

La République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Saad Dahleb Blida 1



Institut d'Aéronautique et des Etudes Spatiales (IAES)
Département des Etudes Spatiales

Mémoire de fin d'études
En vue de l'obtention du diplôme de Master
en : **Aéronautique**
Option : **Télécommunications Spatiales**

Thème

*Extraction des zones urbaines avec les images radar à synthèse
d'ouverture*

Proposé et dirigé par :

M. AZMEDROUB Boussad

Réalisée par :

M. BOUGUEDRA Housseem-Eddine
M. TALIA Mohamed Adel

Soutenue le 08 Juillet 2021, devant le jury composé de :

M. KRIM Mohamed

MAB, IAES

Président

M. AZMEDROUB Boussad

MCB, IAES

Encadreur

M. TAHRAOUI Sofiane

MCB, IAES

Examineur

Promotion : 2020/2021

Remerciement

Tout d'abord, nous remercions Dieu le tout puissant de nous avoir accordé force, santé et la volonté pour arriver à réaliser ce travail.

L'aboutissement de ce travail n'aurait pas vu le jour sans la collaboration et l'aide de plusieurs personnes qui d'une façon directe ou indirecte ont contribué à sa concrétisation. Qu'elles trouvent à travers ces quelques lignes l'expression de nos chaleureux remerciements. Tout d'abord, ce travail ne serait pas aussi riche sans l'aide et l'encadrement de Monsieur AZMEDROUB Boussad, on le remercie chaleureusement pour la qualité de son encadrement exceptionnel, pour sa patience, sa rigueur, sa disponibilité, ses conseils et ses commentaires précieux qui nous ont permis, de surmonter les difficultés et de progresser dans ce travail. Tout notre respect et nos remerciements vont vers les membres du jury, Monsieur KRIM Mohamed et Monsieur TAHRAOUI Sofiane, qui vont pleinement consacrer leur temps et leur attention afin d'évaluer notre travail, qui espérons le sera à la hauteur de leur attente.

Nous tenons aussi à remercier chacun de nos parents Mme MERDAOUI Hakima, Mme HADI Amel, Ms BOUGUEDRA Mansour, Ms TALIA Ibrahim qui nous ont poussés à faire les efforts nécessaires pour le bon déroulement et l'aboutissement de ce travail et pour leur soutien pendant tous ces cinq années d'étude.

Nous tenons à exprimer également notre grande considération à l'ensemble de nos enseignants qui ont contribué à notre formation.

Dédicace

Un spéciale dédicace à nos parents, nos grands parents nos frères et sœurs, nos amis (ALI, Brahim, Nazih, Fadi, Sadek, Omar, Karim, Chemsou, Zaki, Anes, Bedrou ,Anzo, Zoubir, Abdnour, Samir, AEK, Atef, Zinou, Kamel, Ayed, Ayemen ,Amoun, Mohamed, EN, ST)

Je dédiais ce travail à mon grand père HADI Miloude qui nous a quittés la, et je demande à Dieu d'avoir pitié de lui et d'habiter au paradis.

Je dédiai aussi ce travail à mon oncle TALIA Mohamed et MAKRIA Abdelkader

Je dédias aussi ce travail à mon oncle BAHI Mohamed

TALIA.M.A et BOUGUEDRA.H

Résumé

Le Radar à Synthèse d'Ouverture SAR (Synthetic Aperture Radar) est un système d'imagerie, qui permet une observation de la surface terrestre en jour et nuit quel que soit les conditions météorologiques. L'objectif de cette mémoire est l'exploitation des images SAR pour l'extraction des zones urbaines. On a utilisé les images SAR de la région de San Francisco comme une région d'étude acquises par le radar AIRSAR de NASA. Après la préparation des images, on a commencé l'exploration des méthodes de détection zones urbaines avec la méthode de décomposition de Yamaguchi et la méthode de classification de ML Wishart. Pour avoir de meilleurs résultats on a utilisé la méthode ML Wishart et pour améliorer ces résultats on a utilisé un des opérateurs morphologiques qui est la fermeture et on a sélectionné des régions comme des pixels d'apprentissage et pour exploiter ces résultats on a conclu la performance. En conclusion ML Wishart avec la sélection des régions d'apprentissage a donné des résultats plus raffinés.

Abstract

The Synthetic Aperture Radar SAR (Synthetic Aperture Radar) is an imaging system that allows observation of the earth's surface day and night regardless of weather conditions. The objective of this thesis is the exploitation of SAR images for the extraction of urban areas. SAR images of the San Francisco area were used as a study area acquired by NASA's AIRSAR aircraft radar. After the preparation of the images, the exploration of detection methods for urban areas with the Yamaguchi decomposition method and the ML Wishart classification method began. To have better results we used the ML Wishart method and to further improve these results we used one of the morphological operators which is the closure and we selected regions as training pixels and to exploit these results we calculated the performance. In conclusion ML Wishart with the selection of learning regions gave more refined results.

المخلص

رادار الفتحة الاصطناعية (SAR) هو نظام تصوير يسمح بمراقبة سطح الأرض ليلاً ونهاراً بغض النظر عن الظروف الجوية. الهدف من هذه الرسالة هو استغلال صور SAR لاستخراج المناطق الحضرية. تم استخدام صور SAR لمنطقة سان فرانسيسكو كمناطق دراسة تم الحصول عليها بواسطة رادار الطائرات AIRSAR التابع لناسا. بعد إعداد الصور ، بدأ استكشاف طرق الكشف للمناطق الحضرية باستخدام طريقة تحليل Yamaguchi وطريقة تصنيف ML Wishart. للحصول على نتائج أفضل ، استخدمنا طريقة ML Wishart ولزيادة تحسين هذه النتائج ، استخدمنا أحد العوامل المورفولوجية وهو الإغلاق واخترنا المناطق كبكسلات تدريب ولاستغلال هذه النتائج قمنا بحساب الأداء. في الختام ، أعطى ML Wishart مع اختيار مناطق التعلم نتائج أكثر دقة.

Table de matières

Résumé.....	i
Abstract	i
الملخص	ii
Table de matières.....	iii
Liste des Abréviations :.....	v
La liste des figures	vi
Liste des tableaux	vii
<i>Introduction Générale</i>	1
<i>Chapitre 1 : Introduction aux images SAR</i>	3
1.1. Définition d'une image SAR.....	3
1.2. Bande des fréquences d'acquisition des images SAR	3
1.3.1. Résolutions	5
1.4.Présentation de quelque capteur.....	7
1.4.1. Sentinel-1.....	7
1.4.2. Les missions de Sentinel-1.....	7
1.4.2. Radarsat-2	9
1.4.3. AIRSAR	10
1.5.Mesure d'un RSO.....	11
1.5.1. L'équation radar et coefficient de rétrodiffusion.....	11
1.6. Polarimétrie SAR.....	13
1.6.1. Matrice de diffusion	13
1.6.2.Vecteur cible.....	17
1.7 .Filtrage de Speckle.....	18
1.8. Conclusion	20
<i>Chapitre 2 : Théorie des décompositions et classifications</i>	21
2.1. Introduction.....	21
2.2. Décompositions polarimétriques	21
2.3. Décomposition de Yamaguchi	22
2.3.1. Décomposition de puissance à diffusion à quatre composants.....	22
2.3.2. Rotation de la matrice de cohérence	25
2.3.2.1.Rotation T33	26

2.3.3. Décomposition à quatre composants utilisant Rotation de la matrice de cohérence.....	27
2.4. Classification des images SAR.....	30
2.4.1. La classification Maximum de vraisemblance Wishart (Maximum LikelihoodWishart)	30
2.4.2. Classificateur de probabilité maximale basé sur une distribution gaussienne complexe	30
2.4.3. Classificateur maximum de vraisemblance Wishart	31
2.5. Operateur morphologique	33
2.5.1 La dilation	33
2.3.2. Érosion.....	34
2.4.3. L'ouverture et la fermeture.....	34
2.6. Conclusion	36
<i>Chapitre 3 : Résultats et Analyse de la détection des zones urbaines.....</i>	<i>37</i>
3.1. Introduction.....	37
3.2. Présentation des données.....	37
3.3. Détection avec la décomposition de Yamaguchi	39
3.4. Classification de maximum de vraisemblance WISHART	41
3.5. Classification supervisé MV Wishart	43
3.6. Conclusion	46
<i>Conclusion générale</i>	<i>47</i>
<i>Bibliographie</i>	<i>48</i>

Liste des Abréviations :

SAR	Radar a Synthèse d'ouverture (Synthetic Aperture Radar).
PRF	La fréquence de répétition des impulsions (Pulse Répétition Fréquence).
RSO	radar a synthèse d'ouverture.
HH	Emission Horizontal, reception Horizontal.
HV	Emission Horizontal, reception vertical.
VV	VV Emission Verticale, réception Verticale.
ROI	Région Of Interest.
P_s	Puissance surfacique.
P_d	Puissance double.
P_v	Puissance volumique.
P_c	Puissance elliptique.

La liste des figures

<i>1.1</i>	<i>Résolution en distance des images SAR</i>	5
<i>1.2</i>	<i>Sentinel-1A et Santinel-B</i>	8
<i>1.3</i>	<i>Le satellite de Radarsat-2</i>	9
<i>1.4</i>	<i>Avion du radar AIRSAR</i>	10
<i>2.1</i>	<i>La décomposition en quatre composantes de la diffusion pouvoir P_s, P_d, P_v et P_c</i>	25
<i>2.2</i>	<i>Algorithme de décomposition de la puissance de diffusion à quatre composants utilisant une matrice de cohérence tournée</i>	29
<i>2.3</i>	<i>Avant la dilatation, l'objet utilisé et le résultat de dilatation</i>	34
<i>2.4</i>	<i>Avant la dilatation, l'objet utilisé et le résultat de dilatation</i>	34
<i>2.5</i>	<i>Image avant et Après l'ouverture morphologique</i>	35
<i>2.6</i>	<i>Image avant et Après la fermeture morphologique</i>	36
<i>3.1</i>	<i>Représentation coloré RVB de l'image SAR</i>	38
<i>3.2</i>	<i>Image optique de San Francisco (Google Earth)</i>	38
<i>3.3</i>	<i>Résultat de la détection des zones urbaines avec la décomposition de Yamaguchi.</i>	40
<i>3.4</i>	<i>Résultat de la détection avec la classification de maximum de vraisemblance Wishart avant la fermeture morphologique.</i>	41
<i>3.5</i>	<i>Masque de la vérité terrain des régions urbaines de la région d'étude.</i>	42
<i>3.6</i>	<i>Résultat de la détection des zones urbaines après l'opération de la fermeture morphologique.</i>	43
<i>3.7</i>	<i>la région d'études avec la sélection des pixels d'apprentissages.</i>	44
<i>3.8</i>	<i>résultat de détection des zones urbaines après la sélection des pixels d'apprentissages</i>	44
<i>3.9</i>	<i>Résultats de détection des zones urbaines après la sélection des pixels d'apprentissage suivi d'une fermeture morphologique</i>	45

Liste des tableaux

1.1: Bandes micro-ondes (déjà utilisées ou couramment utilisées en Télédétection)	4
1.2: Paramètres clés des modes d'imagerie SAR Sentinel-1	9
1.3: Les cibles canoniques	16
3.1 : Performances des résultats de la détection des zones urbaines	43
3.2 : Performance des résultats avant et après la fermeture morphologique des résultats de détection des zones urbaines après la sélection des pixels d'apprentissage	45
3.3: Performance de la classification MV Wishart supervisé pour les patchs A, B, C, D	46

Introduction générale

Introduction Générale

La discrimination de différents types de surfaces terrestres est un des objectifs principaux de la télédétection. Les radars imageurs embarqués à bord d'avions ou de satellites sont des systèmes tout-temps particulièrement adaptés à cet objectif. Cependant des recherches sont encore nécessaires pour démontrer toutes les potentialités de ces capteurs. L'objet de la mémoire est d'analyser différentes images radar dans le but de la détection des zones urbaines.

Ces systèmes radars constituent un atout concurrentiel par rapport aux systèmes multi-spectraux, car en tant que systèmes actifs, ils peuvent fonctionner indépendamment des conditions d'illumination ainsi que des conditions atmosphériques.

Ces systèmes radars polarimétriques peuvent être :

- Spatiaux, comme les radars SIR-C (JPL, USA), X-SAR (DLR, Allemagne), ou ENVISAT (ESA, UE), embarqués à bord d'un satellite;
- Aéroportés, comme les radars E-SAR (DLR, Allemagne), AIRSAR (JPL, USA), RAMSES (ONERA, France), PISAR (NASDA-CRL, Japon), CONVAIR (Environnement Canada, Canada), ..., embarqués à bord d'un avion.

Le Radar à Synthèse d'Ouverture (RSO) ou Synthetic Aperture Radar en anglais (SAR) est un système radar aéroporté. Comme n'importe quel radar, les données SAR sont issues du rayonnement électromagnétique d'une scène sous observation : le radar illumine une zone, le rayonnement interagit avec l'ensemble des diffuseurs présents et l'antenne capte une partie du rayonnement réfléchi qui dépend des positions des diffuseurs et de leurs propriétés électromagnétiques. De plus le SAR étant aéroporté, il permet d'illuminer des zones de sol (ou de mer) pour en capter son rayonnement. Enfin, le SAR a la particularité de créer une ouverture d'antenne synthétique en effectuant une série de mesures sur la trajectoire de vol. La résolution transverse d'un radar étant dépendante de la taille de son antenne, elle est souvent limitée pour des raisons matérielles. Grâce à sa série de mesures, le SAR génère une antenne synthétique nettement plus longue qu'une antenne réelle, ce qui améliore grandement sa résolution transverse. La synthèse d'ouverture consiste alors à combiner les différentes mesures acquises le long de la trajectoire de vol, pour former une image en haute résolution.

Introduction générale

Cette synthèse est réalisée au moyen d'algorithmes appelés processeurs SAR ou algorithmes de formation d'image SAR.

Il existe deux manières principales pour la cartographie de la terre : l'observation par des systèmes d'acquisition d'images optiques ou par des systèmes radar. L'utilisation des systèmes radar a plus d'avantages que l'autre puisque la production des images est possible de jour comme de nuit grâce à leur fonctionnement indépendant des conditions d'illumination ainsi que des conditions atmosphériques.

Pour une détection des zones urbaines édifiante, on propose la sélection des zones d'apprentissage pour la classification de ML WISHART et pour une meilleure classification des trois classes (urbaine, végétation et océan).

La mémoire est présentée comme suit :

- Le premier chapitre contient la présentation du radar à synthèse d'ouverture, la formation des images SAR, ses mesures et le filtrage de SPECKLE.
- Le deuxième chapitre donne des détails sur les méthodes qui seront utilisé dans la détection des zones urbaines. On a pris en considération la détection avec la décomposition de Yamaguchi et avec la classification de ML WISHART, et les opérateurs morphologiques.
- Le troisième chapitre présente les résultats des deux méthodes suivantes.

A la fin on termine avec une conclusion sur la synthèse des résultats et une perspective sur les futurs projets.

Chapitre 1 : Introduction aux images SAR

Chapitre 1 : Introduction aux images SAR

1.1. Définition d'une image SAR

On appelle **SAR**, le système d'imagerie radar d'un porteur aérien ou satellitaire muni d'un système d'acquisition composé d'une antenne et d'une unité de traitement des signaux rétrodiffusés par la surface terrestre. Le système permet d'utiliser le déplacement du porteur pour simuler une antenne virtuelle de longueur très importante afin d'affiner la résolution de l'image le long de trace (en Azimut).

1.2. Bande des fréquences d'acquisition des images SAR

Longueurs d'onde, allant des ondes millimétriques aux ondes centimétriques, divisé en bandes de radiofréquences. La plupart des RSO satellitaires émettent en bande C et L. Plus récemment des SAR émettant en bande X ont été aussi mis en orbite. Un exemple de deux systèmes stellite pour l'acquisition des images SAR, RADARSAT2 de l'agence spatiale canadienne opère à 5.405 GHz ou 5.6 cm (bande C), ALOS-PALSAR de l'agence spatiale japonaise fonctionne à 1.27 GHz ou 23.6 cm (bande L) [1]. La **table 1.1** donne les fréquences de quelques bandes microondes utilisé généralement dans les transmissions radio, et pour l'acquisition des données de télé-détection.

Désignation des bandes d'onde	Fréquence	Longueur d'onde (cm)
Bande UHF (Note 1)	300 – 1000 MHz	100
Bande L	1 – 2 GHz	30
Bande S	2 – 4 GHz	15
Bande C	4 – 8 GHz	7,5
Bande X	8 – 12 GHz	3,75
Bande Ku	12 – 18 GHz	2,5
Bande K	18 – 27 GHz	1,67
Bande Ka	27 – 40 GHz	11,1

Note 1: Dans les Ultra Hautes Fréquences (UHF) la sous-bande 420 MHz-450 MHz (71-75 cm) est aussi appelée bande P

Table 1.1: Bandes micro-ondes (déjà utilisées ou couramment utilisées en Télédétection)

1.3. Formation d'image SAR

Les impulsions émises par l'antenne du radar SAR sont réfléchies par la cible après un temps de propagation proportionnel à la distance entre l'antenne et la cible. Le signal radar est ainsi, le résultat de l'interaction de l'onde émise avec l'ensemble des points au sol. Cette interaction est déterminée par l'intensité et par la polarisation de l'onde rétrodiffusée vers l'antenne.

La même antenne sert alternativement à l'émission et la réception des ondes grâce à un dispositif (rotateur ou circulateur) qui permet à l'antenne de commuter d'un mode à l'autre. Elle envoie des impulsions de durée τ vers le sol, avec une inclinaison déterminée par rapport à la verticale pour éviter que deux points symétriques soient détectés à la même position.

L'image brute radar ainsi constituée est un tableau (azimut radiale) où le temps est représenté par le cadencement des impulsions et la distance par la position d'un écho sur la ligne [2].

1.3.1. Résolutions

Le paramètre fondamental caractérisant le système imageur est sa résolution spatiale. Celle-ci est une mesure de la capacité du radar à distinguer deux cibles ponctuelles rapprochées on distingue :

- La résolution radiale r_d donnée par :

$$r_d = \frac{c\tau}{2} \quad (1.1)$$

La distance radiale au sol R_d dépend de l'angle d'incidence θ et de τ . Elle est donc donnée par (fig1.1) [2]

$$R_d = \frac{c\tau}{2\sin\theta} \quad (1.2)$$

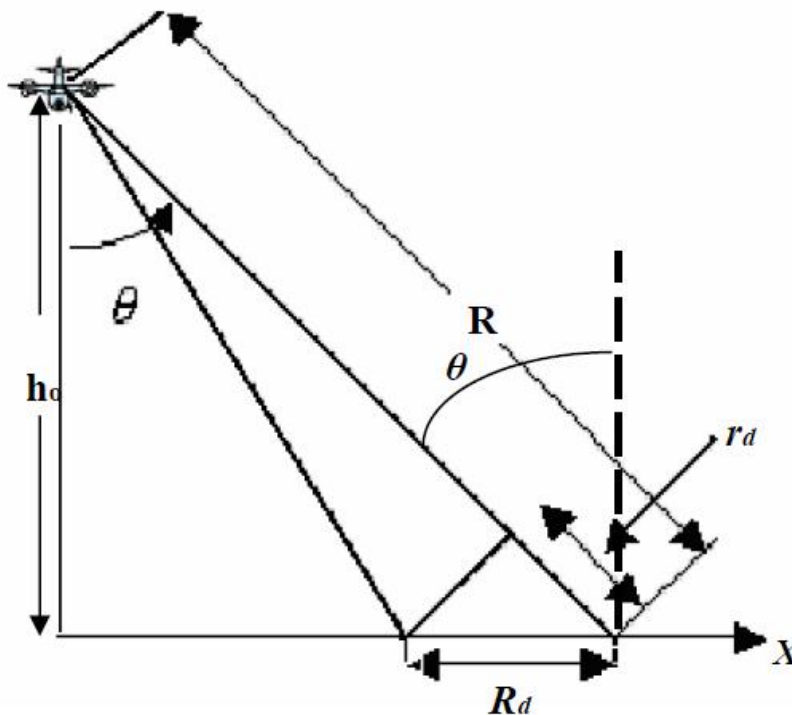


Figure 1.1: Résolution en distance 1

- La résolution azimutale : la résolution azimutale est pratiquement égale à la moitié de la longueur réelle en azimut de l'antenne utilisée et donnée par :

$$R_a = \frac{l}{2} \quad (1.3)$$

Où l est la longueur réelle de l'antenne.

1.4.Présentation de quelque capteur

1.4.1. Sentinel-1

1.4.1.1. Introduction

Dans le cadre du programme Copernicus cofinancé par l'Union Européenne (UE) et l'Agence Spatiale Européenne (ESA : EuropeanSpace Agency). L'ESA entreprend le développement d'une série de cinq missions Sentinel dans le but de fournir régulièrement des données d'observation de la Terre pour la mise en œuvre de Copernicus et de services nationaux opérationnels. Les services Copernicus comprennent des activités de cartographie et de prévision pour la surveillance terrestre, marine, atmosphérique, d'urgence, de sécurité et du changement climatique.

4.1.2. Les missions de Sentinel-1

Dans le cadre de la composante spatiale Copernicus, la mission Sentinel-1 (S1) est mise en œuvre à travers une constellation de deux satellites (unités A et B) transportant chacun un instrument d'imagerie SAR en bande C (5,405 GHz) assurant la continuité des données de l'ERS et Missions ENVISAT SAR. Chaque satellite Sentinel-1 est conçu pour une durée de vie opérationnelle de 7 ans avec des consommables de 12 ans. Les satellites Sentinel-1 voleront sur unorbite quasi polaire, synchronisée avec le soleil (aube-crêpuscule) à 697 km d'altitude. Sentinel-1A a été lancé avec succès le 3 avril 2014[3]. Sentinel-1B a été lancé le 25 avril 2016.

La mission Sentinel-1, comprenant à la fois les satellites S-1A et S-1B, est spécialement conçue pour acquérir systématiquement et fournir régulièrement des données et des produits d'information aux services océaniques, terrestres et d'urgence de Copernicus, ainsi que aux services utilisateurs nationaux. Ces services se concentrent sur des applications opérationnelles telles que l'observation du milieu marin, y compris la détection des déversements d'hydrocarbures et la surveillance des glaces de mer Arctique / Antarctique, la surveillance des zones de transport maritime (par exemple les zones européennes et atlantiques nord), ainsi que la

cartographie des terres. Surfaces comprenant le couvert végétal (par exemple la forêt) et la cartographie à l'appui des situations de crise, telles que les catastrophes naturelles (par exemple les inondations et les tremblements de terre) et l'aide humanitaire [3].



Figure 1.1 : *Sentinel-1A et Sentinel-1B*

Mode	Incidence Angle [deg]	ChirpBandwidth [Hz]	Single-Look Ground Resolution (rgxaz)[m]
SM(S1-S5)	20-43	87.6-42.2	5x5
IW(1-3)	30-42	56.5-42.8	5x20
EW(1-5)	20-44	22.2-10.4	20x40
WV(1&2)	23&36.5	74.5&48.2	5x5

Table1.2: *KeyparametersoftheSentinel-1SARimaging modes*

1.4.2. Radarsat-2

RADARSAT-2 est un projet de satellite d'observation de la Terre développé au Canada en soutien à la navigation, pour l'étude des ressources naturelles, la gestion des ressources agricoles et des ressources en eau et le suivi des changements de la glace et autre changements environnementaux. RADARSAT-2a remplacé RADARSAT-1(lancéen1995).[4]



Figure 1.3 :*Le satellite de Radarsat-2*

1.4.3. AIRSAR

Le radar aéroporté à ouverture synthétique (AIRSAR) est un outil d'imagerie tout temps capable de pénétrer à travers les nuages et de collecter des données la nuit. Les longueurs d'onde plus longues peuvent également pénétrer dans la canopée forestière et dans des zones extrêmement sèches, à travers une mince couverture de sable et un manteau neigeux sec. AIRSAR a été conçu et construit par le Jet Propulsion Laboratory (JPL) qui gère également le projet AIRSAR. Le JPL, une division du California Institute of Technology, est un centre de recherche et de développement de premier plan pour la National Aeronautics and Space Administration (NASA). AIRSAR sert de banc d'essai pour la technologie radar de la NASA pour démontrer la nouvelle technologie radar et acquérir des données pour le développement de techniques et d'applications de traitement radar. Dans le cadre de la Earth Science Enterprise de la NASA. AIRSAR a effectué son premier vol en 1988 et continue de mener au moins une campagne de vols chaque année, soit aux États-Unis, soit dans le cadre d'une mission internationale.



Figure 1.4 avion du radar AIRSAR

1.5.Mesure d'un RSO

L'objectif premier d'un Radar à Synthèse d'Ouverture (RSO) orienté vers des applications comme la caractérisation des différentes physiologies végétales ou l'estimation des différents paramètres biophysiques du terrain est de retrouver par ses mesures des quantités qui expriment le mieux les propriétés de rétrodiffusion du terrain visé. Dans le cas d'un RSO d'une configuration quelconque de polarisation radar on parle du coefficient de rétrodiffusion.[1]

1.5.1. L'équation radar et coefficient de rétrodiffusion

L'équation radar représente le bilan entre la puissance du signal émis et celle du signal reçu qui dépend à la fois des caractéristiques de la cible, de la géométrie de visée, des composantes matérielles du radar et du milieu traversé par le rayonnement électromagnétique. Il existe deux types de cibles en télédétection radar: les cibles ponctuelles correspondant à un diffuseur isolé, dont la taille est inférieure à la résolution spatiale du capteur, et les cibles étendues(ou distribuées) dont la taille est supérieure à la résolution spatiale du capteur. Dans le cas d'une cible ponctuelle, la puissance reçue au capteur (P_R) correspond à:

$$P_R = \frac{P_T G_T(\theta, \phi)}{4\pi r_T^2} \sigma \frac{A_{ER}(\theta, \phi)}{4\pi r_R^2} \quad (1.4)$$

La puissance détectée est fonction d'un grand nombre de variables qui peuvent être résumées par la puissance transmise (P_T), le gain de l'antenne(G_T), l'ouverture effective de l'antenne de réception(A_{ER}) ainsi que la distance séparant le RSO et la cible pendant la transmission (r_T) et la réception du signal(r_R)(**équation. (1.4)**). La puissance reçue dépend également de la géométrie d'acquisition qui est décrite à l'aide des angles sphériques θ et ϕ correspondant respectivement à l'azimut et à l'angle d'élévation. Le gain de l'antenne représente la capacité de l'antenne de concentrer le rayonnement émis dans une direction quelconque. Elle est exprimée en comparaison à une antenne qui émet le rayonnement avec la même puissance que l'antenne actuelle, mais d'une façon isotrope (le facteur de $P_T/4\pi$ de l'**équation 1.4**).

L'ouverture efficace exprime en quelque sorte l'inverse du gain, c'est-à-dire la capacité de l'antenne de restituer la puissance du signal provenant d'une direction quelconque. Dans le cas d'un radar mono statique gain et ouverture efficace sont reliés par la relation : $A_{ER} = \lambda^2 G / 4\pi$. La surface effective radar σ représente la contribution d'une cible donnée à la puissance reçue et représente la quantité d'intérêt. Une cible ponctuelle sera caractérisée par sa surface effective radar:

$$r^2 \frac{|\vec{E}_S|^2}{|\vec{E}_I|^2} \quad (1.5)$$

Où \vec{E}_I est le champ Électromagnétique (ÉM) incident et \vec{E}_S le champ ÉM diffusé (correspondant à la puissance transmise et reçue respectivement). Dans le cas d'une cible étendue, il est utile de la caractériser indépendamment de son étendue en utilisant le coefficient de rétrodiffusion, il est alors nécessaire d'intégrer la puissance reçue en fonction d'une aire d'illumination (A_L). Le coefficient de rétrodiffusion (σ°), ou sigma-zéro, représente le rapport entre la moyenne statistique de la densité de puissance diffusée sur la moyenne de densité de puissance émise sur la surface d'une sphère de rayon r soit :

$$\sigma^\circ = \frac{\langle \sigma \rangle}{A_L} = \frac{4\pi r^2 \langle |\vec{E}_S|^2 \rangle}{A_L |\vec{E}_I|^2} \quad (1.6)$$

Où \vec{E}_S résulte maintenant de l'addition cohérente de l'ensemble des ondes ÉM provenant des diffuseurs composant la cible étendue. Sous une forme générale tenant compte de la diversité des polarisations, (σ°) est noté par :

$$\sigma^\circ = \frac{\langle \sigma \rangle}{A_0} = \frac{4\pi r^2 \langle |\vec{E}_S|^2 \rangle}{A_0 |\vec{E}_I|^2} \quad (1.7)$$

Où q et p dénotent respectivement la polarisation reçue et transmise. Notons que le signal transmis et reçu est maintenant représenté par une quantité vectorielle (E) préservant la phase de sorte que q et p ne sont pas fixés. De plus, la phase entre les composantes orthogonales sera mesurée et conservée ce qui permettra par la suite la synthèse d'un coefficient de rétrodiffusion pour n'importe quelle combinaison de polarisation ainsi que la possibilité d'appliquer une décomposition du signal polarimérique.

Le coefficient de rétrodiffusion σ° (σ_{qp}°) est donc fonction d'un ensemble de paramètres liés d'une part aux caractéristiques du RSO (fréquence, polarisation et géométrie d'acquisition) et de l'autre aux propriétés de la cible (structure géométrique, constante diélectrique, biomasse). En utilisant plusieurs configurations de paramètres relatifs aux RSO (multifréquence, multi-polarisation, multi-incidence, etc) il est possible d'obtenir une image plus juste des propriétés de la cible observée. Il existe cependant d'autres facteurs qui altèrent la relation entre le coefficient de rétrodiffusion mesuré et les propriétés de la cible [1].

1.6. Polarimétrie SAR

On distingue les cibles cohérentes ou déterministes, dites encore simples, et les cibles incohérentes, ou non déterministes, dites cibles complexes ou distribuées. Les premières réfléchissent une onde complètement polarisée tandis que les secondes réfléchissent des ondes partiellement polarisées[2].

1.6.1. Matrice de diffusion

Si un diffuseur est illuminé par une onde plane électromagnétique transmise par une antenne l'onde incidente est donnée par :

$$\vec{E}^i = E_v^i \vec{v}_i + E_h^i \vec{h}_i \quad (1.8)$$

Et l'onde rétrodiffusée par le diffuseur est donnée par :

$$\vec{E}^s = E_v^s \vec{v}_s + E_h^s \vec{h}_s \quad (1.9)$$

Il sera utile d'adopter la notation vectorielle pour les ondes incidente et rétrodiffusé :

$$\vec{E}^i = \begin{bmatrix} E_v^i \\ E_h^i \end{bmatrix}, \text{ et } \vec{E}^s = \begin{bmatrix} E_v^s \\ E_h^s \end{bmatrix} \quad (1.10)$$

La matrice de diffusion (Scattering matrix, en anglais), ou matrice de SINCLAIR [S]. Est une matrice (2x2) à élément complexe que lie le vecteur incident \vec{E}^i à celui diffusé \vec{E}^s . La matrice est définie par l'équation

$$\begin{bmatrix} E_v^s \\ E_h^s \end{bmatrix} = \frac{e^{ik_0r}}{r} \begin{bmatrix} S_{hh} & S_{hv} \\ S_{vh} & S_{vv} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_v^i \\ E_h^i \end{bmatrix} \quad (1.11)$$

$$\vec{E}^s = \frac{e^{ik_0r}[S]}{r} \vec{E}^i \quad (1.12)$$

Où r est la distance entre le diffuseur et l'antenne, k_0 et le nombre d'onde.

Les quatre éléments de la matrice de diffusion sont des nombres complexes que l'on peut calculer à partir des amplitudes et des phases mesurées par les quatre canaux d'un radar polarimérique.

$$S_{ij} = |S_{ij}| e^{i\phi_{ij}} \quad , i, j \in \{h, v\} \quad (1.13)$$

Les éléments diagonaux S_{hh} et S_{vv} de la matrice sont appelés éléments en co-polarisation.

Les autres éléments S_{vh} et S_{hv} sont appelés éléments en polarisation croisée.

En configuration mono statique, lorsque l'émetteur de l'onde incidente et le récepteur de l'onde diffusée sont localisés au même endroit, et en raison de théorème de réciprocité, les éléments de la matrice [S] en polarisation croisée sont égaux :

$$[S] = e^{i\phi_{hh}} \begin{bmatrix} |S_{hh}| & |S_{hv}| e^{i(\phi_{hv}-\phi_{hh})} \\ |S_{hv}| e^{i(\phi_{hv}-\phi_{hh})} & |S_{vv}| e^{i(\phi_{vv}-\phi_{hh})} \end{bmatrix} \quad (1.14)$$

La matrice [S] peut être définie à partir de 5 variables réelles, trois modules et deux phases.

La connaissance de la matrice de diffusion $[S]_{hv}$ dans la base polarisation (\vec{h}, \vec{v}) nous permet de dériver la matrice de diffusion $[S]_{AB}$ dans n'importe quelle autre base orthogonale (\vec{a}, \vec{b}) par une transformation de matrice originale définie comme suit :

$$[S]_{ab} = [U_2][S]_{hv}[U_2]^T \quad (1.15)$$

La **table 1.3** donne les matrices de diffusion cohérente de quelques cibles canoniques dans la base de polarisation (\vec{h}, \vec{v}) . Les matrices sont normalisées de façon à représenter une puissance unitaire. L'angle φ représente l'orientation, autour de l'axe de visée du radar de l'axe de référence de symétrie principal de la cible canonique. Parmi les cibles canoniques présentée, la sphère et la trièdre possèdent un terme en polarisation croisée nul quel que soit l'angle d'orientation[2].

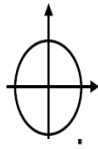
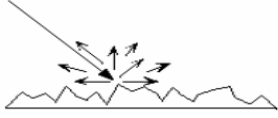
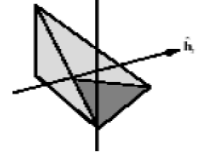

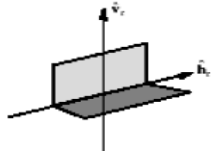

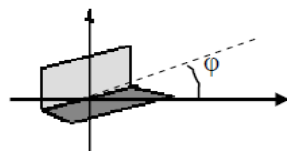


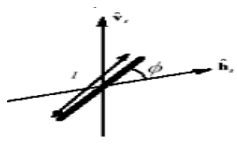
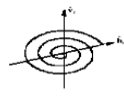
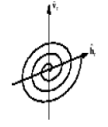
Cible	Matrice de diffusion	Forme géométrique	Interprétation
Sphère	$[S] = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$		
Trièdre	$[S] = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$		 Trièdre de calibration
Dièdre	$[S] = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$		Bâti 
Dièdre orienté avec un angle de φ	$[S] = \begin{bmatrix} \cos 2\varphi & \sin 2\varphi \\ \sin 2\varphi & -\cos 2\varphi \end{bmatrix}$		Bâti avant une orientation privilégiée
Dipôle orienté verticalement	$[S] = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$		 Troncs d'arbres orientés verticalement
Dipôle orienté avec un angle de φ	$[S] = \begin{bmatrix} \cos^2 \varphi & \frac{1}{2} \sin 2\varphi \\ \frac{1}{2} \sin 2\varphi & \sin^2 \varphi \end{bmatrix}$		Tiges ou branches d'arbres ayants des orientations privilégiées.
Hélice droite	$[S] = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & -j \\ -j & -1 \end{bmatrix}$		Mécanisme construit par deux dièdres ou plus formant une hélice droite .
Hélice gauche	$[S] = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & j \\ j & -1 \end{bmatrix}$		Mécanisme construit par deux dièdres ou plus formant une hélice gauche .

Table 1.3 les cibles canonique[2].

1.6.2. Vecteur cible

La formulation vectorielle de la matrice de diffusion est une approche qui remplace la matrice de diffusion par un vecteur de quatre éléments complexe tout en conservant la signification de l'énergie totale, c'est-à-dire $|S_{hh}| + |S_{vv}| + 2|S_{hv}|$. Cette vectorisation permet d'obtenir un vecteur cible qui contient toute l'information polarimétrique cohérente.

$$[S] = \begin{bmatrix} S_{hh} & S_{vh} \\ S_{hv} & S_{vv} \end{bmatrix} \vec{k} \Rightarrow \frac{1}{\sqrt{2}} \text{trace}([S][\Psi]) = [k_0, k_1, k_2, k_3]^T \quad (1.16)$$

Où $[\Psi]$ représente un ensemble de matrices qui définissent une base de projection.

Dans le cas général, un vecteur cible est formé de quatre éléments complexes. Les deux bases les plus utilisées sont $[\Psi_L]$ et $[\Psi_P]$ qui correspondent respectivement à la base Lexicographique et à la base Pauli.

La première base définie comme suit :

$$[\Psi_L] = 2 \left(\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \right) \quad (1.17)$$

Le vecteur cible correspondant est :

$$\vec{k}_L = [S_{hh}, S_{hv}, S_{vh}, S_{vv}]^T \quad (1.18)$$

La deuxième correspondant est :

$$[\Psi_P] = \sqrt{2} \left(\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 & -i \\ i & 0 \end{bmatrix} \right) \quad (1.19)$$

Le vecteur correspondant est

$$\vec{k}_P = \frac{1}{\sqrt{2}} [S_{hh} + S_{vv}, S_{hh} - S_{vv}, S_{hv} + S_{vh}, i(S_{vv} - S_{hv})]^T \quad (1.20)$$

En se basant sur l'hypothèse de réciprocité ($S_{hv} = S_{vh}$), le nombre d'éléments peut être réduit à trois, et les vecteurs s'écrivent :

$$\vec{k}_L = [S_{hh}\sqrt{2}S_{hv}S_{vv}]^T \quad (1.21)$$

$$\vec{k}_P = \frac{1}{\sqrt{2}} [S_{hh} + S_{vv}, S_{hh} - S_{vv}, 2S_{hv}]^T \quad (1.22)$$

La transformation correspondante d'un vecteur de diffusion \vec{k}_{hv} (\vec{k}_P ou \vec{k}_L) dans n'importe quelle autre base orthogonale (\vec{a}, \vec{b}) en fonction du rapport de polarisation est également donnée par une matrice unitaire $[U_3]$ comme suit :

$$\vec{k}_{ab} = [U_3]\vec{k}_{hv} \quad (1.23)$$

Avec :

$$[U_3] = \frac{1}{2(1+\rho\rho^*)} \begin{bmatrix} 2 + \rho^2 + \rho^{*2} & \rho^{*2} - \rho^2 & 2(\rho - \rho^*) \\ \rho^2 - \rho^{*2} & 2 - (\rho^2 + \rho^{*2}) & 2(\rho + \rho^*) \\ 2(\rho - \rho^*) & -2(\rho + \rho^*) & 2(1 + \rho\rho^*) \end{bmatrix} \quad (1.24)$$

Physiquement, les informations correspondent aux changements du mécanisme de diffusion dans l'image planimétrique[2]

1.7 .Filtrage de 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 [2].

Les méthodes de filtrage des images **SAR** ont pour but de réduire le speckle tout en évitant de dégrader l'image par lissage excessif. La dégradation radiométrique due au speckle rend difficile la séparation de deux cibles homogène, de coefficients de rétrodiffusion différents.

En pratique, il n'existe pas de filtre idéal répondant à tous les exigences, mais certains filtres s'en approchent. Les trois méthodes de filtrage du speckle sont :

- Méthode « multi-vues ou multi-looks » : il y'a deux techniques pour cette méthode la première est une technique spectrale qui permet de réduire la variance du speckle d'un facteur N au détriment de la résolution spatiale qui consiste à acquérir une image en pleine résolution SLC et à effectuer un moyennage de N pixels adjacents pour former une image basse résolution avec atténuation de speckle .
- Méthode « Multifréquence, Multi-polarisation » : plusieurs filtre ont été développés dont le plus connu est celui du Lee « Egede-aligned non square Windows » qui utilise la matrice de covariance et les statistiques locales pour une zone homogène.
- Méthode spatiales : ces méthodes se subdivisent en deux familles, la première comporte les méthodes heuristiques permet de réduire le speckle sans tenir compte de son caractère multiplicatif et connaissance à priori de ses lois de probabilité. La deuxième famille comporte les méthodes homomorphiques qui sont fondées sur le caractère multiplicatif du speckle[2].
- Ce phénomène de speckle nuit gravement la lisibilité des images radar. Il est souvent la cause principale d'échec des algorithmes de traitement et d'extraction d'informations. Aussi de nombreux travaux 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[5].

1.8. Conclusion

Dans ce chapitre on a présenté le principe des images SAR, ses bandes de fréquence d'acquisition, leur principe de formation (résolution etc.). On a présenté quelques capteurs qui fournissent ces images (Sentinel 1, Radsat-2et AIRSAR), ensuite on parle des mesure RSO, l'équation radar. Ensuite, on a expliqué la polarimétrie des images SAR, la matrice de diffusion, le vecteur cible, en fin on donne le principe de filtrage de ces image.

Le but de ces images dans notre mémoire est de détecté les zones urbaines en utilisant les méthodes indiquées dans le chapitre suivant.

*Chapitre 2 : Théorie
des décompositions et
classifications.*

Chapitre 2 : Théorie des décompositions et classifications

2.1. Introduction

Ce chapitre contient les détails des méthodes qu'on va utiliser dans les algorithmes de détection des zones urbaines. Premièrement on commence par la décomposition polarimétrique incohérente à quatre composantes du Yamaguchi. Ensuite, on abordera la classification maximum de vraisemblance Wishart et on termine par les opérateurs morphologiques utilisés appliqué sur les images binaires.

2.2. Décompositions polarimétriques

Le principe des modèles de décomposition est d'exprimer la réponse polarimétrique d'une cible en une somme pondérée de rétrodiffusions de cibles canoniques (éléments indépendants) et d'associer chaque composante générée, à partir des données polarimétriques, à un mécanisme physique de rétrodiffusion. Selon les propriétés cohérentes et non cohérentes des cibles, deux types de modèles de décomposition sont proposées dans la littérature, les décompositions cohérentes et les décompositions non-cohérentes.

Les décomposition cohérentes supposent que le pixel ne contient qu'un seul type de mécanisme et son analyse ne prend pas en considération le voisinage. Ce sont des modèles ponctuels qui décomposent la matrice de diffusion en la somme de Matrices de diffusion élémentaires $[s] = \sum_{i=1}^n c_i \sigma_i$, chacune définissant un mécanisme de diffusion canonique. Le paramètre c_i est le coefficient de rétrodiffusion d'un diffuseur i . Parmi les modèles les plus utilisées dans ce type de décomposition, nous citons la décomposition de Pauli et la décomposition de Krogager.

Les décompositions non cohérentes supposent que le pixel contient plusieurs types de diffusion. Ainsi pour réaliser son analyse elles procèdent premièrement avec un voisinage des pixels pour prendre en considération la relation spatiale entre les pixels voisin. Ces décompositions incohérentes décomposent les matrices de cohérence $[T]$ ou de covariance sous forme d'une somme des diffuseurs canoniques. Parmi les décompositions incohérentes les plus utilisé on trouve la décomposition de Freeman et la décomposition de Yamaguchi. En générale les décompositions incohérentes donnent de meilleurs résultats par rapport aux

décompositions cohérentes. Pour la détection des zones urbaines on va utiliser la décomposition de Yamaguchi qu'on va détailler dans la section suivante.

2.3. Décomposition de Yamaguchi

La décomposition de Yamaguchi est une décomposition incohérente, qui décompose la matrice de cohérence [T] pour données à la sortie quatre puissances des diffuseurs canoniques qui sont : le volumique, le surfacique, le double rebond et la hélice.

2.3.1. Décomposition de puissance à diffusion à quatre composants

Si l'ensemble de données de matrice de diffusion de la zone de pixels d'imagerie est acquis, la matrice de cohérence correspondante peut être créée, qui conserve les statistiques de second ordre des informations polarimérique. La moyenne d'ensemble de la matrice de cohérence est donnée par:

$$\langle [T] \rangle = \langle k_p k_p^\dagger \rangle \quad (2.1)$$

† Désigne une conjugaison et une transposition complexes, $\langle \rangle$ désigne la moyenne d'ensemble, et le vecteur de Pauli est défini comme :

$$k_p = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} S_{HH} + S_{VV} \\ S_{HH} - S_{VV} \\ 2S_{HV} \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

Ensuite, la matrice de cohérence mesurée peut être étendue en quatre sous-matrices qui correspondent aux mécanismes de diffusion de surface, de diffusion à double rebond, de diffusion de volume et de diffusion en hélice.

$$\langle [T] \rangle = f_s \langle [T] \rangle_{\text{surface}} + f_d \langle [T] \rangle_{\text{double}} + f_v \langle [T] \rangle_{\text{vol}} + f_c \langle [T] \rangle_{\text{hélix}} \quad (2.3)$$

où f_s , f_d , f_v et f_c sont les coefficients de perdurations à déterminer. Ces quatre termes ont été dérivés sur la base des modèles de diffusion physique comme le montre la **figure 2.1**[6] [7].

La matrice d'expansion pour la diffusion de surface est :

$$\langle [T] \rangle_{\text{surface}} = \begin{bmatrix} 1 & \beta^* & 0 \\ \beta & |\beta|^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad |\beta| < 1. \quad (2.4)$$

Pour la diffusion à double rebond, la matrice d'expansion est donné par :

$$\langle [T] \rangle_{\text{double}} = \begin{bmatrix} |\alpha|^2 & \alpha & 0 \\ \alpha^* & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad |\alpha| < 1. \quad (2.5)$$

Où α et β sont des inconnues à déterminer.

Pour la diffusion volumique, nous utilisons l'une des matrices suivantes en fonction du bilan de magnitude de $\langle |S_{HH}|^2 \rangle$ et $\langle |S_{VV}|^2 \rangle$.

$$\langle [T] \rangle_{\text{vol}} = \frac{1}{30} \begin{bmatrix} 15 & 5 & 0 \\ 5 & 7 & 0 \\ 0 & 0 & 8 \end{bmatrix},$$

$$\text{Pour } 10 \log \left(\frac{\langle |S_{VV}|^2 \rangle}{\langle |S_{HH}|^2 \rangle} \right) < -2 \text{ dB} \quad (2.6)$$

$$\langle [T] \rangle_{\text{vol}} = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{Pour } \left| 10 \log \left(\frac{\langle |S_{VV}|^2 \rangle}{\langle |S_{HH}|^2 \rangle} \right) \right| < -2 \text{ dB} \quad (2.7)$$

$$\langle [T] \rangle_{\text{vol}} = \frac{1}{30} \begin{bmatrix} 15 & -5 & 0 \\ -5 & 7 & 0 \\ 0 & 0 & 8 \end{bmatrix}$$

$$\text{Pour } 10 \log \left(\frac{\langle |S_{VV}|^2 \rangle}{\langle |S_{HH}|^2 \rangle} \right) > -2 \text{ dB} \quad (2.8)$$

La matrice d'expansion de diffusion en hélice, qui prend en compte la condition de symétrie de non-réflexion, est

$$\langle [T] \rangle_{\text{hélice}} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \pm j \\ 0 & \mp j & 1 \end{bmatrix} P_c \quad (2.9)$$

Les puissances de diffusion correspondantes (la puissance de diffusion en surface P_s , la puissance de diffusion en double rebond P_d , la puissance de diffusion en volume P_v et la puissance de diffusion en hélice P_c) sont directement obtenues à partir des coefficients de dilatation de ces matrices lorsqu'elles sont appliquées à la décomposition. La décomposition tient compte d'un déséquilibre de la puissance du canal co-polarisé, $\langle |S_{HH}|^2 \rangle$ et $\langle |S_{VV}|^2 \rangle$.

Pour le cas sur $\left| 10 \log \left(\frac{\langle |S_{VV}|^2 \rangle}{\langle |S_{HH}|^2 \rangle} \right) \right| > -2dB$, la puissance les expressions deviennent :

$$P_c = f_c = 2 |Im \langle S_{HV}^* (S_{HH} - S_{VV}) \rangle| \quad (2.10)$$

$$P_v = f_v = 4T_{33} - 2P_c = 8 \langle |S_{HV}|^2 \rangle - 2P_c \quad (2.11)$$

$$P_s = f_s (1 + |\beta|^2) \quad (2.12)$$

$$P_d = f_d (1 + |\alpha|^2) \quad (2.13)$$

Il convient de noter ici que la contribution P_v est principalement déterminée par la composante T_{33} comme on le voit en (2.11), qui sont essentiellement identique à la composante HV à polarisation croisée.

L'algorithme de décomposition de puissance de diffusion à quatre composantes présente les avantages suivants [8] [7] :

1. Mise en œuvre simple.
2. Le temps de calcul est relativement faible par rapport aux autres décompositions.
3. Les puissances décomposées correspondent à des mécanismes de diffusion physique, c'est-à-dire la diffusion de surface P_s , la diffusion à double rebond P_d , la diffusion volumique P_v , la diffusion en hélice (polarisation circulaire) P_c .
4. Les images de sortie codées par couleur sont directement reconnaissables et faciles à comprendre [9].

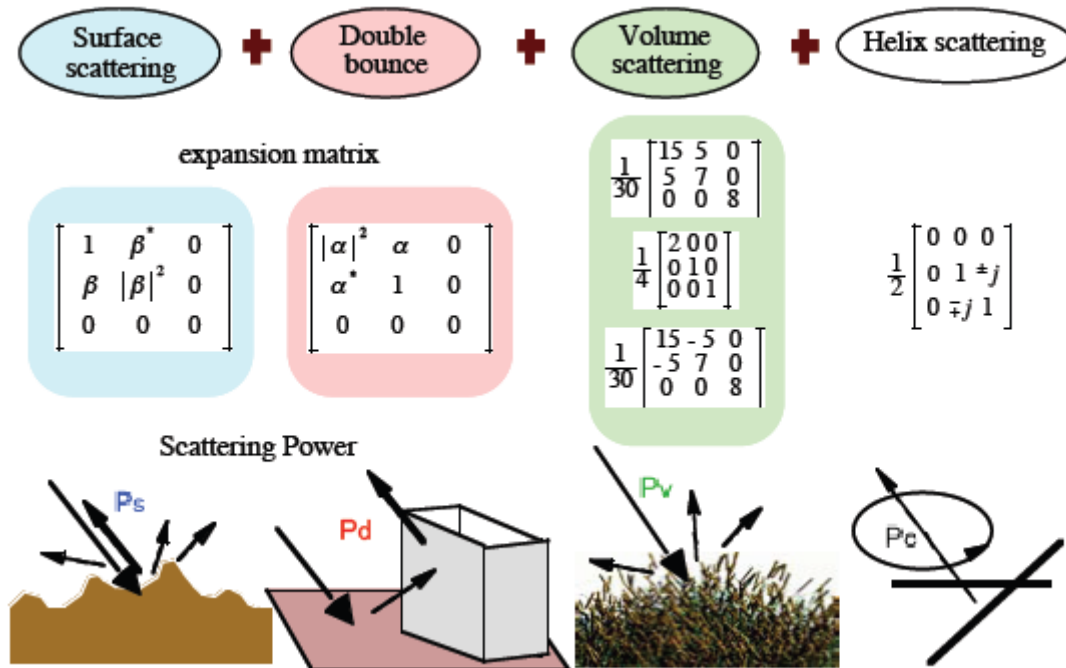


Figure 2.1 La décomposition en quatre composantes P_s , P_d , P_v et P_c . [9]

2.3.2. Rotation de la matrice de cohérence

Dans les observations radar réelles, la direction d'orientation des objets sous imagerie n'est pas nécessairement orthogonale à l'éclairage radar, et la direction d'orientation dans le plan transversal ne coïncide pas nécessairement avec le système de coordonnées radar (H et V). À des fins de classification ou de décomposition, il est souhaitable d'employer une méthodologie unifiée pour tous les objets sous imagerie. Nous utilisons le concept de minimisation de la composante HV à polarisation croisée, également connue sous le nom de Deysing[10] ou Désorientation[11]. Ceci peut être réalisé en multipliant la matrice de rotation unitaire par la matrice de rotation $[R_p(\theta)]$ sans perte de généralité. Étant donné que la rotation de la matrice de cohérence peut être effectuée facilement à l'aide de formulations mathématiques, nous profitons respectivement de la matrice de cohérence mesurée. [9]

En supposant que la matrice de cohérence mesurée soit :

$$[T] = \begin{bmatrix} T_{11} & T_{12} & T_{13} \\ T_{21} & T_{22} & T_{23} \\ T_{31} & T_{32} & T_{33} \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

Alors la matrice de cohérence après rotation d'angle peut être obtenue par

$$[T(\theta)] = [R_P(\theta)][T][R_P(\theta)]^\dagger \quad (2.15)$$

$$[R_P(\theta)] = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos 2\theta & \sin 2\theta \\ 0 & -\sin 2\theta & \cos 2\theta \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

Où nous désignons les éléments de la matrice de cohérence tournée comme

$$[T(\theta)] = \begin{bmatrix} T_{11}(\theta) & T_{12}(\theta) & T_{13}(\theta) \\ T_{21}(\theta) & T_{22}(\theta) & T_{23}(\theta) \\ T_{31}(\theta) & T_{32}(\theta) & T_{33}(\theta) \end{bmatrix} \quad (2.17)$$

2.3.2.1. Rotation T33

Maintenant, nous allons minimiser le terme de polarisation croisée dans (2.17). Comme prévu de l'équation. (2.11), c'est la même chose que la minimisation du terme T_{33} dans (2.17). T_{33} Peut être écrit selon (2.15) comme :

$$T_{33}(\theta) = T_{33} \cos^2 2\theta - \text{Re}(T_{23}) \sin 4\theta + T_{22} \sin^2 2\theta \quad (2.18)$$

Le dérivé par rapport à θ est :

$$T'_{33}(\theta) = 2(T_{22} - T_{33}) \sin 4\theta - 4\text{Re}(T_{23}) \cos 4\theta \quad (2.19)$$

Par conséquent, l'angle de rotation peut être dérivé de :

$$T'_{33}(\theta) = 0 \quad (2.20)$$

Cela conduit à l'expression suivante pour l'angle de rotation.

$$\tan 4\theta = \frac{2\text{Re}(T_{23})}{T_{22} - T_{33}} = \frac{4\text{Re}(S_{HV}^*(S_{HH} - S_{VV}))}{\langle |S_{HH} - S_{VV}|^2 \rangle - 4\langle |S_{HV}|^2 \rangle} \quad (2.22)$$

$$2\theta = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left(\frac{2\text{Re}(T_{23})}{T_{22} - T_{33}} \right) \quad (2.23)$$

L'expression (2.19) est de la même forme que la phase du coefficient de corrélation sur la base de polarisation circulaire[8] et [12], qui est également utilisé pour l'estimation de la pente de surface.

Après cette rotation, les éléments de la matrice de cohérence devenir :

$$T_{11}(\theta) = T_{11} \quad (2.24)$$

$$T_{23}(\theta) = j \operatorname{Im}(T_{23}), T_{32}(\theta) = -j \operatorname{Im}(T_{23}) \quad (2.25)$$

$$T_{12}(\theta) = T_{12} \cos 2\theta + T_{13} \sin 2\theta, T_{21}(\theta) = T_{12}^*(\theta) \quad (2.26)$$

$$T_{13}(\theta) = -T_{12} \sin 2\theta + T_{13} \cos 2\theta, T_{31}(\theta) = T_{13}^*(\theta) \quad (2.27)$$

$$T_{22}(\theta) = T_{33} \cos^2 2\theta + T_{22} \sin^2 2\theta + \operatorname{Re}(T_{23}) \sin 4\theta \quad (2.28)$$

$$T_{33}(\theta) = T_{33} \cos^2 2\theta + T_{22} \sin^2 2\theta - \operatorname{Re}(T_{23}) \sin 4\theta \quad (2.29)$$

Les équations (2.24) et (2.29) montrent comment les composants sont redistribués avec précision. Il est entendu en termes diagonaux que $T_{33}(\theta)$ diminue de $\operatorname{Re}T_{23}(\theta) \sin 4\theta$ et que $T_{22}(\theta)$ augmente du même montant, tandis que $T_{11}(\theta)$ reste le même. Il faut également noter que $T_{23}(\theta)$ devient purement imaginaire qui correspond exactement au modèle de diffusion hélicoïdale (2.9) pour la condition de symétrie[7] de non-réflexion comme invariant de roulis paramètre[8].[9]

2.3.3. Décomposition à quatre composants utilisant Rotation de la matrice de cohérence

La rotation de la matrice de cohérence un nouvel algorithme de décomposition à quatre composants. Il est présenté dans cette section. L'algorithme de décomposition est montré dans l'organigramme de la **figure 2.2**. Premièrement, une cohérence tournée, la matrice T est créée par (2.20) et (2.25) en utilisant l'angle de rotation (2.19). L'étape suivante consiste à appliquer les quatre composants décomposition à la matrice de cohérence tournée T et à calculer les puissances de diffusion. La puissance de diffusion de l'hélice P_c est dérivée à la première étape, ensuite la diffusion volumique la puissance P_v est déterminée en fonction de la grandeur équilibre de la composante copolarisée HH par rapport à VV comme illustré dans l'organigramme de la **figure 3**. L'état de branchement du l'équilibre de magnitude peut être exprimé comme suit:

$$10 \log \left[\frac{|b|^2}{|a|^2} \right] \Rightarrow 10 \log \left[\frac{T_{11}(\theta) + T_{22}(\theta) - 2 \operatorname{Re}(T_{12}(\theta))}{T_{11}(\theta) + T_{22}(\theta) + 2 \operatorname{Re}(T_{12}(\theta))} \right] \quad (2.30)$$

En termes d'éléments de matrice de cohérence.

Une fois P_c et P_v déterminés, P_s et P_d peuvent être obtenus par la puissance restante (puissance totale TP - P_c - P_v). La branche la condition C_0 est utilisée pour déterminer quelle puissance de diffusion

(P_s ou P_d) est dominant basé sur le signe de $\text{Re}(S_{HH}S_{VV}^*)$. l'expression de la condition de branchement C_0 peut être écrite en termes d'éléments de matrice de cohérence comme :

$$C_0 = T_{11}(\theta) - T_{22}(\theta) - T_{33}(\theta) + P_c \quad (2.31)$$

Si le signe est trouvé, il est simple d'obtenir P_s et P_d . En cas de puissance négative, la condition physique que tous les pouvoirs doivent être positifs s'applique aux deux pouvoirs lors de la finale étape de l'algorithme de la **figure 2.2**. Notez que tous les termes sont dérivable directement des éléments de la matrice de cohérence.[9]

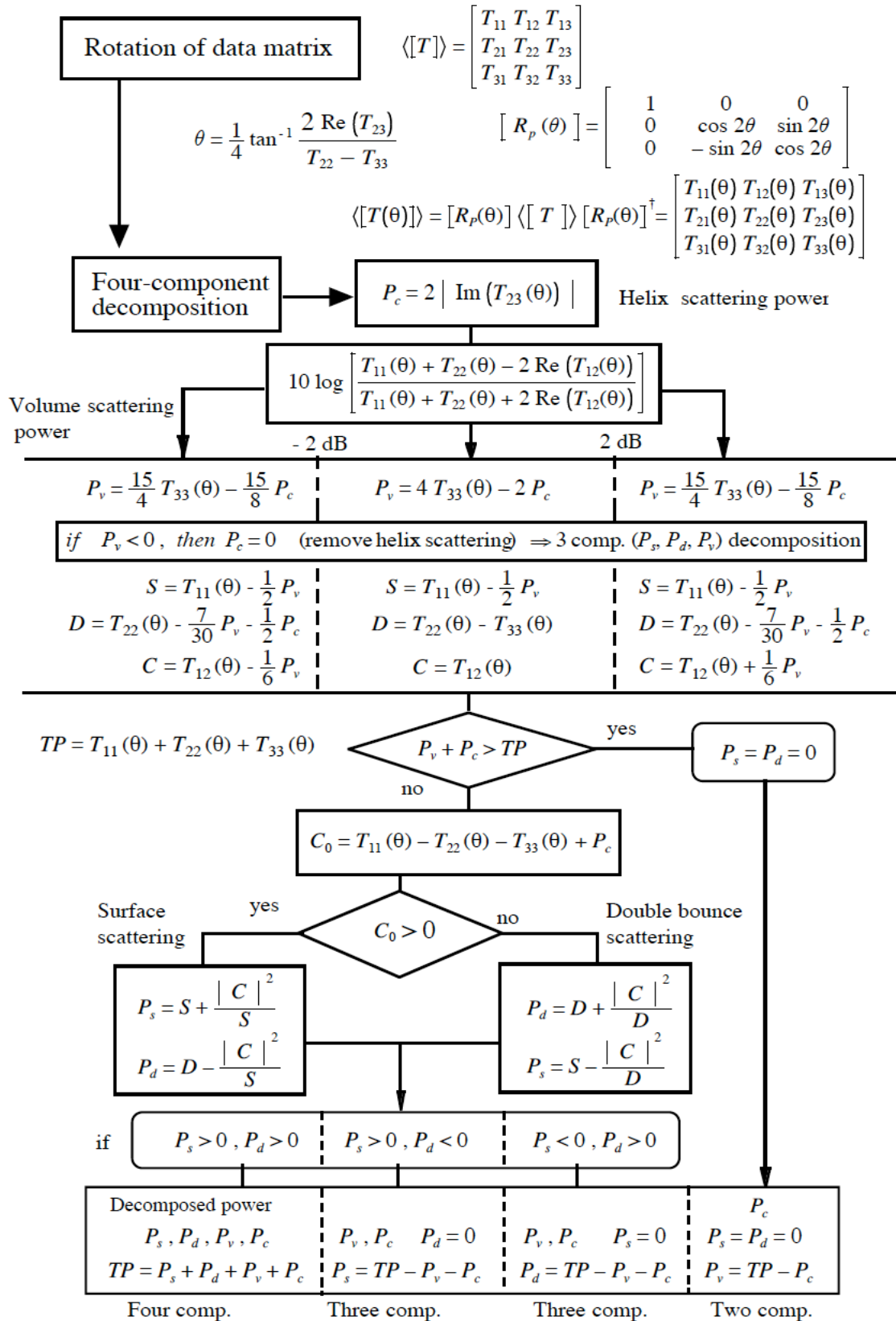


Figure 2.2 : Algorithme de décomposition de la puissance de diffusion à quatre composants utilisant une matrice de cohérence tournée.[9]

2.4. Classification des images SAR

2.4.1. La classification Maximum de vraisemblance Wishart (Maximum LikelihoodWishart)

Le classifieur ML Wishart utilise la distance de Wishart pour décider de l'affectation des pixels pour une class donné.

Premièrement il faut avoir des pixels pour l'apprentissage, et à partir de ces pixels on calcule la matrice de cohérence moyenne pour chaque class.

Deuxièmes on calcule la distance entre chaque pixel et les matrices moyenne de toutes les classes. Le pixel sera affecté vers la classe ou la distance et la plus petite. [13]

2.4.2 Classificateur de probabilité maximale basé sur une distribution gaussienne complexe

Lorsqu'un radar éclaire une zone d'une surface aléatoire de nombreux diffuseurs élémentaires, que le vecteur de polarisation complexe u peut être modélisé par une distribution gaussienne complexe multi-variée

$$p(u) = \frac{1}{\pi^3 |C|} \exp(-u^* C^{-1} u) \quad (2.32)$$

Où la covariance complexe $C = E[uu^*]$, et $|C|$ sont le déterminant de C . Chaque classe est caractérisée par sa propre matrice de covariance C . Nous l'appellerons la matrice de covariance de classe. La covariance de classe notée C_m pour la classe ω_m est estimée à l'aide d'échantillons d'apprentissage. Selon la classification du maximum de vraisemblance de Bayes par Kong et al, un vecteur u est affecté à la classe ω_m , si la probabilité

$$P(\omega_m | u) \geq P(\omega_j | u), \text{ pour tous } j \neq m \quad (2.33)$$

En appliquant la règle de Bayes, on a :

$$P(\omega_m | u) = \frac{p(u|\omega_m)P(\omega_m)}{p(u)} \quad (2.34)$$

$p(u)$ est indépendant de toute classe à choisir, on peut l'ignorer, et l'équation (2.33) se réduit à :

u appartient à la classe ω_m ,

$$p(u | \omega_m)P(\omega_m) > p(u | \omega_j)P(\omega_j), \text{ pour tous } j \neq m \quad (2.35)$$

où $p(u | \omega_m)$ est une distribution gaussienne complexe avec une moyenne nulle et une matrice de covariance attendue $C_m = E[uu^{*T} | \omega_m]$, et $P(\omega_m)$ est la probabilité a priori de la classe ω_m . Plutôt que d'utiliser les fonctions de densité de probabilité maximale pour sélectionner la classe, une mesure de distance plus simple et efficace en termes de calcul peut être obtenue en prenant le logarithme népérien de $p(u | \omega_m)P(\omega_m)$ et en changeant son signe. La mesure de distance entre u et le centre du cluster de la classe ω_m est [13] :

$$d_1(u, \omega_m) = u^{*T}C_m^{-1}u + \ln|C_m| + 3\ln(\pi) - \ln[P(\omega_m)] \quad (2.36)$$

Le troisième terme à droite de l'équation 2.37 peut être ignoré, car il n'affecte pas la classification des pixels. L'équation 2.37 est encore réduite à :

$$d_1(u, \omega_m) = u^{*T}C_m^{-1}u + \ln|C_m| - \ln[P(\omega_m)] \quad (2.37)$$

Le vecteur caractéristique u est affecté à la classe ω_m , si :

$$d_1(u, \omega_m) < d_1(u, \omega_j), \text{ pour tous } j \neq m \quad (2.38)$$

2.4.3. Classificateur maximum de vraisemblance Wishart

Les données SAR sont fréquemment traitées multi look pour la réduction du speckle et la compression des données. Certaines données PolSAR multi look, telles que JPL AIRSAR, sont stockées au format de matrice de Stokes. La moyenne dans la matrice de Stokes produit des résultats identiques à la moyenne dans les matrices de covariance. Cependant, la matrice de covariance a le net avantage d'avoir une distribution de Wishart complexe multi variée, qui convient bien aux applications de classification. Par conséquent, nous nous limiterons à traiter la classification basée sur la matrice de covariance ou la matrice de cohérence.

Le traitement SAR polarimérique multi look nécessite une moyenne de plusieurs.

regarder les matrices de covariance, ou :

$$Z = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n u(k)u(k)^{*T} \quad (2.39)$$

Où :

n Est le nombre de regard.

le vecteur $u(k)$ est le k -ième échantillon 1-look.

Laisser :

$$A = nZ = \sum_{k=1}^n u(k)u(k)^{*T} \quad (2.40)$$

La matrice A a une distribution de Wishart complexe, nous répétons ici la fonction de densité de probabilité de Wishart complexe.

$$p_A(A) = \frac{|A|^{n-q} \exp[-\text{Tr}(C^{-1}A)]}{K(n,q)|C|^n} \quad (2.41)$$

Le paramètre q est la dimension du vecteur u . Pour le SAR polarimétrique mono statique dans un milieu réciproque, $q = 3$. Pour les applications d'interférométrie polarimétrique, $q = 6$. Goodman a montré que Z est l'estimateur du maximum de vraisemblance et une statistique suffisante pour la covariance attendue C .

Le classificateur de vraisemblance de Bayes a été développé en suivant la même procédure que celle du SAR polarimétrique à visée simple. En substituant C_m à C comme matrice de covariance de classe pour la classe v_m , nous pouvons réécrire l'équation 2.41 sous la forme $p(A | \omega_m)$. Le maximum de vraisemblance fournit une évaluation si A (i. e., Z) appartient à la classe v_m . En suivant la même procédure de la section 2.4.2, Lee et al. ont dérivé une mesure de distance en maximisant $p(A | \omega_m)P(\omega_m)$. En prenant le logarithme népérien de l'équation 2.41 et en changeant son signe, on a :

$$d(A, \omega_m) = n \ln |C_m| + \text{Tr}(C_m^{-1}A) - \ln[P(\omega_m)] - (n - q) \ln |A| + \ln[K(n, q)] \quad (2.42)$$

Les deux derniers termes peuvent être éliminés car ils ne sont pas fonction de ω_m , et ne contribuent pas à la classification. En supprimant les deux derniers termes et en remplaçant l'équation 2.40 par l'équation 2.42, la mesure de distance pour la classification des données SAR polarimétrique traitées n -look devient :

$$d_2(Z, \omega_m) = n \ln |C_m| + n \text{Tr}(C_m^{-1}Z) - \ln[P(\omega_m)] \quad (2.43)$$

L'équation 2.43 indique qu'au fur et à mesure que le nombre de regards n augmente, la probabilité a priori $P(\omega_m)$ joue moins de rôle dans la classification. Il est à noter que cette mesure de distance multilook (Equation 2.43) est identique à la mesure de distance singlelook (Equation 2.37) en laissant $n = 1$. Pour les données SAR polarimétriques avec une probabilité a priori inconnue de chaque classe, $P(\omega_m)$ peut être supposé égal, auquel cas la mesure de distance est indépendante de n . Par conséquent, la mesure de distance de l'équation 2.39 est réduite à une expression simple,

$$d_3(Z, \omega_m) = \ln |C_m| + \text{Tr}(C_m^{-1}Z) \quad (2.44)$$

Nous appellerons $d_3(Z, \omega_m)$ la mesure de distance de Wishart et la technique de classification basée sur cette mesure de distance le classificateur de Wishart. Pour la classification supervisée, la covariance du centre de classe C_m est estimée à l'aide de pixels dans une zone d'apprentissage sélectionnée de la même classe, puis les données sont classées pixel par pixel. Pour chaque pixel, $d_3(Z, \omega_m)$ est calculé pour chaque classe, et la classe associée à la distance minimale est affectée au pixel. Il est à noter que cette mesure de distance peut être appliquée pour n'importe quelle dimension de données SAR cohérentes ; $q=1$, pour les données d'intensité à polarisation simple, $q=2$ pour les données cohérentes à double polarisation, $q=3$, pour les données PolSAR mono statiques, $q=4$, pour les données PolSAR bi statiques, $q=6$, pour les données Pol-InSAR à ligne de base unique, et $q=9$, pour les données Pol-InSAR à double référence.[13]

2.5. Operateur morphologique

2.5.1 La dilation

La transformation morphologique dilatation \oplus combine deux ensembles d'addition vectorielle ou addition d'ensemble de Minkowski, par exemple, $(a, b) + (c, d) = (a + c, b + d)$ La dilatation $X \oplus B$ est l'ensemble de points de tous les possibles additions vectorielles de paires d'éléments, un de chacun des ensembles X et B . [14]

$$X \oplus B = \{p \in \mathcal{E}^2 : p = x + b, x \in X \text{ and } b \in B\}$$

$$\begin{aligned}
 X &= \{(1,0), (1,1), (1,2), (2,2), (0,3), (0,4)\}, \\
 B &= \{(0,0), (1,0)\}, \\
 X \oplus B &= \{(1,0), (1,1), (1,2), (2,2), (0,3), (0,4), (2,0), (2,1), (2,2), (3,2), (1,3), (1,4)\}.
 \end{aligned}$$

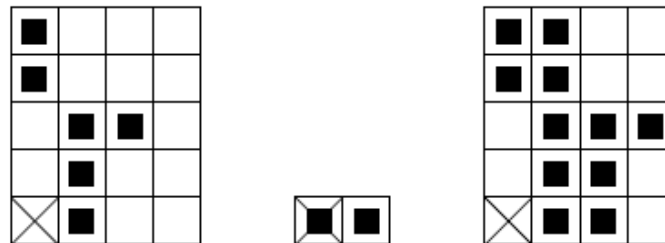


Figure 2.3 : Avant la dilatation, l'objet utilisé et le résultat de dilatation[14]

2.3.2.Érosion

L'érosion \ominus combine deux ensembles en utilisant la soustraction vectorielle des éléments de l'ensemble et est le double opérateur de dilatation. Ni l'érosion ni la dilatation ne sont une transformation inversible.[14]

$$\begin{aligned}
 X \ominus B &= \{p \in \mathcal{E}^2: p + b \in X \text{ for every } b \in B\} \\
 X &= \{(1,0), (1,1), (1,2), (0,3), (1,3), (2,3), (3,3), (1,4)\} \\
 B &= \{(0,0), (1,0)\}, \\
 X \ominus B &= \{(0,3), (1,3), (2,3)\}
 \end{aligned}$$

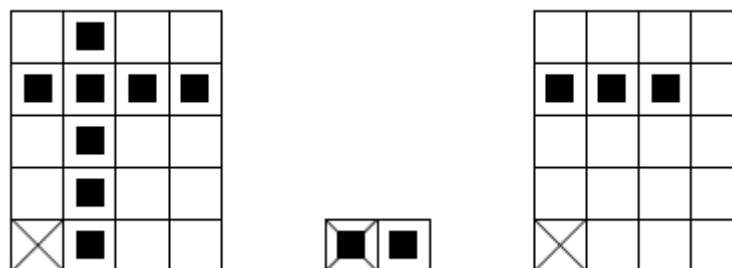


Figure 2.4 : érosion Avant l'érosion, l'objet utilisé et le résultat d' érosion[14]

2.4.3. L'ouverture et la fermeture

L'érosion et la dilatation ne sont pas des transformations inverses : si une image est érodée puis dilatée, l'image d'origine n'est pas réobtenue. Au lieu de cela, le résultat est une version simplifiée et moins détaillée de l'image originale.

L'érosion suivie d'une dilatation crée une importante transformation morphologique appelée ouverture. L'ouverture d'une image X par l'élément structurant B est notée $X \circ B$ et est définie comme

$$X \circ B = (X \ominus B) \oplus B$$

La dilatation suivie d'érosion est appelée fermeture. La fermeture d'une image X par l'élément structurant B est notée $X \cdot B$ et est définie comme

$$X \cdot B = (X \oplus B) \ominus B.$$

Si une image X est inchangée en s'ouvrant avec l'élément structurant B, elle est dite ouverte par rapport à B. De même, si une image X est inchangée en se fermant avec B, elle est dite fermée par rapport à B.

L'ouverture et la fermeture avec un élément structurant isotrope sont utilisées pour éliminer des détails d'image spécifiques plus petits que l'élément structurant- la forme globale des objets n'est pas déformé. La fermeture relie les objets proches les uns des autres, comble les petits trous et lisse le contour de l'objet en comblant des gouffres étroits. Les significations de « proche », « petit » et « étroit » sont liées à la taille et à la forme de l'élément structurant. L'ouverture est illustrée à la **figure 3.5** et la fermeture à la **figure 3.6**. [14]



Figure 2.5 : Image avant et Après l'ouverture morphologique [14]



Figure 2.6 : Image avant et Après la fermeture morphologique[14]

2.6. Conclusion

Dans ce chapitre on a présenté les méthodes de détection des zones urbaines, premièrement on a exposé la méthode de décomposition de Yamaguchi qui nous donne les quatre composantes de puissance, pour notre but on prend en considération la puissance double rebond qui est la plus dominante dans les zones urbaine. Ensuite, on a présenté la méthode de classification MVWishart qui aide à classifier l'image SAR sous forme des classes comme (urbaine, végétation, océan, urbaine orienté), cette méthode est de type supervisé, mais on peut lui faire initialisation automatique, comme on va voir dans le chapitre 3.

*Chapitre 3 : Résultats
et Analyse de la
détection des zones
urbaines*

Chapitre 3 : Résultats et Analyse de la détection des zones urbaines

3.1. Introduction

Ce chapitre présente les résultats des méthodes appliquées pour la détection des zones urbaines dans la région d'étude de la ville de San Francisco. Toutes les bases théoriques des méthodes réalisées dans ce chapitre sont présentées dans les deux précédents chapitres. Une présentation des principes théoriques sur les images SAR dans le chapitre 1 et les principes des décompositions et des classifications des images SAR dans le chapitre 2.

Dans la suite de ce chapitre on présente les résultats avec une analyse comparative sur les méthodes de détection utilisées. Les algorithmes utilisés dans ce chapitre sont la décomposition de Yamaguchi, la classification du maximum de vraisemblance basé sur la distribution du Wishart, et l'opérateur de la fermeture morphologique.

3.2. Présentation des données

Notre but est de détecter les zones urbaines, en utilisant des méthodes de détection basées sur la décomposition polarimétrique de Yamaguchi, et la classification de maximum de vraisemblance Wishart. Afin de valider ces méthodes on a utilisé des images SAR réel captées par le radar AIRSAR de la NASA, qui est embarqué sur un avion. La zone d'étude est la ville de San Francisco, Etats Unis d'Amérique. Les dimensions de l'image en azimuth x range sont 1024 x 668. La **figure 3.1** présente l'image SAR en composition coloré RVB et l'image optique de la région d'étude, la ville de San Francisco.

L'image SAR utilisé est complètement polarimérique, avec les quatre polarisations de la matrice de diffusion, Sinclair. La zone d'étude contient trois types des classes de la couverture de la surface terrestre, zones urbaines, zones de la végétation et des forêts et une zone des surfaces d'eau ou d'océan. Les zones urbaines présentes dans cette région peuvent être classifiées suivant deux types selon leur orientation par rapport à ligne de vue du radar, on trouve des zones urbaines non orienté et des zones urbaines orientés.



Figure 3.1 la région d'étude image SAR RGB neuf bandes(1024 x668)

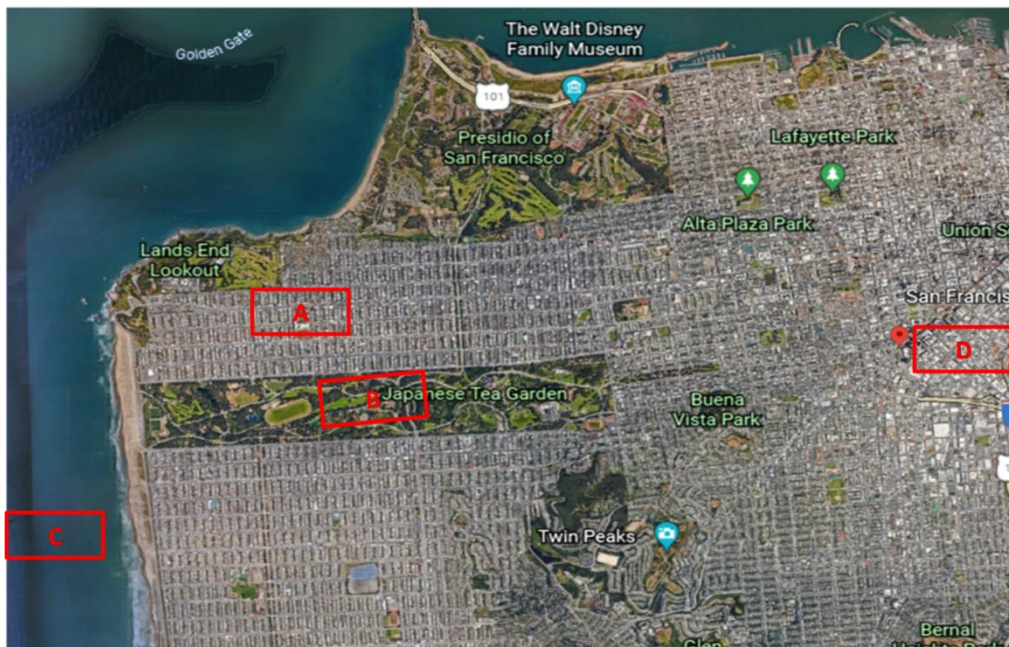


Figure 3.2 image optique de San Francisco (Google Earth)

3.3. Détection avec la décomposition de Yamaguchi

La décomposition de Yamaguchi est une méthode qui prend la matrice de cohérence [T] comme paramètre à l'entrée pour donner à la sortie quatre coefficients des puissances de diffusion canonique (P_v, P_s, P_d et P_c) tel que :

P_v : la puissance volumique (volume scattering)

P_s : La puissance surfacique (surface scattering)

P_d : La puissance double (double bounce)

P_c : La puissance elliptique (hélix scattering)

Sachant que dans les zones urbaines on a théoriquement la présence de la puissance double causé par le dièdre composé par la surface de la route et les façades des bâtiments. Donc, à partir de la nature des zones urbaines et le type de diffusion le plus dominant, on a choisi de baser la détection sur les puissances de la décomposition de Yamaguchi avec une condition que la puissance double est la plus dominante, $P_d > P_s$ et $P_d > P_v$, pour que le pixel soit une région urbaine.

L'algorithme de cette méthode de détection basé seulement sur les puissances de la décomposition de Yamaguchi est indiqué ci-dessous :

- **Algorithme 1**

 - 1. Données en entrées la matrice de cohérence [T]
 - 2. Décomposition de Yamaguchi
- $$[T] \longrightarrow P_v, P_d, P_s, P_c$$
- 3. Si $P_d > P_s$ et $P_d > P_v$ \implies pixel est une région urbaine

Sinon le pixel n'est pas une région urbaine

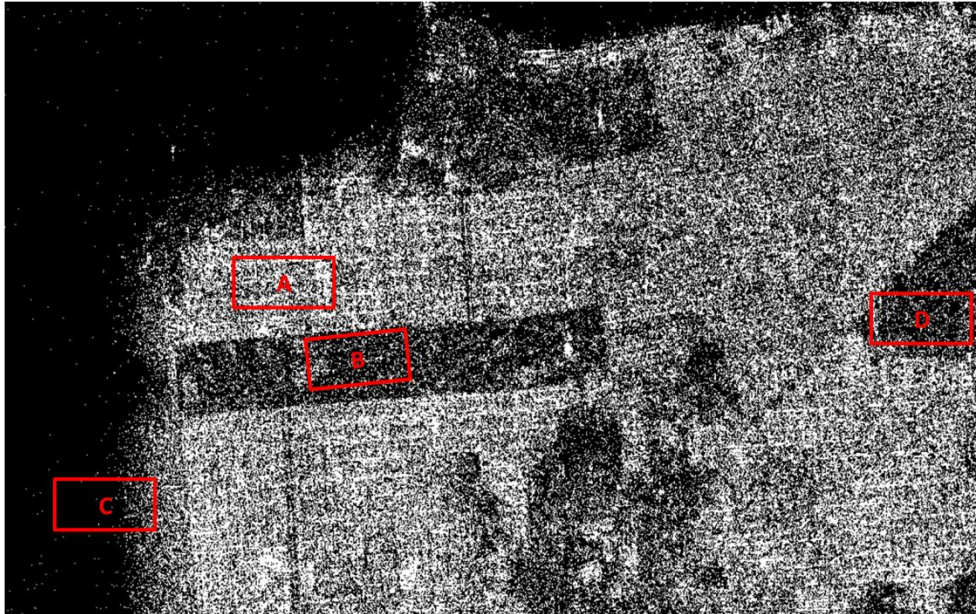


Figure 3.3 : Résultat de la détection des zones urbaines avec la décomposition de Yamaguchi.

La **figure 3.3** représente le résultat de la méthode de la détection des zones urbaines avec la décomposition de Yamaguchi. Visuellement en remarque que les zones urbaines ont été bien détectées mais sans indiqué les traces des routes et des bâtiments comme en peut voir dans le patch A. Dans le patch B, situé dans un parc avec de la végétation et des forêts, la méthode a détecté des endroits de ce parc comme des zones urbaines. Dans patch C qui est une région on urbaine, mais c'est une région de l'océan, le résultat de détection présente des fausses alarmes dans la région qui sépare l'océan et la surface de la terre.

La zone urbaine orientés indiqué avec le patch D n'a pas été détecté comme une région urbaine à cause de l'orientation des façades des bâtiments par rapport à ligne de vue de radar, ce qui cause une diffusion volumique au lieu d'avoir une diffusion double rebond. Finalement ces résultats ne sont pas raffinés, parce que les bordures entre les régions de la surface d'étude ne sont pas bien délimitées. Afin de bien délimité les régions et amélioré les résultats de la détection des zones urbaines, sans avoir beaucoup de fausses alarmes, onva utiliser la méthode de classification de Maximum de Vraisemblance (MV) Wishart.

Cette méthode détection est basée sur la décomposition de Yamaguchi comme une étape primaire de détection pour ensuite améliorer les résultats avec la classification MVWishart.

Plus de détails sur cette méthode sont présentés dans la section suivante (3.4).

3.4. Classification de maximum de vraisemblance WISHART

Une analyse sur les résultats de la détection, on utilisant seulement une condition sur les puissances des mécanismes de diffusion canonique de la décomposition du Yamaguchi, montre que les résultats ne sont pas satisfaisants. Pour améliorer ces résultats on va présenter dans cette section une autre méthode, indiqué par l'**Algorithme 2**.

Cette méthode prend les résultats de l'**Algorithme 1** comme des données d'apprentissage pour initialisé le classifieur MVWishart qui va optimiser la séparation entre les pixels des régions urbaines et ceux des zones non urbaines. Le résultat de cette classification est suivi d'une étape de post traitement pour remplir les petits vides avec l'opérateur de fermeture morphologique.

- **Algorithme 2**

1. Prendre les résultats de la troisième étape de la méthode précédente comme des pixels d'apprentissages.
2. Classification de maximum de vraisemblance WISHART.
3. Operateur morphologique fermeture (closing).

remarque : cette méthode n'est supervisé elle est automatique.

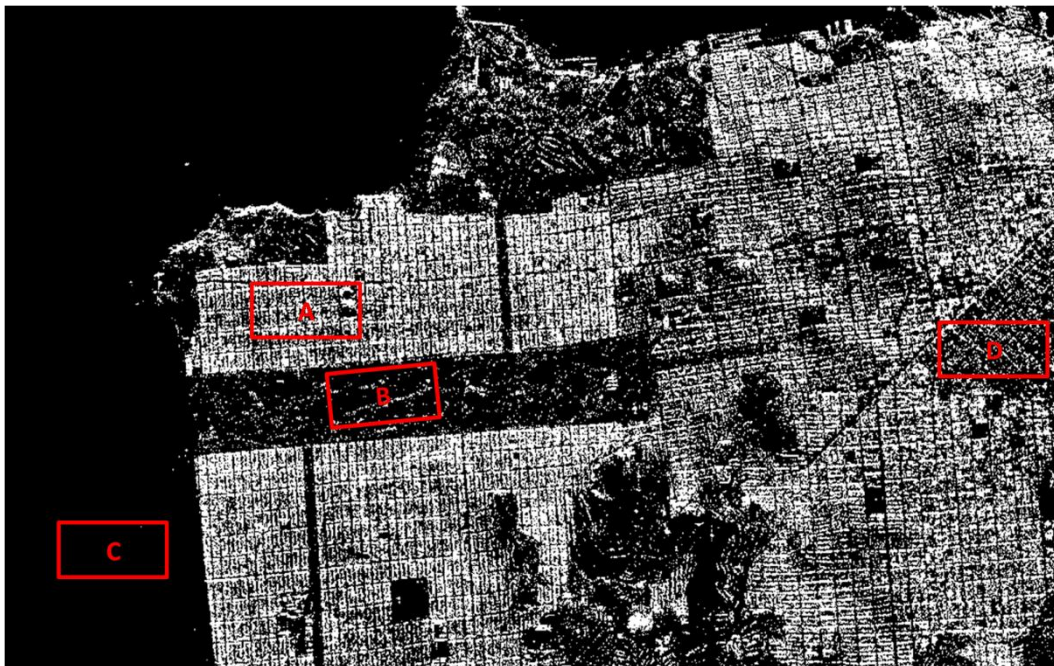


Figure 3.4 Résultat de la détection de la classification de maximum de vraisemblance WISHART avant la fermeture morphologique

Le résultat de détection des zones urbaine avec la classification MV Wishart illustré dans la **figure 3.4** sont plus raffinés par rapport au résultat de la **figure 3.3**. Les frontières entre les régions de la surface terrestre sont bien définies, ce qui présente une grande amélioration par rapport au résultat de **l’algorithme 1**.

Dans le Patch A les traces des routes et des bâtiments sont apparentes après l’application de MV Wishart dans la classe urbaine, par contre avant l’application de cette méthode (avant l’application de MV Wishart) les zones urbaines apparaissent comme des ponts aléatoires. Dans le Patch B le nombre des points blancs, qui représente les zones urbaines, a diminué. Pour le Patch C qui représente l’océan qui est une zone surfacique, les fausses alarmes ont été supprimées après l’application de MV Wishart. Dans le Patch D qui représente une zone urbaine orientée après l’application de MV Wishart le nombre des pixels détecté comme urbain est augmenté. Globalement on remarque que le résultat est nettement amélioré après l’application de MV Wishart.

Pour une analyse approfondie des résultats de la détection des zones urbaine on va présenter des valeurs numériques sur la performance et la précision des résultats finals et on propose la méthode de la fermeture morphologique pour fermer les petits espaces non urbains contenu dans une zone urbaine. Parce que la résolution de l’image disponible ne permet pas d’avoir une vérité du terrain détaillée qui prend en considération tous les petits espaces. Notre évaluation des résultats de la détection des zones urbaine sera basée sur la vérité terrain représenté avec le masque des régions urbaines comme indiqué sur la **figure 3.5**.

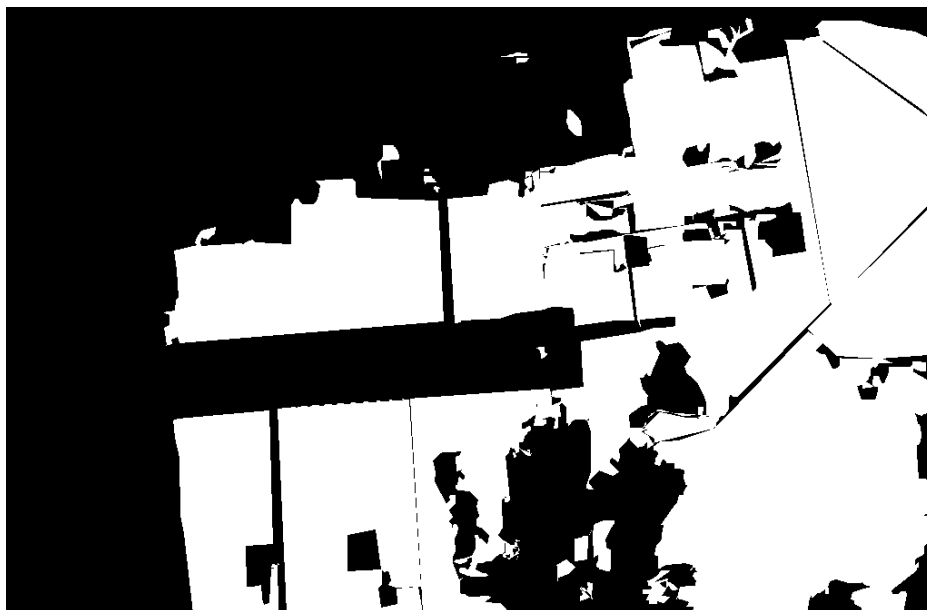


Figure 3.5 :Masque de la vérité terrain des régions urbaines de la région d’étude.



Figure 3.6 : *Résultat de la détection des zones urbaines après l'opération de la fermeture morphologique*

La méthode	La performance (%)
Yamaguchi	50.5764
ML Wishart	47.0673
Fermeture morphologique + MVWishart	85.1645

Table 3.1 : *Performances des résultats de la détection des zones urbaines*

Après l'application de la fermeture morphologique la performance a augmentée comme en voie dans la **table 3.1** car on a fermé les espaces des rues comme indiquer par le résultat de la **figure 3.5**.

3.5. Classification supervisé MV Wishart

Dans les méthodes de détection des zones urbaines précédente on a procédés avec des méthodes automatiques, mais dans cette méthode en va sélectionner manuellement des données d'apprentissage pour utiliser une méthode supervisée.



Figure 3.7 : la région d'études avec la sélection des pixels d'apprentissages

Après la sélection des patches indiqués dans la **figure 3.6** pour les trois classes on a utilisé les valeurs des pixels sélectionnés comme des entrées d'apprentissage de classifieur MVWishart afin d'avoir à la sortie les trois classes (urbain, végétation et océan).

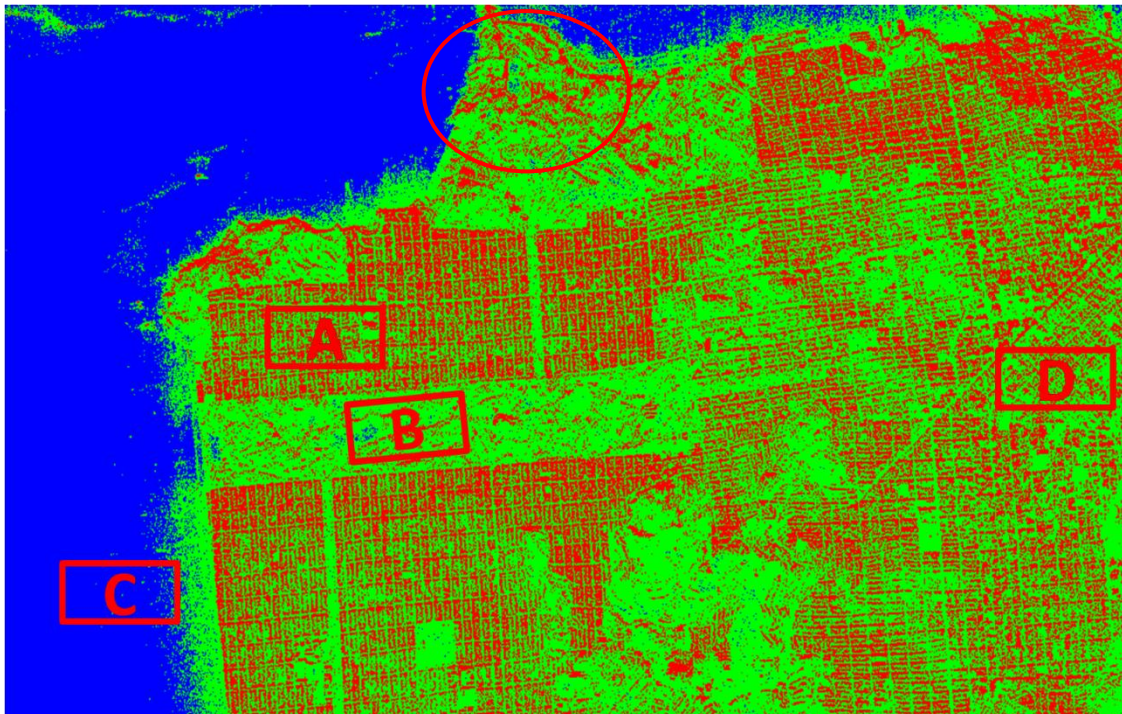


Figure 3.8 : résultat de détection des zones urbaines après la sélection des pixels d'apprentissages.

Les résultats obtenue à la sortie sont représenté dans la figure suivante on est arrivé a classifier et détecter les zones urbaine en rouge ainsi que les autre classe.

Pour améliorer la performance des résultats on applique la fermeture morphologique sur le résultat de détection des zones urbaines Parce que la résolution des images disponibles ne permet pas d’avoir une vérité de terrain sans prendre des zones urbaine sans les routes et les petites espaces vertes après la sélection des pixels d’apprentissage ceci nous donne la **figure 3.9**ci-dessous.:

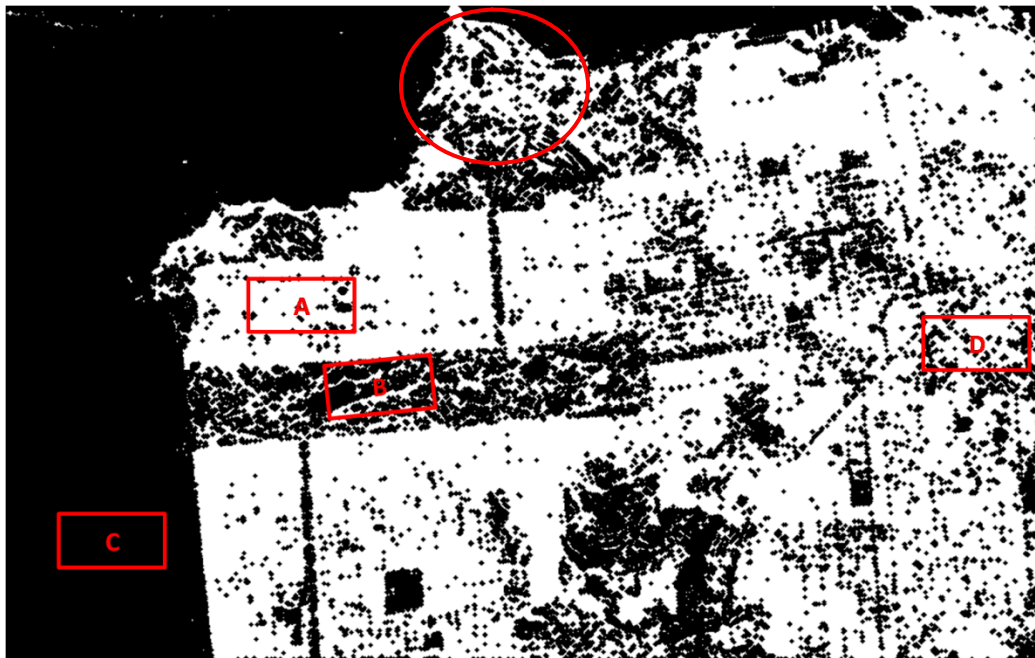


Figure 3.9 : la fermeture morphologique des résultats détection des zones urbaines après la sélection des pixels d’apprentissage

	Avant la fermeture	après la fermeture
La performance (%)	44.0123	80.9181

Table 3.2 : performance des résultats avant et après la fermeture morphologique des résultats de détection des zones urbaines après la sélection des pixels d’apprentissage

La performance a augmentée après l’utilisation de fermeture morphologique comme (voir **la table 3.2**) l’indique la méthode a très bien classifiée le Patch A et C. On remarque une bonne détection des zones urbaines orientée dans le Patch D, mais en constate le que nombre des points blanc dans le Patch B a augmenté, la méthode a donné une fausse alarme comme indiqué par le cercle dans **la figure 3.9**.

Pour une analyse qualitative des résultats de classification dans chaque patch on donne les valeurs dans la table suivante :

Patch	Performance (%)
A	48.4979
B	87.3193
C	100
D	35.2738

Table 3.3: Performance de la classification MVWishart supervisé pour les patches A, B, C, D

Le résultat de classification MVWishart supervisé a présenté une bonne performance pour les deux classes végétation(B) et océan (C), avec une performance de plus de 87%. Pour la zone urbaine non orientée (A) est classifiée avec une performance de 48.50% et la région orientée présente une performance faible de 35.27%.

3.6. Conclusion

Ce chapitre contient les résultats de trois méthodes de détection des zones urbaines. Deux méthodes automatiques (non supervisé), la première avec une condition sur les valeurs des puissances de la décomposition de Yamaguchi, et la deuxième utilise le résultat de la première méthode pour les introduire dans la classification MV Wishart. La Troisième méthode est une méthode supervisée basé sur MV Wishart, qui nécessite une base d'apprentissage sur les classes présent dans la région d'étude.

D'après toutes les méthodes qu'on a utilisées et les résultats qu'on a obtenus on conclue que la fermeture morphologique aide à augmenter la performance des résultats de détection des zones urbaines supervisés et non supervisés. Les résultats des méthodes supervisés sont plus raffinées que celles des méthodes automatiques, mais l'inconvénient de cette méthode et la nécessité de connaitre le terrain d'étude pour faire une sélection des donnée d'apprentissage. Cependant, les méthodes automatiques permet de réalisé une détection des zones urbaines de n'importe quelle région sans avoir des informations sur cette dernière.

Conclusion générale

Conclusion générale

La détection des zones urbaines avec les images SAR est notre objectif dans ce projet de fin d'étude master. Pour ce faire on a utilisé une image SAR polarimétrique acquise sur la ville de San Francisco avec le système SAR aéroporté AIRSAR de la NASA.

Une introduction sur les images SAR a été donnée dans le premier chapitre. Le deuxième chapitre contient une théorie détaillée sur la décomposition de Yamaguchi qui est la plus adéquate pour l'étude des zones urbaines. Le classificateur maximum de vraisemblance Wishart et les opérateurs morphologique aussi détaillés dans le deuxième chapitre.

On a commencé notre analyse avec la détection des zones urbaine suivant une condition sur les puissances de la décomposition de Yamaguchi, supposant que la puissance double rebond est supérieure aux autres puissances de diffusion. Cette condition a donné des résultats qui ne sont satisfaisant. Le résultat est sous forme d'un nuage de point aléatoire situé dans la plupart des zones urbaines. Avec des fausses alarmes dans les zones côtières. Afin d'améliorer les résultats on a utilisé ce résultats comme une initialisation pour l'apprentissage de classificateur MV Wishart. Cette opération a amélioré beaucoup le résultat de la détection. Une opération de post traitement avec l'opérateur morphologique de fermeture a permet d'améliorer la performance de détection finale des zones urbaines, spécialement dans les zones urbaine orientées. La méthode MV Wishart supervisé a donné les meilleurs résultats, mais l'inconvénient c'est qu'il faut avoir des informations sur la zone d'étude pour sélectionner les pixels d'apprentissage.

Il reste beaucoup d'inconvénients à surmonté spécialement pour la détection des zones urbaine qui sont orienté par rapport à ligne de vue du système SAR. Ce qui peut être une perspective pour les futurs projets. D'autres perspectives concernent l'utilisation d'autres types de classification comme les méthodes d'intelligence artificielle en combinaison avec les méthodes statistiques pour avoir de méthode de meilleurs résultats de détection.

Bibliographie

Bibliographie

- [1] G. Gosselin, « L'utilisation de la polarimétrie radar et de la décomposition de Touzi pour la caractérisation et la classification des physiologies végétales des milieux humides: le cas du Lac Saint-Pierre », Université de Montréal (Canada), 2013.
- [2] B. Souissi, « Caractérisation de l'état de surface et optimisation de la cohérence interférométrique par utilisation de la polarimétrie radar », PhD Thesis, Alger, 2005.
- [3] Dirk Geudtner, Ramón Torres, Paul Snoeij, Malcolm Davidson, and Björn Rommen, « SENTINEL-1 SYSTEM CAPABILITIES AND APPLICATIONS ». European Space Agency, ESA-ESTEC, 2014.
- [4] T. W.D.R., « RADARSAT-2 extendible support structure », , Canada, févr. 14, 2003.
- [5] M. Baadeche, « Détection des structures linéaires sur les images radar SAR », PhD Thesis, Alger, 2012.
- [6] Y. Yajima, Y. Yamaguchi, R. Sato, H. Yamada, et W.-M. Boerner, « POLSAR image analysis of wetlands using a modified four-component scattering power decomposition », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 46, n° 6, p. 1667-1673, 2008.
- [7] Y. Yamaguchi, T. Moriyama, M. Ishido, et H. Yamada, « Four-component scattering model for polarimetric SAR image decomposition », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 43, n° 8, p. 1699-1706, 2005.
- [8] I. H. Woodhouse, « Polarimetric radar imaging: from basics to applications by Jong-Sen Lee and Eric Pottier: CRC Press, Boca Raton, FL, USA, 2009, 398 pp., hardback (ISBN: 978-1420054972) ». Taylor & Francis, 2012.
- [9] Y. Yamaguchi, A. Sato, W.-M. Boerner, R. Sato, et H. Yamada, « Four-component scattering power decomposition with rotation of coherency matrix », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 49, n° 6, p. 2251-2258, 2011.
- [10] J. R. Huynen, « Phenomenological theory of radar targets », 1970.
- [11] F. Xu et Y.-Q. Jin, « Deorientation theory of polarimetric scattering targets and application to terrain surface classification », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 43, n° 10, p. 2351-2364, 2005.
- [12] J.-S. Lee, D. L. Schuler, T. L. Ainsworth, E. Krogager, D. Kasilingam, et W.-M. Boerner, « On the estimation of radar polarization orientation shifts induced by terrain slopes », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 40, n° 1, p. 30-41, 2002.
- [13] J.-S. Lee et E. Pottier, *Polarimetric radar imaging: from basics to applications*. CRC press, 2017.
- [14] M. Sonka, V. Hlavac, et R. Boyle, *Image Processing, Analysis, and Machine Vision Forth Edition*. 2015.