

N° Ordre : 20/2012-M /EL

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE HOUARI BOUMEDIENE FACULTE
D'ELECTRONIQUE ET D'INFORMATIQUE
Laboratoire de Traitement d'Images et Rayonnement



Mémoire présenté par
BAADECHE MOHAMED

Pour l'obtention du diplôme de Magister

**ECOLE DOCTORALE DES TECHNOLOGIES
ET APPLICATIONS SPATIALES**

**Option : Traitement d'images et SIG
THEME**

**Détection des structures linéaires sur les
images radar SAR**

Soutenu publiquement le : 24/01/2012, devant le jury composé de :

M. B. BOUDRAA	Professeur	USTHB	Président
M. Y. SMARA	Professeur	USTHB	Directeur de Mémoire
M. T. IFTENE	Maitre de Recherche	ASAL	Examineur
Mme A. CHELABI née. KEMMOUCHE	Maître de Conférences/A	USTHB	Examinatrice

Dédicaces

A ma mère

A mes frères et sœurs

A ma femme et mes enfants

Remerciements

Je souhaite tout d'abord remercier Monsieur le professeur Youcef SMARA pour son encadrement, ses conseils et sa sympathie durant toute la durée de ce travail.

Je tiens également à remercier Monsieur BOUDRAA, professeur à l'USTHB pour avoir accepté de présider mon jury.

Je remercie aussi Monsieur Tahar IFTENE, maître de recherche à l'ASAL et Madame Akila CHELABI née KEMMOUCHE, maître de conférences à l'USTHB pour leur intérêt à ce travail et leur participation au jury.

Je souhaite exprimer ma gratitude à mes enseignants, ainsi à tous les membres du Laboratoire de Traitement d'Images et Rayonnement, en particulier le Pr Aichouche BELHADJ AISSA, le Dr Mounira OUARZEDDINE, le Dr Assia KOURGLI, Mme Aicha LACHEB et le Dr Radja KHEDDAM.

Pour terminer, j'exprime mes remerciements à mes camarades des trois promotions de l'école doctorale EDTAS, ainsi qu'à tous ceux que j'ai eu la chance de connaître durant cette période de formation.

Liste des figures

<i>Figure 1.1. Visée latérale du radar</i>	13
<i>Figure. 1.2 – Schéma de la synthèse en azimuth</i>	15
<i>Figure. 1.3. Effets de distorsions géométriques</i>	16
<i>Figure. 1. 4 Exemple de reflexion sur une route. (a) pas de retro-diffusion. (b) forte retro-diffusion (présence d'obstacle)</i>	18
<i>Figure. 3.1 Masque de détection de contours dans la direction \vec{d}</i>	29
<i>Figure. 3.2. Densité de probabilité de DC1 pour différents contraste $c=1$(noir), $c=1.5$ (bleu), $c=2$ (rouge)</i>	32
<i>Figure. 3.3. Probabilité de détection en fonction de la probabilité de fausse alarme. (a) pour un masque de $5*5$ et différents contrastes. (b) pour un contraste constant ($c=1.4$) et différentes tailles du masque</i>	33
<i>Figure. 3.4. Influence de la taille du masque sur le taux de détection</i>	34
<i>Figure 3.5. Principe du détecteur de contours corrélation (a) Population A (n pixels) de l'image (b) Population B (n pixels)</i>	35
<i>Figure. 4.1. Méthode de détection proposée</i>	40
<i>Figure. 4.2. Masque pour la détection des structures linéaires</i>	43
<i>Figure. 4.3. Influence du nombre de pixels sur P_{fa}</i>	46
<i>Figure. 4.4. Influence du contraste C du contour sur P_{fa}</i>	47
<i>Figure. 4.5. Probabilité de détection ($CI2 = 2$ et $CI3=1.5$) en fonction de la probabilité de fausse alarme (contour avec $c = 2$)</i>	47
<i>Figure.4.6. Masque de $7*7$ avec 8 directions de la zone centrale uniformément répartis sur $[0, \pi]$ avec une largeur de 1 pixel</i>	49
<i>Figure. 4.7. L'allure de $f(x, y)$</i>	50
<i>Figure. 4.8 Principe d'accumulation pour la détection de droite en coordonnées polaires</i>	52
<i>Figure. 4.9 Paramètres d'une droite en coordonnées</i>	52
<i>Figure. 5.1. Image ($200*200$ pixels), (a) d'ERS1 sur la zone urbaine d'Alger, (b) d'AIRSAR sur une zone rurale (La Selva)</i>	54
<i>Figure. 5.2 Résultat de la détection de contours par DC1(a) l'image d'ERS-1 (b) avec $r_{sup}=0.4$ (c) avec $r_{sup}=0.65$(d) avec $r_{sup}=0.72$</i>	55
<i>Figure. 5.3 Résultat de la détection de contours par DC2(a) l'image d'ERS-1 (b) avec $p_{min}=0.8$ (c) avec $p_{min} =0.85$(d) avec $p_{min} =0.91$</i>	56
<i>Figure. 5.4 Résultat de la détection de contours par DC1(a) l'image d'AIRSAR (b) avec $r_{sup}=0.45$ (c) avec $r_{sup}=0.65$(d) avec $r_{sup}=0.75$</i>	57
<i>Figure. 5.5 Résultat de la détection de contours par DC2(a) l'image d'ERS-1 (b) avec $p_{min}=0.75$ (c) avec $p_{min} =0.8$(d) avec $p_{min} =0.85$</i>	58

<i>Figure. 5.6. Résultats des différents filtres, (a) l'image d'ERS-1, (b) après le filtre de Frost $k=10$, (c) après le filtre moyen pondéré $tho =30$, (d) après le filtre de Lee $Cu=0.3$ et $Cmax=0.42$, (e) après le filtre Median</i>	59
<i>Figure. 5.7. Résultats des différents filtres, (a) l'image d'AIRSAR, (b) après le filtre de Frost $k=10$, (c) après le filtre moyen pondéré $tho =30$, (d) après le filtre de Lee $Cu=0.3$ et $Cmax=0.42$, (e) après le filtre Median</i>	60
<i>Figure. 5.8. Résultats des différents détecteurs, (a) l'image d'ERS-1 original, (b) réponse au D1, (c) réponse au D2, (d) fusion des deux réponses (Df)</i>	61
<i>Figure. 5.9. Résultats des différents détecteurs, (a) l'image d'AIRSAR originale, (b) réponse au D1, (c) réponse au D2, (d) fusion des deux réponses</i>	62
<i>Figure. 5.10. Résultats des différents détecteurs, (a) l'image d'ERS-1 filtrée par Frost, (b) réponse au D1, (c) réponse au D2, (d) fusion des deux réponses (Df)</i>	63
<i>Figure. 5.11. Résultats des différents détecteurs, (a) l'image d'AIRSAR filtrée par Frost, (b) réponse au D1, (c) réponse au D2, (d) fusion des deux réponses</i>	64
<i>Figure. 5.12. Résultats des différents détecteurs, (a) l'image d'ERS-1 filtrée par Lee amélioré, (b) réponse au D1, (c) réponse au D2, (d) fusion des deux réponses (Df)</i>	65
<i>Figure. 5.13. Résultats des différents détecteurs, (a) l'image d'AIRSAR filtrée par Lee amélioré, (b) réponse au D1, (c) réponse au D2, (d) fusion des deux réponses</i>	66
<i>Figure. 5.14. Résultats des différents détecteurs, (a) l'image d'ERS-1 filtrée par Median, (b) réponse au D1, (c) réponse au D2, (d) fusion des deux réponses (Df)</i>	67
<i>Figure. 5.15. Résultats des différents détecteurs, (a) l'image d'AIRSAR filtrée par Median, (b) réponse au D1, (c) réponse au D2, (d) fusion des deux réponses</i>	68
<i>Figure. 5.16. Résultats des différents détecteurs, (a) l'image d'ERS-1 filtrée par le moyen pondéré, (b) réponse au D1, (c) réponse au D2, (d) fusion des deux réponses (Df)</i>	69
<i>Figure. 5.17. Résultats des différents détecteurs, (a) l'image d'AIRSAR filtrée par moyen pondéré, (b) réponse au D1, (c) réponse au D2, (d) fusion des deux réponses</i>	70
<i>Figure. 5.18. Résultats après la transformée de Hough, (a) l'image d'ERS-1 originale, (b) filtrée par Frost, (c) filtrée par le moyen pondéré, (d) filtrée par Lee amélioré, (e) filtrée par le Median, (f) zone de l'image à partir de google earth</i>	71
<i>Figure. 5.19. Résultats après la transformée de Hough, (a) l'image d'AIRSAR originale, (b) filtrée par Frost, (c) filtrée par le moyen pondéré, (d) filtrée par Lee, (e) filtrée par Median</i>	72

Liste des symboles

λ	La longueur d'onde.
t_e	temps d'émission.
t_r	temps de réception.
c	vitesse de la lumière.
R	distance cible-capteur.
θ_e	angle d'émission.
θ	angle d'incidence.
ℓ	longueur d'antenne.
r_{dist}	résolution en distance.
r_{azimut}	résolution en azimut.
τ	durée d'impulsion radar.
B	bande passante.
f	fréquence d'émission.
v	vitesse du radar.
Δh	écart quadratique moyen en hauteur.
n	nombre de pixels.
\bar{A}	amplitude moyenne.
\bar{I}	intensité moyenne.
f_x	la densité de probabilité d'une variable aléatoire x .
Φ_x	la fonction de répartition d'une variable aléatoire x .
Γ	la fonction Gamma.
L	nombre de vues.
\vec{d}	direction de la structure linéaire.
P_d	probabilité de détection.
P_{fa}	probabilité de fausse alarme.
r_{ij}	réponse du détecteur de contours rapport entre les deux régions i et j .
r_n	réponse du détecteur de lignes rapport.
r_{min}	seuil minimum pour le détecteur rapport.
ρ_{ij}	réponse du détecteur de contours corrélation entre les deux régions i et j .
ρ	réponse du détecteur de lignes corrélation.
σ	écart type.
ρ_{min}	seuil minimum pour le détecteur corrélation.
C	contraste.
x_0	pixel central.
K	la taille de la fenêtre de traitement.
C_l	Coefficient de variation de l'observation.
C_U	Coefficient de variation du bruit.
C_{max}	Seuil maximum pour le Coefficient de variation.
rho	Distance de la droite au centre du repère.
α	L'angle entre une normale à la droite et l'axe des abscisses du plan image

Liste des acronymes

AIRSAR	Airborne Syntetic Aperture Radar
ENVI	ENvironment for Visualizing Images
ERIM	Environmental Research Institute of Michigan
ERS-1	European Remote Sensing satellite 1
EQM M	Erreur Quadratique Moyenne Minimum
FR	Far Range
MAP	Maximum a Posteriori
NR	Near Range
Pd	Probabilité de détection
Pfa	Probabilité de fausse alarme
PRF	Pulse Repetition Frequency
PRI	Precision Image
RADAR	RAdio Detection And Ranging
SAR	Syntetic Aperture Radar
SIG	Système d'Information Géographique
TFAC	Taux de Fausse Alarme Constant

Sommaire

<i>Dédicaces</i>	<i>i</i>
<i>Remerciements</i>	<i>ii</i>
<i>Liste des figures</i>	<i>iii</i>
<i>Liste des symboles</i>	<i>v</i>
Introduction générale	10
1.1. Généralités sur l'imagerie radar SAR	12
1.1.1. Principe de formation des images radar SAR.....	12
1.1.2. Caractéristiques des images SAR.....	15
1.1.3. Techniques de filtrage du speckle.....	17
1.2. Modélisation des routes sur les images SAR	17
1.2.1. Propriétés radiométriques des routes.....	18
1.2.2. Propriétés géométriques des routes.....	18
1.2.3. Contexte des routes	19
1.3. Différentes étapes d'un algorithme d'extraction de routes	19
2.1. Méthodes locales	21
2.1.1. La morphologie mathématique.....	21
2.1.2. La transformée de Hough	21
2.1.3. Détecteurs de lignes.....	22
2.2. Méthodes globales	22
2.2.1. Approche markovienne	22
2.2.2. Approches par processus ponctuels marqués.....	23
2.2.3. La programmation dynamique.....	24
2.2.4. Les contours actifs	25
2.2.5. La logique floue.....	25
2.2.6. Algorithme génétique.....	26
2.3. Post-traitement	26
2.4. Conclusion	27
3.1. Introduction	28
3.2. Le détecteur de contour rapport DC1	29
3.2.1. Définition de DC1	29
3.2.2. Probabilité de détection et de fausse alarme de DC1 :.....	32
3.3. Le détecteur de contours corrélation DC2	34
4.1. Introduction	40
4.2. Prétraitement	41
4.2.1. Le filtre moyen pondéré	41
4.2.2. Le filtre de Lee amélioré	42
4.3. Le détecteur de lignes rapport D1	42
4.3.1. Définition de D1	42
4.3.2. Probabilité de détection de D1	46
4.3.3. Probabilité de fausse alarme de D1	46

4.4.	Le détecteur de lignes D2	48
4.5.	Fusion des réponses de D1 et D2	49
4.6.	Post-traitements :.....	51
4.6.1.	Suppression des pixels isolés	51
4.6.2.	Transformée de Hough locale.....	51
4.6.2.1.	Principe.....	51
4.6.2.2.	Algorithme.....	52
4.7.	Conclusion.....	53
5.1.	Les images utilisées	54
5.1.1.	Image spatioportée d'ERS1	54
5.1.2.	Image aéroportée d'AIRSAR	54
5.2.	Résultat de la détection de contours.....	55
5.2.1.	Résultats sur l'image d'ERS-1.....	55
5.2.1.1.	Le détecteur de contours rapport DC1	55
5.2.1.2.	Le détecteur de contours corrélation DC2	56
5.2.2.	Résultats sur l'image d'AIRSAR.....	57
5.2.2.1.	Le détecteur de contours rapport DC1	57
5.2.2.2.	Le détecteur de contours corrélation DC2	58
5.3.	Résultat de la détection des structures linéaires.....	59
5.3.1.	Pré-filtrage.....	59
5.3.1.1.	Résultats sur l'image d'ERS-1	59
5.3.1.2.	Résultats sur l'image d'AIRSAR	60
5.3.2.	Les détecteurs de lignes	61
5.3.2.1.	Résultats sur les deux images originales	61
	<i>a- L'image d'ERS-1</i>	61
	<i>b- L'image de AIRSAR</i>	62
5.3.2.2.	Résultats sur les images filtrées par Frost.....	63
	<i>a- L'image d'ERS-1</i>	63
	<i>b- L'image de AIRSAR</i>	64
5.3.2.3.	Résultats sur les images filtrées par Lee amélioré	65
	<i>a- L'image d'ERS-1</i>	65
	<i>b- L'image de AIRSAR</i>	66
5.3.2.4.	Résultats sur les images filtrées par Médian.....	67
	<i>a- L'image d'ERS-1</i>	67
	<i>b- L'image de AIRSAR</i>	68
5.3.2.5.	Résultats sur les images filtrées par le Moyen pondéré	69
	<i>c- L'image d'ERS-1</i>	69
	<i>b- L'image de AIRSAR</i>	70
5.3.3.	Transformée de Hough	71
5.3.3.1.	Résultats sur l'image d'ERS-1.....	71
5.3.3.2.	Résultats sur l'image de AIRSAR	72
	Conclusion générale et perspectives.....	74
	Bibliographie	77

Introduction générale

La télédétection est la technique qui, par l'acquisition d'images, permet d'obtenir de l'information sur la surface de la terre sans contact direct avec celle-ci. Cette technique est née du désir de l'homme d'observer et de comprendre ce qui se passe dans son milieu: prévisions météorologiques, surveillance des terres (cartographie de la végétation, évolution des agricultures, évolution des villes, cartographie des déboisements, etc.), surveillance militaire, étude de l'évolution des glaciers sont des exemples d'applications de la télédétection parmi de nombreuses autres.

L'imagerie radar est un domaine d'étude très actif en raison des multiples avantages que nous offrent ces systèmes imageurs et des nombreuses applications exploitant les données qu'ils génèrent. En effet, ces systèmes assurent une couverture continue du globe terrestre de jour comme de nuit et quelque soient les conditions météorologiques, mais d'autres avantages sont aussi très appréciés : sa sensibilité à la fois à la nature et à la structure de la zone observée, en relation avec la longueur d'onde utilisée et la polarisation choisie. De plus, l'information apportée par les données acquises présente une complémentarité par rapport à l'information que fournissent les images optiques, ainsi qu'une importante spécificité à travers la phase du champ électromagnétique rétrodiffusé.

Parmi les applications en télédétection sur des images optiques ou radar, qui suscitent depuis des années un intérêt grandissant, l'extraction du réseau routier. En effet, celle ci occupe une place très importante par la variété de ses applications (navigation automatique, recalage d'images multi-sources, élaboration des cartes, mise à jour des Systèmes d'Information Géographique (SIG)...). Cette application, qui consiste initialement à rechercher dans l'image les pixels ayant une radiométrie claire ou foncée, est un problème difficile.

L'extraction du réseau routier à partir de données satellitaires est complexe, et de nombreux travaux y ont été consacrés, en particulier à partir d'images optiques [Bonn, 1998], [Petr, 2003], pour lesquelles les résultats des traitements sont satisfaisants. En revanche, en ce qui concerne les images radar, les travaux existants donnent généralement des résultats moins satisfaisants que sur les images optiques, en partie à cause du bruit de speckle.

Cependant, l'utilisation de données SAR pour l'extraction du réseau routier peut s'avérer indispensable dans certaines régions où les conditions climatiques ou d'ensoleillement ne sont pas toujours favorables à l'acquisition des données optiques. On

peut citer, par exemple, les régions humides équatoriales où le taux d'humidité élevé ne facilite pas l'acquisition de données optiques.

Bien que de nombreuses techniques de détection des structures linéaires fondées sur les différences des moyennes des zones (gradient ou Laplacien) aient été appliquées avec succès pour les images optiques, elles sont mises en échec sur les images radar (taux de fausse alarme important) à cause du phénomène du speckle.

Dans ce contexte, ce travail est une initiation au domaine de l'extraction du réseau routier sur les images radar à synthèse d'ouverture. Après un état de l'art sur les différentes méthodes d'extraction des routes existantes, une méthode locale adaptée aux images soumises au bruit multiplicatif (speckle) est étudiée. Cette méthode consiste à détecter les segments de routes candidats de la scène qui seront l'amorce des algorithmes de haut niveau pour l'extraction du réseau routier complet.

La démarche proposée comprend les étapes suivantes : nous commençons par l'application de deux détecteurs de lignes, le premier est basé sur le rapport des radiométries moyennes, le deuxième est basé sur le coefficient de corrélation centré et normalisé.

Ensuite, nous fusionnons les réponses des deux détecteurs afin d'avoir un nouveau détecteur de lignes ayant une réponse qui fait un compromis entre celles des deux détecteurs seuls.

A la fin nous effectuons une étape de post-traitements qui comprend la suppression des pixels isolés et l'application de la transformée de Hough.

Ainsi, notre mémoire est structuré en cinq chapitres. Le premier chapitre aborde les principes de l'imagerie radar SAR, il est suivi d'un état de l'art des différentes méthodes existant en optique et plus particulièrement en radar. Le troisième chapitre est dédié à la détection des contours sur les images radar SAR. Le quatrième chapitre est consacré à la détection du linéique sur les images SAR. La phase expérimentale avec l'ensemble des résultats obtenus et leur évaluation feront l'objet du cinquième et dernier chapitre. Enfin, nous terminons par une conclusion et des perspectives éventuelles à ce travail.

Ce chapitre aborde les principes de l'imagerie radar. Nous présentons un bref rappel sur les principales notions associées à l'imagerie radar, et plus particulièrement l'imagerie radar à synthèse d'ouverture.

Dans le but d'extraire les structures linéaires à partir des images radar à synthèse d'ouverture SAR, il est important de savoir et de comprendre les principes de base de ces systèmes, ainsi que les principes de formation des images qu'ils fournissent.

1.1. Généralités sur l'imagerie radar SAR

L'imagerie radar est une alternative à l'imagerie optique dans le sens où elle utilise un capteur actif dans le spectre des micro-ondes (variant de 300 MHz à 30 GHz), dont le principe est le suivant : une antenne émettrice envoie un train d'ondes électromagnétiques, dont la rétrodiffusion par la scène est mesurée par une antenne réceptrice. Les ondes utilisées se caractérisent par leur longueur d'onde λ et leur polarisation.

1.1.1. Principe de formation des images radar SAR

Les capteurs RADAR (RADIo Detection And Ranging) sont apparus au cours de la deuxième guerre mondiale comme des systèmes militaires très utiles pour la détection d'intrusion d'ennemis ou la localisation des cibles par exemple. Puis, ces systèmes ont pris un nouvel essor avec l'apparition des techniques de synthèse radar, améliorant notablement la résolution et donc élargissant le champ des applications.

Composé d'une ou plusieurs antennes fonctionnant en émission et/ou en réception, le système radar émet un train d'ondes cohérentes électromagnétiques et reçoit leurs réflexions par des cibles. En mesurant le temps entre l'émission t_e et la réception t_r de ce train d'ondes, on déduit la distance R entre la cible et le capteur par la relation suivante :

$$R = \frac{C(t_r - t_e)}{2} \quad (1.1)$$

Avec C la vitesse de la lumière.

Les capteurs radar imageurs sont généralement configurés en mode de visée latérale. Leur trajectoire, parallèle à la zone imagée, définit l'axe azimut ou *along track* de l'image. L'acquisition est en visée latérale avec un angle d'émission θ_e (Figure.1.1). Cet axe de visée définit l'axe des distances ou *cross track*. La zone illuminée entre la distance minimale dite distance proximale ou *near range* (NR) et la distance maximale dite portée distale ou *far*

range (FR) est appelée fauchée. Le temps de retour de l'impulsion électromagnétique fournit la position en distance des différents éléments réflecteurs de la surface.

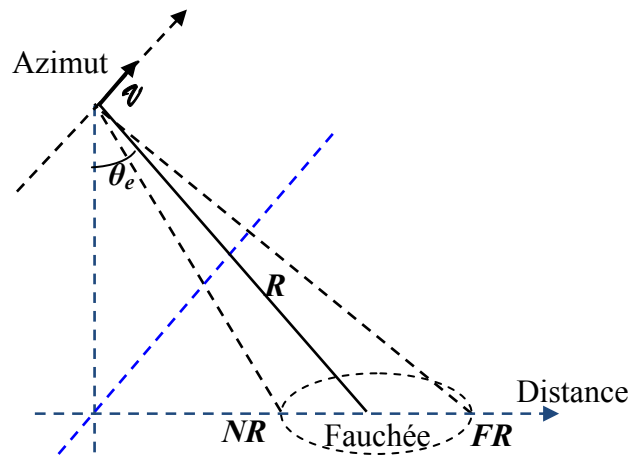


Figure 1.1. Visée latérale du radar.

1.1.1.1. Résolution d'un capteur radar

Une notion importante en imagerie radar est la résolution (en azimut et en distance). Elle se définit par la distance minimale entre deux sources identiques placées telles qu'un observateur puisse distinguer les deux sources [Shab, 2010].

En distance, la résolution caractérise la capacité à séparer deux objets selon l'axe des distances. Cette résolution est contrainte par la durée de l'impulsion radar émise. Les signaux réfléchis par des cibles sont séparables si la distance qui sépare ces cibles est suffisamment grande pour que le capteur ait le temps de recevoir deux impulsions distinctes de durée τ chacune. La résolution en distance est définie ainsi, par :

$$r_{distance} = \frac{C \cdot \tau}{2} \quad (1.2)$$

En azimut, la résolution caractérise la capacité du capteur à séparer deux objets selon l'axe azimutal. Cette résolution est d'autant plus fine que la longueur d'onde est petite ou que la taille de l'antenne est plus grande.

La résolution en azimut à la distance R de l'antenne est définie par :

$$r_{azimut} = 0.88 \frac{\lambda}{l} R \quad (1.3)$$

Avec l : longueur de l'antenne

et λ : longueur d'onde du signal.

Cependant, en utilisant les équations (1.2) et (1.3) pour obtenir une résolution de 20m en azimut et en distance, à titre d'exemple, il faudrait une antenne de 2.43km émettant un train d'onde de durée $\tau = 133$ ns. Un tel système est en pratique non concevable, puisque les

antennes sont en réalité de l'ordre de quelques mètres, émettant des longueurs d'ondes généralement de l'ordre du centimètre.

Vu ces limitations de résolution en pratique, des techniques de traitement de signal sont alors utilisées. Il s'agit de techniques de compression d'impulsion pour la direction en distance et de la synthèse d'ouverture pour la direction azimutale. Cela nous amène aux systèmes Radar à Synthèse d'Ouverture (SAR).

1.1.1.2. La technique de compression d'impulsion en range : Elle consiste à conserver une impulsion longue afin de conserver une bonne énergie à la réception sans pour autant avoir une mauvaise résolution. L'idée est d'envoyer une impulsion modulée linéairement en fréquence autour d'une fréquence centrale. Ce type de signal, appelé *chirp*, est ensuite corrélé au signal retourné. L'effet résultant est qu'une cible ponctuelle produit un sinus cardinal d'autant plus étroit que la largeur de bande B du *chirp* est grande. Grâce au filtrage adapté, la résolution peut être excellente même en utilisant des impulsions relativement longues. Ce procédé permet donc de produire des trains d'onde de forte énergie avec des puissances plus modestes. La résolution en distance de ce signal démodulé est désormais en fonction de la bande passante du *chirp* comme suit :

$$r_{distance}^{SAR} = \frac{C}{2B} \quad (1.4)$$

La résolution en distance sera donc d'autant meilleure que la bande passante sera grande.

1.1.1.3. La technique de synthèse d'ouverture en azimut : Elle consiste à synthétiser artificiellement une antenne très grande en utilisant une antenne beaucoup plus petite (Figure.1.2), en utilisant le fait qu'un même point de la scène est éclairé plusieurs fois, depuis différentes positions en azimut du satellite, grâce à la largeur du lobe d'antenne. La démarche est similaire à celle en distance, mais dans ce cas la modulation se fait grâce au mouvement du capteur le long de sa trajectoire selon l'axe de l'azimut avec génération d'un effet Doppler. La bande passante du système utilisée lors de la synthèse est appelée bande Doppler. Grâce à ce procédé, la résolution en azimut devient :

$$r_{azimut}^{SAR} = \frac{l}{2} \quad (1.5)$$

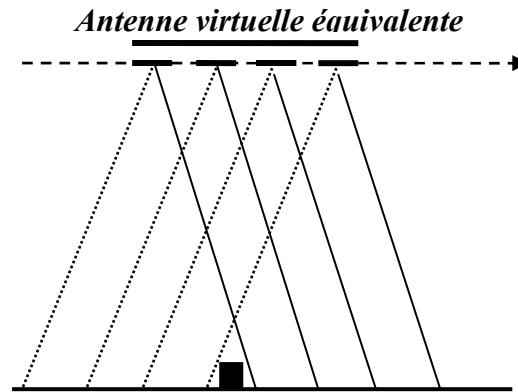


Figure. 1.2 – Schéma de la synthèse en azimut.

1.1.2. Caractéristiques des images SAR

Pour réaliser une image SAR, le capteur fonctionne successivement en mode émission puis réception. A un instant t_0 donné, une impulsion d'une certaine durée τ est émise. Le capteur bascule ensuite en mode réception et enregistre pendant une certaine durée Δt , les échos rétrodiffusés par la scène observée. Cet enregistrement permet la formation d'une ligne de l'image. Après une durée égale à $1/PRF$, la PRF désignant la fréquence de répétition des impulsions, le capteur bascule à nouveau en mode émission et une nouvelle impulsion est émise. Entre l'instant t_0 et $(t_0 + 1/PRF)$, le porteur, de vitesse V , s'est déplacé d'une distance V/PRF , ce qui permet l'acquisition de la ligne suivante et donc le balayage des colonnes de l'image. La fauchée, qui définit la largeur de l'image, correspond à la distance au sol séparant les points situés à distance NR du capteur de ceux situés à distance FR du capteur (voir figure 1.1). Sur ces données, appelées brutes, sont alors appliqués des algorithmes de traitement de signal (compression d'impulsion en distance et synthèse d'ouverture en azimut) pour obtenir l'image proprement dite [Curl, 1991].

L'image SAR obtenue est une image complexe (amplitude et phase). Son amplitude et sa phase sont caractérisées par des déformations géométriques et radiométriques spécifiques.

1.1.2.1. Les déformations géométriques : Ces déformations, illustrées dans la figure (Figure.1.3), sont essentiellement dues à la vision latérale du capteur radar. Nous distinguons :

- La contraction ou *forshortening* : rétrécissement des pentes orientées vers le capteur et étirement des pentes orientées en sens opposé.
- L'avancée de relief (basculement) : l'écho renvoyé par une zone de relief de pente forte, comme par exemple une montagne, précède celui de la base. Ce problème survient

généralement pour des géométries de visée à petits angles d'incidence comparés à la pente du relief imagé.

- Le repliement ou recouvrement ou *layover* : des points de zones de relief distinctes sont confondus.
- L'ombre ou *shadow* : comme la visée est latérale, l'onde n'éclaire pas une partie de la scène masquée par une pente élevée. Ainsi nous perdons de l'information sur les signaux au sol dans cette zone.

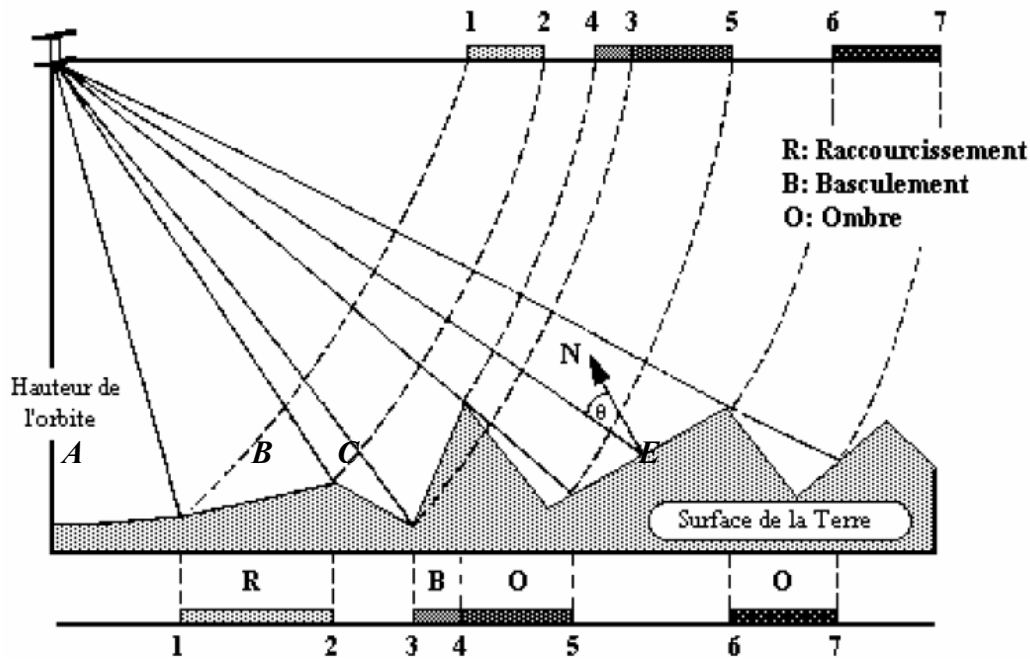


Figure. 1.3. Effets de distorsions géométriques.

1.1.2.2. Les propriétés radiométriques:

Les images radar sont des données d'aspect très bruité, ce qui complique énormément leur exploitation. Contrairement à l'optique, le bruit généré n'est pas entièrement dû au système d'acquisition (bruit capteur). Il est le résultat de la sommation cohérente au sein d'une même cellule de résolution de la réponse de tous les diffuseurs élémentaires composant cette dernière. Chacun de ces diffuseurs rétrodiffuse l'onde avec une amplitude et un déphasage particulier, et un phénomène d'interférences constructives et destructives s'opère entre plusieurs diffuseurs voisins. Ce phénomène est appelé speckle. Son effet principal est d'induire une très forte dispersion des valeurs de la radiométrie d'une zone homogène de la scène.

1.1.3. Techniques de filtrage du speckle

Le speckle est une forme granulaire de bruit qui affecte les images radar et se manifeste sous forme de variations aléatoires. La présence du speckle est due aux interférences aléatoires des ondes réfléchies par de nombreux diffuseurs élémentaires sur une cellule de résolution de la surface d'objet. La présence de ce phénomène rend extrêmement difficile l'interprétation automatique des images.

Ce phénomène de speckle nuit gravement la lisibilité des images radar et, est souvent la cause principale d'échec des algorithmes de traitement et d'extraction d'informations. Aussi de nombreux travaux [Lee, 1981], [Fros, 1982], [Lope, 1990], [Bara, 1995] ont été consacrés au filtrage de ces données afin de réduire le contenu informatif du speckle. Les types de filtres ayant connu le plus grand succès en imagerie cohérente ne sont pas les filtres classiques du traitement de l'image (moyenne, médian, etc.), dont l'objectif est d'améliorer l'aspect visuel des images, mais sont des filtres statistiques visant à restituer au mieux sur des considérations mathématiques la réflectivité sous-jacente de la scène observée. Cette approche du filtrage permet généralement de préserver les textures et les structures d'un scénario naturel tout en lissant les zones homogènes.

Le problème de filtrage est ainsi ramené à un problème statistique d'estimation de la réflectivité sous-jacente à l'image, en fonction des statistiques locales de la scène, calculées dans un voisinage donné (ou fenêtre d'estimation) pour chaque pixel de la scène.

1.2. Modélisation des routes sur les images SAR

La modélisation du réseau routier est un problème délicat. Dans la réalité, comme sur les images de télédétection, les aspects d'une route sont soumis à des variations et contraintes qui rendent difficile sa modélisation. Ces variations sont liées à divers paramètres :

- Propriétés intrinsèques à la route : type de route (autoroute, nationale, etc.), influence des matériaux composant la route (route goudronnée), influence de la géométrie du réseau routier (route sinueuse de montagne et), influence de l'état de la route (usure, humidité), etc.

- Propriétés extrinsèques liées au contexte et au type de scènes : présence de véhicules sur les routes, ombre ou repliement de bâtiments, arbres au bord des routes masquant partiellement et localement des portions de route.

- Propriétés extrinsèques liées au capteur : longueur d'onde (surface rugueuse au regard de la bande de fréquence du capteur), angle d'incidence, résolution (largeur d'une route), etc.

1.2.1. Propriétés radiométriques des routes

Compte tenu de la longueur d'onde en bandes C (5,6 cm), le revêtement des routes peut être considéré comme lisse (comportement spéculaire). En effet, si nous adoptons le critère de Rayleigh [Ulab, 1982], une surface est lisse si $\Delta h \ll \frac{\lambda}{8 \cos \theta}$, où Δh est l'écart moyen en hauteur, λ la longueur d'onde en bande C ($\lambda = 5.6 \text{ cm}$) et θ (23° pour ERS1 et variée entre 20° et 60° pour AIRSAR) l'angle d'incidence du satellite, ce qui implique $\Delta h \ll 0.76 \text{ cm}$ pour ERS-1 et $\Delta h \ll 0.85 \text{ cm}$ pour AIRSAR. Cette condition est généralement vérifiée à la surface d'une route à revêtement.

Dès lors, deux cas de figures sont possibles. Le plus souvent le signal est totalement réfléchi suivant la composante spéculaire ; aucun signal n'est donc rétro-diffusé vers le capteur, et les routes apparaissent alors comme des minima radiométriques. Dans certains cas d'orientations spécifiques, l'onde est réfléchie par des éléments de l'environnement immédiat de la route : talus, trottoires, glissières, haies, et les routes peuvent apparaître très brillantes sur l'image (figure.1.4).

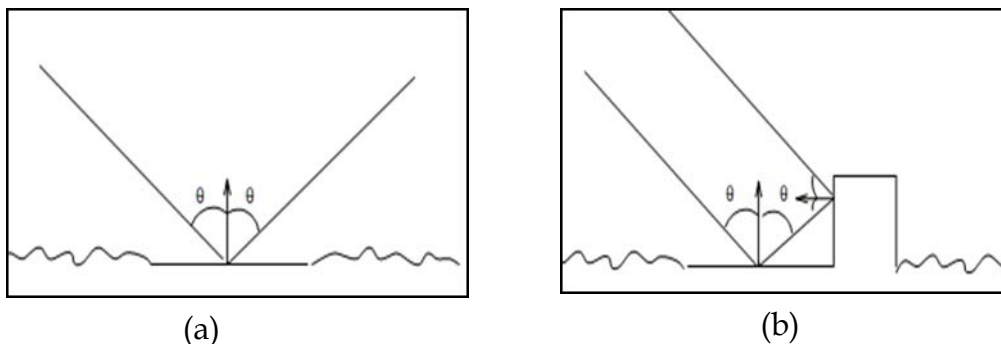


Figure. 1. 4 Exemple de reflexion sur une route (θ l'angle d'incidence).
(a) pas de retro-diffusion. (b) forte retro-diffusion (présence d'obstacle).

1.2.2. Propriétés géométriques des routes

Avec l'augmentation en résolution des capteurs de télédétection, une route passe de la notion d'élément linéique (1 à 3 pixels de large) à celle d'élément surfacique (plus d'une dizaine de pixels de large). Ainsi d'un point de vue géométrique, le réseau routier se présente sous forme de longs rubans rectilignes, larges de plusieurs pixels. La largeur d'une route est relativement constante sur toute sa longueur ; en opposition avec les structures linéaires naturelles comme les rivières qui sont de largeur variable. La courbure locale d'une route est faible et dépend du type de scènes (courbures souvent plus importantes en milieu rural qu'en milieu urbain). Enfin les dimensions de la route (largeur, longueur) dépendent du type d'axe routier considéré (route, autoroute, rue, etc.) [Ambe, 2005].

1.2.3. Contexte des routes

On désigne par contexte d'une route, tous les objets ou zones qui ne sont pas des routes mais qui les bordent. Cela englobe les bâtiments, les petits objets manufacturés comme les voitures, les champs et forêts en milieu rural [Ambe, 2005].

Le contexte des routes a une grande influence sur leur apparence à la fois du point de vue géométrique que radiométrique. Tout d'abord, la géométrie du réseau routier dépend du type de scène étudiée : en milieu rural, les routes suivent globalement le relief de la région et peuvent être rectilignes ou sinueuses suivant le cas, alors qu'en milieu urbain elles sont structurées et localement rectilignes.

En contexte urbain, les routes peuvent souvent être masquées (totalement ou partiellement) par les repliements et ombres de bâtiments, ou tout simplement par de la végétation en bord de routes. Ainsi la réponse radiométrique d'une route peut être localement plus élevée ou plus faible suivant son environnement. En milieu rural, elles peuvent se confondre avec certaines portions de sol peu rugueux, au comportement proche du spéculaire.

Pour notre travail, nous nous intéressons à l'approche linéaire dans laquelle les routes se présentent sous forme linéique allongée, de largeur constante (jusqu'à 3 pixels, correspondant à des structures de 12 à 30 m environ), de courbures locales faibles, de radiométrie claire ou foncée plus ou moins contrastée avec le voisinage directe, qui s'interconnectent et peuvent localement présenter des occlusions.

1.3. Différentes étapes d'un algorithme d'extraction de routes

Un algorithme d'extraction se décline en trois étapes :

- **Etape-1 - détection** : Cette première étape vise à détecter dans toute l'image des zones susceptibles d'appartenir à des routes (présentant les caractéristiques locales d'une route). Les méthodes utilisées, dans cette étape, ne permettent généralement pas d'extraire la totalité du réseau routier mais seulement les portions principales, et présentent des taux de fausse alarme non négligeables. Ainsi, elles ne sont généralement pas utilisées seules, mais servent à amorcer un algorithme de plus haut niveau (suivi et/ou reconnection) qui va valider et extraire proprement la totalité du réseau routier. De façon pratique, le problème de détection des tronçons de routes est souvent ramené à un problème de détection de structures linéaires de radiométrie claire ou foncée, et contrastées avec le voisinage directe [cost, 2002].

- **Etape-2 – extraction** : Cette étape consiste à extraire un tracé continu du réseau routier. On cherche ici à identifier l'axe principal de chaque route de la scène. Cette phase peut être utilisée à la suite de la phase de détection, auquel cas on parle d'extraction automatique, ou peut être amorcée par l'apport d'informations extrinsèques (opérateur, carte

routière, etc.) auxquels cas on parle d'extraction semi-automatique (ou assistée). Cette phase englobe les méthodes dites globales, on distingue deux approches possibles :

- **Les méthodes de poursuite** : Il s'agit de méthodes itératives dont l'objectif est d'extraire le mieux possible un tracé continu du réseau routier. Le principe des algorithmes de suivi est de chaîner successivement tous les pixels d'une structure linéaire à partir d'une amorce [Ambe, 2004].

Le problème est le suivant : étant donné une portion de structure linéaire donnée, comment choisir le prochain pixel qui va permettre de compléter cette structure linéaire ?

- **Les méthodes de reconnection de graphe** : Il s'agit ici de relier des primitives déjà détectées, en exploitant la topologie des structures à extraire: l'objectif est de passer de la représentation locale d'une structure (une route), à la représentation globale d'un groupe de structures (le réseau routier) continu et sans trou. Les méthodes de reconnection ont ainsi pour objectif de compléter (connection des tronçons d'une même route) et valider (suppression des fausses alarmes) les résultats d'une méthode de poursuite ou d'une méthode de détection de segments [Tupi, 1998], [Kata, 2001].

- **Etape-3 – validation** : cette étape est généralement appliquée afin de tester les performances de la méthode utilisée (visuellement ou par le calcul des critères de qualité) en faisant intervenir une référence extérieure (carte).

1.3. Conclusion

Dans ce chapitre, diverses notions relatives à l'imagerie radar ont été introduites afin de mieux comprendre l'information contenue dans ce type d'image. En particulier, le mécanisme de formation des images radar à synthèse d'ouverture a été présenté ainsi que les divers traitements (synthèse d'ouverture et compression d'impulsion) utilisés pour améliorer la résolution des capteurs existants. Une section suivante a permis de présenter une analyse des propriétés particulières aux images radar :

- Propriétés géométriques.
- propriétés radiométriques et bruit multiplicatif.

Dans ce chapitre nous abordons les différentes techniques d'extraction des routes sur l'imagerie radar. Nous présentons deux grandes familles de méthodes utilisées : locales et globales.

De façon générale, la littérature fait ressortir deux grandes familles de méthodes de détection ou d'extraction de réseaux routiers sous forme linéique : méthodes locales et méthodes globales.

2.1. Méthodes locales

Le principe des méthodes locales est d'analyser l'information spectrale du voisinage des pixels pour détecter leur appartenance à une structure linéaire ou une route. Les inconvénients de ces méthodes est qu'elles ne considèrent pas l'image dans sa totalité puisque seul le voisinage immédiat du pixel est pris en compte. Ainsi, ces approches ne permettent généralement pas d'extraire la totalité du réseau linéique, et présentant un taux de fausse alarme non négligeables. On peut citer entre autres :

2.1.1. La morphologie mathématique

C'est un outil qui a été largement utilisé pour rechercher des structures linéaires (comme les routes) dans des images de télédétection, optique comme radar. Ces outils, en s'appuyant sur la théorie des ensembles et la topologie mathématique, visent à étudier et détecter des objets, en fonction de leurs caractéristiques géométriques et radiométriques.

Dans [Chan, 1999], l'auteur a appliqué la morphologie mathématique en imagerie satellitaire SAR décrivant un modèle caractérisant la radiométrie et la géométrie des routes, un enchaînement approprié ouverture/fermeture pour détecter les structures linéaires sombres dans l'image.

Katartzis [Kata, 2001] a appliqué également la morphologie mathématique pour la détection des éléments linéaires de l'imagerie aérienne SAR, introduisant une amélioration sur le modèle et la séquence morphologique proposés par [Chan, 1999] pour l'adapter aux images aériennes et pour détecter des structures linéaires brillantes tels que les chemins de fer.

2.1.2. La transformée de Hough

La transformée de Hough est un outil mathématique qui permet de rechercher dans une image binaire des formes paramétriques définies. Dans un contexte d'extraction de routes, cette approche est généralement utilisée après une classification de la scène sur des

critères radiométriques [Dell, 2001], [Ambe, 2005], ou combinée avec un algorithme d'analyse multi-résolution basé sur la transformée en ondelettes [Fati, 2003], [Wang, 2010].

2.1.3. Détecteurs de lignes

Parmi les opérateurs de bas niveau, on peut citer les détecteurs de lignes développés par Tupin [Tupin, 1998]. Ces opérateurs ont permis l'extraction de l'axe principal des structures linéaires à partir d'images moyennes résolutions satellitaires ERS-1, et d'images haute résolution aéroportées ERIM [Tupin, 2002]. L'approche est testée sur des zones urbaines d'images radar [cost, 2002]. Supposant l'homogénéité de la structure linéaire et de son voisinage, la méthode est basée sur la fusion d'un détecteur rapport et d'un détecteur corrélation suivie par une transformée de Hough locale.

Dans [Fati, 2003], les auteurs ont proposé une méthode de détection des structures linéaires sur des images radar SAR combinant l'algorithme à trous, la transformée de Hough et les deux détecteurs D1 et D2 de Tupin [Tupin, 1998]. L'image radar bruitée est décomposée à l'aide d'un algorithme d'analyse multi-résolution basée sur la transformée en ondelettes, à chaque échelle D1 et D2 sont appliqués ainsi que leur fusion et enfin la transformée de Hough (TH) est effectuée pour supprimer les petites structures isolées.

A son tour Lisini [Lisi, 2006] a proposé une méthode locale dans un contexte haute résolution basée sur la fusion du détecteur de lignes de Tupin [Tupin, 1998] et le résultat de la classification de l'image afin d'intégrer un modèle des routes combinant les informations statistiques et structurale des routes.

2.2. Méthodes globales

Ce type de méthodes considère l'extraction des routes comme un problème global. L'ensemble de l'image est converti dans un nouvel espace mathématique et les routes sont extraites à partir de leurs formes transformées dans cet espace. On peut citer parmi les méthodes globales existantes, celles utilisées pour les images radar SAR :

2.2.1. Approche markovienne

Sous l'hypothèse qu'une entité route peut être obtenue en connectant certains segments issus d'une phase de détection de structures linéaires et en supprimant certains autres correspondant à des fausses alarmes, les approches markoviennes ramènent le problème de reconnection à l'étiquetage d'un graphe dont le champ d'étiquettes est supposé markovien. L'avantage de l'approche markovienne est qu'elle permet l'introduction d'information a priori très variée sur les structures recherchées.

Une approche proposée pour l'extraction du réseau routier sur des images SAR moyenne résolution par Tupin [Tupi, 1998] qui paramètre les sommets de son graphe à l'aide des segments préalablement extraits. Le modèle introduit par le terme « a priori » contient les observations : les routes sont longues, elles ont une courbure faible et les intersections sont rares. La sélection du meilleur graphe se fait selon un critère probabiliste bayésienne. Dans le terme de vraisemblance, les potentiels de cliques ont été modifiés pour gérer le milieu urbain (sur des images moyennes résolution) et ses nombreux carrefours [Tupi, 2002]

Une amélioration de l'approche de Tupin [Tupi, 1998] a été proposé par Katartzis [Kata, 2001] en faisant des changements qui influent sur le terme de vraisemblance. Ces changements comprennent principalement l'intégration d'une nouvelle définition de la mesure d'observation associée à chaque segment, la réduction du nombre de paramètres associées aux potentiels des segments qui décrivent la probabilité conditionnelle de distribution et une nouvelle fonction définit les cliques du graphe.

Lisini [Lisi, 2006] propose une modification de l'approche linéique de Tupin pour l'adapter aux images haute résolution dans un contexte multi-résolution en utilisant une information au niveau de la classe de chaque pixel. Il a introduit par le biais du terme de vraisemblance, la fusion du résultat de classification [Tiso, 2004] et le résultat du détecteur de lignes [Tupi, 1998].

Dans un milieu urbain et en prenant en compte essentiellement la gestion des carrefours, Negri [Negr, 2006] propose une méthode d'extraction des routes sur des images radar SAR haute résolution. Cette méthode s'articule sur l'approche de Lisini [Lisi, 2006] en introduisant des connaissances concernant les carrefours par le terme « a priori »

Gu Xu [Gu Xu, 2009] utilise aussi l'approche markovienne. Il construit son graphe à l'aide des segments préalablement détectés par un détecteur de lignes adapté aux images radar (*cross-correlation line detector*), Il a optimisé le graphe de segments de Tupin en éliminant les arrêtes qui relient deux nœuds construits à partir des segments connectés.

2.2.2. Approches par processus ponctuels marqués

Ces approches sont sensiblement voisines de l'approche markovienne. L'idée ici est de modéliser l'image comme un ensemble d'objets en interaction. De façon générale, l'objectif de la géométrie stochastique est d'utiliser des modélisations d'objets pré-calculées dont il faut optimiser les paramètres pour atteindre une configuration d'équilibre correspondant au résultat du problème d'extraction. Cette approche est employée par Stoica [Stoi, 2001] à partir de données optiques SPOT et radar ERS.

Dans ces travaux, le réseau linéique de l'image est modélisé par un réseau de segments qui évoluent, à chaque itération, jusqu'à extraction de la totalité du réseau routier de la scène. Cette évolution se fait en minimisant une fonction d'énergie qui prend en compte les contraintes géométriques et topologiques du réseau routier par un terme a priori (modèle de Candy) et les contraintes radiométriques par un terme d'attache aux données. L'optimisation de cette fonction d'énergie est mise en œuvre par un algorithme de type recuit simulé.

2.2.3. La programmation dynamique

De nombreux travaux d'extraction de réseaux linéiques reposent sur une optimisation par programmation dynamique, technique efficace permettant d'optimiser une fonction de coût dans un graphe, ce qui revient à la recherche d'un chemin optimal.

Initialement, la programmation dynamique, basée aussi sur l'optimisation d'une fonction énergie, est utilisée pour trouver le chemin optimal qui permet de relier deux points fixes d'une même structure (algorithme de Fischler) [Fisc, 1981].

Dell'Acqua [Dell, 2001] effectue une classification non supervisée par k-means d'images radar aéroportées à 2 mètres de résolution environ suivi par une transformée de Hough qui permet d'indiquer de façon automatique le point de départ d'un algorithme de programmation dynamique optimisant une fonction de coût et de prendre en compte les propriétés radiométriques des routes.

Amberg [Ambe, 2005] propose une amélioration de la méthode de [Dell, 2001] en effectuant une classification supervisée par maximum de vraisemblance sur une image radar satellitaire haute résolution dans un contexte urbain, une transformée de Hough est appliquée pour localiser les tronçons rectilignes du réseau routier. L'extraction du réseau complet est effectué par un algorithme de programmation dynamique où l'algorithme est initialisé automatiquement, la fonction de coût à optimiser fait intervenir deux types d'informations différentes : une information locale décrivant les caractéristiques radiométriques des routes et une information globale dérivée du résultat de la classification dont l'objectif est de préserver la poursuite des divergences.

Il est donc nécessaire de posséder non plus un seul point d'amorce mais plusieurs, situés à proximité de la solution. Cette approche peut engendrer un inconvénient majeur dans la mesure où la sélection de ces points d'amorce doit être fiable si nous voulons assurer la pertinence de l'extraction.

2.2.4. Les contours actifs

Les modèles des contours déformables (contours actifs) se basent sur une approche analysée dans [Kass, 1988]. En effet, c'est une méthode précise et efficace. Les contours actifs doivent néanmoins être initialisés près de l'objet à détecter. Le contour évolue, ensuite, selon un algorithme de minimisation d'énergie qui favorise en général une faible courbure au niveau du contour. Cette méthode est largement utilisée pour la détection et la localisation des frontières afin de faciliter le problème de segmentation d'images, et aussi pour l'extraction des structures linéaires telles que les routes sur des images optiques comme radar.

Pour les images optiques, les contours actifs sont utilisés par Gruen [Grue, 1997], Li [Li, 1997] où des méthodes semi-automatiques pour l'extraction des structures linéaires sont représentées.

Huber et Konrad [Hube, 2001] présentent également l'application du contour actif pour l'extraction des routes sur des images radar après une phase de détection en utilisant l'approche de Steger [Steg, 1998]. Un problème lié à l'utilisation des contours actif est que la convergence vers la vraie route dépend fortement des points du contour initial. Pour remédier à ce problème, les auteurs ont utilisé l'algorithme génétique (un algorithme d'optimisation) pour identifier les meilleurs points de départ.

Bentabet [Bent, 2003] à son tour a utilisé l'approche du contour actif pour l'extraction des routes sur des images RADARSAT, où l'énergie externe est définie par la plausibilité des segments extraits par un détecteur de lignes et l'énergie interne est définie par les caractéristiques géométriques du contour actif (Snake) telles que la longueur, la rigidité et l'élasticité. L'initialisation du contour actif se fait à partir de la base de données.

2.2.5. La logique floue

Cette technique est basée sur la théorie des ensembles flous. Un ensemble flou est défini par une fonction d'appartenance, qui décrit le degré avec lequel un élément appartient à l'ensemble. La logique floue permet ainsi de représenter des modèles vagues; elle convient bien à la description des dépendances entre différents types d'informations et à la représentation des paramètres géographiques.

Dans [Wied, 1999] et [Wess, 2004], les auteurs construisent un graphe pondéré à partir de segments préalablement détectés et de connections potentielles entre ces segments. En introduisant des connaissances a priori sur les routes, chaque branche de l'arbre est évaluée en fonction de sa potentialité d'appartenir à une route. Pour cela, des fonctions linéaires floues appropriées (décrivant des propriétés radiométriques, géométriques [Wied,

1999] et contextuelles [Wess, 2003] des routes) sont utilisées afin d'associer à chaque branche un poids flou. Le chemin optimal est choisi parmi les différentes branches de ce graphe à l'aide d'un algorithme de recherche du plus court chemin.

2.2.6. Algorithme génétique

Les algorithmes génétiques appartiennent à la famille des algorithmes itératifs. Leur but est d'obtenir une solution approchée à un problème d'optimisation, lorsqu'il n'existe pas de méthode exacte (ou que la solution est inconnue) pour le résoudre en un temps raisonnable.

Dans [Byou, 2002] les auteurs proposent une approche pour l'extraction des routes à partir de l'imagerie radar SAR en regroupant les segments de routes détectées en appliquant un algorithme génétique. L'objectif de cet algorithme est l'optimisation des paramètres de proximité, courbure et d'intensité afin d'avoir des routes connectées, et enfin le réseau routier est complété en utilisant les contours actifs.

2.3. Post-traitement

Il est possible d'améliorer les performances en termes de taux de fausse alarme et de détections, par des approches multi-résolutions [Tupi, 1998], multi-prises de vue (multi-aspect) [Tupi, 2002], [Hedm, 2005] ou multi-temporelles [Chan, 1999].

Le problème dans ces approches est de valider (ou appuyer) le résultat d'une extraction et de pallier aux limitations géométriques (repliement, ombres) de la visée latérale. Ainsi, les techniques multi-temporelles visent à exploiter les caractéristiques d'invariance des structures manufacturées par rapport aux structures naturelles qui changent au cours du temps, afin de différencier le réseau hydraulique du réseau routier.

Les méthodes multi-prises de vue contribuent à exploiter la non-stationnarité de l'aspect des routes avec l'angle de prise de vue afin de compléter les non-détections souvent induites par les limitations géométriques du capteur SAR et les configurations à faible contraste entre la route et son voisinage.

Enfin les approches multi-résolutions sont utilisées afin d'adapter les algorithmes aux multiples dimensions de routes. Ce type d'approche voit en particulier son utilité lorsque la méthode d'extraction nécessite le choix de plusieurs paramètres et/ou seuils. Il suffit, alors, d'effectuer le réglage pour une dimension particulière de route puis de dégrader ou améliorer la résolution pour adapter l'algorithme aux routes plus ou moins larges.

2.4. Conclusion

L'état de l'art présenté a différencié trois approches possibles pour l'extraction des routes sur des images optiques ou radar: les méthodes locales de détection, les méthodes d'extraction par suivi (ou poursuite) de routes, et les méthodes d'extraction par reconnection de graphe. Chacune de ces approches présente des points forts et des points faibles dans des situations spécifiques que ce soit en termes de temps de calcul, de taux de fausse alarme ou de taux de détection.

Pour notre part, et dans un premier temps, nous nous intéressons à la phase de détection des structures linéaires à partir des images radar et nous avons choisi une méthode locale qui permet de détecter des pixels ou ensembles de pixels susceptible d'appartenir au réseau routier. Cette méthode s'articule autour des deux étapes suivantes :

- La fusion des réponses de deux détecteurs de lignes prenant en compte les statistiques du Speckle.
- L'application de la transformée de Hough locale afin de réduire l'effet des autres surfaces au comportement spéculaires dans la scène.

Dans ce chapitre, après une introduction sur les méthodes de détection de contours, nous mettons l'accent sur deux détecteurs de contours capables de s'affranchir au bruit du Speckle.

La détection de contours est une technique de réduction d'information dans les images. Elle consiste à transformer l'image en un ensemble de courbes formant les frontières significatives de l'image, utilisée préalablement pour certains traitements (segmentation, classification, détection de structures linéaires).

3.1. Introduction

De nombreuses méthodes de détection de contours ayant connu du succès dans le domaine du visible ont été proposées pour les images radar [Merl, 1996], [Roux, 1992], [Gema, 1996]. Ces méthodes fondées sur des différences de moyennes entre zones (reposant sur l'application des opérateurs gradient ou Laplacien), sont mises en échec sur les images radar entachées d'un bruit multiplicatif (speckle), car le taux de fausses détections varie avec la réflectivité radar, ces opérateurs détectent plus de faux contours en zones de réflectivité élevées qu'en zones de réflectivité faibles.

Plusieurs méthodes adaptées aux images SAR ont été proposées pour remédier à ce problème [Bovi, 1985], [Mads, 1986], [Touz, 1988], [Chab, 1996]. Ces opérateurs supposent que l'image est composée de zones homogènes, dont les échantillons sont indépendants et les intensités suivent une loi Gamma et considèrent un contour isolé de type échelon.

Nous proposons, dans ce qui suit, d'étudier deux techniques différentes pour la détection de contours adaptées aux images SAR, l'une basée sur le rapport des radiométries moyennes des régions et l'autre basée sur le coefficient de corrélation centrée et normalisée.

3.2. Le détecteur de contour rapport DC1

L'une des solutions pour s'affranchir du problème du bruit du speckle lié à l'imagerie radar consiste à considérer non plus la différence des valeurs radiométriques, mais leur rapport [Touz, 1988], [Bovi, 1988].

3.2.1. Définition de DC1

Notons $\bar{A} = \frac{1}{n} \sum A_i$ la moyenne en amplitude de la région i sur n pixels (figure 3.1), $f_x(t/p_1, \dots, p_k)$ la densité de probabilité (ddp) d'une variable aléatoire x pour la valeur t et les paramètres (p_1, \dots, p_k) , $\Phi_x(t/p_1, \dots, p_k)$ est la fonction de répartition. Considérons une image L-vues en amplitude, le comportement du détecteur est étudié sous les hypothèses qui correspondent au speckle totalement développé [Good, 1976] :

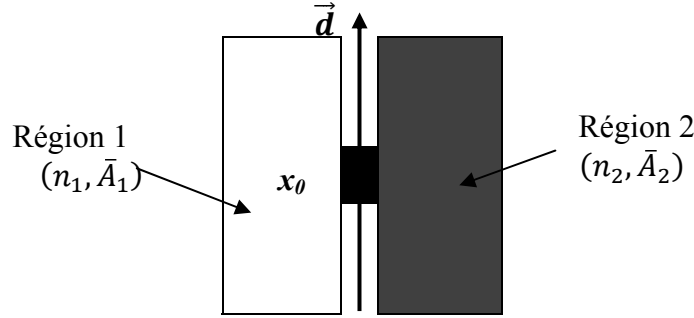


Figure. 3.1 Masque de détection de contours dans la direction \vec{d} .

Sous les hypothèses précédentes, en notant Γ la fonction gamma, nous obtenons la densité de probabilité pour une région homogène et d'intensité moyenne \bar{I} :

$$f_A(t/\bar{I}) = \frac{2}{\Gamma(L)} \left(\frac{L}{\bar{I}}\right)^L t^{2L-1} \exp\left(-\frac{L}{\bar{I}} t^2\right) \quad [Tupi, 1998a] \quad (3.1)$$

En notant A_s l'amplitude en un site s , la moyenne radiométrique d'une région i constituée de n_i pixels est :

$$\bar{A}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{s=1}^{n_i} A_s$$

En supposant les n_i pixels indépendants et en notant \bar{I}_i l'intensité moyenne de la région i , on obtient la densité de probabilité (le moyennage spatial de n_i pixels indépendants revient à faire du n_i L-vues) :

$$f_{\bar{A}_i}(t/\bar{I}_i) = \frac{2}{\Gamma(n_i L)} \left(\frac{n_i L}{\bar{I}_i}\right)^{n_i L} t^{(2n_i L-1)} \exp\left(-\frac{n_i L}{\bar{I}_i} t^2\right) \quad (3.2)$$

(t est une variable aléatoire qui prend les valeurs de l'amplitude \bar{A})

Dans le cas d'un détecteur de contours placé au pixel \mathbf{x}_θ et d'une direction $\vec{\mathbf{d}}_k, \mathbf{k} \in \{1, \dots, N_d\}$ où N_d est le nombre total de directions, les moyennes sont calculées de part et d'autre d'un axe centré en \mathbf{x}_θ de direction $\vec{\mathbf{d}}_k$.

On définit le rapport \mathbf{r}^* des deux moyennes \bar{A}_1 et \bar{A}_2 des deux régions **1** et **2** (\mathbf{r}^* dépend du \mathbf{x}_θ et de la direction $\vec{\mathbf{d}}_k$) par:

$$\mathbf{r}^* = \frac{\bar{A}_1}{\bar{A}_2}$$

D'après [Bark, 2005], la densité de probabilité associée à \mathbf{r}^* est donnée par:

$$f_{\mathbf{r}^*}(t/\bar{I}_1, \bar{I}_2) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{\bar{A}_1}(tx/\bar{I}_1) f_{\bar{A}_2}(x/\bar{I}_2) |x| dx$$

En utilisant (3.2) la densité de probabilité de \mathbf{r}^* est :

$$f_{\mathbf{r}^*}(t/\bar{I}_1, \bar{I}_2) = \frac{4}{\Gamma(n_1 L)\Gamma(n_2 L)} \left(\frac{n_1 L}{\bar{I}_1}\right)^{n_1 L} \left(\frac{n_2 L}{\bar{I}_2}\right)^{n_2 L} t^{(2n_1 L-1)} h(t/\bar{I}_1, \bar{I}_2)$$

Où $h(t/\bar{I}_1, \bar{I}_2) = \int_0^{\infty} x^{2L(n_1+n_2)-1} \exp\left(-x^2 \left(t^2 \frac{n_1 L}{\bar{I}_1} + \frac{n_2 L}{\bar{I}_2}\right)\right) dx$

En faisant le changement de variable : $\mathbf{z} = x^2 \left(t^2 \frac{n_1 L}{\bar{I}_1} + \frac{n_2 L}{\bar{I}_2}\right)$

Et en utilisant la définition de la fonction Γ :

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^{\infty} z^{\alpha-1} \exp(-z) dz, \quad \alpha > 0$$

On déduit la densité de probabilité de \mathbf{r}^* :

$$f_{\mathbf{r}^*}(t/\bar{I}_1, \bar{I}_2) = \frac{2\Gamma(n_1 L + n_2 L)}{\Gamma(n_1 L)\Gamma(n_2 L)} \left(\frac{n_1 L}{\bar{I}_1}\right)^{n_1 L} \left(\frac{n_2 L}{\bar{I}_2}\right)^{n_2 L} \frac{t^{(2n_1 L-1)}}{\left(t^2 \frac{n_1}{\bar{I}_1} + \frac{n_2}{\bar{I}_2}\right)^{L(n_1+n_2)}} \quad (3.3)$$

Notant le contraste entre les deux régions **1** et **2** $\mathbf{c} = \sqrt{\frac{\bar{I}_1}{\bar{I}_2}}$, nous avons :

$$f_{r^*}(t/c) = \frac{2\Gamma(n_1L + n_2L)}{\Gamma(n_1L)\Gamma(n_2L)} (n_1)^{n_1L} (n_2)^{n_2L} \frac{t^{(2n_1L-1)}}{(t^2n_1 + n_2c^2)^{L(n_1+n_2)}} c^{2n_2L} \quad (3.4)$$

Comme cette expression ne dépend que du contraste c entre les deux régions **1** et **2**, ce détecteur a une probabilité de fausse alarme constante indépendante de la radiométrie d'une région et donc ce détecteur a un TFAC (taux de fausse alarme constant).

On souhaite que le résultat de la détection de contours soit indépendant du sens de parcours de l'image. Dans [Bovi, 1988], les auteurs ont proposé de normaliser le rapport de telle façon qu'il soit supérieur ou égal à 1 :

$$r_m = \max\left(\frac{\bar{A}_1}{\bar{A}_2}, \frac{\bar{A}_2}{\bar{A}_1}\right)$$

Ce rapport prend des valeurs non limitées. Nous préférons étudier le détecteur de Touzi et al [Touz, 1988] qui ont normalisé le rapport pour qu'il prenne des valeurs entre 0 et 1 (*notre détecteur de contours DC1*) :

$$r_n = \min\left(\frac{\bar{A}_1}{\bar{A}_2}, \frac{\bar{A}_2}{\bar{A}_1}\right) \quad (3.5)$$

D'après [Touz, 1988], ce rapport peut s'exprimer par:

$$r_n = \begin{cases} r^*, & \text{si } r^* \leq 1 \\ \frac{1}{r^*}, & \text{si } r^* > 1 \end{cases} \quad (3.6)$$

$$\begin{aligned} P(a < r_n < b/c) &= P(a < r^* < b/c) + P\left(a < \frac{1}{r^*} < b/c\right), \quad a < b \leq 1 \\ &= P(a < r^* < b/c) + P\left(a < r^* < b/\left(\frac{1}{c}\right)\right) \end{aligned}$$

Et donc,

$$\begin{aligned} f_{r_n}(t/c) &= f_{r^*}(t/c) + f_{r^*}\left(t/\left(\frac{1}{c}\right)\right) \\ f_{r_n}(t/c) &= \frac{2\Gamma(n_1L+n_2L)}{\Gamma(n_1L)\Gamma(n_2L)} (n_1)^{n_1L} (n_2)^{n_2L} \left[\frac{c^{2n_2L} t^{(2n_1L-1)}}{(t^2n_1+n_2c^2)^{L(n_1+n_2)}} + \frac{\left(\frac{1}{c}\right)^{2n_1L} t^{(2n_2L-1)}}{(t^2n_2+\frac{n_1}{c^2})^{L(n_1+n_2)}} \right] \quad (3.7) \end{aligned}$$

Là aussi la densité de probabilité de ce détecteur est indépendante de la radiométrie d'une région et donc ce détecteur possède un TFAC.

r_n tend vers 0 en présence d'un contour de fort contraste et vers 1 sur une zone homogène. Un contour sera détecté pour un seuil r_{max} donné lorsque $r_n < r_{max}$.

Des exemples de la densité de probabilité (ddp) de DC1, que nous avons calculés, sont représentés sur la figure 3.2 pour différentes valeurs de c .

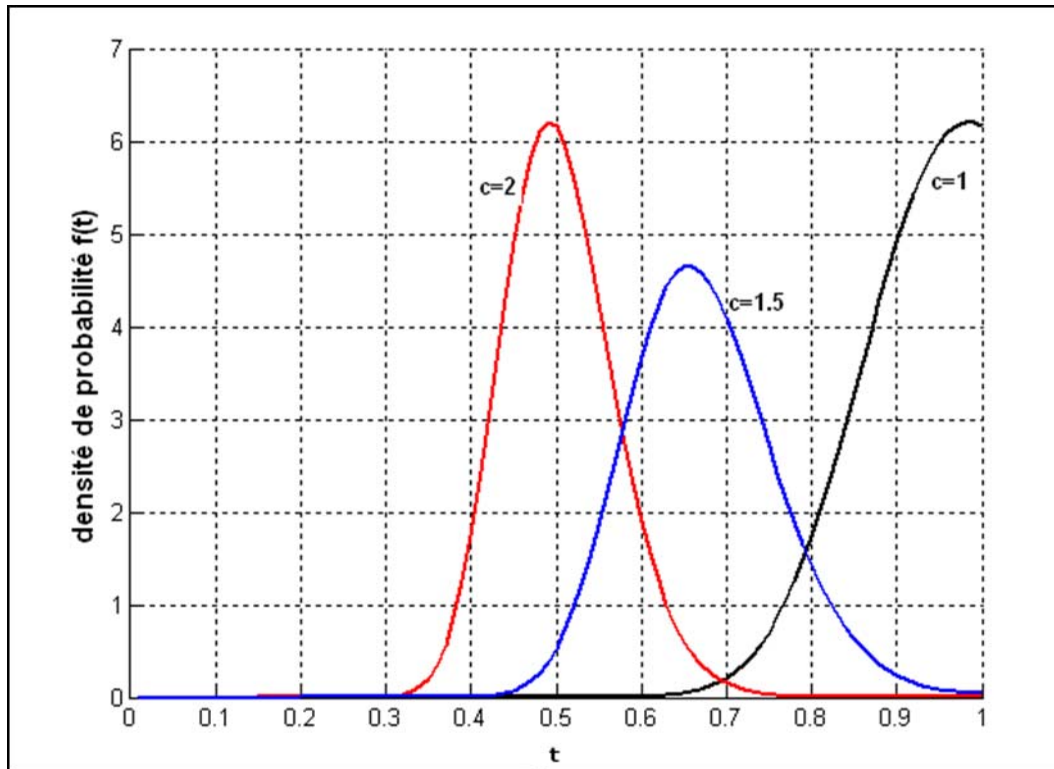


Figure. 3.2. Densité de probabilité de DC1 pour différents contrastes $c=1$ (noir), $c=1.5$ (bleu), $c=2$ (rouge)

3.2.2. Probabilité de détection et de fausse alarme de DC1 :

La probabilité de détection s'obtient pour un seuil r_{max} par:

$$P_d(r_{max}, c) = \int_0^{r_{max}} f_{r_n}(t/c) dt \quad (3.8)$$

La probabilité de fausse alarme est celle de détecter un contour sur une zone homogène ($\bar{I}_1 = \bar{I}_2$):

$$Pfa(r_{max}) = P_d(r_{max}, c = 1) \quad (3.9)$$

Pour évaluer les performances du détecteur, la figure 3.3 représente les courbes COR (probabilité de détection en fonction de la probabilité de fausse alarme).

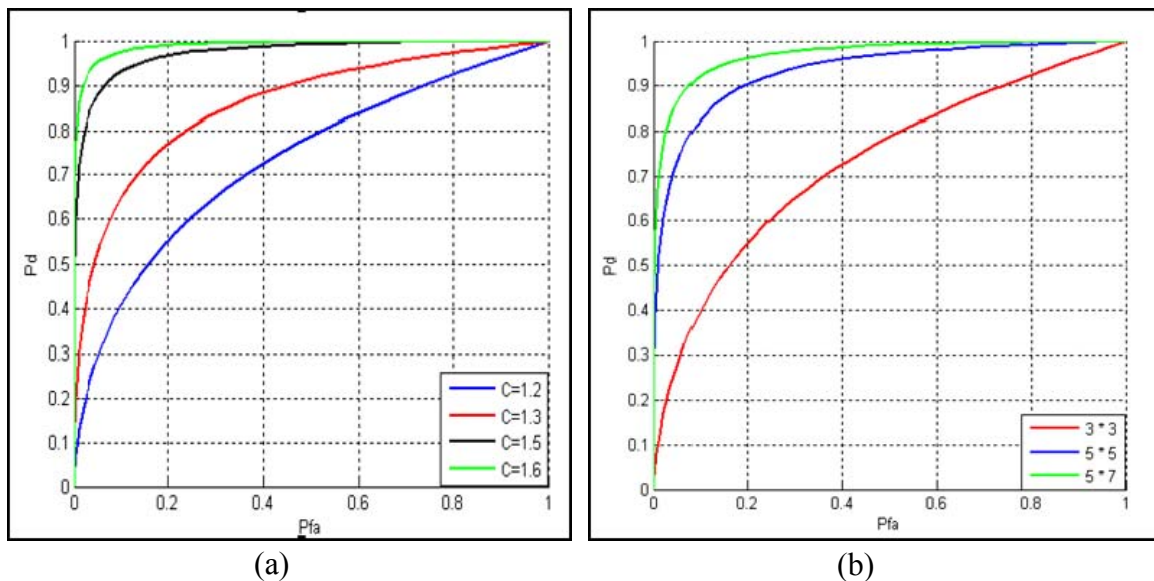


Figure. 3.3. Probabilité de détection en fonction de la probabilité de fausse alarme. (a) pour un masque de 5×5 et différents contrastes. (b) pour un contraste constant ($c=1.4$) et différentes tailles du masque.

La figure (3.4) représente l'allure de la probabilité de fausse alarme en fonction des tailles de masque. On constate qu'on peut réduire le taux de fausse alarme en augmentant la taille de la fenêtre.

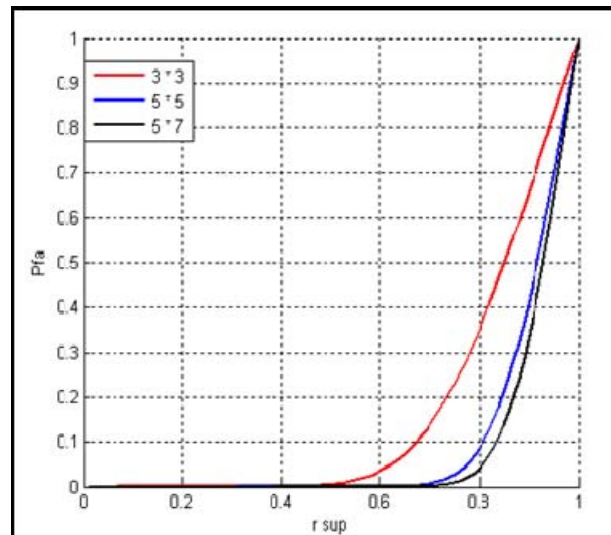


Figure. 3.4. Influence de la taille du masque sur le taux de détection.

3.3. Le détecteur de contours corrélation DC2

Un autre détecteur de contour adapté à l'imagerie radar proposé par Tupin [Tupi, 1998], prend en compte les statistiques d'un bruit multiplicatif (speckle) on se basant sur le coefficient de corrélation centré et normalisé.

Le principe de ce détecteur est de faire une comparaison entre un contour idéal et la zone de l'image dont il a été déduit. Cette comparaison est faite en évaluant le coefficient de corrélation centrée et normalisée ρ_{ij} entre ces deux populations.

Dans [Tupi, 1998a], l'auteur a présenté une définition du contour idéal dans l'espace discret. Elle est extraite à partir d'une méthode faite par Huecke [Huec, 1971] dans l'espace continu. Le principe de cette méthode est de chercher en un pixel \mathbf{x}_θ le contour qui approximera au mieux la radiométrie de son voisinage.

Dans l'espace continu, un contour est supposé être une marche d'escalier : c'est donc une ligne qui sépare deux zones i et j d'amplitudes constantes, et passe par \mathbf{x}_θ .

Pour définir le contour idéal dans l'espace discret, Tupin a choisi de rechercher le contour idéal qui minimise l'erreur quadratique moyenne (EQM). Elle a déduit que le contour idéal qui correspond à une direction \vec{d} a pour valeurs les moyennes \bar{A}_i et \bar{A}_j des deux zones i et j d'une région A restreinte au voisinage de \mathbf{x}_θ .

Considérons le cas d'une détection de contour correspondant à une direction \vec{d} entre deux régions i et j formant une population A . Le voisinage de \mathbf{x}_θ est constitué de n échantillons de la variable aléatoire amplitude A , et nous constituons n échantillons de la variable aléatoire B , qui correspond au contour idéal déduit.

Soient $\sigma_A, \sigma_B, \bar{A}, \bar{B}$ les écart-types et les moyennes des deux populations A et B respectivement (figure 3.5):

$$\bar{A} = \frac{1}{n} \sum_1^n A_s, \text{ la moyenne de la population A}$$

$$\bar{B} = \frac{1}{n} \sum_1^n B_s, \text{ la moyenne de la population B}$$

$$\sigma_A = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_1^n (A_s - \bar{A})^2} \quad \text{l'écart - type de la population A}$$

$$\sigma_B = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_1^n (B_s - \bar{B})^2} \quad \text{l'écart - type de la population B}$$

Le coefficient de corrélation centré et normalisé entre ces deux populations est obtenu par :

$$\rho = \frac{\sum_1^n (A_s - \bar{A})(B_s - \bar{B})}{\sqrt{\sum_1^n (A_s - \bar{A})^2 \cdot \sum_1^n (B_s - \bar{B})^2}} \quad (3.10)$$

$$\rho = \frac{\sum_1^n (A_s B_s + \bar{A}\bar{B} - \bar{A}B_s - A_s\bar{B})}{n\sigma_A\sigma_B}$$

$$\rho = \frac{\sum_1^n A_s B_s + \sum_1^n \bar{A}\bar{B} - \sum_1^n \bar{A}B_s - \sum_1^n A_s\bar{B}}{n\sigma_A\sigma_B}$$

Avec

$$\sum_1^n X_i = n\bar{X}$$

$$\rho = \frac{\sum_1^n A_s B_s + n\bar{A}\bar{B} - n\bar{A}\bar{B} - n\bar{A}\bar{B}}{n\sigma_A\sigma_B}$$

On obtient
$$\rho = \frac{1}{n\sigma_A\sigma_B} (\sum_1^n A_s B_s - n\bar{A}\bar{B}) \quad (3.11)$$

Chaque pixel appartient à la région i de la population B prend la valeur \bar{A}_i et chaque pixel appartient à la région j de la population B prend la valeur \bar{A}_j a valeur \bar{A}_j (figure 3.5).

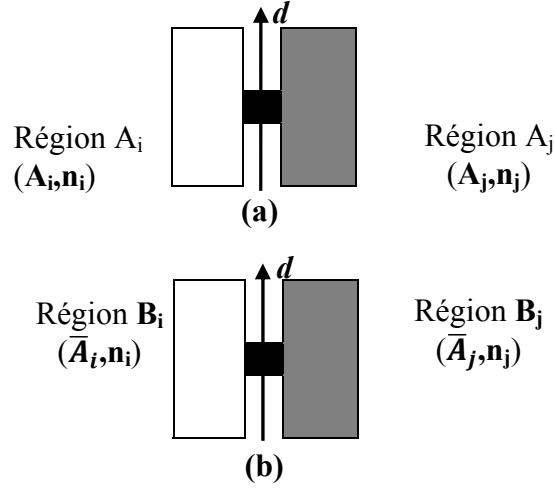


Figure 3.5. Principe du détecteur de contours corrélation (a) Population A (n pixels) de l'image (b) Population B du contour idéal construit (n pixels).

Soient n_i , n_j les nombres de pixels des régions i et j respectivement formant la population A avec $\mathbf{n} = \mathbf{n}_i + \mathbf{n}_j$, \bar{A}_i et \bar{A}_j les valeurs moyennes des régions i et j respectivement.

- La valeur moyenne de la population A :

$$\bar{A} = \frac{1}{\mathbf{n}} \left(\sum_i^{n_i} A_i + \sum_j^{n_j} A_j \right) \quad (3.12)$$

Avec

$$\bar{A}_i = \frac{1}{\mathbf{n}} \left(\sum_i^{n_i} A_i \right)$$

$$\bar{A}_j = \frac{1}{\mathbf{n}} \left(\sum_j^{n_j} A_j \right)$$

Donc

$$\bar{A} = \frac{n_i \bar{A}_i + n_j \bar{A}_j}{\mathbf{n}}$$

- La valeur moyenne de la population B :

$$\bar{B} = \bar{A} = \frac{n_i \bar{A}_i + n_j \bar{A}_j}{\mathbf{n}} \quad (3.13)$$

- L'écart type de la population A :

$$\sigma_A^2 = \frac{1}{\mathbf{n}} \left(\sum_1^n (A - \bar{A})^2 \right) \quad (3.14)$$

$$\sigma_A^2 = \frac{1}{n} \left(\sum_1^{n_i} (A_i - \bar{A}_i)^2 + \sum_1^{n_j} (A_j - \bar{A}_j)^2 \right)$$

$$\sigma_A^2 = \frac{1}{n} \left(\sum_1^{n_i} (A_i^2 + \bar{A}_i^2 - 2A_i\bar{A}_i) + \sum_1^{n_j} (A_j^2 + \bar{A}_j^2 - 2A_j\bar{A}_j) \right)$$

$$\bar{A}^2 = \left(\frac{n_i\bar{A}_i + n_j\bar{A}_j}{n} \right)^2$$

Avec

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{n_i} \left(\sum_1^{n_i} (A_i^2 + \bar{A}_i^2 - 2A_i\bar{A}_i) \right)$$

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{n_i} \left(\sum_1^{n_i} A_i^2 - n_i\bar{A}_i^2 \right)$$

Et par conséquent

$$\sigma_j^2 = \frac{1}{n_j} \left(\sum_1^{n_j} A_j^2 - n_j\bar{A}_j^2 \right)$$

Donc

$$\sigma_A^2 = \frac{1}{n^2} \left[n_i n_j (\bar{A}_i - \bar{A}_j)^2 + n (n_i \sigma_i^2 + n_j \sigma_j^2) \right] \quad (3.15)$$

- L'écart type de la population B :

$$\sigma_B^2 = \frac{1}{n} \sum_1^n (B_s - \bar{B})^2 \quad (3.16)$$

$$\sigma_B^2 = \frac{1}{n} \left(\sum_1^{n_i} (\bar{A}_i - \bar{B})^2 + \sum_1^{n_j} (\bar{A}_j - \bar{B})^2 \right)$$

$$\sigma_B^2 = \frac{1}{n} \left(\sum_1^{n_i} \left(\bar{A}_i - \frac{n_i\bar{A}_i + n_j\bar{A}_j}{n} \right)^2 + \sum_1^{n_j} \left(\bar{A}_j - \frac{n_i\bar{A}_i + n_j\bar{A}_j}{n} \right)^2 \right)$$

d'où

$$\sigma_B^2 = \frac{1}{n} \left(\sum_1^{n_i} \left(\frac{n_j(\bar{A}_i - \bar{A}_j)}{n} \right)^2 + \sum_1^{n_j} \left(\frac{n_i(\bar{A}_i - \bar{A}_j)}{n} \right)^2 \right)$$

$$\sigma_B^2 = \frac{n_i n_j}{n^2} (\bar{A}_i - \bar{A}_j)^2$$

- Le coefficient de corrélation ρ :

D'après l'équation (3.11) on a :

$$\begin{aligned} \rho &= \frac{1}{\sigma_A \sigma_B} \frac{1}{n} \left(\sum_{V_{x_0}} AB - n \bar{A} \bar{B} \right) \\ &= \frac{1}{n \sigma_A \sigma_B} \left(\sum_1^{n_i} A \bar{A}_i + \sum_1^{n_j} A \bar{A}_j - n \bar{A}^2 \right) \\ \bar{A} &= \frac{n_i \bar{A}_i + n_j \bar{A}_j}{n} \\ \rho &= \frac{1}{n \sigma_A \sigma_B} \left(n_i \bar{A}_i^2 + n_j \bar{A}_j^2 + \frac{(n_i \bar{A}_i + n_j \bar{A}_j)^2}{n} \right) \\ \rho &= \frac{1}{\sigma_A \sigma_B} \left(\frac{n_i n_j}{n^2} (\bar{A}_i - \bar{A}_j)^2 \right) \end{aligned}$$

Donc

$$\begin{aligned} \rho^2 &= \frac{\sigma_B^2}{\sigma_A^2} \\ \rho^2 &= \frac{\frac{n_i n_j}{n^2} (\bar{A}_i - \bar{A}_j)^2}{\frac{1}{n^2} [n_i n_j (\bar{A}_i - \bar{A}_j)^2 + n (n_i \sigma_i^2 + n_j \sigma_j^2)]} \\ \rho^2 &= \frac{1}{1 + (n_i + n_j) \frac{n_i \gamma_i^2 c_{ij}^2 + n_j \gamma_j^2}{n_i n_j (c_{ij} - 1)^2}} \end{aligned} \quad (3.17)$$

Avec :

$$\begin{aligned} c_{ij} &= \frac{\bar{A}_i}{\bar{A}_j} && : \text{Le contraste entre les régions } i \text{ et } j. \\ \gamma_i &= \frac{\sigma_i}{\bar{A}_i} && : \text{Le coefficient de variation de la région } i. \\ \gamma_j &= \frac{\sigma_j}{\bar{A}_j} && : \text{Le coefficient de variation de la région } j. \end{aligned}$$

L'expression (3.17) dépend non seulement du contraste, mais tient compte aussi de l'homogénéité des régions (la présence du coefficient de variation γ). Remarquons que lorsque le voisinage de \mathbf{x}_0 est totalement homogène, c'est-à-dire \mathbf{C}_{ij} tend vers 1, le coefficient

de corrélation ρ tend vers 0 ce qui correspond au résultat attendu. Un contour sera détecté pour un seuil de décision ρ_{\min} donné lorsque $\rho > \rho_{\min}$.

Conclusion :

Après une recherche bibliographique sur les méthodes de détection de contours sur les images radar SAR existant dans la littérature, nous avons présenté deux détecteurs de contours adaptés aux images soumises à un bruit multiplicatif (speckle), le premier basé sur le rapport des radiométries moyennes des zones et le deuxième basé sur le coefficient de corrélation centré et normalisé, les résultats de l'application des deux détecteurs de contours sur des images réelles sont présentés au cinquième chapitre.

Dans ce chapitre, nous présentons une méthode de détection des structures linéaires, cette comprend la fusion de deux détecteurs de lignes capables de s'affranchir du speckle suivi par une transformée de Hough locale.

4.1. Introduction

L'extraction des lignes dans les images satellitaires optiques ou radar (étape souvent préalable à la détection des réseaux routiers, ferrés ou fluviaux) est un problème difficile et toutes les méthodes existantes sont loin d'être parfaites. Chaque approche possède ses avantages et inconvénients face à des situations très particulières. Aujourd'hui, plusieurs travaux de recherche ont été développés dans le but de combiner efficacement les différentes approches pour pouvoir exploiter au mieux les avantages de chacune de ces méthodes ; fusion des réponses de deux détecteurs de lignes [Tupi, 1998], fusion du résultat d'un détecteur de ligne avec le résultat de l'image classifiée (route et non-route) [Lisi, 2006] ou encore fusion des résultats des différentes vues (aspect) et différentes bandes (bande X, bande P) [Gamb, 2011].

Nous détaillons, dans ce qui suit, les différentes étapes de la méthode proposée illustrée par la figure. 4.1. On distingue quatre étapes :

- Prétraitement (filtrage du speckle).
- Détection des structures linéaires par deux détecteurs de lignes D1 et D2 adaptés aux images radar SAR.
- Fusion des réponses de ces deux détecteurs.
- Post-traitements (suppression de pixels isolés, transformée de Hough).

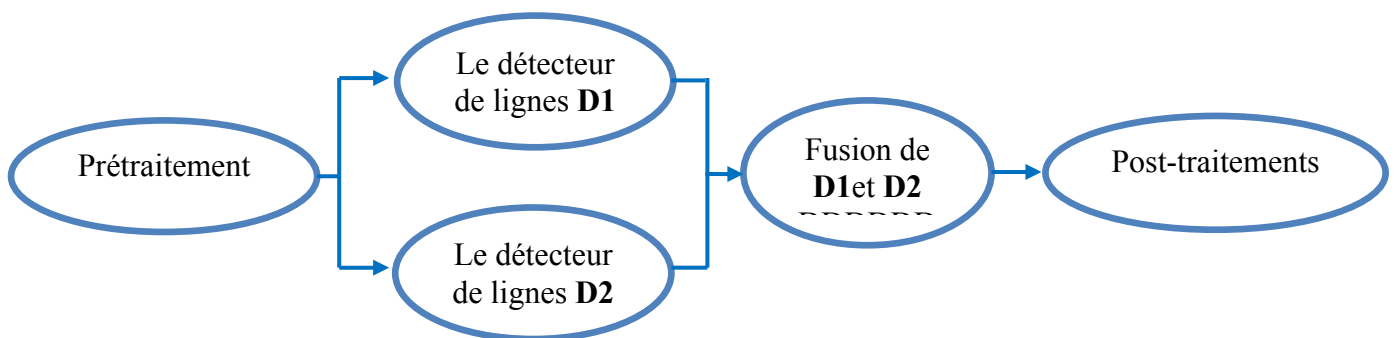


Figure. 4.1. Méthode de détection proposée.

4.2. Prétraitement

La présence du speckle dans les images radar SAR réduit le pouvoir de perception des détails et des structures fines de la scène imagée. Ce phénomène qui est dû aux interférences aléatoires des ondes réfléchies par de nombreux diffuseurs élémentaires sur une cellule de résolution de la surface d'objet, rend extrêmement difficile l'interprétation automatique des images SAR. La réduction du speckle consiste à estimer le bruit à partir du signal observé et de le réduire en préservant la radiométrie et les informations texturales de l'image.

Certains filtres font appel à des considérations spatiales et fréquentielles simples; c'est le cas des filtres multi-vues (multi-looks) [Gran, 1997], [Fjor, 1999].

D'autres filtres, plus adaptés aux données radar, se fondent sur des raisonnements statistiques plus complexes, on peut citer quelques uns des filtres adaptatifs les plus célèbres en imagerie radar : les filtres basés sur le critère EQM tels que le filtre de Frost [Frost,1982], le filtre de Lee [Lee, 1981] et les filtres basés sur le critère MAP (maximum a posteriori) tels que le Gamma-MAP [Bara, 1995].

Dans notre travail nous avons testé deux filtres heuristiques (le filtre moyen pondéré et le filtre Median) et deux filtres adaptatifs (le filtre de Frost et le filtre de Lee amélioré), dont nous avons implémenté le filtre de Lee amélioré et le filtre moyen pondéré et les deux autres à partir de l'ENVI.

4.2.1. Le filtre moyen pondéré

Ce filtre vise à sélectionner, dans la fenêtre du traitement, un sous-ensemble des pixels appartenant à la même région que celle du pixel courant p [Bolo, 1999]. Soit $K = N \times N$ la taille du filtre et tho un seuil choisi a priori. Soient X_1, \dots, X_K les intensités des pixels dans la fenêtre du traitement. La réponse du filtre pour chaque pixel est donnée par :

$$Y(p) = \frac{\sum_{n=1}^k C_n X_n}{\sum_{n=1}^k C_n}$$

Avec :

X_p : l'intensité du pixel central p .

$$C_n = \begin{cases} \mathbf{1} & \text{si } \mathit{abs}(X_n - X_p) < \mathit{tho} \\ \mathbf{0} & \text{sinon} \end{cases}$$

Les paramètres de contrôle sont le seuil tho et la taille de la fenêtre K .

4.2.2. Le filtre de Lee amélioré

C'est un filtre adaptatif basé sur le calcul des paramètres statistiques locales de l'image, il considère le speckle comme étant un bruit multiplicatif statistiquement indépendant de la scène. Le comportement du filtre dépend des estimations locales des coefficients de variation du bruit (C_U) et de l'observation (C_I) [Bolo, 1999].

Sachant que les coefficients de variation sont donnés par :

$$C_I = \frac{\sigma_I}{\mu_I} \quad \text{et} \quad C_U = \frac{\sigma_u}{\mu_u}$$

Soit $K = N \times N$ la taille du filtre. Soient X_1, \dots, X_K les intensités des pixels dans la fenêtre du traitement, m la valeur moyenne locale. La réponse du filtre pour chaque pixel p est donné par :

$$Y(p) = W(p)X_p + (1 - W(p))m(p)$$

Avec

$$m(p) = \frac{1}{K} \sum_{n=1}^K X_n$$

$$W(p) = \begin{cases} 0 & \text{si} & C_I \leq C_U \\ 1 - \frac{C_U^2}{C_I^2} & \text{si} & C_U < C_I < C_{\max} \\ 1 & \text{si} & C_I \geq C_{\max} \end{cases}$$

$$C_{\max} \cong \sqrt{2}C_U$$

Nous détaillons par la suite les deux détecteurs de lignes proposés :

4.3. Le détecteur de lignes rapport D1

Nous proposons, dans cette partie, un détecteur de lignes adapté au images radar SAR, ce détecteur est déduit du détecteur de contours DC1 décrit au chapitre précédent en couplant deux détecteurs de part et d'autre d'une région centrale [Tupi, 1998].

4.3.1. Définition de D1

Le détecteur de structures linéaires D1 est défini par sa réponse r comme suit :

$$r = \min(r_{12}, r_{13}) \tag{4.1}$$

Où r_{12} et r_{13} sont les réponses du détecteur de contours DC1 entre la zone centrale (1) et les deux zones adjacentes 2 et 3 respectivement (figure.4.2).

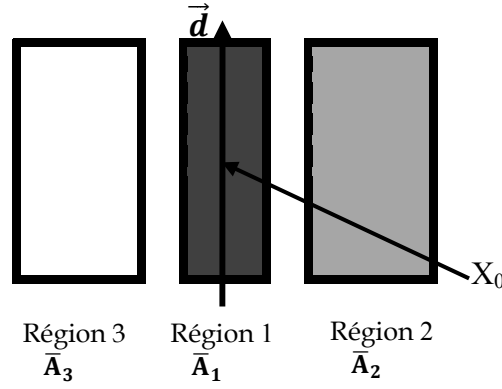


Figure. 4.2. Masque pour la détection des structures linéaires.

Pour une direction donnée, le détecteur proposé revient à faire une détection de contours de part et d'autre de la ligne et à conserver la valeur la plus faible des deux réponses. Cette contrainte stricte nous assure que seules les lignes (et non pas les contours) seront détectées. Une solution plus tolérante serait de combiner les deux réponses. Un pixel est considéré comme appartenant à une ligne si sa réponse r est suffisante (plus grande qu'un seuil r_{min} choisi a priori).

Cette formulation correspond à une seule direction ; en pratique N_d directions sont testées. De plus, suivant l'application considérée, des lignes plus ou moins épaisses doivent être détectées. Ainsi plusieurs largeurs pour la région centrale sont essayées, et donc autant de réponses sont calculées. Une fusion, par opérateur maximum généralement, est finalement opérée afin de détecter toutes les structures de la scène [Ambe, 2005].

Envisageons tout d'abord le cas d'une direction d , et d'après [Bark, 2005], on a :

$$f_{min(x,y)}(t) = f_x(t)\phi_y(t) + f_y(t)\phi_x(t) \quad (4.2)$$

Où f_x représente la fonction de densité de probabilité de la variable aléatoire x et ϕ_x représente la fonction de répartition de la variable aléatoire x .

Donc d'après 4.1 et 4.2 nous avons :

$$f_r(t/c_{12}, c_{13}) = f_{r_{12}}(t/c_{12})\phi_{r_{13}}(t/c_{13}) + f_{r_{13}}(t/c_{13})\phi_{r_{12}}(t/c_{12})$$

Au lieu d'utiliser la réponse du détecteur de contours DC1 $r_n = \min\left(\frac{\bar{A}_l}{\bar{A}_j}, \frac{\bar{A}_j}{\bar{A}_l}\right)$ directement qui tend vers 0 en présence d'un contour fort contraste, et vers 1 sur une zone homogène, nous préférons définir $r_{ij} = 1 - \min\left(\frac{\bar{A}_l}{\bar{A}_j}, \frac{\bar{A}_j}{\bar{A}_l}\right)$ qui tend vers 1 en présence d'un contour fort contraste, et vers 0 sur une zone homogène.

$r_{12} = 1 - \min\left(\frac{\overline{A_1}}{\overline{A_2}}, \frac{\overline{A_2}}{\overline{A_1}}\right)$: Réponse du détecteur de contours entre les deux zones 1 et 2

$r_{13} = 1 - \min\left(\frac{\overline{A_1}}{\overline{A_3}}, \frac{\overline{A_3}}{\overline{A_1}}\right)$: Réponse du détecteur de contours entre les deux zones 1 et 3

$\overline{A_1}$: La valeur radiométrique moyenne de la zone centrale (indice 1)

$\overline{A_2}$: La valeur radiométrique moyenne de la zone adjacente 2 (indice 2)

$\overline{A_3}$: La valeur radiométrique moyenne de la zone adjacente 3 (indice 3)

Et d'après [Bark, 2005] nous avons :

\mathbf{x}, \mathbf{y} deux variables aléatoires, si $\mathbf{y} = \mathbf{1} - \mathbf{x}$, nous avons :

$$f_{\mathbf{y}}(\mathbf{y}) = f_{\mathbf{x}}(\mathbf{1} - \mathbf{x}) \quad (4.3)$$

$$\phi_{\mathbf{y}}(\mathbf{y}) = \mathbf{1} - \phi_{\mathbf{x}}(\mathbf{x}) \quad (4.4)$$

Supposant $\tilde{r}_{12} = \min\left(\frac{\overline{A_1}}{\overline{A_2}}, \frac{\overline{A_2}}{\overline{A_1}}\right)$ et $\tilde{r}_{13} = \min\left(\frac{\overline{A_1}}{\overline{A_3}}, \frac{\overline{A_3}}{\overline{A_1}}\right)$

D'après l'équation (3.7), nous avons:

$$f_{\tilde{r}_{12}}(t/c_{12}) = \frac{2\Gamma(n_1L + n_2L)}{\Gamma(n_1L)\Gamma(n_2L)} (n_1)^{n_1L} (n_2)^{n_2L} \left[\frac{c_{12}^{2n_2L} t^{(2n_1L-1)}}{(t^2 n_1 + n_2 c_{12}^2)^{L(n_1+n_2)}} + \frac{\left(\frac{1}{c_{12}}\right)^{2n_1L} t^{(2n_2L-1)}}{\left(t^2 n_2 + \frac{n_1}{c_{12}^2}\right)^{L(n_1+n_2)}} \right] \quad (4.5)$$

$$f_{\tilde{r}_{13}}(t/c_{13}) = \frac{2\Gamma(n_1L + n_3L)}{\Gamma(n_1L)\Gamma(n_3L)} (n_1)^{n_1L} (n_3)^{n_3L} \left[\frac{c_{13}^{2n_3L} t^{(2n_1L-1)}}{(t^2 n_1 + n_3 c_{13}^2)^{L(n_1+n_3)}} + \frac{\left(\frac{1}{c_{13}}\right)^{2n_1L} t^{(2n_3L-1)}}{\left(t^2 n_3 + \frac{n_1}{c_{13}^2}\right)^{L(n_1+n_3)}} \right] \quad (4.6)$$

$$r_{12} = 1 - \tilde{r}_{12}$$

$$r_{13} = 1 - \tilde{r}_{13}$$

En utilisant les équations (4.3) et (4.4), les densités de probabilités de \mathbf{r}_{12} et \mathbf{r}_{13} seront :

$$f_{\tilde{r}_{12}}(t/c_{12}) = \frac{2\Gamma(n_1L + n_2L)}{\Gamma(n_1L)\Gamma(n_2L)} (n_1)^{n_1L} (n_2)^{n_2L} \left[\frac{c_{12}^{2n_2L} (1-t)^{(2n_1L-1)}}{(t^2n_1 + n_2c_{12}^2)^{L(n_1+n_2)}} + \frac{\left(\frac{1}{c_{12}}\right)^{2n_1L} (1-t)^{(2n_2L-1)}}{\left(t^2n_2 + \frac{n_1}{c_{12}^2}\right)^{L(n_1+n_2)}} \right] \quad (4.7)$$

$$f_{\tilde{r}_{13}}(t/c_{13}) = \frac{2\Gamma(n_1L + n_3L)}{\Gamma(n_1L)\Gamma(n_3L)} (n_1)^{n_1L} (n_3)^{n_3L} \left[\frac{c_{13}^{2n_3L} (1-t)^{(2n_1L-1)}}{((1-t)^2n_1 + n_3c_{13}^2)^{L(n_1+n_3)}} + \frac{\left(\frac{1}{c_{13}}\right)^{2n_1L} (1-t)^{(2n_3L-1)}}{\left((1-t)^2n_3 + \frac{n_1}{c_{13}^2}\right)^{L(n_1+n_3)}} \right] \quad (4.8)$$

Et finalement en utilisant l'équation 4.2, la densité de probabilité de \mathbf{r} est donnée par :

$$f_r(t/c_{12}, c_{13}) = \frac{4\Gamma(n_1L + n_2L)\Gamma(n_1L + n_3L)}{\Gamma(n_1L)^2\Gamma(n_2L)\Gamma(n_3L)} (n_1)^{n_1L} (n_2)^{n_2L} (n_3)^{n_3L} \left[g(t/c_{12}) \int_t^1 g(x/c_{13}) dx + g(t/c_{13}) \int_t^1 g(x/c_{12}) dx \right] \quad (4.9)$$

Où

$$g(x/c_{1i}) = \frac{c_{1i}^{2n_iL} (1-x)^{(2n_1L-1)}}{\left((1-x)^2n_1 + n_i c_{1i}^2\right)^{L(n_1+n_i)}} + \frac{\left(\frac{1}{c_{1i}}\right)^{n_1L} (1-x)^{(2n_iL-1)}}{\left((1-x)^2n_i + \frac{n_1}{c_{1i}^2}\right)^{L(n_1+n_i)}} \quad (4.10)$$

L'expression (4.10) ne dépend que des contrastes C_{12} et C_{13} entre la zone centrale et les deux zones adjacentes. Donc ce détecteur a une probabilité de fausse alarme constante pour des contrastes donnés. La réponse du détecteur varie de 0 pour des contrastes nuls, à 1 pour des contrastes infinis.

4.3.2. Probabilité de détection de D1

La probabilité de détection s'obtient pour un seuil r_{min} donné par:

$$P_d(r_{min}, c_{12}, c_{13}) = \int_{r_{min}}^1 f_r(t/c_{12}, c_{13}) dt \quad (4.11)$$

Pour avoir une meilleure probabilité de détection, il faut un contraste suffisant de part et d'autre de la structure linéaire.

4.3.3. Probabilité de fausse alarme de D1

Dans le cas de la probabilité de fausse alarme de ce détecteur, nous pouvons distinguer les deux cas suivantes :

- ✓ La détection d'une structure linéaire sur une zone homogène ($C_{12} = C_{13} = 1$).
- ✓ La détection d'une ligne à la place d'un contour $C_{12} = C$ et $C_{13} = 1$, ou

$C_{12} = 1$ et $C_{13} = C$.

Dans ces deux cas la probabilité de fausse alarme peut s'écrire :

$$Pfa(r_{min}, C) = P_d(r_{min}, 1, C) = P_d(r_{min}, C, 1)$$

$$Pfa(r_{min}, C) = \int_{r_{min}}^1 f_r(t/C, 1) dt \quad (4.12)$$

Les deux figures 4.3 et 4.4, représentent ces deux cas de la probabilité de fausse alarme. Pour la figure 4.3 on constate l'influence de la taille de fenêtre de traitements sur la probabilité de fausse alarme, et donc une solution pour réduire les fausses alarmes est d'augmenter la taille de la fenêtre, mais en contrepartie les calculs augmentent d'où dépassement de capacité des calculs : en Matlab la valeur maximale est $realmax \approx 10^{308}$ (voir Annexe).

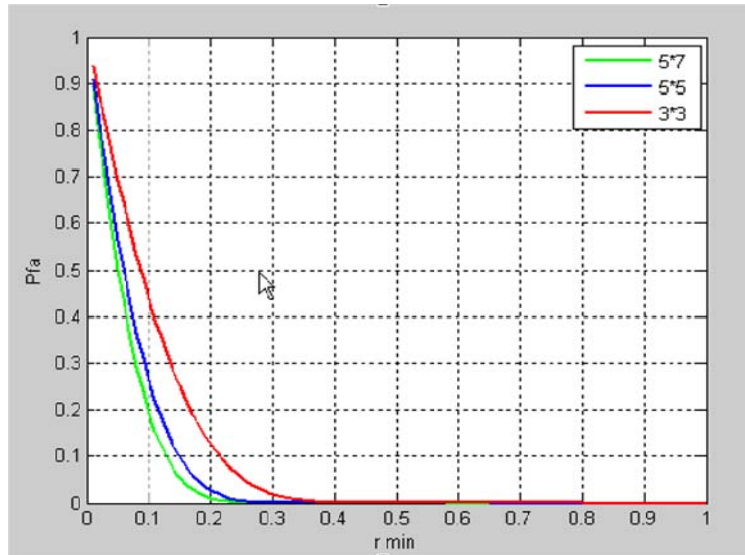


Figure. 4.3. Influence du nombre de pixels sur la Pfa

Pour la figure. 4.4 on constate que sur une zone homogène qui correspond à $C=1$, la probabilité de détection d'une structure linéaire est très faible pour un seuil supérieur à **0,2**. Alors que, dans le cas d'un contour, la probabilité de fausse alarme ne dépend plus du contraste de ce contour au-delà d'un certain seuil (les courbes pour des contours de contraste 2 et 4 sont confondues).

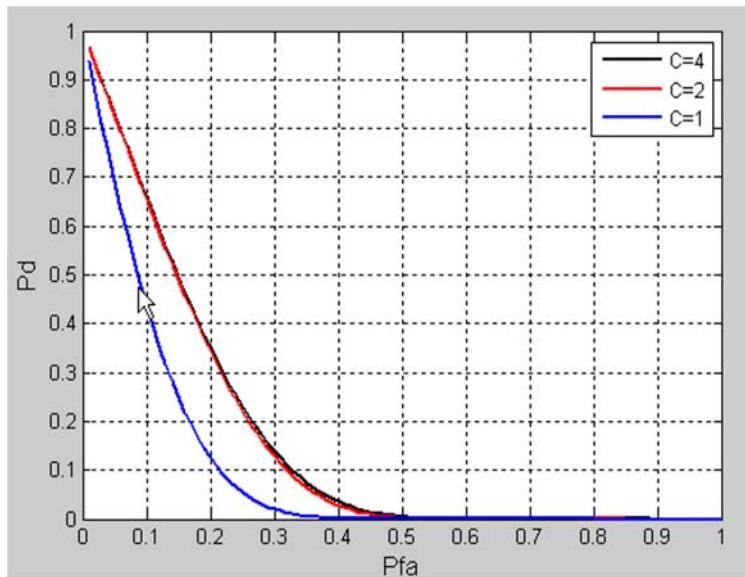


Figure. 4.4. Influence du contraste C du contour sur la Pfa

D'une façon générale, l'amélioration de la probabilité de détection correspond à une augmentation de la taille du fenêtrage de traitement (figure 4.5), et comme toujours le seuil de décision r_{min} doit être choisi de façon à réaliser un compromis entre une bonne détection et une faible fausse alarme.

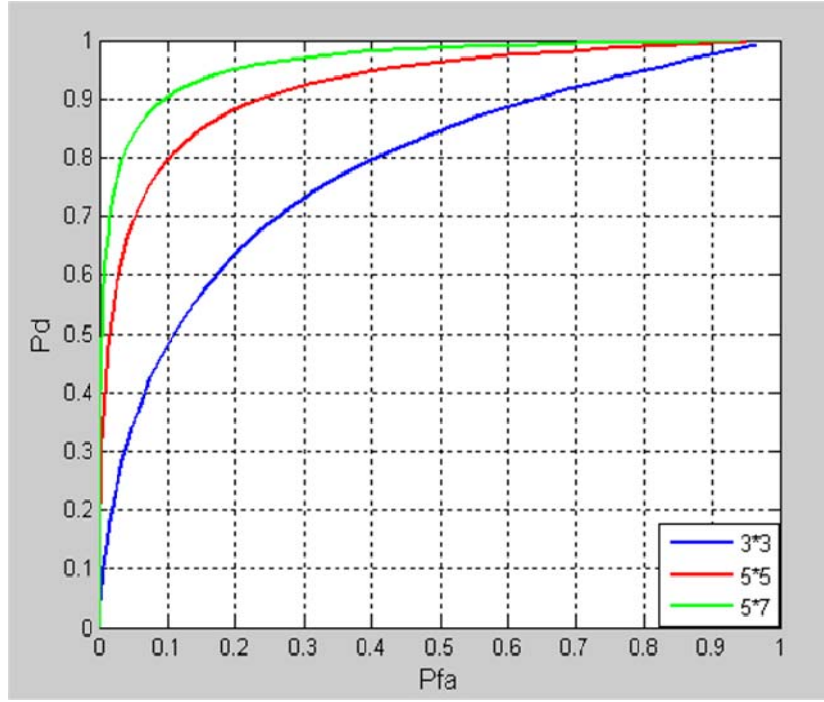


Figure. 4.5. Probabilité de détection ($C_{12} = 2$ et $C_{13}=1.5$) en fonction de la probabilité de fausse alarme (contour avec $c = 2$).

4.4. Le détecteur de lignes D2

Un deuxième détecteur de lignes adapté au images radar est proposé dans cette partie. Ce détecteur est déduit du détecteur de contour DC2 décrit au chapitre précédent [Tupi, 1998], [Xu, 2009].

De la même façon qu'au 4.2.1, nous définissons dans cette partie un nouveau détecteur de lignes s'appuyant sur le détecteur de contours proposé dans la section 3.3 du chapitre précédent.

En utilisant les notations de la figure 4.2, si ρ_{12} est la réponse du détecteur de contour entre les zones 1 et 2, et ρ_{13} entre les zones 1 et 3, le détecteur de structures linéaires est :

$$\rho = \min(\rho_{12}, \rho_{13}) \quad (4.13)$$

D'après l'équation 3.17 on déduit les formules de ρ_{12} et ρ_{13} :

$$\rho_{12}^2 = \frac{1}{1 + (n_1 + n_2) \frac{n_1 \gamma_1^2 c_{12}^2 + n_2 \gamma_2^2}{n_1 n_2 (c_{12} - 1)^2}} \quad (4.14)$$

$$\rho_{13}^2 = \frac{1}{1 + (n_1 + n_3) \frac{n_1 \gamma_1^2 c_{13}^2 + n_3 \gamma_3^2}{n_1 n_3 (c_{13} - 1)^2}} \quad (4.15)$$

Avec :

$c_{ij} = \frac{\bar{A}_i}{\bar{A}_j}$: Le contraste entre les régions i et j .

$\gamma_i = \frac{\sigma_i}{\bar{A}_i}$: Le coefficient de variation de la région i .

$\gamma_j = \frac{\sigma_j}{\bar{A}_j}$: Le coefficient de variation de la région j .

Là encore, cela revient à sélectionner la plus petite réponse des deux détecteurs de contours de part et d'autre, comme résultat du détecteur de structures linéaires. Ceci nous assure que seules les lignes seront détectées. Soit ρ_{min} un seuil de décision, seront considérés comme appartenant à une structure pour une direction d donnée les pixels pour lesquels $\rho > \rho_{min}$.

Nous avons testé différentes orientations (8 directions) et plusieurs largeurs de la structure centrale (figure 4.6) afin de détecter les structures linéaires de la scène, indépendamment de leurs largeurs et de leurs orientations. Une fusion, par opérateur maximum généralement, est finalement opérée afin de détecter toutes les structures de la scène [Ambe, 2005].

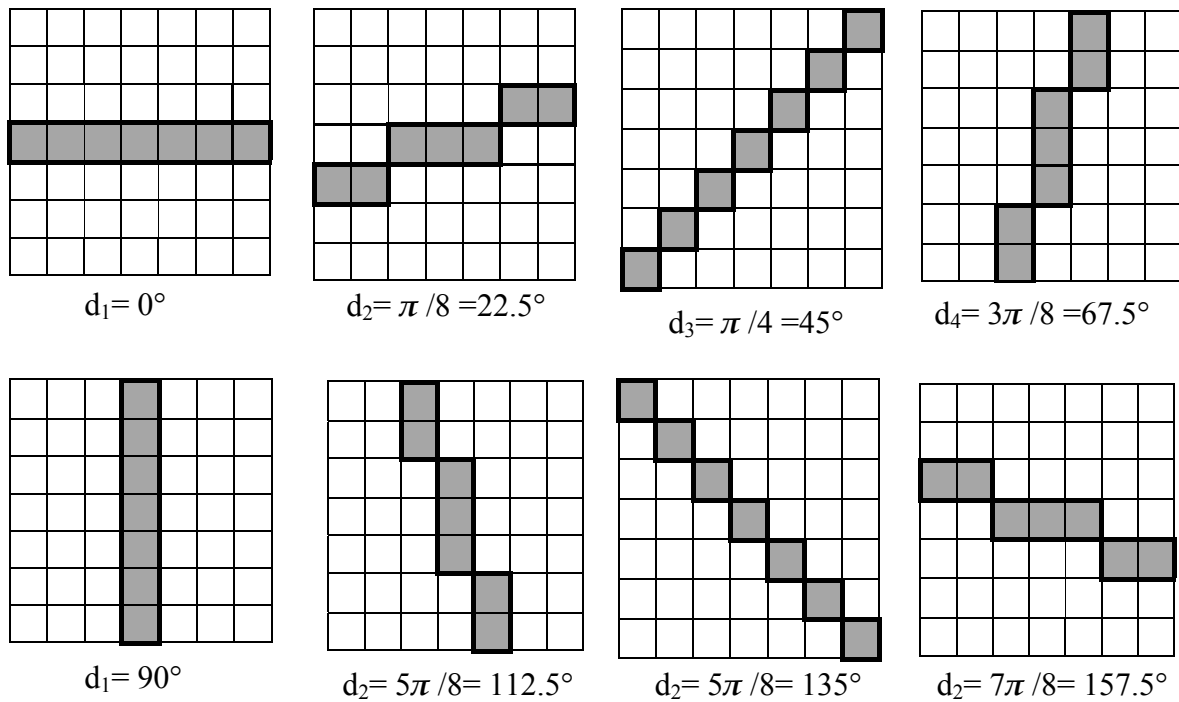


Figure.4.6. Masque de 7*7 avec 8 directions de la zone centrale uniformément répartis sur $[0, \pi]$ avec une largeur de 1 pixel.

4.5. Fusion des réponses de D1 et D2

Chaque détecteur présente des avantages et des inconvénients, plutôt que de choisir un des détecteurs, nous avons préféré de combiner les réponses de D1 et D2. Les réponses des deux détecteurs r et ρ sont donc fusionnées dans chaque direction utilisée.

Nous avons choisi d'utiliser une somme associative symétrique $h(x,y)$ proposé par tupin [Tupi, 1998a] :

$$h(x,y) = \frac{xy}{1-x-y+2xy} \quad x,y \in [0,1] \quad (4.16)$$

Cet opérateur de fusion a un comportement de réhausser les fortes valeurs de mesures ($x > 0.5$ et $y > 0.5$), affaiblir les valeurs de faibles mesures ($x < 0.5$ et $y < 0.5$), et adaptative en fonction des valeurs x et y dans tous les autres cas (figure.4.7).

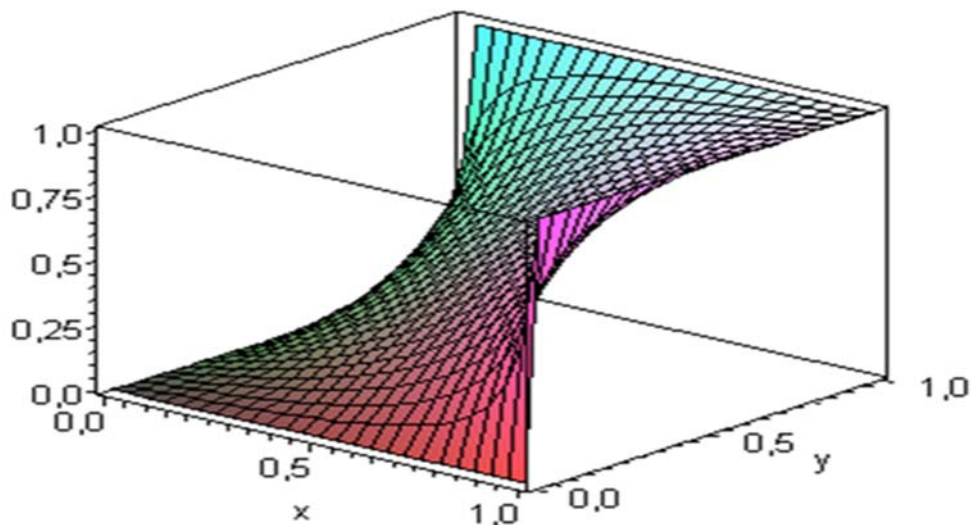


Figure. 4.7. L'allure de $h(x,y)$

Comme cet opérateur est une somme symétrique sur l'intervalle $[0,1]$, le comportement de cet opérateur dépend de la position des variables par rapport à la valeur 0.5 , et donc, les réponses obtenues par les deux détecteurs de ligne D1 et D2 sont recentrées autour de leurs seuils ($\bar{r} = r + 0,5 - r_{\min}$ et $\bar{\rho} = \rho + 0,5 - \rho_{\min}$). Les valeurs ainsi obtenus, sont utilisées dans l'équation (4.16). Ensuite, le seuil de décision utilisé sur la fusion des deux réponses est la valeur centrale 0.5 de l'intervalle $[0, 1]$.

Les différentes largeurs et directions de la zone centrale utilisées pour les deux détecteurs de lignes D1 et D2 sont conservées. Là aussi, une fusion, par opérateur maximum, est finalement opérée afin de détecter toutes les structures de la scène [Ambe, 2005]. Les valeurs obtenues sont alors seuillées avec un seuil de 0.5 . après cette étape de seuillage, on obtient une image de pixels qui sont considérés comme des éléments de structure et une image de leur direction conservée.

4.6. Post-traitements :

Cette phase consiste à effectuer des traitements permettant de supprimer une partie du bruit, en faisant appel à des traitements locaux intervenant sur le voisinage des pixels. Donc nous avons effectué une étape de suppression des pixels isolés suivie par une application de la transformée de Hough afin de réduire des fausses alarmes.

4.6.1. Suppression des pixels isolés

Cette première étape consiste à supprimer les pixels classés par l'étape de détection comme éléments de structures qui sont "isolés". Après l'étape de détection, Pour chaque pixel conservé avec une direction, nous cherchons dans le voisinage de ce pixel tous les autres pixels ayant une direction proche de celle de ce pixel (en admettant un écart de plus ou moins $22,5^\circ$). Si le nombre des pixels sélectionnés est inférieur à un seuil, le pixel examiné est supprimé; sinon il est considéré comme non isolé.

4.6.2. Transformée de Hough locale

Cet outil permet la détection automatique de structures dont la forme géométrique répond à une équation analytique (droite, cercle, ellipse, ...). Elle a été décrite pour la première fois par Paul Hough en 1962 et est utilisée comme technique de reconnaissance de formes appliquée sur des images numériques. Les applications de la transformée de Hough sont nombreuses et variées, telles que la détection des traits du visage sur des images, la reconnaissance des codes à barres ou d'empreintes digitales. Pour les images de télédétection, la transformée de Hough a été utilisée pour la détection du linéique sur des images optiques [Duda, 1972], Rianto [Rian, 1998]. La transformée de Hough est largement utilisée pour détecter les structures linéaires sur les images radar ; Costa [Cost, 2002], Sun [Sun, 2006] ont utilisé la transformée de Hough pour réduire des fausses alarmes causées par la présence des petites structures linéaires. Haihui [Haih, 2010] a appliqué la transformée de Hough sur les détails de la transformée en ondelettes d'une image radar SAR pour la détection du linéique.

4.6.2.1. Principe

La démarche théorique est d'accumuler des évidences sur l'existence d'une forme particulière. Dans la pratique, il s'agit de projeter l'espace image (noté plan I) dans un espace transformé (noté plan H) dont la dimension est égale au nombre de paramètres décrivant la forme recherchée. Appliquée à la détection des droites, on a deux paramètres *rho* et α selon l'équation (4.17) d'une droite en coordonnées polaires. Pour une droite dans l'espace image, on a une transformée de m à 1 (figure.4.8)

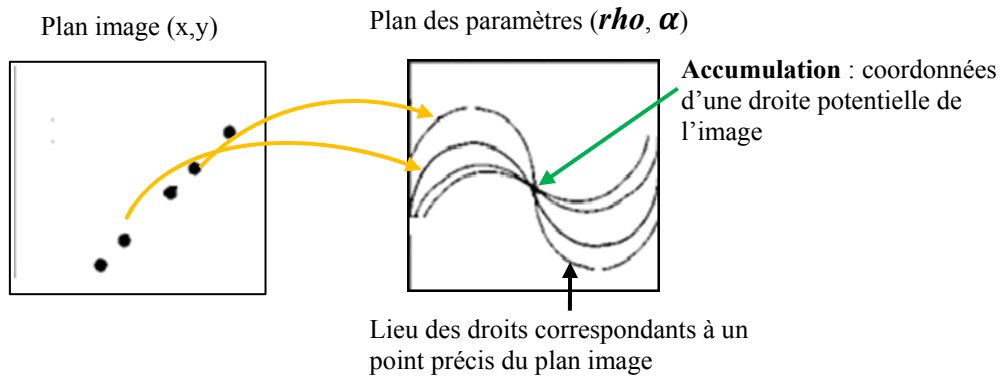


Figure. 4.8 Principe d'accumulation pour la détection de droite en coordonnées polaires.

$$\rho = x \cos(\alpha) + y \sin(\alpha) \quad (4.17)$$

Où ρ désigne la distance de la droite au centre du repère image et α l'angle entre une normale à la droite et l'axe des abscisses du plan image (figure 4.9).

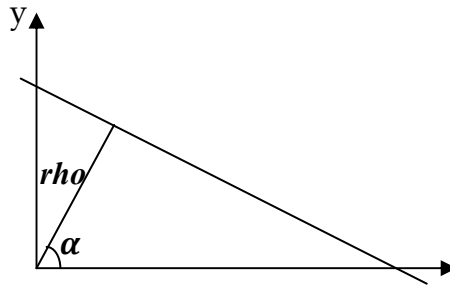


Figure. 4.9 Paramètres d'une droite en coordonnées

4.6.2.2. Algorithme

L'algorithme de la transformée de Hough pour la détection des droites (ρ, α) suit les étapes suivantes, sachant que :

$$0 < \alpha < 360$$

$$0 < \rho < \rho_{max}$$

$$\rho_{max} = \sqrt{\text{nombre de lignes}^2 + \text{nombre de colonnes}^2}$$

Remarque :

La valeur maximale de l'accumulateur A par exemple, correspond à l'équation d'une droite pour laquelle beaucoup de pixels de l'image I lui appartiennent.

Cette deuxième étape des post-traitements, consiste à appliquer une transformée de Hough locale afin d'avoir une nouvelle réduction des fausses détections (réduction de l'effet des autres surfaces au comportement spéculaire dans la scène) [Ambe, 2005]:

- ✓ L'image est divisée en blocs de 20*20 pixels avec un déplacement de 10 pixels.

- ✓ L'accumulateur est simplifié et ne tient compte que des droites ayant l'une des 8 directions utilisées pour D1 et D2 et passant par la fenêtre d'étude.
- ✓ La droite qui contient le maximum des pixels ayant la même direction de cette droite est sélectionnée et les pixels lui appartenant sont conservés, les autres étant supprimés.
- ✓ Pour atténuer les problèmes liés à la discrétisation, les droites retenues sont élargies sur trois pixels (la parallèle de part et d'autre de la droite sélectionnée).

4.7. Conclusion

A cause du bruit multiplicatif (speckle), les méthodes de détection du linéique issues de l'optique, qui suppose un bruit blanc gaussien, ont eu un comportement inadaptable sur les images radar (avoir un taux de fausse alarme variable).

nous avons présenté dans ce chapitre une méthode de détection des structures linéaires sur des images radar SAR, prenant en compte les statistiques du bruit multiplicatif (speckle). Cette méthode consiste en l'application de la transformée de Hough locale sur le résultat de la fusion des réponses de deux détecteurs de lignes, chacun basé sur son détecteur de contours (les deux détecteurs de contours adaptés aux images radar décrits au chapitre précédent).

Nous présentons dans ce chapitre les résultats des différents détecteurs décrits précédemment appliqué sur des images radar SAR. Nous discutons les différents résultats obtenus et nous terminons par des conclusions sur ces travaux.

Dans ce chapitre, nous présentons l'implémentation et l'application des méthodes citées dans le chapitre 3 (détection des contours) et le chapitre 4 (détection des structures linéaires), ces méthodes ont été appliquées sur des images radar SAR spatioportées et aéroportées.

5.1. Les images utilisées

5.1.1. Image spatioportée d'ERS1

L'image d'ERS1 sur laquelle nous travaillons (figure 5.1.a) est une image PRI (PRrecision Image) en bande C. Il s'agit d'une image en amplitude, en 3-vues et d'un espacement inter-pixel de 12,5m acquise sur la région d'Alger en date du 17/08/1996 en mode descendant.

Compte tenu de la longueur d'onde en bande C (5,6 cm), avec un angle d'incidence 23° , le revêtement des routes peut être considéré comme lisse (comportement spéculaire) (section 1.2.1).

5.1.2. Image aéroportée d'AIRSAR

C'est une image PRI (précision image), acquise par le capteur radar aéroporté AIRSAR en mode POLSAR en bande C sur une région de Costa Rica (la Selva) en date du 03/04/2004 avec un espacement inter-pixel de 10m (figure 5.1.b).

Comme précédemment, compte tenue de la longueur d'onde en bande C, avec un angle d'incidence 35° , le revêtement des routes peut être considéré comme lisse (section 1.2.1).

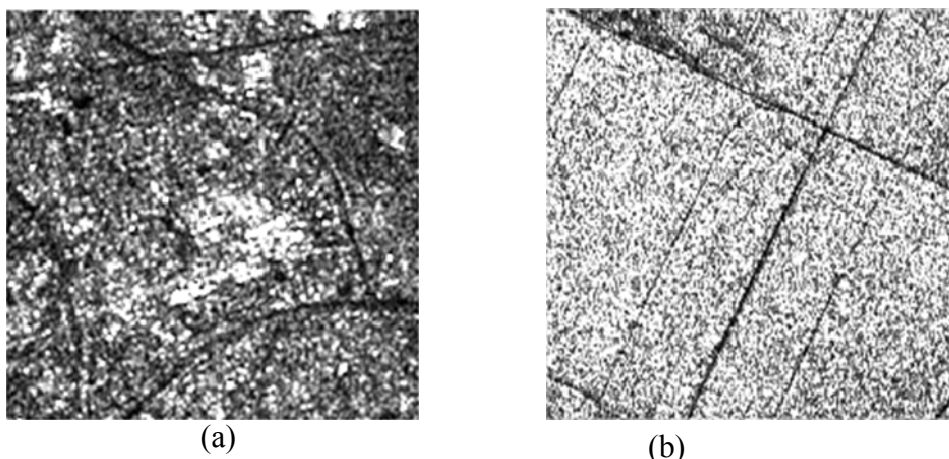


Figure 5.1. Image (200*200 pixels), (a) d'ERS1 sur la zone urbaine d'Alger, (b) d'AIRSAR sur une zone rurale (La Selva)

5.2. Résultat de la détection de contours

Nous présentons, dans cette section, les résultats obtenus après l'application des deux détecteurs de contours décrits au chapitre 3. La détection est effectuée avec des masques de taille 7×7 et orientés dans les 8 directions différentes uniformément réparties entre $[0, \pi]$ (figure.4.6). Pour différentes valeurs du seuil de décision r_{max} nous avons obtenus les résultats présentées sur les figures (figure 5.2, figure 5.3, figure 5.4 et figure 5.5).

5.2.1. Résultats sur l'image d'ERS-1

5.2.1.1. Le détecteur de contours rapport DC1

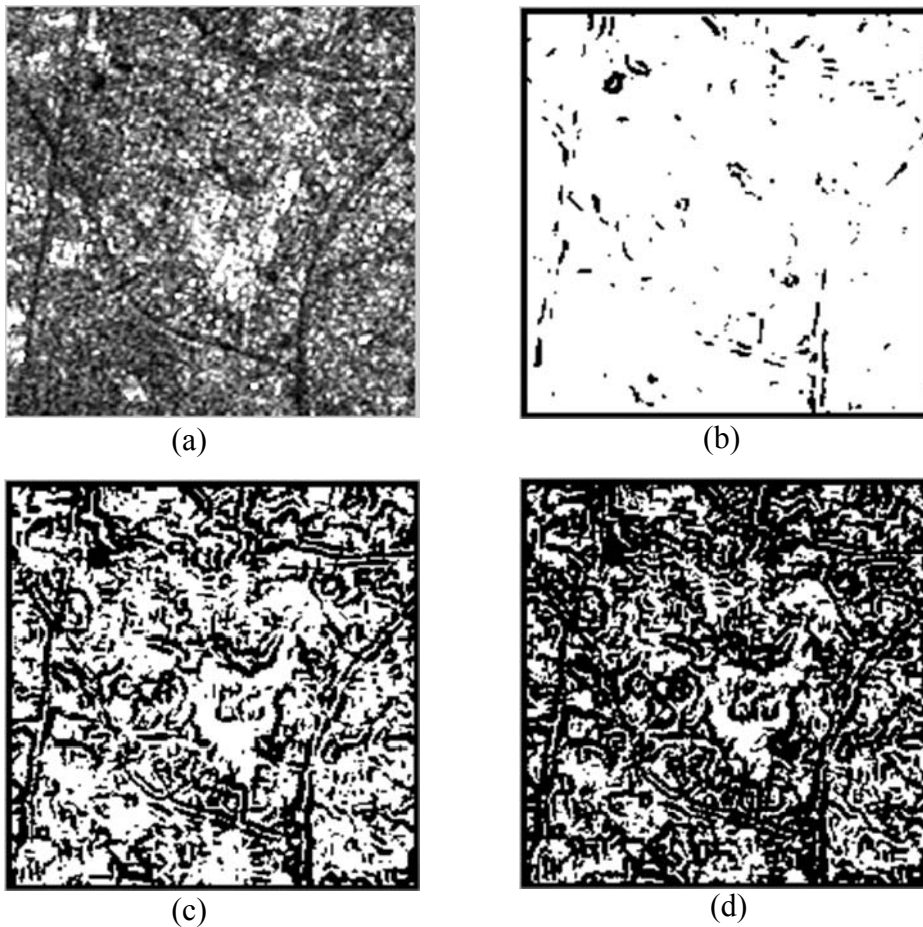


Figure. 5.2 Résultat de la détection de contours par DC1 (a) l'image d'ERS-1 (b) avec $r_{max}=0.4$ (c) avec $r_{max}=0.65$ (d) avec $r_{max}=0.72$

L'application des différentes valeurs du seuil r_{max} du détecteur DC1 sur l'image d'ERS-1 nous a permis de déduire la valeur du seuil qui donne un résultat satisfaisant en terme de détection et de fausse alarme qui est autour de $r_{max} = 0.65$ (figure.5.2.c).

5.2.1.2. Le détecteur de contours corrélation DC2

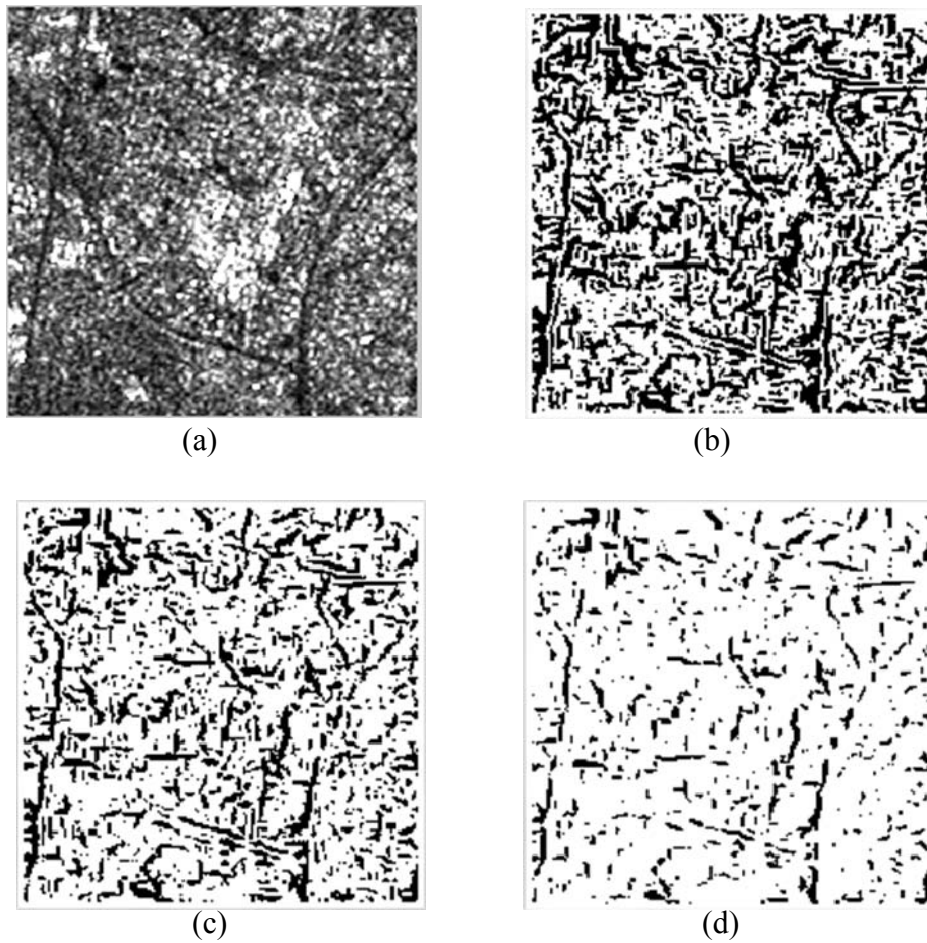


Figure. 5.3 Résultat de la détection de contours par DC2(a) l'image d'ERS-1 (b) avec $\rho_{min}=0.8$ (c) avec $\rho_{min} =0.85$ (d) avec $\rho_{min} =0.91$

Un test de différentes valeurs du seuil ρ_{min} du détecteur DC2 sur l'image d'ERS-1 nous a permis de déduire la valeur du seuil qui donne un résultat satisfaisant en terme de détection et de fausse alarme qui est autour de $\rho_{min} = 0.85$ (figure.5.3.c).

5.2.2. Résultats sur l'image d'AIRSAR

5.2.2.1. Le détecteur de contours rapport DC1

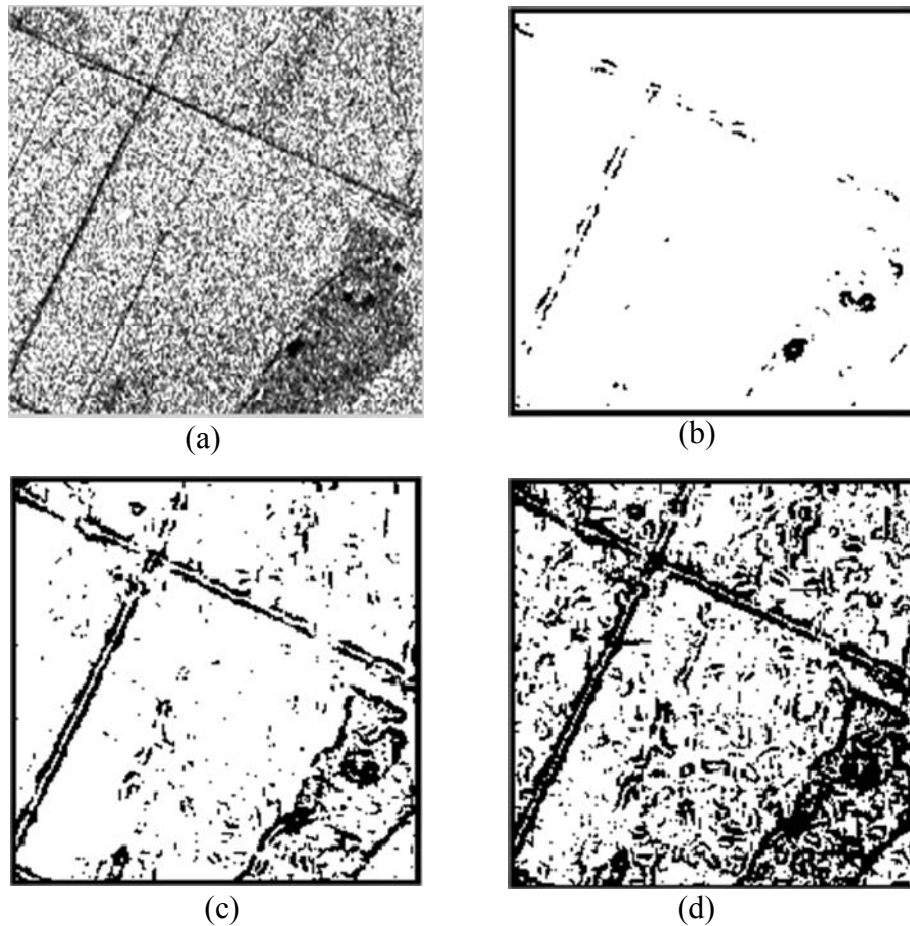


Figure. 5.4 Résultat de la détection de contours par DC1 (a) l'image d'AIRSAR (b) avec $r_{max}=0.45$ (c) avec $r_{max}=0.65$ (d) avec $r_{max}=0.75$

Après un test de plusieurs seuils r_{max} du détecteur DC1 sur l'image de AIRSAR nous pouvons constater la valeur du seuil qui donne un résultat satisfaisant en terme de détection et de fausse alarme qui est autour de $r_{max} = 0.65$ (figure.5.4.c).

5.2.2.2. Le détecteur de contours corrélation DC2

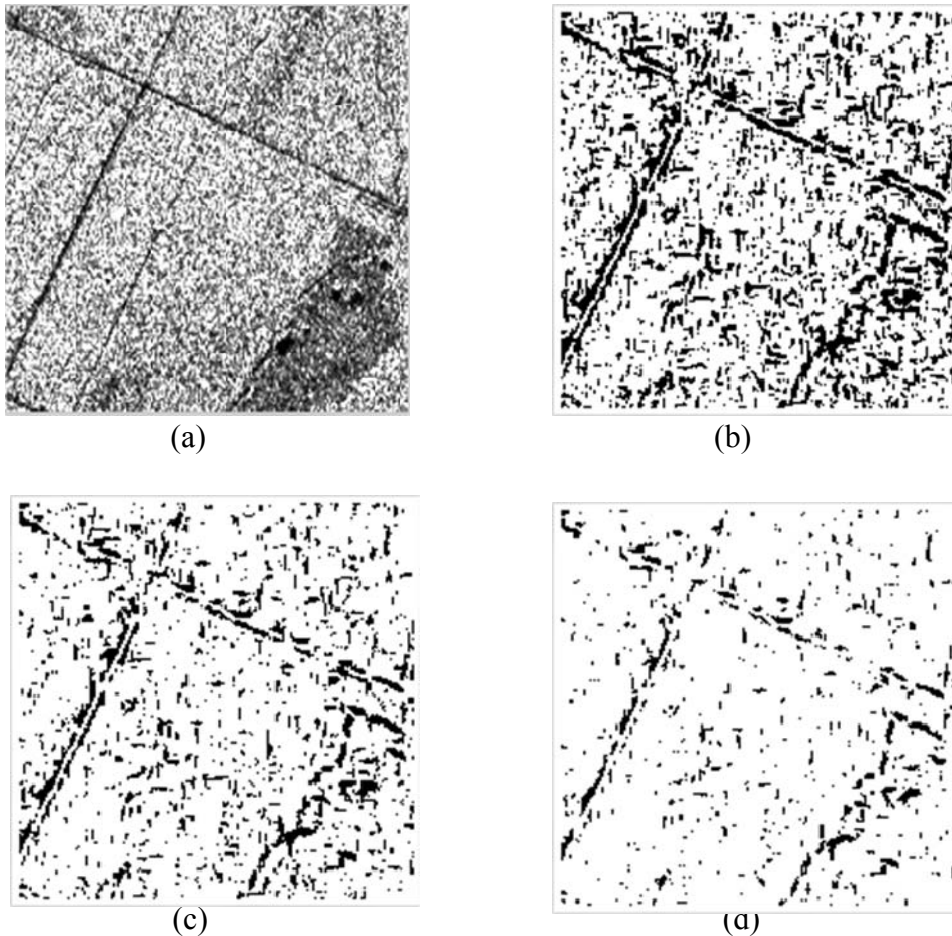


Figure. 5.5 Résultat de la détection de contours par DC2(a) l'image d'ERS-1 (b) avec $\rho_{min}=0.75$ (c) avec $\rho_{min} =0.8$ (d) avec $\rho_{min} =0.85$

Le test des différents seuils ρ_{min} du détecteur DC2 sur l'image de AIRSAR nous a permis de déduire le seuil qui donne un résultat satisfaisant en terme de détection et de fausse alarme qui est autour de $\rho_{min} = 0.8$ (figure.5.5.c).

Ces différents résultats présentés montrent bien l'influence du seuil de décision sur la détection de contours : plus la valeur du seuil du détecteur rapport r_{max} augmente plus la probabilité de détection et celle de fausse alarme augmentent et réciproquement. Et plus la valeur du seuil du détecteur corrélation ρ_{min} augmente plus la probabilité de détection et celle de fausse alarme diminuent et réciproquement. De façon générale les valeurs des seuils de décision doivent être choisis de façon à réaliser un compromis entre la probabilité de détection et celle de fausse alarme.

5.3. Résultat de la détection des structures linéaires

Les résultats représentés dans cette section sont obtenues après l'application des différents algorithmes décrits au chapitre 4 sur les deux images originales, ainsi que filtrées avec différents filtres.

5.3.1. Pré-filtrage

Les figures 5.6 et 5.7 représentent les résultats obtenus après avoir filtrer les deux images par les quatre filtres que nous avons testés : le filtre Median, le filtre de frost, le filtre de Lee et le filtre Moyen pondéré, dont nous avons implémenté les deux derniers filtres.

5.3.1.1. Résultats sur l'image d'ERS-1

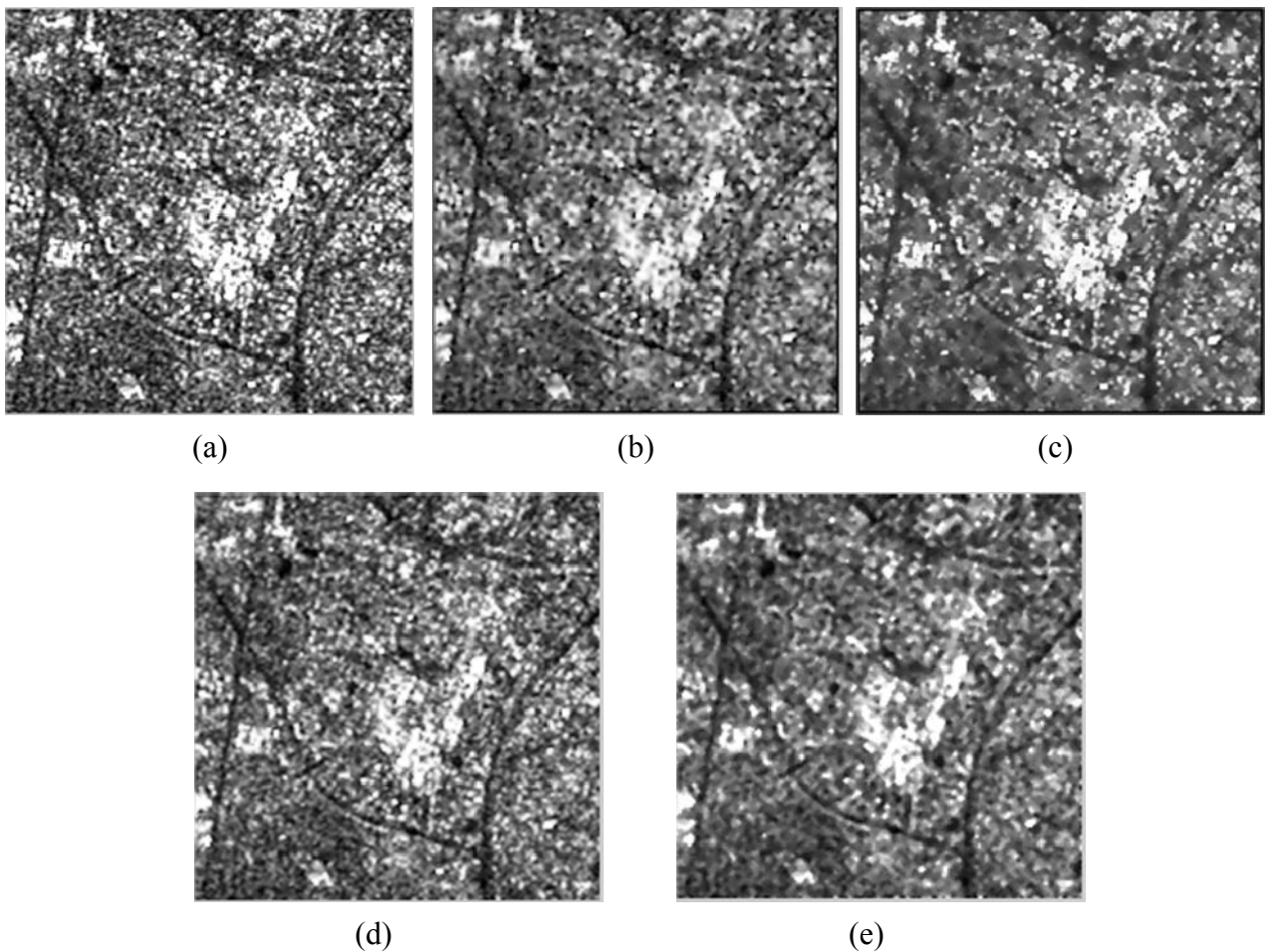


Figure. 5.6. Résultats des différents filtres, (a) l'image d'ERS-1, (b) après le filtre de Frost $k=10$, (c) après le filtre moyen pondéré $tho =30$, (d) après le filtre de Lee $Cu=0.3$ et $Cmax=0.42$, (e) après le filtre Median.

5.3.1.2. Résultats sur l'image d'AIRSAR

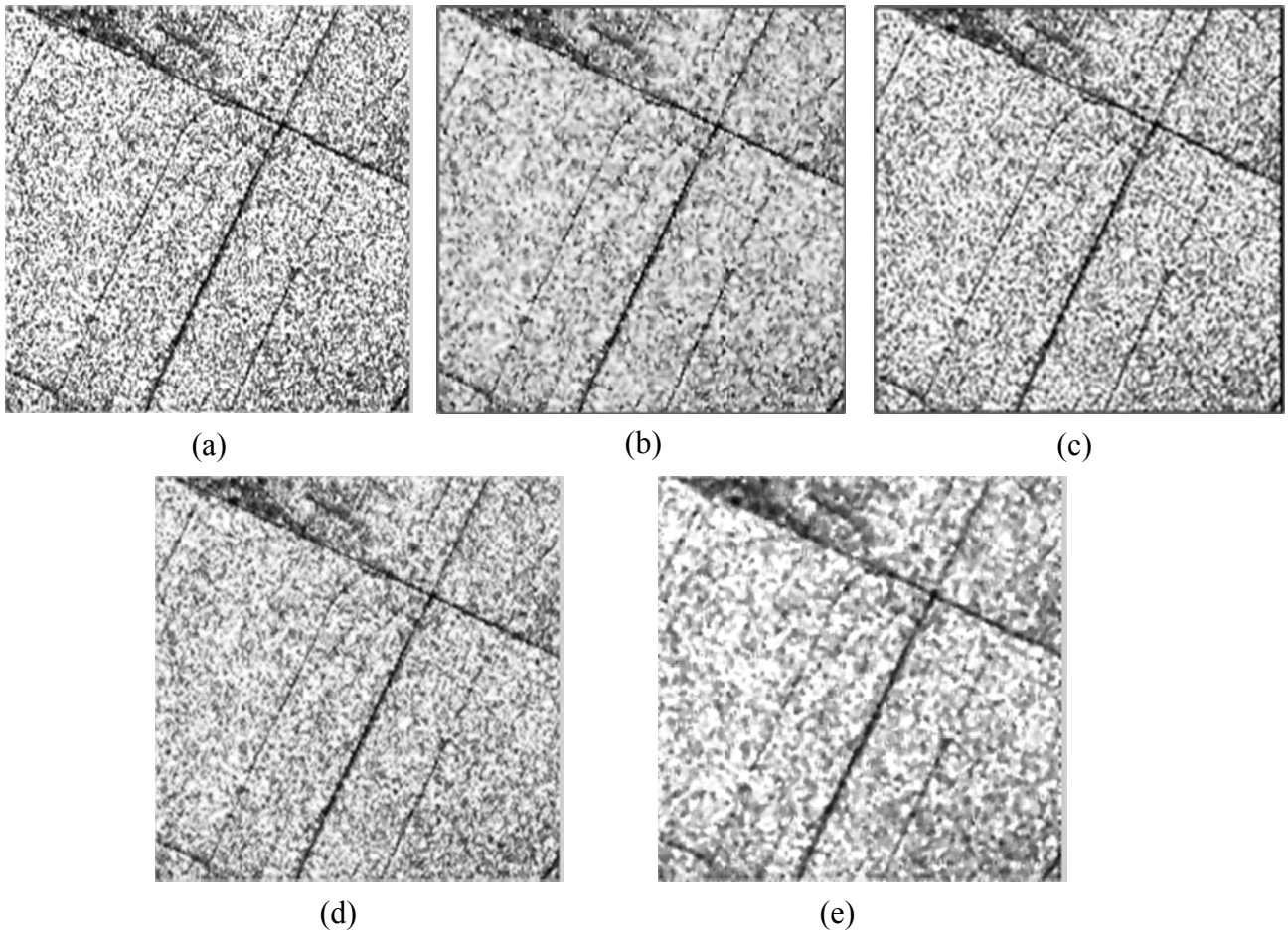


Figure. 5.7. Résultats des différents filtres, (a) l'image d'AIRSAR, (b) après le filtre de Frost $k=10$, (c) après le filtre moyen pondéré $tho=30$, (d) après le filtre de Lee $Cu=0.3$ et $Cmax=0.42$, (e) après le filtre Median.

Nous avons choisi pour chaque filtre les paramètres qui préservent mieux les structures et conservent la radiométrie de la scène. En même temps nous avons choisi des tailles de fenêtre adéquate (5 * 5).

5.3.2. Les détecteurs de lignes

L'implémentation des détecteurs de lignes D1, D2 et DF (détecteur de fusion) est effectuée en balyant l'image avec un masque de taille 7*7 pixels orientés dans les 8 directions différentes uniformément réparties sur $[0, \pi]$ (figure 4.6), avec une largeur de 1 à 3 pixels de la zone centrale pour l'image d'ERS-1 (1 pixel pour l'image d'AIRSAR). Les résultats de la détection des lignes obtenus par D1, D2 et Df sont donnés les figures suivantes.

5.3.2.1. Résultats sur les deux images originales

Les images suivantes représentent les résultats de l'application des différents détecteurs de lignes sur les deux images d'ERS-1 et de AIRSAR originales.

a- L'image d'ERS-1

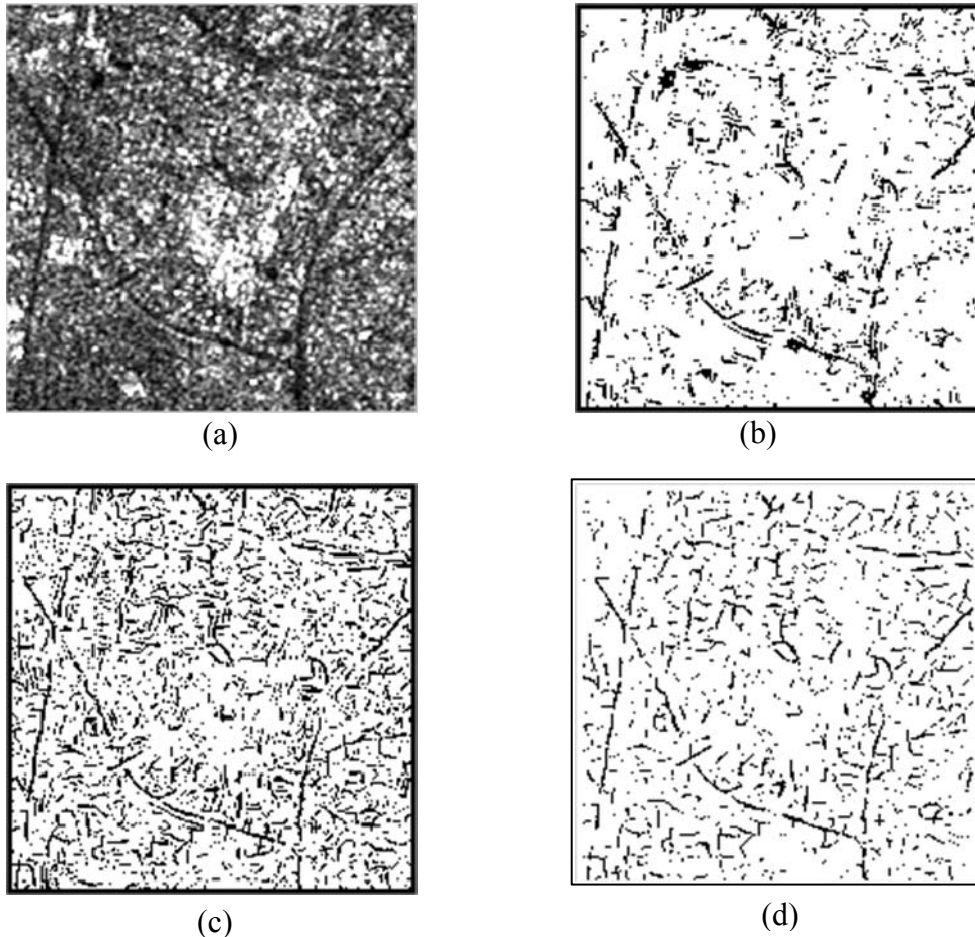


Figure. 5.8. Résultats des différents détecteurs, (a) l'image d'ERS-1 original, (b) réponse au D1, (c) réponse au D2, (d) fusion des deux réponses (Df).

b- L'image de AIRSAR

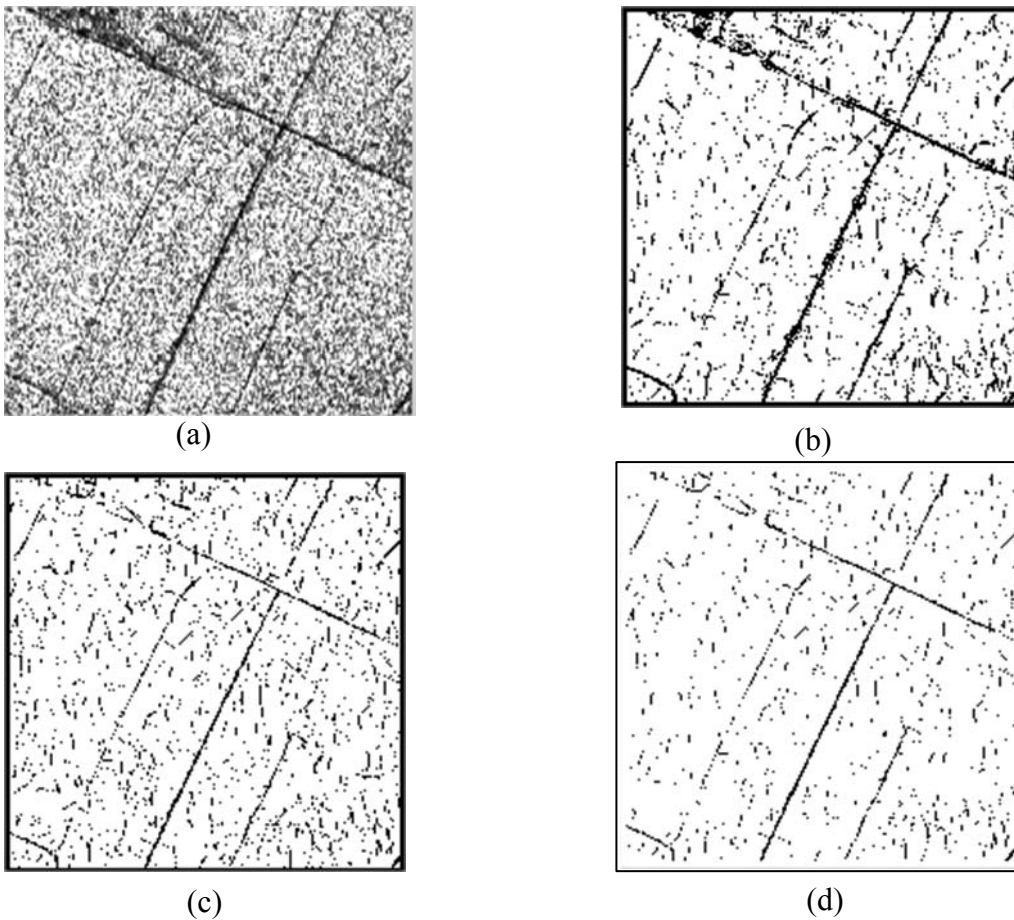


Figure. 5.9. Résultats des différents détecteurs, (a) l'image d'AIRSAR originale, (b) réponse au D1, (c) réponse au D2, (d) fusion des deux réponses.

les résultats présentés dans la figure 5.9 on appliquant les différents détecteurs de lignes sur les deux images originales d'ERS-1 et de AIRSAR respectivement montrent le taux de fausse alarme important détecté surtout sur la zone urbaine d'ERS-1.

5.3.2.2. Résultats sur les images filtrées par Frost

Les images suivantes représentent les résultats de l'application des différents détecteurs de lignes sur les deux images d'ERS-1 et de AIRSAR filtrées par le filtre de Frost.

a- L'image d'ERS-1

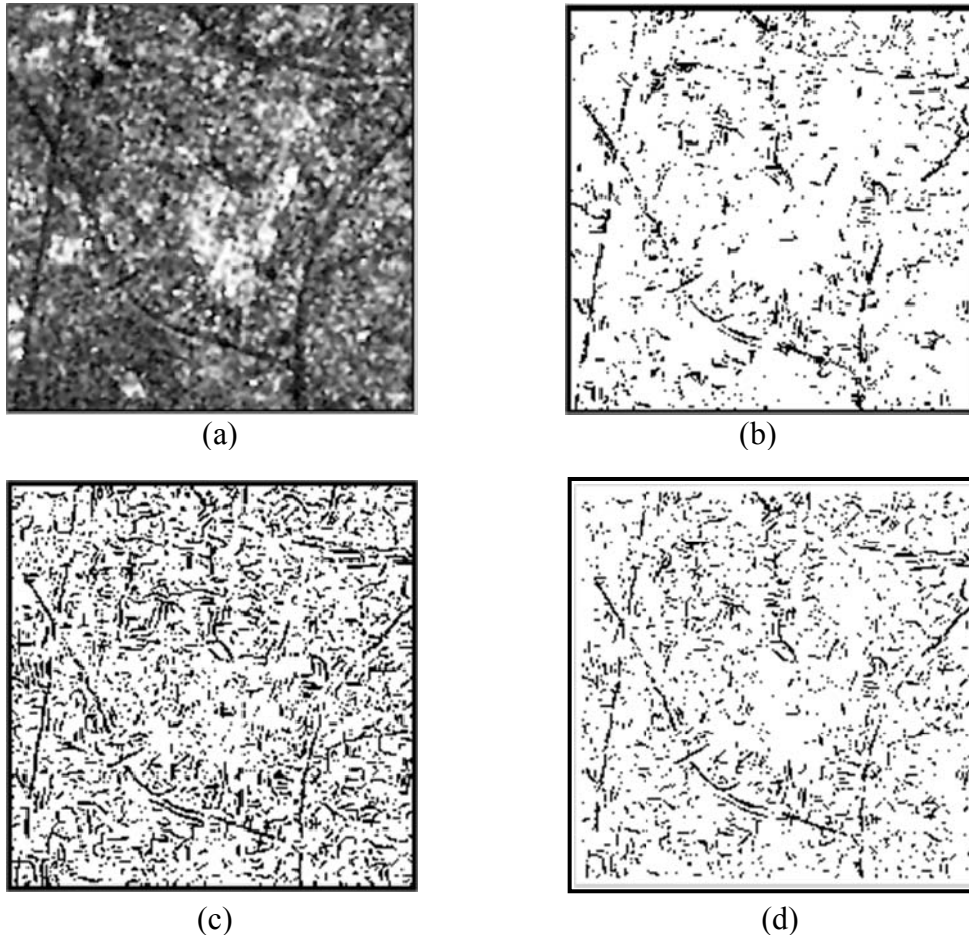


Figure. 5.10. Résultats des différents détecteurs, (a) l'image d'ERS-1 filtrée par Frost, (b) réponse au D1, (c) réponse au D2, (d) fusion des deux réponses (Df).

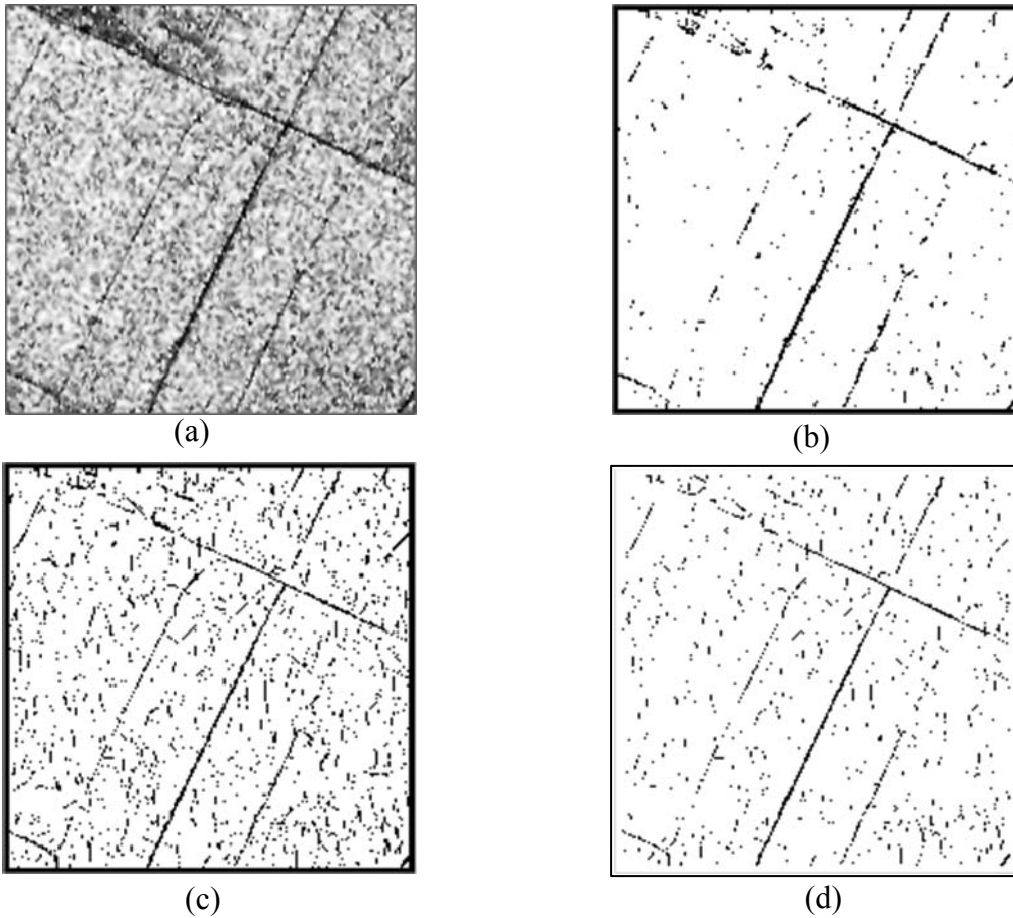
b- L'image de AIRSAR

Figure. 5.11. Résultats des différents détecteurs, (a) l'image d'AIRSAR filtrée par Frost, (b) réponse au D1, (c) réponse au D2, (d) fusion des deux réponses.

Ces résultats obtenus après les différents détecteurs de lignes sur les deux images d'ERS-1 et de AIRSAR filtrées par Frost nous a permis de déduire que ce filtre adaptatif préserve mieux les structures et lisse les zone homogènes, ce qui diminue les fausses alarmes.

5.3.2.3. Résultats sur les images filtrées par Lee amélioré

Les images suivantes représentent les résultats de l'application des différents détecteurs de lignes sur les deux images d'ERS-1 et de AIRSAR filtrées par le filtre de Lee amélioré.

a- L'image d'ERS-1

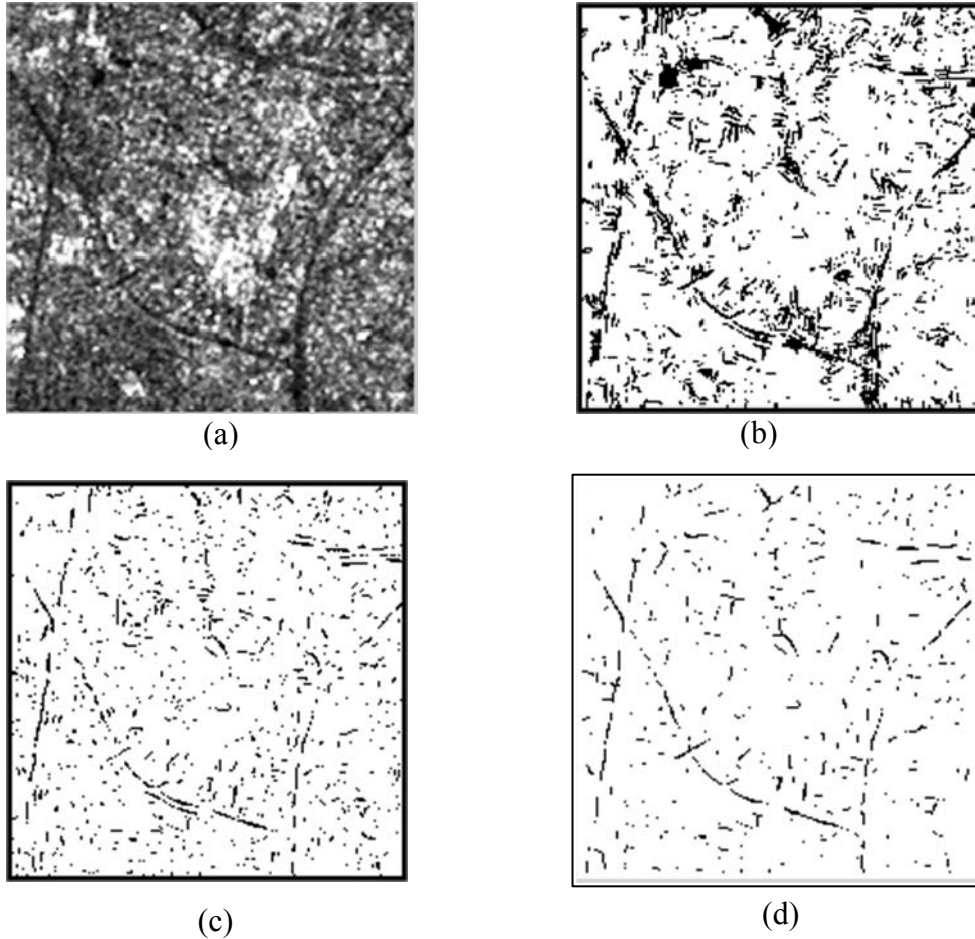


Figure. 5.12. Résultats des différents détecteurs, (a) l'image d'ERS-1 filtrée par Lee amélioré, (b) réponse au D1, (c) réponse au D2, (d) fusion des deux réponses (Df).

b- L'image de AIRSAR

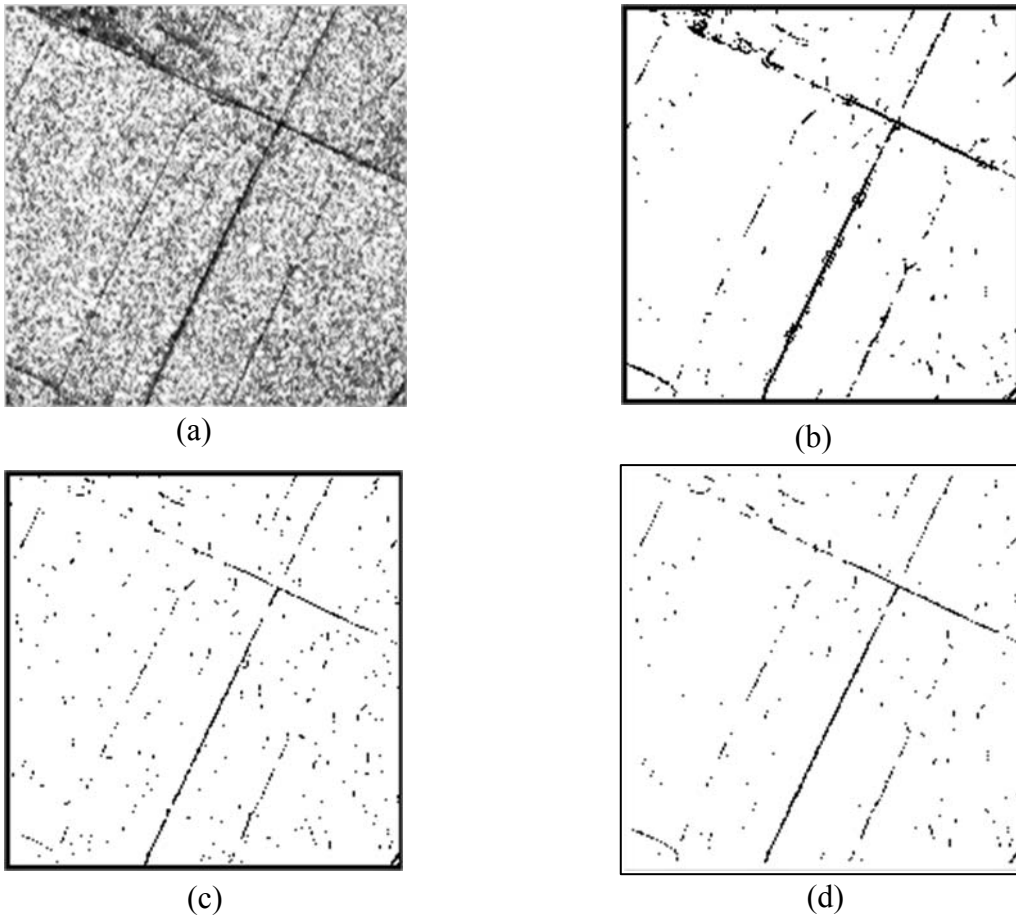


Figure. 5.13. Résultats des différents détecteurs, (a) l'image d'AIRSAR filtrée par Lee amélioré, (b) réponse au D1, (c) réponse au D2, (d) fusion des deux réponses.

Le filtrage des deux images par le filtre adaptatif de Lee amélioré a lissé mieux les zones homogènes ce qui a impliqué un faible taux de détection en comparant avec celui de Frot après les différents détecteurs comme le montrent les figures 5.12 et 5.13.

5.3.2.4. Résultats sur les images filtrées par Médian

Les images suivantes représentent les résultats de l'application des différents détecteurs de lignes sur les deux images d'ERS-1 et de AIRSAR filtrées par Median.

a- L'image d'ERS-1

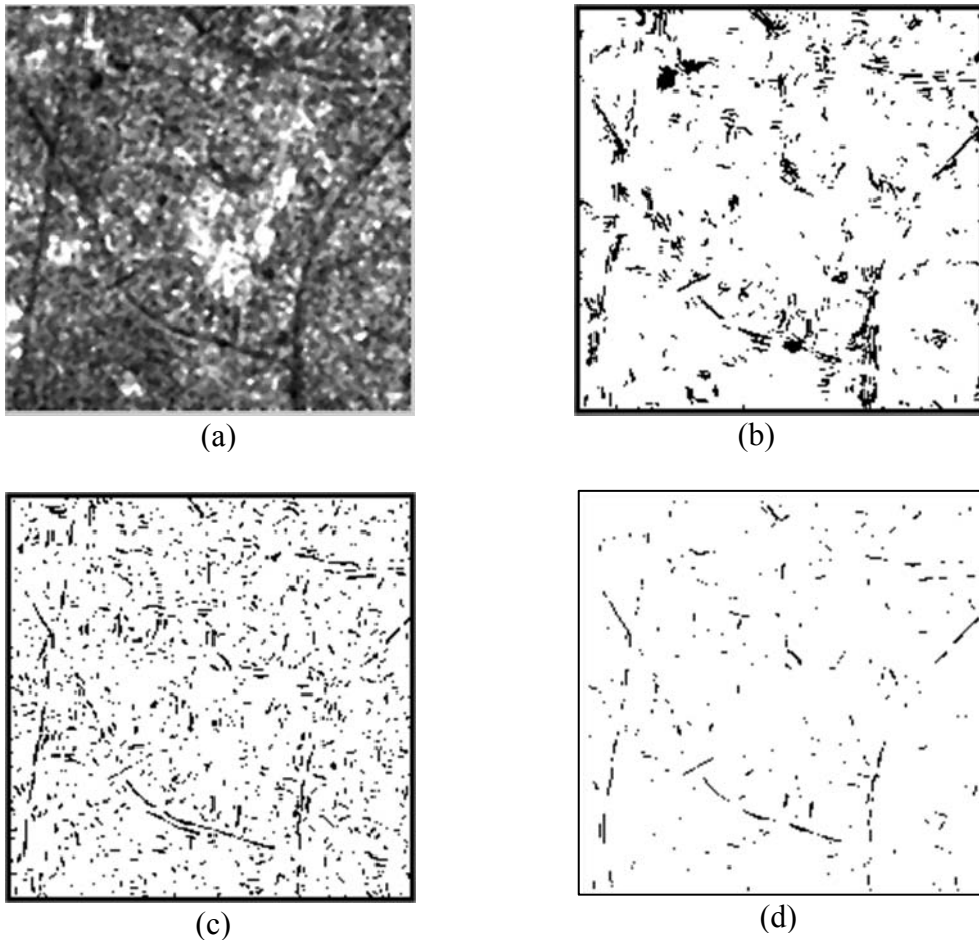


Figure. 5.14. Résultats des différents détecteurs, (a) l'image d'ERS-1 filtrée par Median, (b) réponse au D1, (c) réponse au D2, (d) fusion des deux réponses (Df).

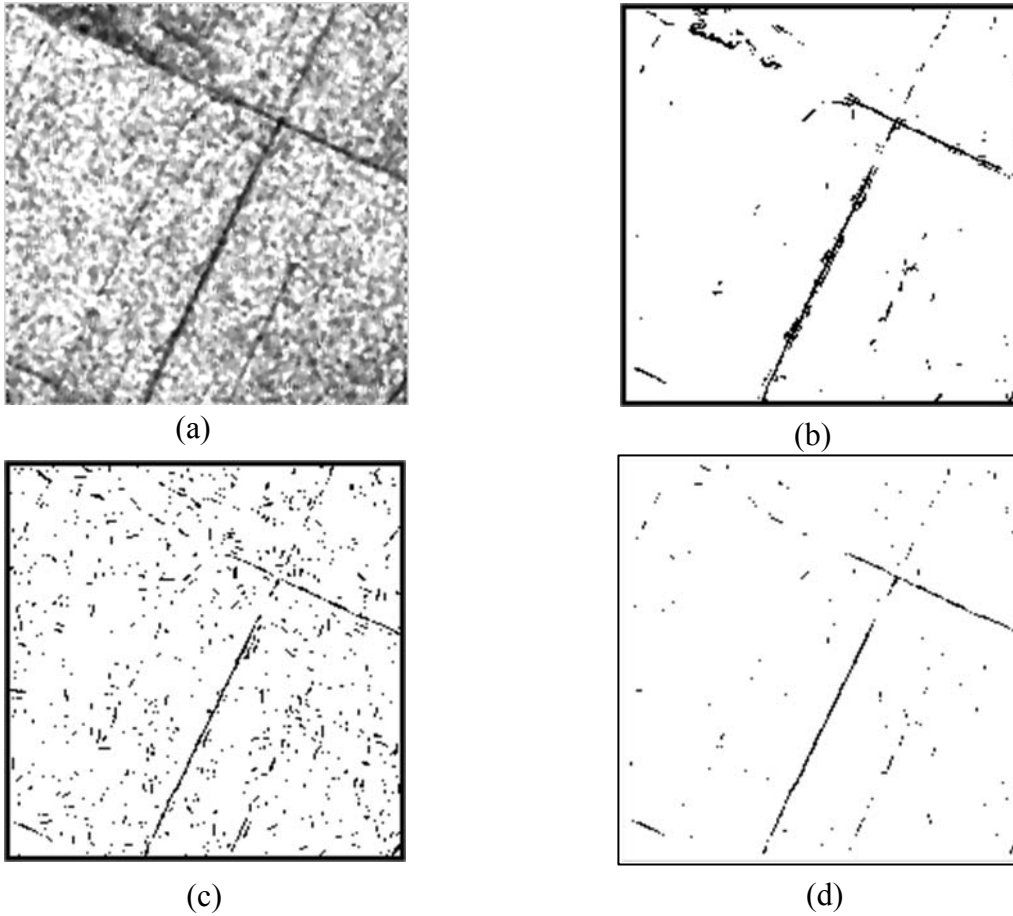
b- L'image de AIRSAR

Figure. 5.15. Résultats des différents détecteurs, (a) l'image d'AIRSAR filtrée par Median, (b) réponse au D1, (c) réponse au D2, (d) fusion des deux réponses.

Ces résultats obtenus après les différents détecteurs de lignes sur les deux images d'ERS-1 et de AIRSAR filtrées par le filtre Médian nous a permis de déduire que ce filtre heuristique non linéaire modifie l'information radiométrique des régions homogènes ce qui augmente le taux de fausse alarme, ce que l'on voit clairement surtout sur le résultat de ERS-1.

5.3.2.5. Résultats sur les images filtrées par le Moyen pondéré

Les images suivantes représentent les résultats de l'application des différents détecteurs de lignes sur les deux images d'ERS-1 et de AIRSAR filtrées par le Moyen pondéré.

c- L'image d'ERS-1

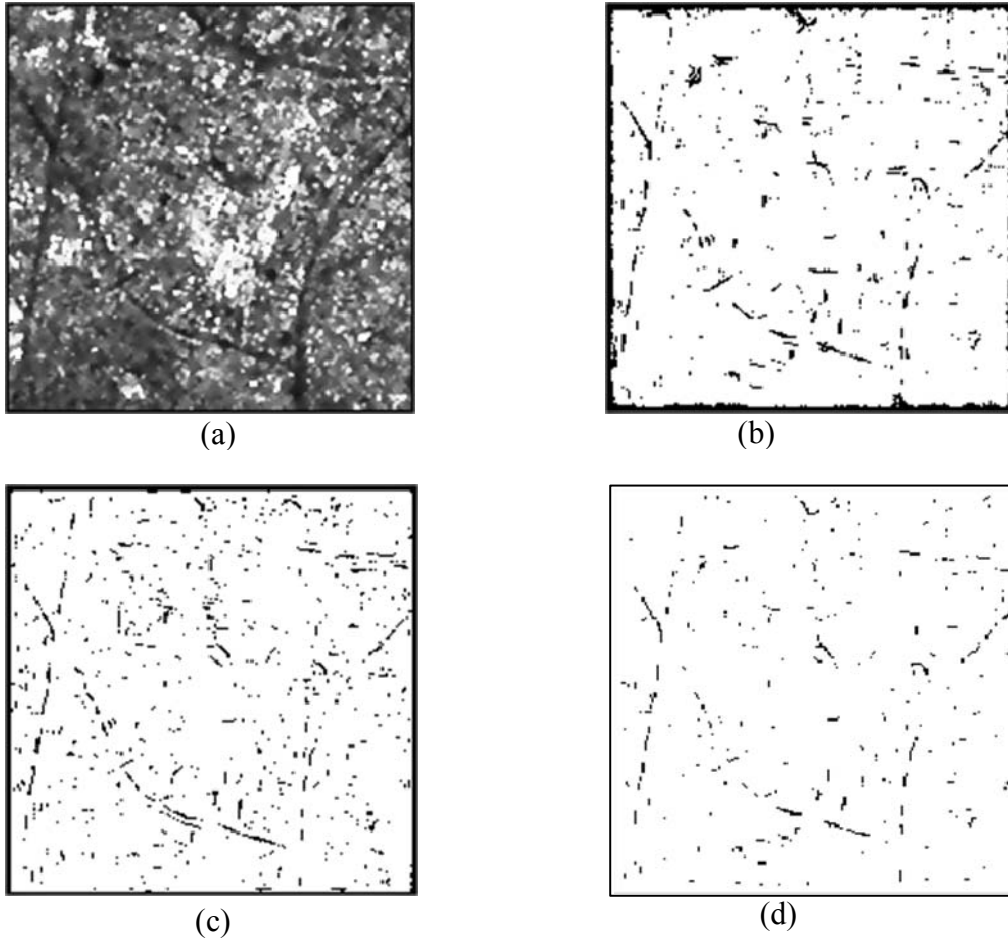


Figure. 5.16. Résultats des différents détecteurs, (a) l'image d'ERS-1 filtrée par le moyen pondéré, (b) réponse au D1, (c) réponse au D2, (d) fusion des deux réponses (Df).

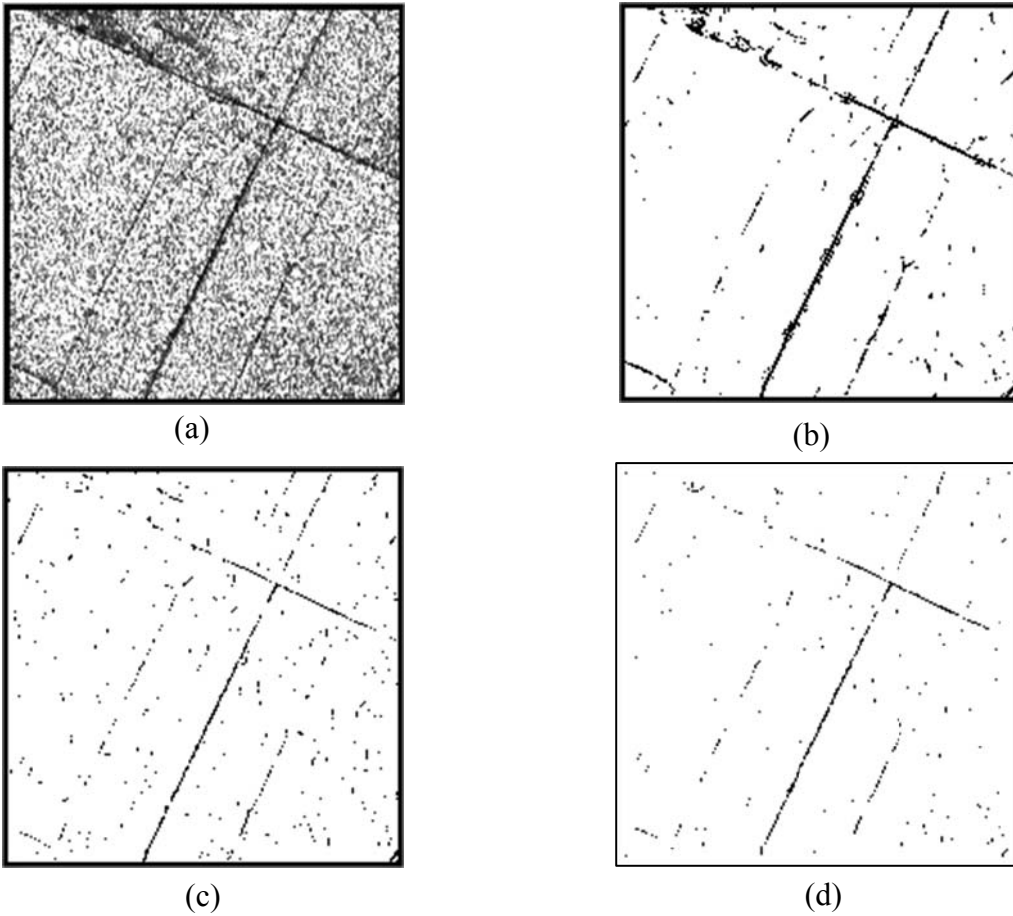
b- L'image de AIRSAR

Figure. 5.17. Résultats des différents détecteurs, (a) l'image d'AIRSAR filtrée par le moyen pondéré, (b) réponse au D1, (c) réponse au D2, (d) fusion des deux réponses.

Nous pouvons déduire d'après les résultats des deux figures 5.16 et 5.17 que ce filtre n'est pas préféré pour ce type de traitements (détection des structures linéaires sur des images radar) surtout sur les zones urbaines car ce filtre lisse davantage les zones homogène et il ne préserve pas les structures.

5.3.3. Transformée de Hough

Les résultats de l'application de la transformée de Hough sur l'image résultante de la fusion des deux détecteurs sont représentés par les images de la figure 5.18 pour l'image d'ERS-1 et la figure 5.19 pour l'image de AIRSAR.

5.3.3.1. Résultats sur l'image d'ERS-1

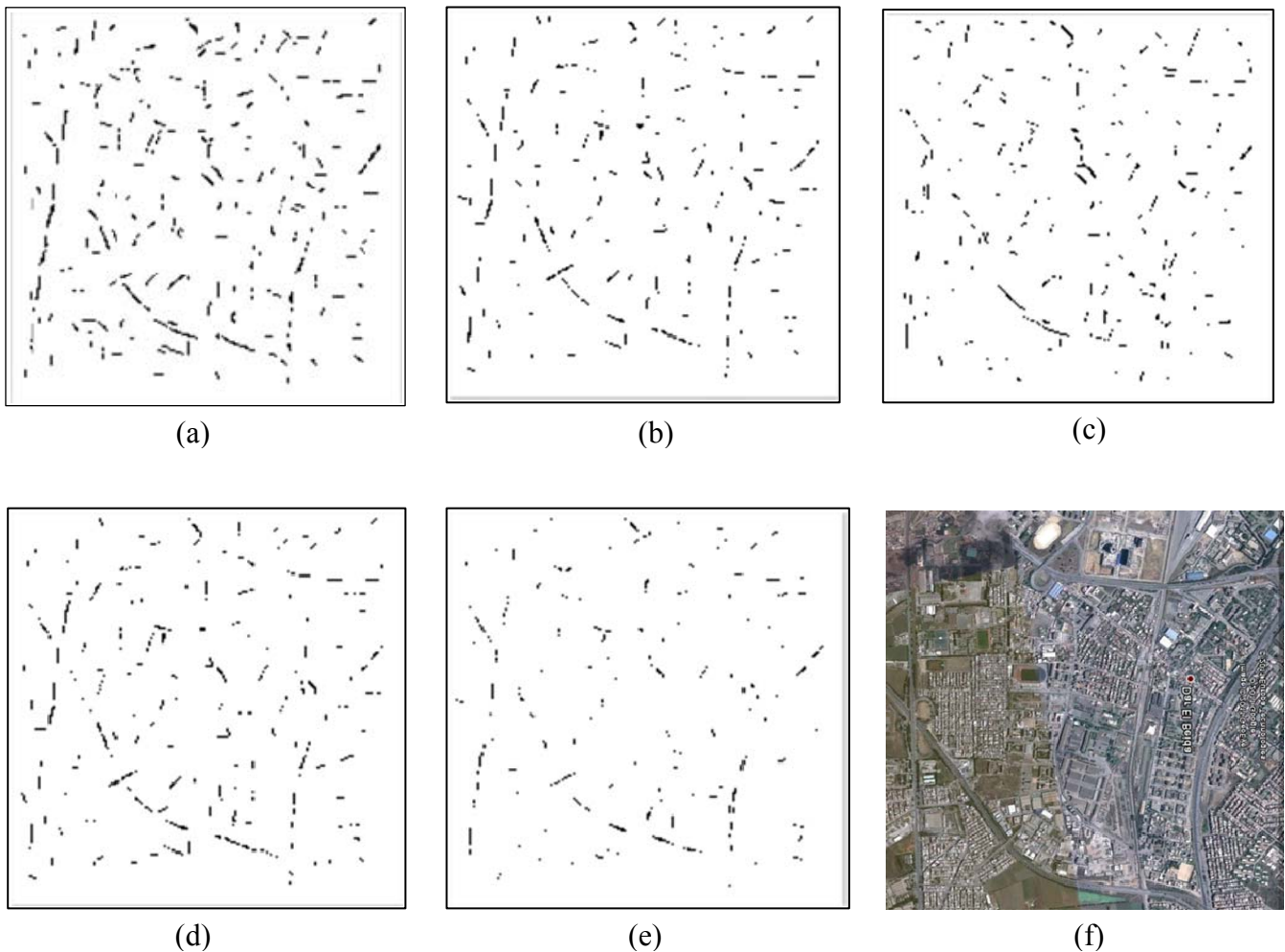


Figure. 5.18. Résultats après l'étape de post-traitements, (a) sur l'image d'ERS-1 originale, (b) sur l'image d'ERS-1 filtrée par Frost, (c) sur l'image d'ERS-1 filtrée par le moyen pondéré, (d) sur l'image d'ERS-1 filtrée par Lee amélioré, (e) sur l'image d'ERS-1 filtrée par le Median, (f) zone de l'image à partir de google earth(2011).

5.3.3.2. Résultats sur l'image de AIRSAR

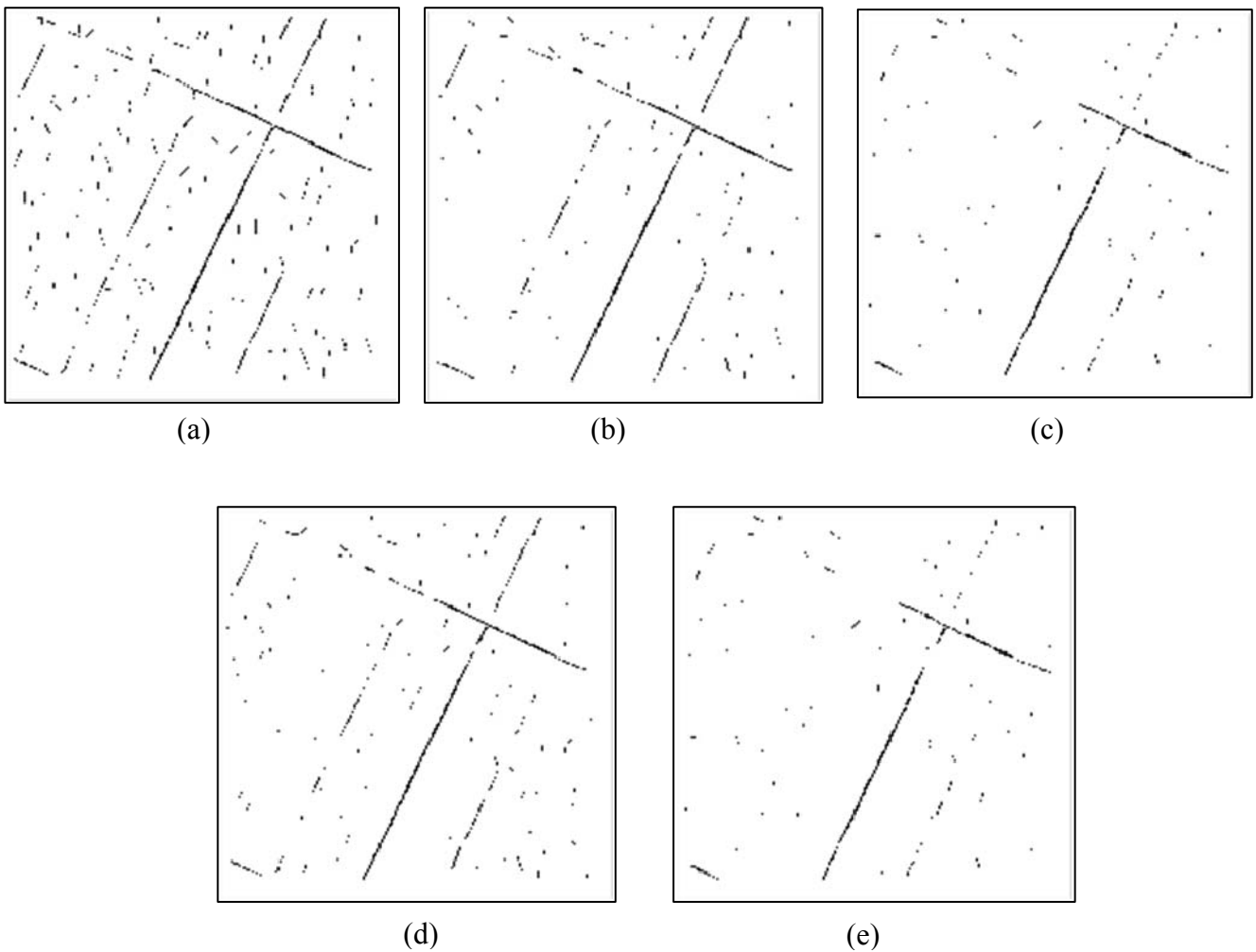


Figure. 5.19. Résultats après l'étape de post-traitements, (a) sur l'image d'AIRSAR originale, (b) sur l'image d'AIRSAR filtrée par Frost, (c) sur l'image d'AIRSAR filtrée par le moyen pondéré, (d) sur l'image d'AIRSAR filtrée par Lee, (e) sur l'image d'AIRSAR filtrée par Median.

D'après les résultats présentés, nous retiendrons :

- ✓ Le détecteur D2 permet d'obtenir une réponse plus précise que celle de D1, mais il donne plus de fausses détections dans des régions homogènes. Par contre le détecteur D1 n'est pas sensible à l'hypothèse de régions homogènes, mais il est affecté par les réflecteurs spéculaires. Le détecteur de fusion Df fait un compromis entre les deux détecteurs D1 et D2.
- ✓ Le détecteur D1, qui utilise un seuillage locale, n'a pas donné de bons résultats car le calcul de ce seuil a fait ressortir un dépassement donc manque de calculs, malgré qu'on ait utilisé MATLAB. (voir Annexe)
- ✓ La comparaison des résultats obtenus par le processus de la détection des structures linéaires sur les images originales et celles filtrées par les différents filtres nous a montré la nécessité et l'influence de l'étape du prétraitement (filtrage du speckle) sur ce type de traitements (figures 5.18 et 5.19). Les filtres adaptatifs (Lee et Frost) donnent de meilleurs résultats que ceux heuristiques (Median et Moyen).
- ✓ La transformée de Hough a permis de réduire l'effet des surfaces non linéaires qui ont un comportement spéculaire.
- ✓ Ce type d'approches ne permet généralement pas d'extraire la totalité du réseau routier, et présente un taux de fausse alarme non négligeables, en plus, le bon contraste des routes avec leur environnement reste une condition nécessaire. Ce qui nécessite l'intervention d'autres méthodes de suivi (tracking) pour obtenir un réseau continu surtout dans les zones urbaines (figure 5.19) où les structures linéaires sont influées par les deux phénomènes l'ombre (*shadow*) et le recouvrement (*layover*) causés par les objets en contexte.

Conclusion générale et perspectives

Le travail présenté dans ce document porte sur l'extraction du réseau routier sur des images radar SAR dont le but est l'alimentation et la mise à jour des systèmes d'information géographique.

En effet, tous les travaux qui répondent aux problèmes d'extraction du réseau routier que nous avons consultés s'entendent à décomposer ce processus en trois grandes étapes successives essentielles :

- détection des structures linéaires,
- extraction du réseau routier complet
- et finalement une étape de validation des résultats obtenus.

Dans le cadre de notre travail nous nous sommes intéressés à la première étape du processus d'extraction du réseau routier.

Le problème de la détection des structures linéaires sur les images radar est un problème rendu particulièrement difficile à cause du phénomène du speckle. Devant l'échec des détecteurs (avoir un taux de fausse alarme variable) classiquement utilisés en traitement d'images qui supposent le bruit blanc gaussien, nous avons présenté dans ce travail une réponse à cette problématique et nous avons proposé la mise en œuvre d'une méthode de détection des structures linéaires dans un voisinage local de chaque pixel sur deux images radar PRI : une d'ERS-1 sur la zone d'Alger et l'autre d'AIRSAR sur une zone de Costa Rica.

La démarche proposée comprend les étapes suivantes : une première étape de prétraitements consiste à filtrer les images au bruit du speckle où nous avons ajusté les paramètres des filtres pour mieux préserver les structures ; (nous avons appliqué quatre filtres à savoir le filtre de Frost, le filtre Médian, le filtre de Lee amélioré et le filtre Moyen pondéré). Dans la seconde étape, nous avons proposé la fusion de deux détecteurs de lignes D1 et D2 adaptés aux statistiques des images soumises à un bruit multiplicatif (speckle). Le détecteur (D1) est basé sur le rapport des radiométries moyennes des zones de l'image, l'autre détecteur (D2) est basé sur le coefficient de corrélation centré et normalisé entre un modèle idéal et la zone de l'image dont il a été déduit. Quand à la phase de post-traitements, une étape de suppression des pixels isolés suivie par une transformée de Hough locale sont

appliquées afin de réduire l'effet des autres surfaces au comportement spéculaire dans la scène (fausses alarmes).

Les résultats obtenus montrent la limite de ces méthodes locales en termes de taux de fausse alarme ou de taux de détection lorsque les contrastes de part et d'autre d'une route sont insuffisants, par conséquent le taux de fausses alarmes sera non négligeable. De plus, cette méthode présente un point faible en terme de temps de calcul (plus les pas d'intégration sont petits plus le temps de calcul est grand), les seuils de décision des deux détecteurs doivent être choisis de façon à réaliser un compromis entre une bonne détection et un faible taux de fausse alarme. Ce qui nous amène à l'utilisation des méthodes de plus haut niveau (des méthodes globales) pour obtenir un réseau routier complet.

Les difficultés rencontrées dans notre travail sont :

- Pour améliorer la détection des structures linéaires en diminuant le taux de fausses alarmes on doit agrandir la taille du masque, cela implique un dépassement de calcul. (voir Annexe)
- Cette difficulté aura une importance quand il s'agit des images à haute résolution où la largeur d'une route s'étend sur une dizaine de pixels.
- Un temps de calcul énorme à cause des pas d'intégration utilisés pour calculer le seuil de décision (pour avoir une bonne précision on doit diminuer les valeurs des pas ce qui implique une augmentation du temps de calcul; environ 40mn pour une image de 400*400), nous avons utilisé la formule du Trapèze pour le calcul des intégrales.

En continuité de ce travail, nous envisageons l'implémentation d'une méthode d'extraction du réseau routier sur des images radar SAR haute résolution dans un contexte urbain; à partir des segments candidats obtenus par la méthode de détection des structures linéaires en appliquant une des méthodes globales qui permet d'extraire la totalité du réseau routier, tel que la programmation dynamique, les graphes de Markov, etc.

ANNEXE

Dans l'équation (4.7) qui décrit la densité de probabilité du rapport r si on prend seulement le premier terme :

$$T_1 = 4 \frac{\Gamma((n_1 + n_2)L)\Gamma((n_1 + n_3)L)}{\Gamma(n_1L)^2\Gamma(n_2L)\Gamma(n_3L)} (n_1)^{2n_1L} (n_2)^{n_2L} (n_3)^{n_3L}$$

Si la zone centrale est de 1pixel de largeur donc : $n_1=7$, $n_2=21$ et $n_3=21$:

$$T_1 = 4 \frac{\Gamma(84)\Gamma(84)}{(\Gamma(21))^2\Gamma(63)\Gamma(63)} (7)^{42} (21)^{63} (21)^{63}$$

$$T_1 = 3.29*(10)^{221}.$$

Si la zone centrale est de 1pixel de largeur donc : $n_1=14$, $n_2=14$ et $n_3=21$:

$$T_1 = 4 \frac{\Gamma(84)\Gamma(105)}{(\Gamma(42))^2\Gamma(42)\Gamma(63)} (14)^{84} (14)^{42} (21)^{63}$$

$$T_1 = 3.29*(10)^{293}.$$

Si la zone centrale est de 1pixel de largeur donc : $n_1=21$, $n_2=14$ et $n_3=14$:

$$T_1 = 4 \frac{\Gamma(105)\Gamma(105)}{(\Gamma(63))^2\Gamma(42)\Gamma(42)} (21)^{126} (14)^{42} (14)^{42}$$

$$T_1 = \text{inf.}$$

Bibliographie

- [**Ambe, 2004**] V. Amberg, M. Coulon, P. Marthon, M. Spigai, Structure extraction from high resolution SAR data on urban areas. IEEE International Geoscience and remote sensing Symposium, vol. 3, pp. 1784-1787, September 2004.
- [**Ambe, 2005**] 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 de l’Institut National Polytechnique de Toulouse, 2005.
- [**Bara, 1995**] A. Baraldi, F. Parmigianni, “A Refined Gamma MAP SAR Speckle Filter with Improved Geometrical Adaptivity”, IEEE Trans. Geoscience and Remote Geoscience and Remote Sensing, vol. 33, pp.1245-1257, September,1995.
- [**Bark, 2005**] M. Barket. “Signal Detection and Estimation”. seconde edition. Artech House Radar Library, 711 pages, 2005.
- [**Bent, 2003**] L. Bentabet, S. Jodouin, D. Ziou, J. Vaillancourt. “ Road vectors update using SAR imagery: a snake-based method”. IEEE Transactions on Geoscience and remote sensing, vol. 41, pp. 785-1803, august 2003.
- [**Bloc, 1996**] I. BLOCH, “Information combination operators for data fusion: A comparative review with classification”, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol. 26, pp. 52–67. 1996.
- [**Bolo, 1999**] Ph. Bolon, J. Chanussot, I. Issa, and P. Lambert. “Comparison of prefiltering operators for road network extraction in sar images”. IEEE Proc. ICIP’99. International Conference on Image Processing, Kobe-Japan, vol. 2 pp. 924–928, October,1999.
- [**Bonn, 1998**] R. Bonnefon. “Extraction d’objets cartographiques à partir d’images de télédétection : possibilité d’application à la mise à jour de Systèmes d’Information Géographique”. Thèse de doctorat de l’université Paul Sabatier, Toulouse III, 1998.
- [**Bovi, 1985**] A.C. Bovic. and D.C, Boundary detection in speckle image. In Proc. IEEE International Conference on acoustic speech pp. 26-29, Tampa, USA. Mars, 1985.
- [**Bovi, 1988**] A.C. Bovic. “On detecting edges in speckle imagery”. IEEE Trans. Acoustics, Speech, and Signal Processing. 1618-1627. 1988.
- [**Byou, 2002**] B. K. Jeon, J. H. Jang, K. Hong, “Road Detection in Spaceborne SAR Images Using a Genetic Algorithm”. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 40, pp. 22-29, January 2002.

- [**Chab, 1996**] M, Chabert, J.Y. Tourneret, and G. Mesnager. “Edge detection in speckled SAR images using the continuous wavelet transform”. In Proc. International Geoscience and remote sensing Symposium, pp. 1842-1844, USA, 1996.
- [**Chan, 1999**] J. Chanussot, G. Mauris, and P. Lambert. “Fuzzy fusion techniques for linear features detection in multitemporal sar images”. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, vol. 37, pp. 1292–1305, May 2001.
- [**Cost, 2002**] R. C. S. Costa, F. N. S. Medeiros, “Linear Features Detection in SAR Images for Urban Analysis”, in Proc. IEE Bra. Symp. Computer Graphics and Image Processing (SIBGRAPI’02), Fortaleza, Ce, Brazil, pp. 401, 2002.
- [**Curl, 1991**] J.C. Curlander , R.N. Mcdonough, “Synthetic aperture radar :systems and signal processing”, Wiley series in remote sensing, a Wiley interscience publication, New-york, 647 p.
- [**Dell, 2001**] F. Dell’Acqua and P. Gamba. “Detection of urban structures in sar images by robbust fuzzy clustering algorithms: The example of street tracking”. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, vol. 39, pp. 2287–2297, October 2001.
- [**Dell, 2003**] F. Dell’Acqua, P. Gamba, and G. Lisini. “Road map extraction by multiple detectors in fine spatial resolution sar data”. Canadian Journal on Remote Sensing, vol. 29, pp. 481–490, 2003.
- [**Duda, 1972**] R. O. Duda, P. E. Hart, “Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures”. Communications of the ACM, vol. 15, pp. 11–15, janvier, 1972.
- [**Fati, 2003**] Fátima N. S. de Medeiros, Rodrigo C. S. Costa, Régis C. P. Marques, Cassius M. Laprano. “Multiscale Detection of Linear Features in Speckled Imagery”. IEEE Computer Society, pp. 371-375, october 2003.
- [**Fisc, 1981**] M.A. Fischler, J.M. Tnenbaum, and H.C. Wolf. “Detection of roads and linear structures in low-resolution aerial imagery using a multisource knowledge integration technique”. Computer Graphics and Image Processing, vol. 15 pp. 201–223, 1981.
- [**Fros, 1982**] Frost, V. S., Stiles, J. A., Shanmugan, K.S., Holtzman, J.C., “A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise”. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. PAMI-4, pp.157-165.1982.
- [**Gamb, 2011**] G. Lisini, P. Gamba, D. Luebeck. “Road extraction in urban and rural environments exploiting a dual-band SAR system”. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, pp. 3610–3613, July 2011.

- [**Gema, 1996**] D. Geman, B. Jedynek. “An active testing model for tracking roads in satellite images”. *IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 18, pp.426–431, April 1996.
- [**Good, 1976**] J. Goodman, “Some fundamental properties of speckle”, *Journal Optical Society of America*, vol. 66, pp. 1145–1150, 1976.
- [**Gran, 1997**] M. Grandchamp, J. F. Cavassilas, “Restauration d’images marines issues d’un radar à ouverture synthétique par filtrage adapté et technique multi-vues”, *Seizième colloque GRETSI*, pp. 789-792, Septembre 1997, Grenoble.
- [**Grue, 1997**] Gruen, A., Li, H., “Semi-automatic linear feature extraction by dynamic programming and LSB-Snakes”, *Photogrammet. Eng. Remote Sensing*, vol. 63, pp. 985–995, 1997.
- [**Gu Xu, 2009**] G. Xu J. Sun Y. Ju Z. Huang, “A Fast Interactive Road Extraction Algorithm from SAR Imagery”, *IET International radar conference*, pp. 1-4, April 2009.
- [**Haih, 2010**] W. Haihui, W. Yanli, Z. Tongzhou, “Automated detection in SAR images by using wavelet filtering and Hough transform”, *Education Technology and Computer Science (ETCS)*, vol. 3 pp. 202–206, 2010.
- [**Hedm, 2005**] U. Stilla, K. Hedman, “Road Extraction from High Resolution Multi Aspect Sar Images”. *Proceedings of 28th General Assembly of International Union Radio Science (URSI)*, New Delhi, 2005.
- [**Hu, 2004**] X. Hu, C.V. Tao, Y. Hu, “Automatic road extraction from dense urban area by integrated processing of high resolution imagery and LIDAR data”. In: *IAPRSSIS XXXV (B3)*, pp. 288-292. 2004.
- [**Hube, 2001**] R. Huber, K. Lang. “Road Extraction from High-Resolution Airborne SAR using Operator Fusion”, *IEEE international Geoscience and Remote Sensing* vol. 6, pp. 2813 – 2815, july 2001.
- [**Huec, 1971**] M. H. Huckel, “An operator which locates edges in digitized pictures”, *Journal of the Association for Computing Machinery*, vol. 18, pp. 191–203, 1971.
- [**Idbr, 2009**] S. Idbrahim, “Méthodes d’extraction de l’information spatiale et de classification en imagerie de télédétection : Applications à la cartographie thématique de la région d’Agadir (Maroc)”, thèse de doctorat, univesité mohamed V, 2009, Maroc.
- [**Kass, 1988**] M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos, “Snakes: Active contour models”, *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, pp. 321-331, 1988.

- [**Kata, 2001**] A. Katartzis, H. Sahli, V. Pizurica, J. Cornelis. “A Model-Based Approach to the Automatic Extraction of Linear Features from Airborne Images”. *IEEE Transactions On Geoscience and Remote Sensing*, vol. 39, pp. 2073-2079, September 2001.
- [**Lee, 1981**] J.S. Lee, “Speckle suppression and analysis for synthetic aperture radar images”, *optical Engineering*”, vol. 25, pp. 636-643, 1981.
- [**Li, 1997**] Li, H., “Semi-automatic road extraction from satellite and aerial images”, thèse de doctorat, Institute of Geodesy and Photogrammetry, ETH-Zurich, Switzerland, 1997.
- [**Lisi, 2006**] G. Lisini, C. Tison, F. Tupin, P. Gamba, “Feature Fusion to Improve Road Network Extraction in High-Resolution SAR Images”. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 3, pp. 217–221, April. 2006.
- [**Lope, 1990**] A. Lopes, R. Touzi, E. Nezry. “Adaptive speckle filters and scene heterogeneity”. *IEEE Transactions on geoscience and Remote Sensing*, vol. 28, pp. 992-1000. 1990.
- [**Mads, 1986**] S. N. Madsen. “Speckle Theory: Modeling, analysis, and applications related to synthetic aperture data”. PhD thesis, Electromantics Institute, Technical University of Denmark, 1986.
- [**Merl, 1996**] N. Merlet, J. Zerubia, “New prospects in line detection by dynamic programming”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 18, no. 4, pp. 426–431. April 1996
- [**Negr, 2006**] M. Negri, P. Gamba, G. Lisini, F. Tupin, “Junction-Aware Extraction and Regularization of Urban Road Networks in High-Resolution SAR Images”. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 44, no. 10, pp. 2962-2971, October 2006.
- [**Petr, 2003**] R. Péteri. “Extraction de réseaux de rues en milieu urbain à partir d’images satellites à très haute résolution spatiale”. Thèse de doctorat de l’Ecole des Mines de Paris, 2003.
- [**Rian, 1998**] Y. Rianto, S. Kondo. “Detection of Roads from Satellite Image Using the Optimal Search”. *International Conferences on Image Analysis and processing*. pp. 804-809, September 1998.
- [**Roux, 1992**] M. Roux, J. Lopez-Krahe, and H. Maître. “Recalage image SPOT / carte routière”. *XVIIe Congrès ISPRS, Washington*, pp. 384–391, 1992.
- [**Shab, 2010**] A. Shabou. “Minimisation multi-étiquette d’énergies markoviennes par coupe-minimum sur graphe : application à la reconstruction de la phase interférométrique en

imagerie RSO” Thèse de doctorat de l’Ecole doctorale d’informatique et télécommunication de Paris, 2010.

[Spor, 2010] H. Sportouche. “Extraction et reconstruction des bâtiments en milieu urbain à partir d’images satellitaires optiques et radar à haute résolution” Thèse de doctorat de l’Ecole doctorale d’informatique et télécommunication de Paris, 2010.

[Steg, 1998] C. Steger, “An Unbiased Detector of Curvilinear Structures”. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 20, no. 2, pp. 113-125, February 1998.

[Stoi, 2001] R. Stoica. “Processus ponctuels pour l’extraction de réseaux linéiques dans les images satellitaires et aériennes”. Thèse de doctorat de l’université de Nice-Sophia Antipolis, 2001.

[Sun, 2006] H. Sun, F. Su, Y. Zhang, “Modified ROA Algorithm Applied To Extract Linear Features”, in 1st International Symposium on Systems and Control in Aerospace and Astronautics (ISSCAA), Harbin, China, pp. 1209-1213, 2006.

[Touz, 1988] R. Touzi, A. Lopes, and P. Bousquet. “A statistical and geometrical edge detector for SAR image segmentation”. IEEE Trans. Geoscience and remote Sensing, vol. 26, no. 06, pp. 764-773, November, 1988.

[Tupi, 1998] F. Tupin, H. Maitre, J-F. Mangin, J-M. Nicolas, et E. Pechersky. “Detection of linear features in SAR images: Application to road network extraction”. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, vol. 36, no. 2, pp. 434–453, 1998.

[Tupi, 1998a] F. Tupin, F. Tupin. “Reconnaissance de formes et analyse de scènes en imagerie radar à ouverture synthétique. ” PhD thesis, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Paris, 1998.

[Tupi, 2002] F. Tupin, B. Houshmand, M. Datcu. “Road detection in dense urban areas using SAR imagery and the usefulness of multiple views”. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, vol. 40, no. 11, pp. 2405–2414, November 2002.

[Ulab, 1982] F.T. Ulaby, R.K. Moore, A.K. Fung. “Microwave remote sensing”. Volume I, II et III, volume 2. Artech House, 1982.

[Wang, 2010] H. Wang, W. Yanli, Z. Tongzhou. “Automated detection in SAR images by using wavelet filtering and Hough transform”. IEEE computer society, vol. 3, pp. 202-206, October 2010.

[Wess, 2003] B. Wessel and C. Wiedemann. “Analysis of automatic road extraction results from airborne sar imagery”. ISPRS archive-Munich, Vol. XXXIV, Part 3/W8, Munich, 17-19, Sept 2003.

[Wess, 2004] B. Wessel and S. Hinz. “Context-supported road extraction from SAR imagery: transition from rural to built-up areas”. Proc. of EUSAR, European Conference on Synthetic Aperture Radar, pp. 399-402, Ulm-Germany, May 2004.

[Wied, 1999] C. Wiedemann and S. Hinz. “Automatic extraction and evaluation of road networks from satellite imagery”. ISPRS archive - Munich, vol. 32, no. 3, pp.95–100, 1999.

[Xu, 2009] G. Xu, J. Sun, J. Yanwei, Z. Huang, “A Fast Interactive Road Extraction Algorithm From SAR Imagery”, IEEE Trans. Geosci Remote Sens, pp.1-4, décembre 2009.