorat, Université Louis Pasteur - Strasbourg I, 2005.
- [Fouc-01] S. FOUCHER, G. B. BÉNIÉ, ET J.-M. BOUCHER, *Multiscale MAP filtering of SAR images*, IEEE Transactions on Image Processing, 10 (2001), pp. 49–60.
- [Fran-02] G. FRANCESCHETTI, A. IODICE, ET D. RICCIO, *A canonical problem in electromagnetic backscattering from buildings*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 40 (2002), pp. 1787–1801.
- [Fran-03] G. FRANCESCHETTI, A. IODICE, D. RICCIO, ET G. RUELLO, *Information content in SAR images of urban areas*, URBAN 2003, IEEE/ISPRS Joint Workshop, (2003), pp. 43–46.
- [Gall-03] F. GALLAND, N. BERTAUX, ET P. RÉFRÉGIER, *Minimum Description Length Synthetic Aperture Radar image segmentation*, IEEE Transactions on Image Processing, 12 (2003), pp. 995–1006.
- [Gamb-00] P. GAMBA, B. HOUSHMAND, ET M. SACCANI, *Detection and extraction of buildings from interferometric SAR data*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 38 (2000), pp. 611–618.
- [Gema-84] S. GEMAN ET D. GEMAN, *Stochastic Relaxation, Gibbs Distribution, and the Bayesian Restoration of Images*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-6 (1984), pp. 721–741.
- [Gema-92] D. GEMAN ET G. REYNOLDS, *Constrained restoration and the recovery of discontinuities*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-14 (1992), pp. 367–383.
- [Gera-95] T. GÉRAUD, J. F. MANGIN, I. BLOCH, ET H. MAÎTRE, *Segmenting internal structures in 3D MR images of the brain by Markovian relaxation on a watershed based adjacency graph*, IEEE ICIP (Austin), III (1995), pp. 548–552.
- [Germ-00] O. GERMAIN ET P. RÉFRÉGIER, *On the bias of the likelihood ratio edge detector for sar images*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 38 (2000), pp. 1145–1157.
- [Gior-97] W. P. N. GIORDANA, *Estimation of generalized multisensor hidden markov chains and unsupervised image segmentation*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 19 (1997), pp. 465–475.

- [Gold-88] R. M. GOLDSTEIN, H. A. ZEBKER, ET C. L. WERNER, *Satellite radar interferometry : two-dimensional phase unwrapping*, Radio Science, 23 (1988), pp. 713–720.
- [Good-75] J. GOODMAN, *Statistical properties of laser speckle patterns*, in Laser Speckle and Related Phenomena, vol. 9, J.C Dainty (Springer Verlag, Heidelberg, 1975), 1975, pp. 9–75.
- [Good-76] J. GOODMAN, *Some fundamental properties of speckle*, Journal Optical Society of America, 66 (1976), pp. 1145–1150.
- [Goui-96] C. GOUINAUD, F. TUPIN, ET H. MAÎTRE, *Potential and use of radar images for characterization and detection of urban areas*, IGARSS'96 (Nebraska), 1 (1996), pp. 474–476.
- [Graf-87] C. GRAFFIGNE, *Experiments in Texture Analysis and Segmentation*, Thèse de doctorat, Brown University, Division of Applied Mathematics, 1987.
- [Grei-89] D. M. GREIG, B. T. PORTEOUS, ET A. H. SEHEULT, *Exact maximum a posteriori estimation for binary images*, J. R. Statist. Soc. B, 51 (1989), pp. 271–279.
- [Guil-03] S. GUILLASO, *Complémentarité polarimétrie / interférométrie pour la détection et la caractérisation de cibles*, Thèse de doctorat, Université de Rennes I, 2003.
- [Hega-05] S. L. H. MASCLE, *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, 2005.
- [Henr-03] C. HENRY, J.-C. SOURYIS, ET P. MARTHON, *Target detection and analysis based on spectral analysis of a sar image : a simulation approach*, IGARSS'03, (2003), pp. 78–82.
- [Ingl-03] J. INGLADA, *Change detection on SAR images by using a parametric estimation of the Kullback-Leibler divergence*, IGARSS 2003, Toulouse (France), (2003), pp. 4104–4106.
- [Ingl-04] J. INGLADA ET A. GIROS, *On the possibility of automatic multisensor image registration*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 42 (2004), pp. 2104–2120.
- [Ingl-06] J. INGLADA ET G. MERCIER, *The multiscale change profile : a statistical similarity measure for change detection in multitemporal SAR images*, IGARSS 2006, Denver (USA), (2006).
- [Ishi-03] H. ISHIKAWA, *Exact optimization for Markov random fields with convex priors*, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 25 (2003), pp. 1333–1336.
- [Isin-25] E. ISING, *Beitrag zur Theorie des Ferromagnetisms*, Zeitschrift fur Physik, 31 (1925), pp. 253–258.
- [Jao-84] J. K. JAO, *Amplitude distribution of composite terrain radar clutter and the K-distribution*, IEEE Transactions on Antennas and Propagation, AP-32 (1984), pp. 1049–1062.
- [Jedy-95] B. JÉDYNIAK, *Modèles stochastiques et méthodes déterministes pour extraire les routes des images de la terre vues du ciel*, Thèse de doctorat, Université Paris SUD, 1995.
- [Jeon-02] B.-K. JEON, J.-H. JANG, ET K.-S. HONG, *Road detection in spaceborne SAR images using a genetic algorithm*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 40 (2002), pp. 22–29.

- [Kana-80] L. N. KANAL, *Markov mesh models*, Image Modeling, New York, Academic Press, (1980).
- [Kass-88] M. KASS, A. WITKIN, ET D. TERZOPOULOS, *Snakes : Active contours models*, International Journal of Computer Vision, 1 (1988), pp. 321–331.
- [Kata-01] A. KATARTZIS, H. SAHLI, V. PIZURICA, ET J. CORNELIS, *A model-based approach to the automatic extraction of linear features from airborne images*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 39 (2001), pp. 2073–2079.
- [Kato-94] Z. KATO, *Modélisations markoviennes multi-résolutions en vision par ordinateur. Application à la segmentation d'images SPOT*, Thèse de doctorat, Université de Nice-Sophia Antipolis, 1994.
- [Kend-69] M. G. KENDALL ET A. STUART, *The Advanced Theory of Statistics*, vol. 1, Griffin, 3 ed., 1969.
- [Kim-93] I. Y. KIM ET H. YANG, *Efficient image labeling based on Markov random field and error backpropagation network*, Pattern Recognition, 26 (1993), pp. 1695–1707.
- [Kim-Il-95] I. Y. KIM ET H. S. YANG, *An integrated approach for scene understanding based on Markov random field model*, Pattern Recognition, 28 (1995), pp. 1887–1897.
- [Kirk-82] S. KIRKPATRICK, C. D. GELLATT, ET M. P. VECCHI, *Optimization by simulated annealing*, IBM Thomas J. Watson research Center, Yorktown Heights, NY, (1982).
- [Kolm-04] V. KOLMOGOROV ET R. ZABIH, *What energy functions can be minimized via graph-cuts ?*, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 26 (2004).
- [Kris-96] S. KRISHNAMACHARI ET R. CHELLAPPA, *Delineating buildings by grouping lines with MRFs*, IEEE Transactions on Image Processing, 5 (1996), pp. 164–168.
- [Kuan-85] D. T. KUAN, A. A. SAWCHUK, T. C. STRAND, ET P. CHAVEL, *Adaptive noise smoothing filter for images with signal dependant noise*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-7 (1985), pp. 165–177.
- [LaPr-72] G. LAPRADE, *Stereoscopy - a more general theory*, Photogrammetric Engineering, (1972), pp. 1177–1187.
- [Lafe-00] J.-M. LAFERTÉ, P. PÉREZ, ET F. HEITZ, *Discrete Markov image modeling and inference on the quadtree*, IEEE Transactions on Image Processing, 9 (2000).
- [Laks-89] S. LAKSHMANAN ET H. DERIN, *Simultaneous parameter estimation and segmentation of Gibbs Random Fields using Simulated Annealing*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-11 (1989), pp. 799–813.
- [Laur-89] H. LAUR, *Analyse d'images radar en télédétection, discriminateurs radiométriques et texturaux*, Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier de Toulouse, 1989.
- [LeMo-] V. L. MOIGNE, *Extraction automatique d'informations tridimensionnelles en zone urbaine par fusion optique/SAR*, Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, débutée en oct. 2005.

- [LeMo-06] V. L. MOIGNE, F. GALLAND, J.-M. NICOLAS, ET F. TUPIN, *Statistical polygonal snakes with Fisher distribution*, in EUSAR'06, Dresde, Allemagne, may 2006.
- [Lebe-90] F. W. LEBERL, *Radargrammetric Image Processing*, Artech House, 1990.
- [Ledu-06] P. LEDUCQ, *Traitements temps-fréquence pour l'analyse de scènes complexes dans les images SAR polarimétriques*, Thèse de doctorat, Université de Rennes I, 2006.
- [Lee-03] J. LEE, S. CLOUDE, K. PAPATHANASSIOU, M. T. GRUNES, ET I. H. WOODHOUSE, *Speckle filtering and coherence estimation of polarimetric SAR interferometry data for forest applications*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 41 (2003), pp. 2254–2262.
- [Lee-80] J.-S. LEE, *Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-2 (1980), pp. 165–168.
- [Lee-94b] J. S. LEE, K. W. HOPPEL, S. A. MANGO, ET A. R. MILLER, *Intensity and phase statistics of multilook polarimetric and interferometric SAR imagery*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 32 (1994), pp. 1017–1028.
- [Li-90] F. L. ET R. GOLDSTEIN, *Study of multibaseline spaceborne interferometric aperture radars*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, (1990), pp. 88–97.
- [Lisi-06] G. LISINI, C. TISON, F. TUPIN, ET P. GAMBA, *Feature fusion to improve road network extraction in high-resolution SAR images*, IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 3 (2006), pp. 217–221.
- [Lomb-02] P. LOMBARDO ET T. PELLIZZERI, *Maximum likelihood signal processing techniques to detect a step pattern of change in multitemporal SAR images*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, (1998), pp. 853–870.
- [Lope-] P. LOPES-QUIROZ, *Etude d'images SAR multi-temporelles*, Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, débutée en oct. 2004.
- [Lope-06] P. LOPES-QUIROZ, J.-M. NICOLAS, F. TUPIN, P. BRIOLE, ET F. CHAABANE, *Permanent scatterers : Comparison of identification methods*, in EUSAR'06, Dresde, Allemagne, may 2006.
- [Lope-90] A. LOPES, R. TOUZI, ET E. NEZRY, *Adaptative speckle filters and scene heterogeneity*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 28 (1990), pp. 992–1000.
- [Mait-01] SOUS LA DIRECTION DE H. MAITRE, *Traitement des images de RSO*, Hermes, Collection Traitement du Signal et des Images, 2001.
- [Mall-95] MALLADI, SETHIAN, ET VERMURI, *Shape modeling with front propagation : a level set approach*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, (1995).
- [Mari-98] L. MARINELLI, L. LAUORE, ET V. POUJADE, *A radargrammetry software for stereoscopic Radarsat images*, ADRO Symposium, Montreal, (1998), pp. 21–23.
- [Marr-89] J. L. MARROQUIN, *A Markovian Random Field of piecewise straight lines*, Biological Cybernetics, 61 (1989), pp. 457–465.

- [Masso-93] D. MASSONNET ET T. RABAUTE, *Radar interferometry : limits and potential*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 31 (1993), pp. 445–464.
- [Merc-06] G. MERCIER, S. DERRODE, W. PIECZYNSKI, J.-M. NICOLAS, A. JOANNIC-CHARDIN, ET J. INGLADA, *Copula-based stochastic kernels for abrupt change detection*, IGARSS 2006, Denver (USA), (2006).
- [Mign-00] M. MIGNOTTE, C. COLLET, P. PÉREZ, ET P. BOUTHEMY, *Sonar Image Segmentation Using an Unsupervised Hierarchical MRF Model*, IEEE Transactions on Image Processing, 9 (2000), pp. 1216–1231.
- [Mode-92] J. W. MODESTINO ET J. ZHANG, *A Markov Random Field model-based approach to image interpretation*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 14 (1992), pp. 606–615.
- [Mose-06] G. MOSER ET S. SERPICO, *Generalized minimum-error thresholding for unsupervised change detection from SAR amplitude imagery*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 44 (2006), pp. 2972–2982.
- [Negr-06] M. NEGRI, P. GAMBA, G. LISINI, ET F. TUPIN, *Junction-aware extraction and regularization of road networks in SAR images*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 44 (2006), pp. 2962 – 2971.
- [Nels-99] F. P. PREPARATA ET M. I. SHAMOS, *An introduction to copulas*, vol. 139, Springer Verlag, Lectures Notes in Statistics, 1999.
- [Nezr-92] E. NEZRY, *Restauration de la réflectivité radar, application à l'utilisation conjointe des images des radars à synthèse d'ouverture et optiques en télédétection*, Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier de Toulouse, 1992.
- [Nico-01] J. NICOLAS, F. TUPIN, ET H. MAÎTRE, *Smoothing speckle SAR images by using maximum homogeneous region filters : an improved approach*, in IGARSS01, vol. 3, Sydney, Australie, jul 2001, pp. 1503–1505.
- [Nico-02] J. NICOLAS, A. MARUANI, ET F. TUPIN, *Application of second kind statistics to SAR image processing*, in EUSAR 2002, Cologne, Allemagne, jun 2002.
- [Nico-02b] J. NICOLAS, *Introduction aux statistiques de deuxieme espece : applications des log-moments et des log-cumulants a l'analyse des lois d'image radar*, Traitement du signal, 19 (2002), pp. 139–167.
- [Nico-04] J. NICOLAS, C. TISON, ET F. TUPIN, *Comparison of beta1-beta2 diagram and logcumulant2-logcumulant3 diagram for sar image texture characterisation*, in EUSAR 2004, Ulm (Allemagne), jun 2004.
- [Nico-06] J. M. NICOLAS, *Une nouvelle application de la transformée de Mellin : l'étude des lois statistiques en imagerie cohérente. Application aux images RSO*, rapp. tech., École Nationale Supérieure des Télécommunications, dec 2006.

- [Nico-06a] J. NICOLAS, G. VASILE, M. GAY, F. TUPIN, ET E. TROUVÉ, *SAR processing in the temporal domain : application to direct interferogram generation and mountain glacier monitoring*, Canadian Journal of Remote Sensing, (2006).
- [Niko-05] M. NIKOLOVA ET M. NG, *Analysis of half-quadratic minimization methods for signal and image recovery*, SIAM Journal on Scientific computing, 27 (2005), pp. 937–966.
- [Noce-96] L. NOCERA, *Reconstruction du relief à partir d’images de satellite radar à ouverture de synthèse : stéréoscopie et ombrages*, Thèse de doctorat, Université Paris VII, 1996.
- [Oliv-84] C. J. OLIVER, *A model for non-Rayleigh scattering statistics*, Optica Acta, 31 (1984), pp. 701–722.
- [Oliv-96] C. J. OLIVER, D. BLACKNELL, ET R. G. WHITE, *Optimum edge detection in SAR*, IEEE Proc. Radar Sonar and Navigation, 143 (1996), pp. 31–40.
- [Oliv-98] C. OLIVER ET S. QUEGAN, *Understanding Synthetic Aperture Radar Images*, Artech House publishers, 1998.
- [Ortn-04] M. ORTNER, *Extraction de caricatures de bâtiments sur des Modèles Numériques d’élévation par processus ponctuels marqués*, Thèse de doctorat, Université de Nice, 2004.
- [Pail-99] P. PAILLOU ET M. GELAUTZ, *Relief reconstruction from SAR stereo pairs : the "optimal gradient" matching method*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 37 (1999), pp. 2099–2107.
- [Pere-93] P. PÉREZ, *Champs markoviens et analyse multirésolution de l’image : application à l’analyse du mouvement*, Thèse de doctorat, Université de Rennes I, 1993.
- [Perr-06] G. PERRIN, *Etude du couvert forestier à partir de processus ponctuels marqués*, Thèse de doctorat, Université de Nice, 2006.
- [Piec-00] W. PIECZYNSKI ET A. TEBBACHE, *Pairwise Markov random fields and segmentation of textured images*, Machine Graphics and Vision, 9 (2000), pp. 705–718.
- [Piec-02] W. PIECZYNSKI, D. BENBOUDJEMA, ET P. LANCHANTIN, *Statistical image segmentation using triplet Markov fields*, SPIE’s International Symposium on Remote Sensing, (2002).
- [Piec-02a] W. PIECZYNSKI, *Arbre de Markov couple - pairwise Markov tree*, Comptes rendus de l’Académie des Sciences, (2002), pp. 79–82.
- [Piec-03] ———, *Modèles de markov en traitement d’images*, Revue Traitement du Signal, 20 (2003), pp. 255–278.
- [Piec-03a] ———, *Arbre de Markov triplet et fusion de Dempster-Shafer*, Comptes rendus de l’Académie des Sciences, (2002), pp. 869–872.
- [Piec-94] ———, *Hidden markov fields and iterative conditional estimation*, Traitement du Signal, 11 (1994), pp. 141–153.
- [Quar-04] M. QUARTULLI, *Hierarchical Bayesian Analysis of High Complexity Data for the Inversion of Metric InSAR in Urban Environments*, Thèse de doctorat, DLR, 2004.

- [Quel-93] H.-C. QUELLE, *Segmentation bayésienne non supervisée en imagerie radar*, Thèse de doctorat, Université de Rennes I, 1993.
- [Rama-86] H. K. RAMAPRIYAN, J. P. STRONG, Y. HUNG, ET C. MURRAY, *Automated matching of pairs of SIR-B images for elevation mapping*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 24 (1986), pp. 462–472.
- [Rign-93] E. RIGNOT ET J. VAN ZYL, *Change detection techniques for ERS-1 SAR data*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 31 (1993), pp. 896–906.
- [Rivi-00] D. RIVIÈRE, *Apprentissage de la variabilité inter-individuelle de l'anatomie corticale cérébrale pour la reconnaissance automatique des sillons*, Thèse de doctorat, Université d'Evry, 2000.
- [Rivi-02] D. RIVIÈRE, J.-F. MANGIN, J.-M. MARTINEZ, F. TUPIN, D. PAPADOPOULOS-ORFANOS, ET V. FROUIN, *Relational graph labelling using learning techniques and Markov random fields*, 16th International Conference on Pattern Recognition, (2002), pp. 172–175.
- [Roch-05] M. ROCHERY, *Contours actifs d'ordre supérieur pour la détection de linéiques dans des images de télédétection*, Thèse de doctorat, Université de Sophia-Antipolis, 2005.
- [Rose-68] G. H. ROSENFELD, *Stereo radar techniques*, Photogrammetric Engineering, (1968), pp. 586–594.
- [Schi-05] K. SCHINDLER, *Spatially consistent 3D motion segmentation*, ICIP'05, Genoa, Italy, (2005).
- [Shab-06] A. SHABOU, *Recalage rigide et non-rigide entre images multi-capteurs radar / optique*, rapp. tech., Stage de fin d'études, SupCom Tunis, dec 2006.
- [Shab-07] A. SHABOU, F. TUPIN, ET F. CHAABANE, *Similarity measures between SAR and optical images (submitted)*, IGARSS 2007, (2007).
- [Sige-00] M. SIGELLE, *A cumulant expansion technique for simultaneous Markov random field image restoration and hyperparameter estimation*, International Journal of Computer Vision, 37 (2000), pp. 275–293.
- [Sige-93] ———, *Champs de Markov en traitement d'images et modèles de la physiques statistique : applications en relaxation d'images de classification*, Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, 1993.
- [Simo-02] E. SIMONETTO, *Extraction 3D de structures industrielles sur des images RAMSES haute résolution par radargrammétrie*, Thèse de doctorat, Université de Rennes I, 2002.
- [Simo-03] E. SIMONETTO, H. ORIoT, ET R. GARELLO, *Radargrammetric processing for 3-D building extraction from high-resolution airborne SAR data*, IGARSS'03, Toulouse (France), (2003), pp. 780–782.
- [Smet-95] P. SMETS, *The transferable belief model for uncertainty representation*, rapp. tech., IRI-DIA, Université Libre de Bruxelles, 1995.
- [Soer-03] U. SOERGEL, U. THOENNESSEN, ET U. STILLA, *Visibility analysis of man-made objects in SAR images*, URBAN 2003, IEEE/ISPRS Joint Workshop, (2003), pp. 120–124.

- [Sour-03] J.-C. SOURYIS, C. HENRY, ET F. ADRAGNA, *On the use of complex SAR image spectral analysis : assessment of polarimetry*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 41 (2003), pp. 2725–2734.
- [Stoi-01] R. STOICA, *Processus ponctuels pour l'extraction de réseaux linéiques dans les images satellitaires et aériennes*, Thèse de doctorat, Université de Nice-Sophia Antipolis, 2001.
- [Stor-94] G. STORVIK, *A Bayesian approach to dynamic contours through stochastic sampling and simulated annealing*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 16 (1994), pp. 976–986.
- [Suk-93] M. SUK ET S. CHUNG, *A new segmentation technique based on partition mode test*, Pattern Recognition, 16 (1993), pp. 469–480.
- [Tech-04] F. TUPIN ET F. GALLAND, *Recalage d'images optique et radar par extraction de primitives*, rapp. tech., École Nationale Supérieure des Télécommunications, rapport de l'étude CNES DCT/SI/AP 04-259, dec. 2004.
- [Tech-05] ———, *Appariement de primitives radar et optiques pour la reconstruction 3D*, rapp. tech., École Nationale Supérieure des Télécommunications, rapport de l'étude CNES DCT/SI/AP 04-490, sept 2005.
- [Tiso-04] C. TISON, *Interférométrie RSO à haute résolution en milieu urbain : application au calcul de MNS urbain*, Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, Nov. 2004.
- [Tiso-04a] C. TISON, J. NICOLAS, F. TUPIN, ET H. MAÎTRE, *A New Statistical Model of Urban Areas in High Resolution SAR Images for Markovian Segmentation*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 42 (2004), pp. 2046–2057.
- [Tiso-04b] C. TISON, F. TUPIN, ET H. MAÎTRE, *Retrieval of building shapes from shadows in high resolution SAR interferometric images*, in IGARSS'04, Anchorage, Alaska (USA), sep 2004.
- [Tiso-06] C. TISON, J.-C. SOUYRIS, ET N. CLERC-RENAUD, *Point target behaviour in high resolution SAR images : time-frequency versus polarimetric analysis*, EUSAR 2006, (2006).
- [Tiso-06a] C. TISON, F. TUPIN, ET H. MAÎTRE, *A fusion scheme for joint retrieval of urban map and classification from high resolution interferometric SAR images*, IEEE Transactions on Geoscience and remote Sensing (to appear), (2006).
- [Tout-00] T. TOUTIN ET L. GRAY, *State of the art of elevation extraction from satellite SAR data*, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 55 (2000), pp. 13–33.
- [Touz-02] R. TOUZI, *A review of speckle filtering in the context of estimation theory*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 40 (2002), pp. 2392–2404.
- [Touz-88b] R. TOUZI, A. LOPES, ET P. BOUSQUET, *A statistical and geometrical edge detector for SAR images*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 26 (1988), pp. 764 – 773.

- [Tria-05] M. TRIA, *Imagerie SAR par ondelettes*, Thèse de doctorat, Université de Paris XI, 2005.
- [Trios-00] J.-M. NICOLAS, F. TUPIN, J.-P. RUDANT, ET B. DESFONTAINES, *Thématique, Relief à partir d'Imagerie Optique et SAR*, rapp. tech., École Nationale Supérieure des Télécommunications, rapport DGA, jul 2000.
- [Trou-96] E. TROUVÉ, *Imagerie interférentielle en radar à visée latérale*, Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications (ENST 96 E 014), 1996.
- [Tsai-02] Y. TSAIG ET A. AVERBUCH, *Automatic segmentation of moving objects in video sequences : A region labeling approach*, IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 12 (2002), pp. 597–612.
- [Tupi-02] F. TUPIN, B. HOUSHMAND, ET M. DATCU, *Road detection in dense urban areas using SAR imagery and the usefulness of multiple views*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 40 (2002), pp. 2405–2414.
- [Tupi-02b] F. TUPIN, *Matching criteria for radargrammetry*, in IGARSS 2002, vol. 5, Toronto, Canada, mar 2002, pp. 2608–2610.
- [Tupi-02c] ———, *Développement d'une approche figurale pour la radargrammétrie haute résolution en zone urbaine*, Bulletin de la SFPT, (2001), pp. 64–71.
- [Tupi-02d] ———, *Etude sur l'automatisation de la reconstruction 3d de bâtiments isolés en radargrammétrie haute résolution*, rapp. tech., École Nationale Supérieure des Télécommunications, rapport DGA, jul 2002.
- [Tupi-03] F. TUPIN ET M. ROUX, *Detection of building outlines based on the fusion of SAR and optical features*, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 58 (2003), pp. 71–82.
- [Tupi-04] F. TUPIN ET C. TISON, *Sub-aperture decomposition for SAR urban areas analysis*, in EUSAR 2004, Ulm (Allemagne), may 2004, pp. 431–434.
- [Tupi-04b] F. TUPIN ET M. ROUX, *3D information extraction by structural matching of SAR and optical features*, ISPRS'2004, Istanbul, Turkey, (2004).
- [Tupi-05] ———, *Markov Random Field on Region Adjacency Graphs for the fusion of SAR and optical data in radargrammetric applications*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 43 (2005), pp. 1920–1928.
- [Tupi-05a] F. TUPIN, M. ROUX, ET S. HOMAYOUNI, *Evaluation of correlation criteria for sar images*, in Urban 2005, Tempe, USA, mar 2005.
- [Tupi-06a] F. TUPIN ET F. GALLAND, *3D information extraction by score optimization between SAR and optical data*, in EUSAR 2006, Dresde, Allemagne, may 2006.
- [Tupi-06b] F. TUPIN, *Fusion of interferometric and optical data for 3D reconstruction*, in IGARSS'06, Denver, USA, aug 2006.
- [Tupi-96b] F. TUPIN, E. TROUVÉ, X. DESCOMBES, J.-M. NICOLAS, ET H. MAÎTRE, *Improving IFSAR phase unwrapping by early detection of non-interferometric features*, European Symposium on Satellite Remote Sensing III (Taormina, Italy), (1996).

- [Tupi-97] F. TUPIN, *Reconnaissance des formes et analyse de scènes en imagerie radar à ouverture synthétique*, Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications (ENST E019), Sept. 1997.
- [Tupi-98] F. TUPIN, H. MAÎTRE, J.-F. MANGIN, J.-M. NICOLAS, ET E. PECHERSKY, *Detection of linear features in SAR images : application to road network extraction*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 36 (1998), pp. 434–453.
- [Tupi-98b] F. TUPIN, J.-F. MANGIN, E. PECHERSKY, ET H. MAÎTRE, *A graph-based representation to detect linear features*, Journal Computing, Archives for Informatics and Numerical Computation, 36 (1998), pp. 1107–1114.
- [Tupi-99] F. TUPIN, I. BLOCH, ET H. MAÎTRE, *A First Step Towards Automatic Interpretation of SAR Images using Evidential Fusion of Several Structure Detectors*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 37 (1999), pp. 1327–1343.
- [Urag-96] S. URAGO, *Groupements de contours en utilisant des modélisations markoviennes*, Thèse de doctorat, Université de Sophia-Antipolis, 1996.
- [Vasi-06] G. VASILE, E. TROUVÉ, J. LEE, ET V. BUZULOIU, *Intensity-driven adaptive neighborhood technique for polarimetric and interferometric SAR parameters estimation*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 44 (2003), pp. 1609–1621.
- [Veks-99] O. VEKSLER, *Efficient graph-based energy minimization methods in computer vision*, Thèse de doctorat, Cornell University, 1999.
- [Vese-02] L. VESE ET T. CHAN, *A multiphase level-set framework for image segmentation using the mumford and shah model*, International Journal of Computer Vision, 50 (2002), pp. 271–293.
- [Wale-00] M. WALESSA ET M. DATCU, *Model-based despeckling and information extraction of SAR images*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 38 (2000).
- [Wang-98] J.-P. WANG, *Stochastic relaxation on partitions with connected components and its application to image segmentation*, IEEE PAMI, 20 (1998), pp. 619–636.
- [Wint-97] A. WINTER, *Entropie et représentations multi-échelles pour l'interprétation automatique d'images satellitaires et aériennes*, Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des télécommunications (97 E 023), 1997.
- [Wu-92] Y. WU ET H. MAÎTRE, *Smoothing speckled synthetic aperture radar images by using maximum homogeneous region filters*, Optical Engineering, 31 (1992), pp. 1785–1792.
- [Xu-97] XU ET PRINCE, *Snakes, shapes, and gradient vector flow*, IEEE Transactions on Image Processing, (1997).
- [Youn-88] L. YOUNES, *Markov mesh models*, A. Inst. Henri Poincaré, 24 (1988), pp. 269–294.
- [Youn-89] ———, *Parametric inference for imperfectly observed Gibbsian fields*, Probability Theory and Related Fields, 82 (1989), pp. 625–645.

- [Zebk-97] H. ZEBKER ET AL., *Atmospheric effects in interferometric synthesis aperture radar surface deformation and topographic maps*, J. Geophys. Res.-Solid Earth, 102 (1997), pp. 7547–7563.

