



HAL
open science

Apport des données radar polarimétriques pour la cartographie en milieu tropical

Cédric Lardeux

► **To cite this version:**

Cédric Lardeux. Apport des données radar polarimétriques pour la cartographie en milieu tropical. Géographie. Université Paris-Est, 2008. Français. NNT : 2008PEST0213 . tel-00481850

HAL Id: tel-00481850

<https://theses.hal.science/tel-00481850>

Submitted on 7 May 2010

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Apport des données radar
polarimétriques pour la cartographie
en milieu tropical

THÈSE

présentée et soutenue publiquement le 09 décembre 2008

pour l'obtention du

Doctorat de l'Université Paris-Est

(spécialité Science de l'Information Géographique)

par

Cédric Lardeux

Composition du jury

<i>Président :</i>	André Ozer
<i>Rapporteurs :</i>	Eric Pottier André Ozer
<i>Examineurs :</i>	Grégoire Mercier Céline Tison
<i>Invité :</i>	Benoît Stoll
<i>Directeur et Co-directeur :</i>	Jean-Paul Rudant Pierre-Louis Frison

Mis en page avec la classe thloria.

Remerciements

Je remercie très chaleureusement Jean-Paul Rudant et Pierre-Louis Frison qui m'ont fait découvrir et apprécier la télédétection dès ma maîtrise de physique. J'ai pu m'intéresser tout particulièrement à l'imagerie radar qui m'a ouvert les portes d'un domaine très riche tant du point de vue de ses applications que de son principe de fonctionnement.

J'ai pu apprécier leurs qualités aussi bien humaines que dans le domaine de la recherche. Tout au long de ma thèse Jean-Paul m'a montré un regard posé sur l'imagerie radar alliant application et fond scientifique. Pierre-Louis, m'a toujours poussé à me poser sans cesse des questions sur mon travail ce qui m'a permis de l'approfondir. De plus, sa spontanéité et son enthousiasme m'ont aidé à avancer toujours plus loin.

Au sein de cette équipe OTIG, où se côtoient beaucoup de personnes, aussi bien des permanents mais aussi la présence importante de thésards et stagiaires de tous horizons (Gabon, Comores, Algérie, Madagascar, Haïti, Tunisie...), j'ai beaucoup appris humainement. Par ailleurs, tout au long de ce travail, j'ai eu la chance de pouvoir voyager aux quatre coins du monde... de Tahiti au delta du Danube, en passant par Denver, j'ai pu découvrir des cultures bien différentes et apprécier professionnellement et amicalement les différentes personnes côtoyées.

Je tiens aussi à remercier les différentes personnes qui m'ont aidé dans ce travail, à commencer chronologiquement par Benoît Stoll avec qui j'ai fait ma première mission de terrain à Tubuai lors de mon DEA. Avec Jean-Yves Meyer, ils m'ont fait découvrir les paysages de Tubuai, ce qui a été primordial dans l'aboutissement de ce travail qui vise à relier la réalité de la végétation étudiée et la réponse polarimétrique du capteur.

Par ailleurs, ce travail a pu être réalisé grâce à la grande richesse des données satellitales fournies par le Département de l'urbanisme de Polynésie française, que je remercie beaucoup.

Il est aussi important de remercier très chaleureusement toute l'équipe du CNES en commençant par Céline Tison et Jean-Claude Souyris qui ont beaucoup contribué à ce travail, tant par l'analyse claire et précise de la polarimétrie par Jean-Claude que par le regard de Céline sur les SVM pour la



Images Quickbird, JPL-AirSAR
Fonds cartographique du service de l'Urbanisme

polarimétrie ainsi que son aide précieuse pour le développement des RFE au problème posé. J'ai ainsi beaucoup apprécié leur écoute et les riches discussions que nous avons pu avoir. Je n'oublie pas non plus Nadine Pourthié qui m'a beaucoup aidé dans l'analyse des données brutes.

A la longue liste des personnes que j'ai pu côtoyer, je tiens à remercier Guillaume Roussel, qui avec sa potion moyen-âgeuse a permis l'aboutissement de programmes qui, au mieux, auraient été codés avec mes pattes de mouche et qui m'ont rendu de très grands services

Bien sûr, une part importante de l'aboutissement de ce travail provient de l'ensemble des remarques des rapporteurs (Eric Pottier et André Ozer) et de l'ensemble du Jury qui ont permis de synthétiser au mieux ce travail et qui a montré une très grande attention à l'ensemble du travail... et même à mon orthographe trop incertaine qui, j'imagine, a dû les hérissier !

Pour terminer avec les ondes polarisées du laboratoire où j'ai travaillé, une spéciale dédicace à Gilles pour son énergie et son humour qui imprime une ambiance toujours pleine d'entrain.

Enfin, il ne faut pas oublier toute ma petite famille (mes parents, mon frère, ma soeur, ma chère mamie), le FFC et bien sûr ma chérie qui m'ont tous supporté durant ce travail.

Table des matières

Introduction	17
Partie I La polarimétrie radar	23
1 Principe de la mesure SAR	25
1.1 Principe d'acquisition et géométrie SAR	25
1.2 Résolution spatiale	26
1.3 Taille de pixel	28
1.4 Contrainte sur la FRI (Fréquence de Répétition des Impulsions)	28
2 Propagation et polarisation d'une onde électromagnétique	31
2.1 Champ électromagnétique d'une onde plane	31
2.1.1 Ellipse de polarisation	32
2.1.2 Réflexion et transmission entre deux milieux diélectriques	35
2.2 Vecteur de Jones	37
2.2.1 Définition	37
2.2.2 Polarisation orthogonales	38
2.3 Vecteur de Stokes	39
2.4 Dépolarisation d'une onde	40
2.4.1 Principe	40
2.4.2 Vecteur de Stokes d'une onde partiellement polarisée	41
3 Polarimétrie radar	43
3.1 Spécificité d'un radar polarimétrique	43
3.2 Equation radar polarimétrique	44
3.3 Matrice de diffusion	45
3.3.1 Définition	45

3.3.2	Changement de base	46
3.3.3	Formes canoniques	49
3.3.4	Vecteurs cibles	49
3.4	Matrice de Kennaugh, de covariance C et de cohérence T	51
3.5	Cas des surfaces naturelles : distribution des données radar polarimétrique	53
3.5.1	Le Speckle	53
3.5.2	Distribution statistique des données radars mono-polarisation	55
3.5.3	Distribution statistique des données radars multi-polarisation : distribution de Wishart	57
3.5.4	Filtre de Lee	58
3.6	Indices polarimétriques	59
3.6.1	Paramètres d'Euler	59
3.6.2	Décomposition de Pauli	61
3.6.3	Paramètres de Stokes	62
3.6.4	Décomposition de Freeman/Yamaguchi	64
3.6.5	Décomposition algébrique : $H/A/\alpha$	69
3.6.6	Ensemble des indices polarimétriques étudiés	72
4	Modes polarimétriques partiels	75
4.1	Mode Polarisation alternée	75
4.2	Mode Polarisation duale	76
4.3	Mode $\pi/4$	78
4.3.1	Principe d'acquisition	78
4.3.2	Reconstruction de l'information de "pseudo" pleine polarimétrie	78
4.3.3	Indices polarimétriques	80
Partie II	Méthodes de classifications	83
5	Méthode de classification par MV basée sur la distribution de Wishart	85
6	Méthode de classification SVM : Séparateurs à Vaste Marge	87
6.1	Cas linéaire	88
6.1.1	Données séparables	88

6.1.2	Données non séparables	92
6.2	Cas non linéaire	94
6.3	Classification multi-classes	97
6.4	Sélection de primitives	97
6.4.1	SVM-RFE (Support Vector Machine-Recursive Feature Elimination)	98
6.4.2	Sélection décroissante	99
6.4.3	Sélection incrémentielle	100
Partie III Application sur l'île de Tubuai en Polynésie française		102
7	Site d'étude et données de télédétection utilisées	105
7.1	Géographie/Thématiques	105
7.1.1	Géographie	105
7.1.2	Contexte geopolitique	106
7.1.3	Vérité terrain	107
7.2	Présentation et localisation des paysages de l'île de Tubuai	107
7.3	Données utilisées	110
7.3.1	Quickbird	110
7.3.2	Airsar	110
7.3.3	Traitements des données	112
8	Illustrations d'indices polarimétriques sur la zone étudiée	113
8.1	Paramètres d'Euler	113
8.2	Extrema de polarisation	117
8.3	Décomposition de la base de Pauli et de la base Lexicographique	117
8.4	Degré de cohérence des polarisations croisées	119
8.5	Décompositions de Huynen et Barnes	119
8.6	Décomposition de Freeman/Yamaguchi	122
8.7	Décomposition algébrique : $H/A/\alpha$	123
8.8	Conclusion	126
9	Résultats des classifications SVM	129
9.1	Sensibilité des SVM aux choix du noyau et au paramètre de coût	130

9.1.1	Noyau Linéaire $K(a, b) = \langle a, b \rangle$	130
9.1.2	Noyau Polynomial $K(a, b) = (\alpha \langle a, b \rangle + \beta)^d$	131
9.1.3	Noyau RBF $K(a, b) = \exp^{-\gamma \ a-b\ ^2}$	131
9.1.4	Synthèse	133
9.2	Comparaison entre les classifications de Wishart et des SVM	135
9.3	Evaluation des différents indices polarimétriques	139
9.3.1	Choix de la méthode de sélection de primitives	139
9.3.2	Résultats obtenus	140
9.3.3	Conclusion sur la classification par la méthode SVM	148
9.4	Evaluation des polarimétries partielles	148
Conclusion		155
Bibliographie		161
Annexes		169
A Réflexion double sur un diélectrique		171
B Signatures polarimétriques de formes canoniques		173
B.1	Formes canoniques	173
B.1.1	Sphère/Plan/Trièdre : réflexion impaire sur un conducteur parfait	173
B.1.2	Diffusion de Bragg : réflexion impaire sur une surface rugueuse	174
B.1.3	Dièdre : réflexions paires sur un conducteur parfait	175
B.1.4	Dièdre orienté à 45° : réflexions de volume	176
B.1.5	Dièdre diélectrique	176
B.1.6	Réflexion sur un dipôle	176
B.2	Signatures polarimétrique	177
C Végétations étudiées		181
C.1	Espèces indigènes	181
C.1.1	Purau (<i>Hibiscus tiliaceus</i>)	181
C.1.2	Fougère anuhe (<i>Dicranopteris linearis</i>)	183

C.2	Espèces introduites	184
C.2.1	Pin des Caraïbes (<i>Pinus caribaea</i>)	184
C.2.2	Falcata (<i>Falcataria moluccana</i> , <i>Paraserianthes falcataria</i>)	185
C.2.3	Goyavier de Chine (<i>Psidium cattleianum</i>)	186
C.2.4	Marais	187
D	Décomposition de Huynen	189
	Acronymes	193

Table des figures

1.1	Géométrie d'acquisition d'un radar.	26
1.2	Visée en distance d'un radar.	27
1.3	Effet de l'angle d'incidence sur la résolution distale d'un radar projetée au sol , $R_{d,sol}$	28
2.1	Propagation d'une onde plane de direction de propagation \vec{k}	32
2.2	Evolution temporelle du champ électrique suivant une polarisation elliptique.	32
2.3	Ellipse de polarisation.	33
2.4	Réflexion d'un champ électrique E^i , sur un diélectrique ($n_2 > n_1$) dans le cas où $\theta_i < \theta_{Brewster}$	36
2.5	Facteur de réflexion de Fresnel, $n_1 = 1$ (air) et $n_2 = 5$ (sol).	37
2.6	Représentation du vecteur de Jones dans la base (\vec{u}_x, \vec{u}_y)	38
2.7	Sphère de Poincaré.	40
3.1	Chronogramme d'émission (E) et de réception (R) d'un radar pleinement polarimétrique.	44
3.2	Sommation cohérente dans le plan complexe de $N_d = 7$ diffuseurs.	54
3.3	Image radar en amplitude.	55
3.4	Sphère de poincaré : fourchette de Huynen.	61
3.5	Représentation de différentes configurations de pseudo-probabilités.	71
4.1	Chronogramme d'émission (E) et de réception (R) d'un radar en polarimétrie partielle.	76
6.1	Principe de classification de la méthode SVM : description d'un hyperplan de séparation entre deux vecteurs \vec{c}_1 et \vec{c}_2 , d'après [Scholkopf et J. Smola, 2002].	88
6.2	Exemple de plusieurs hyperplans de séparation possible entre 2 classes : en bleu un hyperplan séparant très bien les 2 classes contrairement aux hyperplans rouge	90
6.3	Hyperplan de séparation optimal pour 2 classes linéairement séparables.	90
6.4	Hyperplan de séparation optimal pour 2 classes linéairement séparables.	93

6.5	Classification SVM non linéaire en projetant l'espace initial à deux dimensions (x_1, x_2) en (a) dans un espace à trois dimensions $(z_1 = x_1^2, z_2 = x_2^2, z_3 = \sqrt{2}x_1x_2)$ en (b).	95
7.1	Disparité géographique des îles de Polynésie française.	106
7.2	Localisation des différentes classes d'études.	109
7.3	Mosaïque des acquisitions Quickbird du 7 Juin et 13 Août 2004 (10h08 heure locale), en composition colorée "couleurs vraies".	111
7.4	Composition colorée et angles d'incidences des données AIRSAR.	112
8.1	Comparaison entre le paramètre d'Euler m en (a) et du $span$ en (b).	114
8.2	Paramètres d'Euler en teinte $(\phi_m, \tau_m, \nu$ et $\gamma)$ et $1 - H$ en luminance.	116
8.3	$\frac{I_{min}}{I_{max}}$ de l'île de Tubuai pour la bande L.	117
8.4	Compositions colorées de la base de Pauli et de la base lexicographique en bande L.	118
8.5	$ \rho_{hh-hv} $ en (a) et $ \rho_{vv-hv} $ en (b).	120
8.6	Décomposition de Huynen, Barnes et de Pauli	121
8.7	Décomposition de Freeman et affinée par le modèle de diffusion de Yamaguchi.	123
8.8	Décomposition H/A/ α	124
8.9	Illustration du nombre de mécanismes à l'aide de la décomposition H/A/ α	125
9.1	Noyau linéaire $K(a, b) = \langle a, b \rangle$: Précision Moyenne de classification (%) en fonction de C pour les configurations V_{wish} et V_{45p}	130
9.2	Noyaux polynomial $K(a, b) = (\alpha \langle a, b \rangle + \beta)^p$: Précision Moyenne de classification (%) en fonction du paramètre de coût et des paramètres du noyau pour la configuration et V_{wish}	131
9.3	Noyaux RBF $K(a, b) = \exp^{-\gamma \ a-b\ ^2}$: Précision Moyenne de classification (%) en fonction du paramètre de coût et de γ pour des données préalablement filtrée par le filtre de Lee.	132
9.4	Noyaux RBF $K(a, b) = \exp^{-\gamma \ a-b\ ^2}$: Précision Moyenne de classification (%) en fonction du paramètre de coût et de γ pour des données non préalablement filtrées.	133
9.5	Comparaison des temps de calculs (entraînement+généralisation) et Précision Moyenne de classifications pour différents paramètres de noyaux linéaire, polynomial et RBF, pour la configuration V_{wish} en (a) et V_{45p} en (b).	134
9.6	Classifications de Wishart et SVM du vecteur $V_{wish_{LPC}}$	138

9.7	Comparaison des contribution des différents indices polarimétrique entre la méthode de sélection SVM-RFE et décrémentale (PM).	139
9.8	Contribution des différents indices polarimétriques pour les bandes L, P et L+P+C. . .	142
9.9	Classifications SVM du vecteur $V_{wish_{LPC}}$ avec 7 et 7+1 (double réflexion) classes. . . .	146
9.10	Courbe du PM des 3 intensités parmi les bandes L, P (hh , hv et vv) et C_{vv}	153
9.11	Comparaison de L_{hh} L_{hv} C_{vv} et L_{hh} L_{hv} L_{vv}	153
A.1	Réflexion simple et double d'un champ électrique sur un diélectrique.	171
B.1	Réflexion impaire.	173
B.2	Résonance de Bragg, d'après [Elachi, 1988].	174
B.3	Réflexion de Bragg.	175
B.4	Réflexion paire.	175
C.1	Purau.	182
C.2	Fougère Anuhe.	183
C.3	Pin des Caraïbes.	184
C.4	Falcata.	185
C.5	Goyavier de chine.	186
C.6	Marais.	187

Liste des tableaux

2.1	Polarisations canoniques.	34
3.1	Formes canoniques dans la base (\vec{u}_h, \vec{u}_v)	50
3.2	Lois statistiques du chatolement pour les parties imaginaires et réelles de S_{xy}	55
3.3	Lois statistiques du chatolement pour l'intensité I et l'amplitude A	56
3.4	Lois statistiques du chatolement pour une image d'intensité multi-vues.	56
3.5	Indices polarimétriques évalués formant le vecteur V_{full} composé de 54 primitives.	73
4.1	Indices polarimétriques utilisés pour évaluer le mode PA.	76
4.2	Indices polarimétriques utilisés pour évaluer du mode Polarisation Duale.	78
4.3	Indices polarimétriques utilisés pour évaluer le mode $\pi/4$	81
7.1	Occupation du sol de l'île de Tubuai pour les classes étudiées.	108
9.1	Matrice de confusion illustrant l'intérêt d'utiliser la Précision Moyenne (PM).	129
9.2	Indices polarimétriques composant le vecteur V_{wish}	135
9.3	Comparaison de la méthode de classification SVM et Wishart avec le vecteur V_{wish}	136
9.4	Résultats (PM en %) des classifications obtenues sur les données simulant une distribution de Wishart, par la méthode SVM avec le vecteur V_{wish} et l'algorithme de classification basé sur la distribution de Wishart (pour la bande L).	136
9.5	Influence des termes de polarisations croisées (C_{12} et C_{23}) dans les méthodes de classifications de Wishart et SVM, PM en %.	137
9.6	Indices polarimétriques évalués formant le vecteur V_{full} composé de 54 primitives.	141
9.7	Classement des indices polarimétriques des bandes L et P.	143
9.8	Pixels bien classés (%) par classe pour les classifications optimales en bandes L et P.	144
9.9	Classement des indices polarimétriques de la combinaison L+P+C du vecteur V_{wish}	145
9.10	Configurations optimales des modes de polarimétrie partielle pour une acquisition.	150

9.11	Précision Moyenne (%) obtenu pour les différents modes de polarisations partielles. . .	150
9.12	Comparaison des classifications SVM du vecteur V_{wish} , V_{wish_5} , $V_{\pi/4}$	151
A.1	Déphasage du champ électrique lors de réflexions sur un diélectrique.	172
B.1	Signatures polarimétriques de cibles canoniques.	179

Introduction

L'imagerie RADAR (RADio Detection And Ranging) utilise un capteur actif contrairement aux autres capteurs utilisés en télédétection spatiale qui mesurent les rayonnements du soleil réfléchis (imagerie optique) ou émis par la terre (radiomètres opérant dans l'infrarouge thermique ou en hyperfréquences). Être sa propre source de rayonnement permet à un capteur radar d'acquérir des images quelle que soit l'heure solaire. Par ailleurs, l'utilisation de longueurs d'onde centimétriques, quasiment insensibles à l'atmosphère au niveau de la transmission énergétique, permet de s'affranchir de la couverture nuageuse. Les images synthétisées par les RSO (Radar à Synthèse d'Ouverture) sont par conséquent très adaptées à l'observation des surfaces naturelles et tout particulièrement aux milieux tropicaux humides en raison de leur forte couverture nuageuse.

D'une part, la réponse d'une scène à l'onde émise par un capteur radar dépend d'un grand nombre de facteurs liés aux paysages observés dont principalement, l'humidité, la rugosité, la quantité de végétation, la structure géométrique de la scène, et d'autre part au système lui-même : longueur d'onde, angle d'incidence, polarisation...

Jusqu'à présent, les capteurs radars spatiaux existants étaient capables de mesurer l'amplitude et la phase de l'onde rétrodiffusée au plus dans 2 polarisations. Depuis l'année dernière, de nouveaux capteurs, dits polarimétriques ont été mis en orbite et permettent de connaître toute l'information polarimétrique de l'onde rétrodiffusée en mesurant hh , hv , vh et vv .

Le comportement polarimétrique d'une onde réfléchi par une surface étant directement lié aux types de mécanismes d'interactions (réflexion simple, double ou de volume) ayant lieu au sein d'une cellule de résolution, il est ainsi plus facile de différencier différents types d'occupations du sol tel que, par exemple, les sols nus, des zones urbaines ou des surfaces de végétation.

L'imagerie radar polarimétrique promet, par conséquent, d'être un outil permettant de répondre à des thématiques environnementales fortes.

C'est en 1978, que la première mission radar spatiale a eu lieu, avec le satellite SEASAT (Sea Satellite), mis en orbite par la NASA (National Aeronautics and Space Administration). Elle ne dura que 3 mois en raison d'un court-circuit à bord.

Mais l'observation des surfaces terrestres par télédétection radar a réellement pris son essor en 1991 avec la mise en orbite du satellite ERS-1 (European Remote Sensing 1), embarquant notamment un capteur RSO. La continuité des observations par RSO a été assurée avec la mise en orbite d'autres capteurs, tel que JERS-1 (Japanese Earth Resources Satellite 1) mis en orbite en 1992 par la NASDA (National Space Development Agency), ERS-2 (European Remote Sensing 2), mis en orbite en 1995 par l'ESA, RADARSAT-1 (RADAR SATellite 1) mis en orbite en 1995 par la CSA (Canadian Space

Agency) et ENVISAT (ENVironment SATellite) mis en orbite en 2002 par l'ESA.

Ce ne fut que durant les années 1980 et 1990, qu'on vit les premiers radars pleinement polarimétriques sur des missions aéroportées dont notamment le capteur AIRSAR (Airborne Synthetic Aperture Radar) du JPL (Jet Propulsion Laboratory), CV580 (ConVair-580) du CCRS (Canada Centre for Remote Sensing), ESAR (Experimental airborne SAR) du DLR (Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt), PI-SAR (Polarimetric and Interferometric Airborne Synthetic Aperture Radar) de la NASDA ou bien encore RAMSES (Radar Aéroporté Multi-spectral d'Etude des Signatures) de l'ONERA (Office National d'Etudes et de Recherches Aéronautiques).

Mais ce ne fut que très récemment, que l'on vit apparaître les premiers satellites capables d'acquérir de façon répétée des données pleinement polarimétriques, ALOS (Advanced Land Observation Satellite) et RADARSAT-2 lancés respectivement en janvier 2006 et décembre 2007. En outre, ces deux satellites sont complémentaires car le premier utilise la bande L ($\lambda = 23,6\text{cm}$) alors que le second utilise la bande C ($\lambda = 5,6\text{cm}$). En bande X ($\lambda = 3,1\text{cm}$), le mode polarimétrique de TerraSAR-X, expérimental, vient compléter ce jeu de données.

De nombreux travaux ont porté sur la compréhension physique de la polarimétrie et notamment sur la caractérisation des mécanismes de rétrodiffusion d'une cible, [Huynen, 1970]. Si dès ces débuts cette caractérisation de cibles a suscité un intérêt non négligeable pour des applications militaires, la communauté scientifique a, pour sa part, rapidement vu le potentiel des données radar polarimétriques pour des applications thématiques, que ce soit dans le but de caractériser les surfaces naturelles, comme l'estimation de la biomasse [Le Toan *et al.*, 1992], [Beaudoin *et al.*, 1994], l'estimation de la rugosité des sols [Mattia *et al.*, 1997], également de l'humidité des sols [Dubois *et al.*, 1995] et [Hajnsek *et al.*, 2003], ou encore l'estimation de MNT (Modèle Numérique de Terrain) [Lee *et al.*, 2000] ou bien encore la classification de surfaces naturelles avec la campagne AIRSAR MAESTRO effectuée en 1989 [De Grandi *et al.*, 1994], ou [Lee *et al.*, 1994a], [Pottier et Lee, 1999] et [Lee *et al.*, 2004].

Les travaux présentés dans ce mémoire portent sur l'évaluation du potentiel des données radar polarimétriques pour la cartographie thématique du couvert végétal en milieu tropical.

Le site d'étude est l'île de Tubuai, au sud de la Polynésie française, et est intéressant à plusieurs titres. On y trouve une grande variété de végétations (différentes espèces forestières, la présence de végétation moins dense comme des landes à fougères, ou encore des surfaces agricoles).

En raison d'une pression touristique grandissante, de grands projets d'aménagements sont à l'étude sur les îles de Polynésie Française, risquant de modifier le paysage. Cela suscite une volonté forte de

l'administration de la Polynésie française de cartographier l'ensemble des îles ce qui a conduit au financement de missions AIRSAR sur certaines d'entre elles. De plus, l'île de Tubuai est l'objet de campagnes de terrain régulières permettant de valider les résultats obtenus.

Dans ce contexte, notre travail a porté plus particulièrement sur l'apport des différents indices qui peuvent être extraits des images radar polarimétriques. Ces indices polarimétriques, comme notamment les paramètres d'Euler, [Agrawal et Boerner, 1989] ou encore la décomposition de Huynen, [Huynen, 1970], ont montré leur pertinence pour la détection de cibles ; tout comme dans le cas de cibles naturelles avec les paramètres issus des décompositions $H/A/\alpha$ [Cloude et Pottier, 1996], de Freeman [Freeman et Durden, 1998], ou bien encore les degrés de cohérence entre différentes polarisations [Mattia *et al.*, 1997] et [Borgeaud et Noll, 1994].

L'apport de ces différents indices a été évalué à partir de la méthode de classification SVM (Machine à Vecteurs de Support), [Burgess, 1998]. Cette méthode de classification est particulièrement adaptée à l'intégration d'un grand nombre de paramètres hétérogènes, ce qui rend son utilisation séduisante pour l'apport des différents indices polarimétriques et la classification des surfaces naturelles.

En complément, nous avons également évalué sur notre site d'étude l'apport de la polarimétrie partielle moins contraignante d'un point de vue système, permettant une couverture spatiale double par rapport à l'acquisition de données pleinement polarimétriques, au détriment d'une perte d'information polarimétrique.

Ce mémoire est structuré de la manière suivante :

La première partie présente la théorie de la polarimétrie radar sur laquelle je me suis appuyé pour mener à bien mes travaux.

La seconde partie décrit les méthodes de classifications utilisées en débutant par la méthode, plus classiquement adoptée, du maximum de vraisemblance basée sur la distribution de Wishart. Nous l'avons utilisé comme algorithme de classification de référence pour les données radar polarimétriques. Le principe de la méthode de classification SVM, utilisé pour l'évaluation des indices polarimétriques, est ensuite présenté.

L'application de ces méthodes au site de Tubuai fait l'objet de la 3^{ème} partie. Après la présentation du site d'étude, différentes illustrations présentent l'information contenue dans les indices polarimétriques les plus marquants. Les résultats de classifications sur les données pleinement polarimétriques sont ensuite présentés pour terminer alors par l'évaluation de la polarimétrie partielle.

Partie I

La polarimétrie radar

Sommaire

1	Principe de la mesure SAR	25
1.1	Principe d'acquisition et géométrie SAR	25
1.2	Résolution spatiale	26
1.3	Taille de pixel	28
1.4	Contrainte sur la FRI (Fréquence de Répétition des Impulsions)	28
2	Propagation et polarisation d'une onde électromagnétique	31
2.1	Champ électromagnétique d'une onde plane	31
2.2	Vecteur de Jones	37
2.3	Vecteur de Stokes	39
2.4	Dépolarisation d'une onde	40
3	Polarimétrie radar	43
3.1	Spécificité d'un radar polarimétrique	43
3.2	Equation radar polarimétrique	44
3.3	Matrice de diffusion	45
3.4	Matrice de Kennaugh, de covariance C et de cohérence T	51
3.5	Cas des surfaces naturelles : distribution des données radar polarimétrique	53
3.6	Indices polarimétriques	59
4	Modes polarimétriques partiels	75
4.1	Mode Polarisation alternée	75
4.2	Mode Polarisation duale	76
4.3	Mode $\pi/4$	78

Cette partie expose les bases théoriques pour une bonne compréhension de la polarimétrie radar.

Le premier chapitre aborde succinctement le principe de fonctionnement d'un capteur radar. Le chapitre 2 est consacré à la propagation des ondes électromagnétiques afin de mieux comprendre l'interaction qu'il peut y avoir entre une onde polarisée envoyée par un radar et une surface naturelle. Le 3^{ème} chapitre présente plus en détail les caractéristiques d'un capteur radar polarimétrique et décrit les différentes façons de représenter l'information polarimétrique.

Enfin, le dernier chapitre présente les différents modes d'acquisition de polarimétrie partielle, permettant d'acquérir une information polarimétrique moins complète, mais également moins contraignante d'un point de vue du système embarqué et entraînant une plus grande couverture spatiale.

Chapitre 1

Principe de la mesure SAR

Ce chapitre donne une vue générale de l'imagerie radar, afin d'en rappeler les concepts de base. Plus de détails sont présentés dans les ouvrages [Elachi, 1988], [J. Lewis et M. Henderson, 1998] et [Maitre, 2001].

Le mode d'acquisition d'une image radar est tout d'abord abordé, pour ensuite décrire sa géométrie. Pour finir, nous présentons l'équation radar décrivant le lien entre les propriétés de la surface observée, la puissance émise P_e , et la puissance reçue P_r .

1.1 Principe d'acquisition et géométrie SAR

Un radar est composé d'une antenne qui émet latéralement un train d'ondes cohérentes (ou impulsions) de polarisation (propriété décrites plus en détails dans le §2) et de longueur d'onde connues. Le radar mesure ensuite les échos rétrodiffusés, en les classant par ordre d'arrivée. L'écho mesuré se présente sous la forme d'un champ électrique composé d'une amplitude et d'une phase.

La configuration d'acquisition générale d'un radar, configuration bistatique, où l'antenne d'émission et de réception sont localisées à des endroits différents, sont principalement des modes expérimentaux aéroportés, ou encore de futurs projets spatiaux comme notamment *TanDEM - X* (2009) ou la roue interférométrique [Massonnet, 2001]. Dans ce mémoire, on se restreindra au cas monostatique qui est celui utilisé par les capteurs radar spatiaux actuels, correspondant à une antenne commune à l'émission et à la réception.

Les différents paramètres définissant l'image, résolutions, taille de pixel, vont maintenant être introduits.

Le radar émet des impulsions d'une durée τ à une **FRI** (Fréquence de Répétition des Impulsions)

dans la direction perpendiculaire au sens de déplacement du satellite (ou direction distale), cf. figure 1.1.

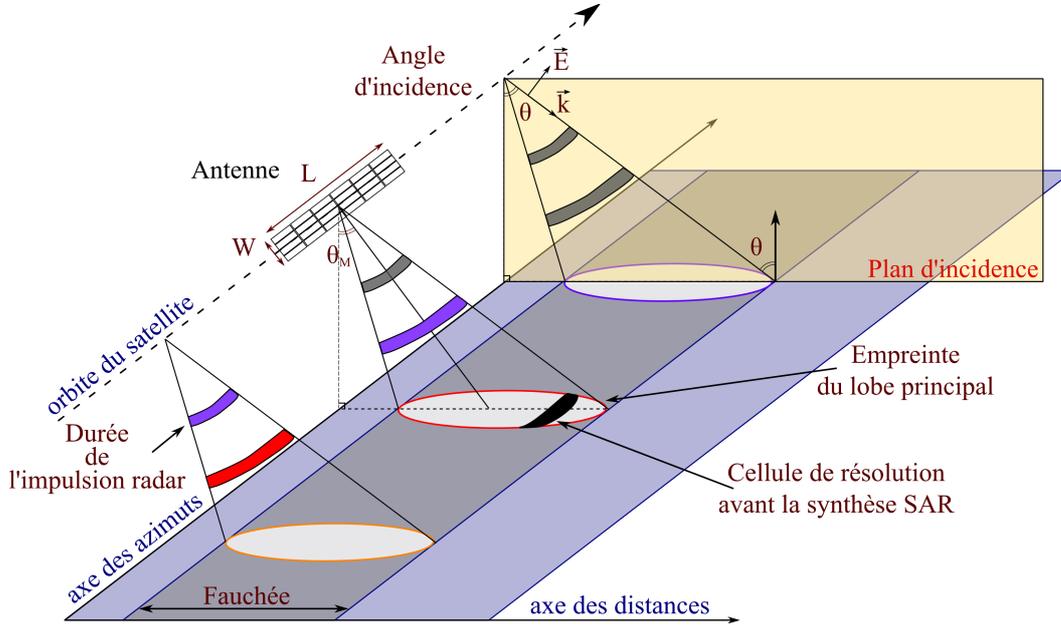


FIG. 1.1 – Géométrie d'acquisition d'un radar.

Le principe d'acquisition de l'imagerie radar, liée au classement des échos suivant leur ordre d'arrivée, entraîne une géométrie en distance de la scène observée, comme le montre la figure 1.2.

Les différents échos reçus des impulsions envoyées au cours du déplacement du satellite forment les **lignes** de l'image, alors que l'échantillonnage de l'écho reçu définit les **colonnes** de l'image (suivant la direction distale). La surface illuminée est appelée **fauchée**.

1.2 Résolution spatiale

La résolution de l'image radar, définie comme la plus petite taille permettant de séparer deux objets, est déterminée par les paramètres du système, [Maitre, 2001] :

$$\left\{ \begin{array}{l} R_d = \frac{c}{2B} \\ R_{az} = \frac{L}{2} \end{array} \right. \quad (1.1)$$

$$(1.2)$$

où R_d est la résolution distale qui dépend, après compression, de la largeur de bande B de l'impulsion émise et de la vitesse de propagation de l'onde c (On admet, ici, que l'onde se propage à la vitesse de la lumière dans le vide). R_{az} représente la résolution dans la direction de déplacement du satellite

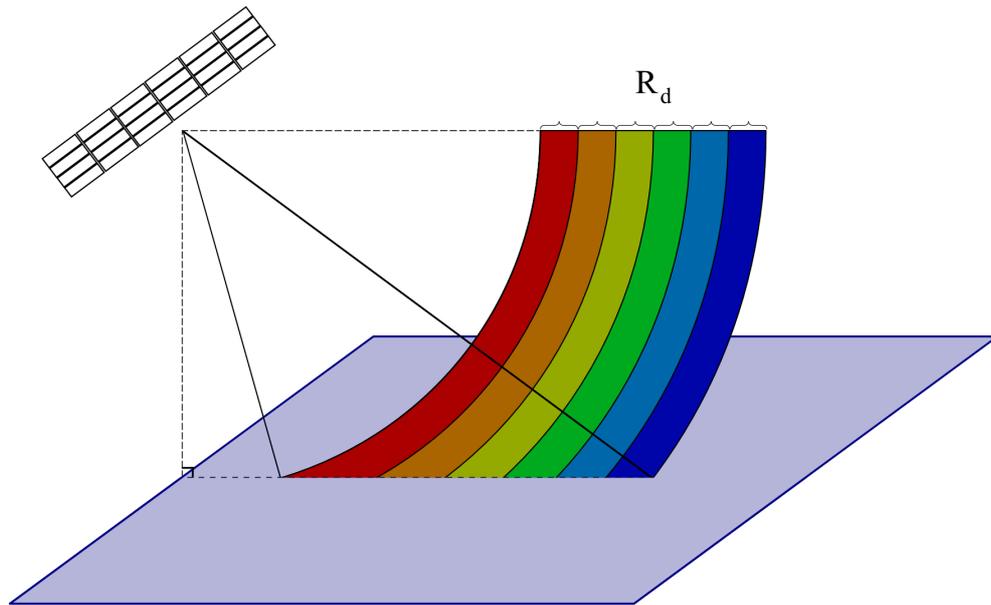


FIG. 1.2 – Visée en distance d'un radar.

(azimutale) et ne dépend, après synthèse, que de la taille de l'antenne L après le traitement de synthèse d'ouverture.

Par ailleurs, un radar ayant une vision "en distance", il est nécessaire de projeter la résolution distale au sol en tenant compte de l'angle d'incidence local θ . Ce dernier est défini comme l'angle formé par la direction de visée du radar et la normale à la surface observée (cf figure 1.1). On notera que cet angle est contenu dans le **plan d'incidence** formé par la direction de propagation \vec{k} de l'onde émise \vec{E} , ou direction de visée, et la normale à la surface illuminée.

Projetée au sol, l'expression de la résolution distale devient (cf. figure 1.3) :

$$R_{d,sol} = \frac{R_d}{\sin \theta} \quad (1.3)$$

L'angle d'incidence en début de fauchée (appelée *near range*) et en fin de fauchée (appelé *far range*) n'est pas le même, ce qui entraîne donc une distorsion de l'image. Dans le cas du capteur ERS-1 par exemple ($B = 15,55MHz$, $L = 10m$ et $19,5^\circ \leq \theta \leq 26,5^\circ$) nous obtenons une résolution distale au sol comprise entre 22m et 29m. La résolution azimutale est de 5m.

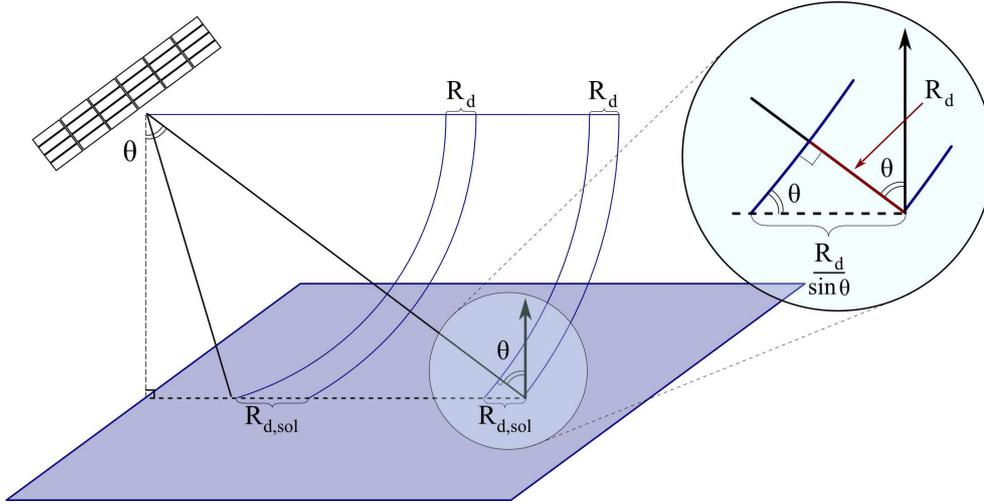


FIG. 1.3 – Effet de l'angle d'incidence sur la résolution distale d'un radar projetée au sol , $R_{d,sol}$.

1.3 Taille de pixel

La taille du pixel, à ne pas confondre avec la résolution spatiale propre du radar, est définie par, [Maitre, 2001] :

$$\begin{cases} P_{az} = \frac{V}{FRI} \\ P_d = \frac{c}{2F_e} \end{cases} \quad (1.4)$$

où F_e et FRI sont respectivement la fréquence d'échantillonnage et la Fréquence de Répétition des Impulsions. V représente la vitesse du porteur. En géométrie sol, P_d devient :

$$P_{d,sol} = \frac{c}{2F_e \sin \theta} \quad (1.5)$$

En reprenant l'exemple d'ERS-1 ($F_e = 18,96 MHz$, $FRI = 1680 Hz$ et $V \approx 6720 m.s^{-1}$), on obtient une taille de pixel en distance au sol comprise entre 18m et 24m, et une taille de pixel en azimuth de 4m.

1.4 Contrainte sur la FRI (Fréquence de Répétition des Impulsions)

La détermination de la FRI doit tenir compte de deux contraintes importantes, l'une faisant référence au critère de Shannon qui impose $B_D \leq FRI$, où $B_D = \frac{2V}{L}$ représente la bande passante Doppler utilisée lors de la synthèse radar. En effet, un point d'une image SAR est illuminé par différents échos, et en raison du déplacement du radar ainsi que de l'effet Doppler, il en résulte un décalage en fréquence

entre ces derniers. B_D correspond à l'écart de ce décalage en fréquence.

L'autre contrainte nécessite un temps minimum $\Delta t = \frac{2\mathcal{F}}{c}$ permettant d'enregistrer l'écho ayant balayé la fauchée $\mathcal{F} = \frac{\lambda}{W} \cdot r \cos \theta_m$ (en visée radar), où W définit la hauteur de l'antenne et θ_M correspond à l'angle entre la verticale et la direction de visée de l'antenne (cf. figure 1.1). r représente la distance cible-satellite pour l'angle d'incidence θ_M . Par conséquent, la FRI doit vérifier $FRI \leq \frac{1}{\Delta t} = \frac{c}{2\mathcal{F}}$

L'association de ces deux contraintes revient à vérifier l'inégalité suivante :

$$B_D = \frac{2V}{L} \leq FRI \leq \frac{c}{2\mathcal{F}} = \frac{cW}{2\lambda r \cos \theta_M} \quad (1.6)$$

Un capteur pleinement polarimétrique nécessitant un doublement de la FRI par rapport à un capteur radar opérant dans une configuration d'émission monopolarisation, en respect de la relation 1.6, montre qu'il faut alors réduire de moitié la fauchée \mathcal{F} . Cette contrainte est non négligeable et contribue à motiver les études actuelles sur les modes de polarisation partielle.

Chapitre 2

Propagation et polarisation d'une onde électromagnétique

Ce chapitre a pour but de donner quelques notions sur la propagation et la réflexion d'une onde électromagnétique. Il est en effet nécessaire de bien comprendre les mécanismes de réflexions canoniques d'un champ électromagnétique afin de mieux appréhender l'interaction d'une onde avec une surface naturelle.

2.1 Champ électromagnétique d'une onde plane

Dans le cas de la télédétection radar, où la distance capteur-cible est très grande devant la longueur de l'onde électromagnétique émise, celle-ci peut-être considérée comme une onde plane progressive se dirigeant suivant la direction de propagation \vec{k} comme le montre la figure 2.1.

Le champ électrique associé vérifie à un instant t :

$$\vec{E}(\vec{r}, t) = \begin{cases} E_x = a_x \cos(\omega t - k.z + \delta_x) \\ E_y = a_y \cos(\omega t - k.z + \delta_y) \\ E_z = 0 \end{cases} \quad (2.1)$$

où l'axe O_z a été choisi suivant la direction de propagation

δ_x et δ_y représentent les phases absolues des composantes E_x et E_y , tandis que a_x et a_y représentent les amplitudes du champ électrique, respectivement suivant \vec{u}_x et \vec{u}_y .

On remarque que l'expression de ce champ électromagnétique se décompose en deux sinusoïdes

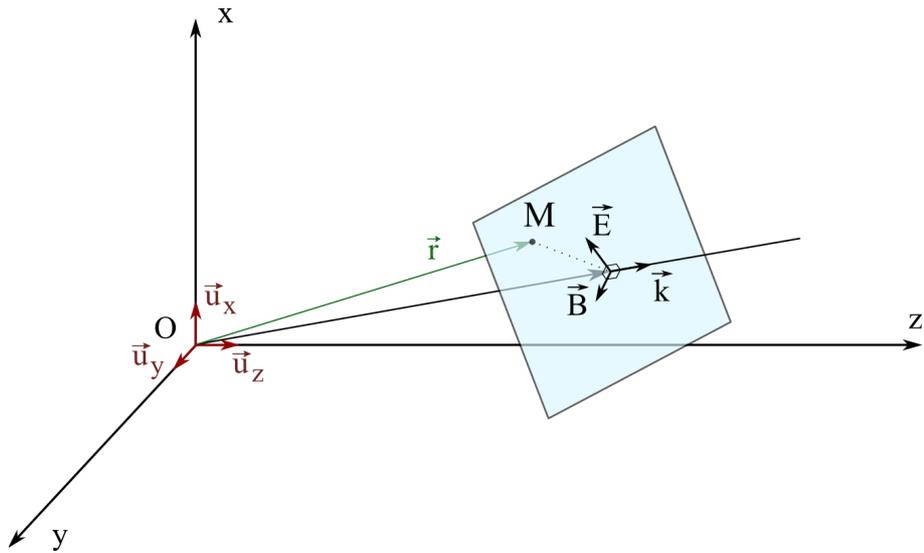


FIG. 2.1 – Propagation d'une onde plane de direction de propagation \vec{k} .

distinctes, l'une selon l'axe Ox et l'autre selon l'axe Oy (cf figure 2.2).

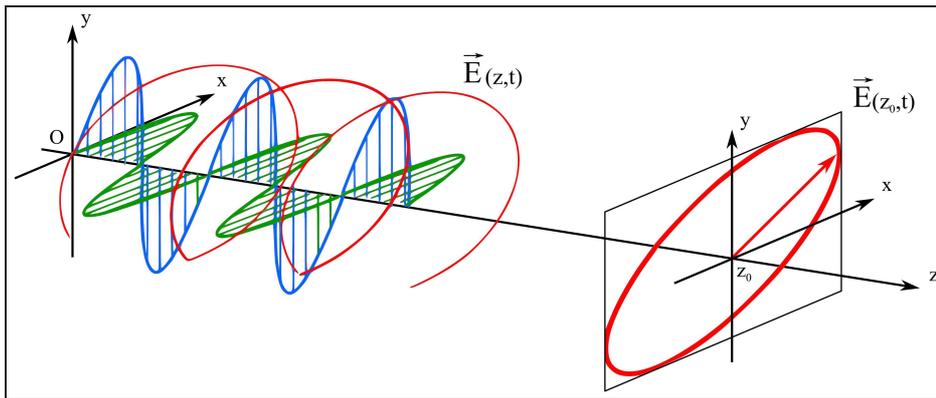


FIG. 2.2 – Evolution temporelle du champ électrique suivant une polarisation elliptique, d'après Pol-sarpro 3.0.

2.1.1 Ellipse de polarisation

La polarisation est une propriété qui décrit l'évolution de la direction du champ électrique d'une onde plane au cours du temps. On montre, [Born et Wolf, 1980], que les composantes E_x et E_y de l'équation 2.1 décrivent au cours du temps une ellipse d'équation :

$$\left(\frac{E_x}{a_x}\right)^2 - 2\frac{E_x \cdot E_y}{a_x \cdot a_y} \cos(\delta_y - \delta_x) + \left(\frac{E_y}{a_y}\right)^2 = \sin^2(\delta_y - \delta_x) \quad (2.2)$$

Cette ellipse peut aussi être décrite à l'aide des 3 paramètres géométriques présentés sur la figure 2.3 :

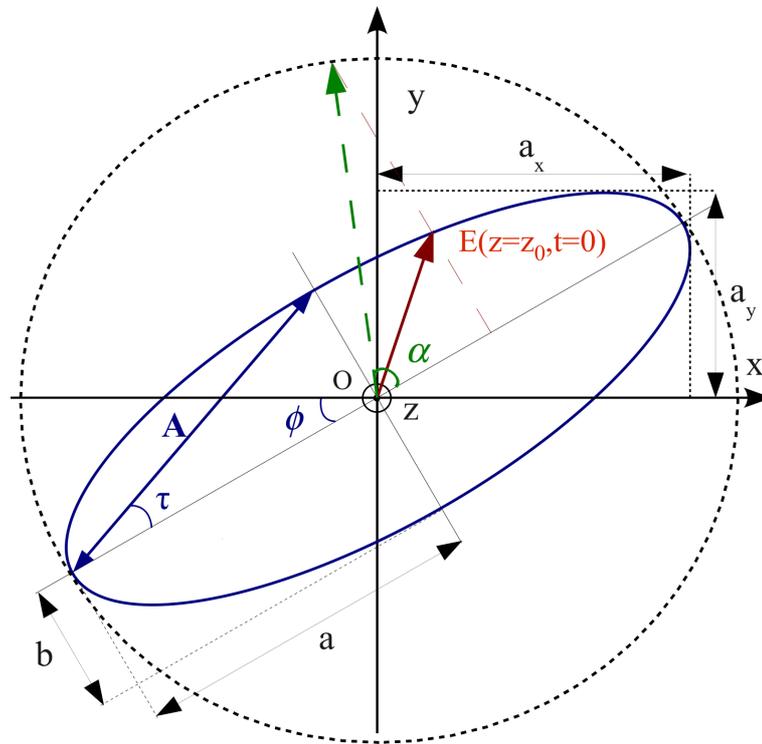


FIG. 2.3 – Ellipse de polarisation.

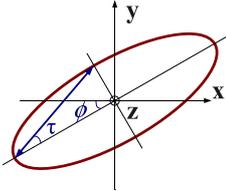
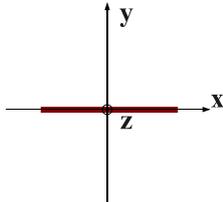
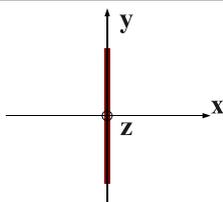
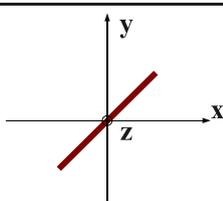
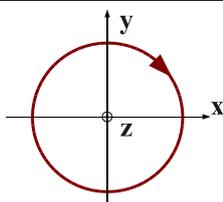
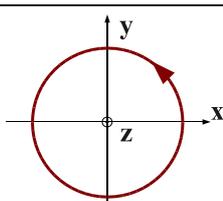
- **L'angle d'orientation** ϕ ($\in [0, \pi]$) : il est formé par le demi grand axe a de l'ellipse et l'axe Ox . Il indique l'orientation de l'ellipse.
- **L'angle d'ellipticité** τ ($\in [-\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{4}]$) : il représente l'ouverture de l'ellipse. Dans le cas d'une ellipticité non nulle, le signe de τ indique le sens de rotation de la polarisation. Une polarisation est dite "main droite" si l'ellipse est parcourue dans le sens horaire lorsque l'observateur regarde dans la même direction que \vec{k} . La polarisation est dite "main gauche" dans le cas contraire.
- **L'amplitude** $A = \sqrt{a^2 + b^2}$ où a et b sont les longueurs des demi grands axes de l'ellipse.
- **La phase absolue** α : elle représente la phase du champ électrique à $t = 0$.

Deux cas particuliers sont souvent rencontrés : les polarisations linéaires et les polarisations circulaires. Les polarisations linéaires décrivent un champ électrique se propageant le long d'une seule direction. Parmi celle-ci, on évoque de façon récurrente les polarisations verticale V et horizontale H car elles correspondent à la base d'émission/réception des capteurs radar spatiaux actuels.

Les polarisations circulaires décrivent un champ électrique dont l'extrémité traduit un cercle lors de sa propagation et sont par conséquent indépendantes de l'angle d'orientation. On parle de polarisation

circulaire droite D ou de polarisation circulaire gauche G suivant le sens dans lequel tourne le champ électrique.

Le tableau 2.1 présente différents états de polarisations dans le cas d'une amplitude égale à 1.

Polarisation		Orientation ϕ (rad)	Ellipticité τ (rad)	Vecteur de Jones unitaire \vec{E}_0
		ϕ	τ	$\begin{bmatrix} \cos \phi \cos \tau - j \sin \phi \sin \tau \\ \sin \phi \cos \tau + j \cos \phi \sin \tau \end{bmatrix}$
Linéaire	 <p>Horizontale H</p>	0	0	$\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$
	 <p>Verticale V</p>	$\frac{\pi}{2}$	0	$\begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$
	 <p>$\pi/4$</p>	$\frac{\pi}{4}$	0	$\frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$
Circulaire	 <p>Gauche G</p>	Indépendant	$\frac{\pi}{4}$	$\frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 \\ j \end{bmatrix}$
	 <p>Droite D</p>	Indépendant	$-\frac{\pi}{4}$	$\frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 \\ -j \end{bmatrix}$

TAB. 2.1 – Polarisations canoniques.

2.1.2 Réflexion et transmission entre deux milieux diélectriques

Dans ce paragraphe, nous allons présenter les résultats des lois de Snell-Descartes décrivant le comportement d'une onde électromagnétique à l'interface entre deux milieux diélectriques. Elles sont à l'origine des déphasages observés dans les différentes polarisations permettant la discrimination entre les différents types de mécanismes de diffusion.

Dans le but de décrire une onde quelconque, nous allons décomposer le champ électrique, $\vec{E}(\vec{r}, t)$ suivant deux composantes linéaires orthogonales :

$$\vec{E}(\vec{r}, t) = E_h(\vec{r}, t) \cdot \vec{u}_h + E_v(\vec{r}, t) \cdot \vec{u}_v \quad (2.3)$$

où $E_h(\vec{r}, t)$ perpendiculaire au plan d'incidence, est appelée composante horizontale, ou orthogonale, et $E_v(\vec{r}, t)$, contenue dans le plan d'incidence, est appelée composante verticale, où parallèle.

Les champs électriques réfléchis et transmis respectivement dans les milieux 1 et 2 sont donnés par les facteurs de réflexions et de transmission. Dans le cas d'une onde polarisée horizontalement (figure 2.4(a)) ils sont donnés par les relations suivantes :

$$\begin{cases} R_h = \frac{E_{0r}}{E_{0i}} = \frac{n_1 \cos \theta_1 - n_2 \cos \theta_2}{n_1 \cos \theta_1 + n_2 \cos \theta_2} = \frac{\sin(\theta_2 - \theta_1)}{\sin(\theta_2 + \theta_1)} \\ T_h = \frac{E_{0t}}{E_{0i}} = \frac{2n_1 \cos \theta_1}{n_1 \cos \theta_1 + n_2 \cos \theta_2} = \frac{2 \sin \theta_2 \cos \theta_1}{\sin(\theta_2 + \theta_1)} \end{cases} \quad (2.4)$$

Pour une onde polarisée verticalement (figure 2.4(b)) ils vérifient les relations :

$$\begin{cases} R_v = \frac{E_{0r}}{E_{0i}} = \frac{n_1 \cos \theta_2 - n_2 \cos \theta_1}{n_1 \cos \theta_2 + n_2 \cos \theta_1} = \frac{\tan(\theta_2 - \theta_1)}{\tan(\theta_2 + \theta_1)} \\ T_v = \frac{E_{0t}}{E_{0i}} = \frac{2n_1 \cos \theta_1}{n_1 \cos \theta_2 + n_2 \cos \theta_1} = \frac{2 \sin \theta_2 \cos \theta_1}{\sin(\theta_2 + \theta_1) \cos(\theta_2 - \theta_1)} \end{cases} \quad (2.5)$$

Pour le cas d'une onde incidente traversant l'atmosphère et arrivant sur un sol nu, ayant des indices respectivement assimilables à $n_1 = 1$ et $n_2 = 5$, nous obtenons la courbe de $R = f(\theta)$ représentée par la figure 2.5.

Comme le montre la courbe 2.5, nous pouvons ainsi distinguer 2 intervalles différents autour de l'angle d'incidence θ_B , aussi appelé angle de *Brewster*, pour lequel le coefficient de réflexion de la composante verticale :

- $\theta = \theta_B$

$R_v = 0$: **Réflexion nulle.**

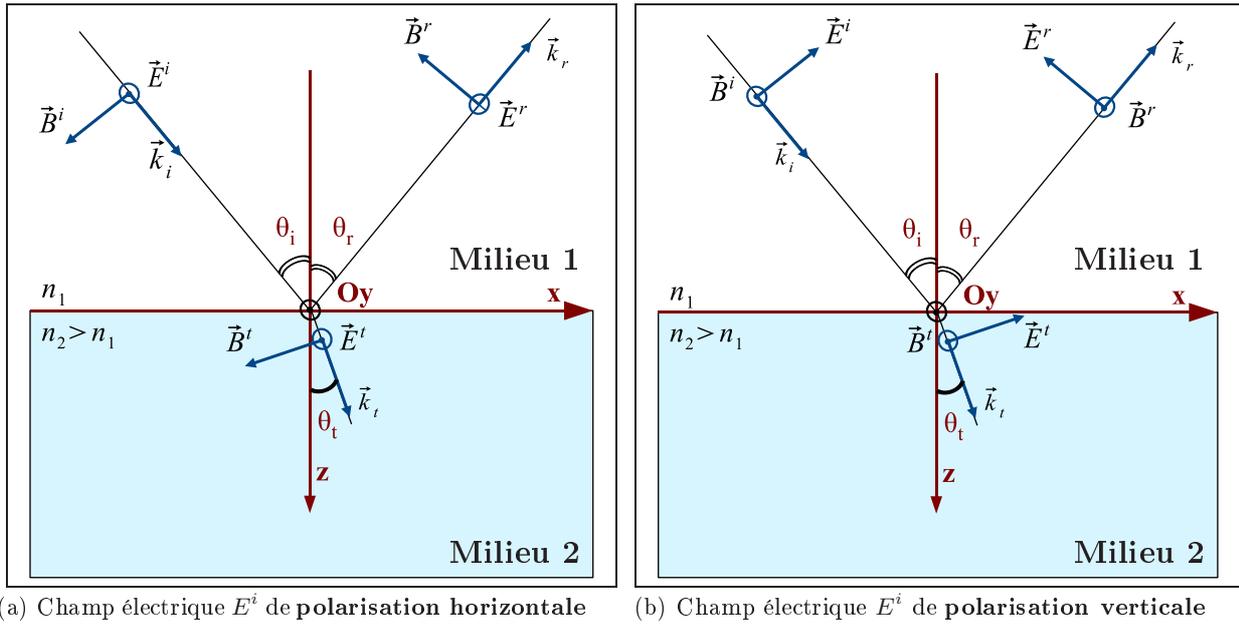


FIG. 2.4 – Réflexion d'un champ électrique E^i , sur un diélectrique ($n_2 > n_1$) dans le cas où $\theta_i < \theta_{Brewster}$.

- $\theta < \theta_B$

$R_v < 0 \implies E_{0r} = R_v E_{0i} = |R_v| E_{0i} e^{j\pi}$: **déphasage de π** .

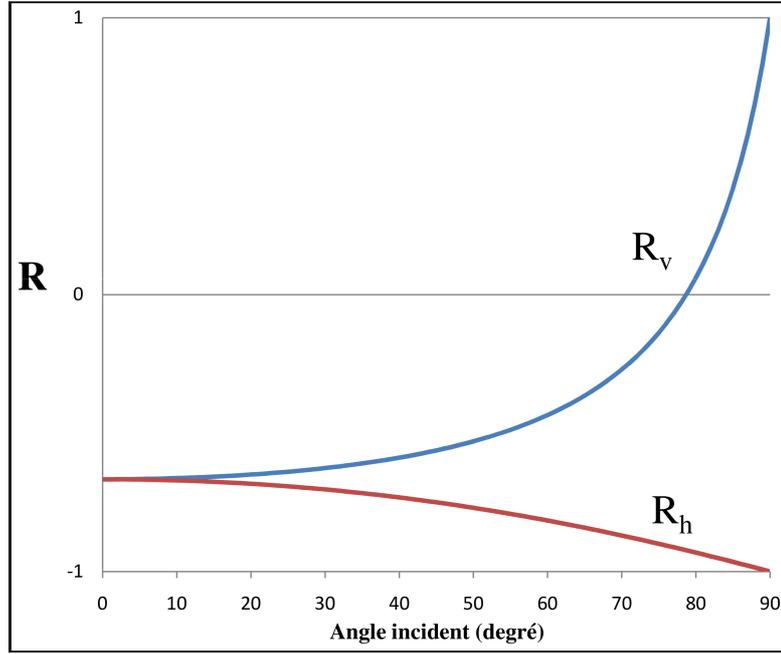
- $\theta > \theta_B$

$R_v > 0 \implies E_{0i} = |R_v| E_{0i}$: **déphasage nul**. Cette configuration est très rarement rencontrée dans le cas d'un radar monostatique en raison des angles d'incidence élevés, très rarement utilisés en télédétection radar.

A partir des coefficients de réflexion de Fresnel on peut déduire les propriétés de déphasage de l'onde entre les polarisations h et v lors d'une double réflexions comme il est détaillé dans l'annexe A.

Ainsi, dans le cas d'une **réflexion simple** (cas d'un trièdre), chaque composante du champ électrique subit un déphasage de π , ce qui revient à un déphasage nul entre celle-ci. En revanche, dans le cas d'une **réflexion double** (cas d'un dièdre), seule la composante \vec{E}_v subit un déphasage de π , ce qui se traduit par un déphasage de π entre les deux composantes du champ électrique.

En polarimétrie radar, ces propriétés de déphasage du champ électrique sur une surface selon sa polarisation horizontale ou verticale sont très utiles pour caractériser la parité du nombre de réflexions effectuées, discriminatrices des zones urbaines par exemple.

FIG. 2.5 – Facteur de réflexion de Fresnel, $n_1 = 1$ (air) et $n_2 = 5$ (sol).

2.2 Vecteur de Jones

2.2.1 Définition

Le vecteur de Jones \vec{E}_0 , à composante complexe et illustré par la figure 2.6, simplifie la représentation de l'onde en éliminant ses composantes spatio-temporelles :

$$\begin{cases} \vec{E}(\vec{r}, t) = \Re(\vec{E}_0 e^{j(\omega t - k \cdot z)}) \\ \text{où } \vec{E}_0 = \begin{pmatrix} a_x e^{j\delta_x} \\ a_y e^{j\delta_y} \end{pmatrix} \end{cases} \quad (2.6)$$

où $\Re(z)$ représente la partie réelle de z . δ_x et δ_y sont les phases absolues du vecteur de Jones. Il permet, en outre, de décrire complètement l'état de polarisation d'un champ électrique et peut s'écrire sous la forme :

$$\begin{aligned} \vec{E}_{0(x,y)} &= A \cdot \begin{bmatrix} \cos \phi & -\sin \phi \\ \sin \phi & \cos \phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \tau & j \sin \tau \\ j \sin \tau & \cos \tau \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e^{-j\alpha} & 0 \\ 0 & e^{j\alpha} \end{bmatrix} \cdot \vec{u}_x \\ \vec{E}_{0(x,y)} &= A \cdot \underbrace{U_{2(\phi)} U_{2(\tau)} U_{2(\alpha)}}_{U_{2(x,y) \rightarrow (a,b)}} \cdot \vec{u}_x \end{aligned} \quad (2.7)$$

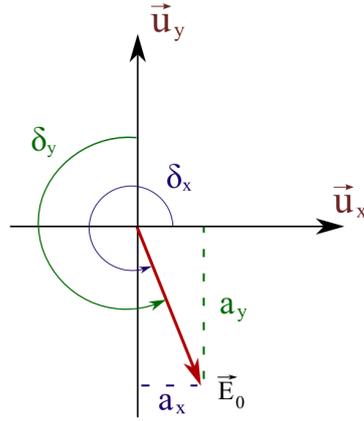


FIG. 2.6 – Représentation du vecteur de Jones dans la base (\vec{u}_x, \vec{u}_y) .

où α représente la phase absolue du champ électrique, caractéristique des conditions initiales de sa composante spatio-temporelle. Les matrices $U_{2(\phi)}$, $U_{2(\tau)}$ et $U_{2(\alpha)}$ qui font parties du groupe $SU(2)$ (Spéciale Unitaire de dimension 2×2) forment la matrice de changement de base $U_{2(x,y) \rightarrow (a,b)}$. L'intérêt de cette représentation est de pouvoir effectuer un changement de base qui sera abordé au §3.3.2.

Une matrice SU (Spéciale Unitaire) vérifie les propriétés suivantes :

$$\begin{cases} \det [U] = 1 \\ [U]^{-1} = [U]^{T*} \\ [U(x)]^{-1} = [U(-x)] \end{cases}$$

où, $\det [U]$, $[U]^{-1}$ et $[U]^{T*}$ sont respectivement le déterminant, l'inverse et la transposée-conjuguée de la matrice U .

Les vecteurs de Jones de différents états de polarisations caractéristiques sont détaillés dans le tableau 2.1.

2.2.2 Polarisations orthogonales

Dans le but de décrire une base orthonormale de l'espace des polarisations (ϕ, τ) , formée par 2 vecteurs orthogonaux, il est utile de définir ce que sont 2 polarisations orthogonales.

Deux vecteurs de Jones $\vec{E}_{01}(\phi_1, \tau_1)$ et $\vec{E}_{02}(\phi_2, \tau_2)$ sont orthogonaux si leur produit scalaire hermitien est nul soit :

$$\langle \vec{E}_{01}, \vec{E}_{02} \rangle = \vec{E}_{01}^{T*} \cdot \vec{E}_{02} = E_{01x}^* \cdot E_{02x} + E_{01y}^* \cdot E_{02y} = 0 \quad (2.8)$$

On montre alors que :

$$\begin{cases} \phi_2 = \phi_1 + \frac{\pi}{2} : \text{demi-axes respectifs des ellipses orthogonaux} & (2.9) \\ \tau_1 = -\tau_2 : \text{sens de rotation opposé} & (2.10) \end{cases}$$

Ainsi, une polarisation horizontale est orthogonale à une polarisation verticale de la même manière qu'une polarisation circulaire droite est orthogonale à une polarisation circulaire gauche.

2.3 Vecteur de Stokes

Une autre façon de représenter la polarisation d'une onde est d'utiliser le formalisme du *vecteur de Stokes*, couramment utilisé en polarimétrie radar [Born et Wolf, 1980]. Il permet de caractériser notamment les ondes partiellement polarisées qui seront abordées dans le paragraphe suivant.

Le vecteur de Stokes $\vec{\mathbf{q}}$ peut s'exprimer à l'aide du vecteur de Jones tel que :

$$\vec{\mathbf{q}} = \begin{pmatrix} I \\ Q \\ U \\ V \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} |E_{ox}|^2 + |E_{oy}|^2 \\ |E_{ox}|^2 - |E_{oy}|^2 \\ 2\Re(E_{ox} \cdot E_{oy}^*) \\ -2\Im(E_{ox} \cdot E_{oy}^*) \end{pmatrix} \quad (2.11)$$

où I , Q , U et V représente les paramètres de Stokes.

Il est important de noter que pour une onde complètement polarisée, les composantes E_{ox} et E_{oy} du vecteur de Jones sont complètement corrélées, [Born et Wolf, 1980], ce qui réduit les 4 paramètres de Stokes à 3 paramètres indépendants :

$$I^2 = Q^2 + U^2 + V^2 \quad (2.12)$$

Le vecteur de Stokes peut aussi s'exprimer en fonction de l'amplitude A , des angles d'orientation ϕ et d'ellipticité τ , permettant d'introduire la représentation de la *sphère de Poincaré*, sous la forme suivante :

$$\vec{\mathbf{q}} = \begin{pmatrix} A^2 \\ A^2 \cos(2\phi) \cos(2\tau) \\ A^2 \sin(2\phi) \cos(2\tau) \\ A^2 \sin(2\tau) \end{pmatrix} \begin{matrix} = I \\ = Q \\ = U \\ = V \end{matrix} \quad (2.13)$$

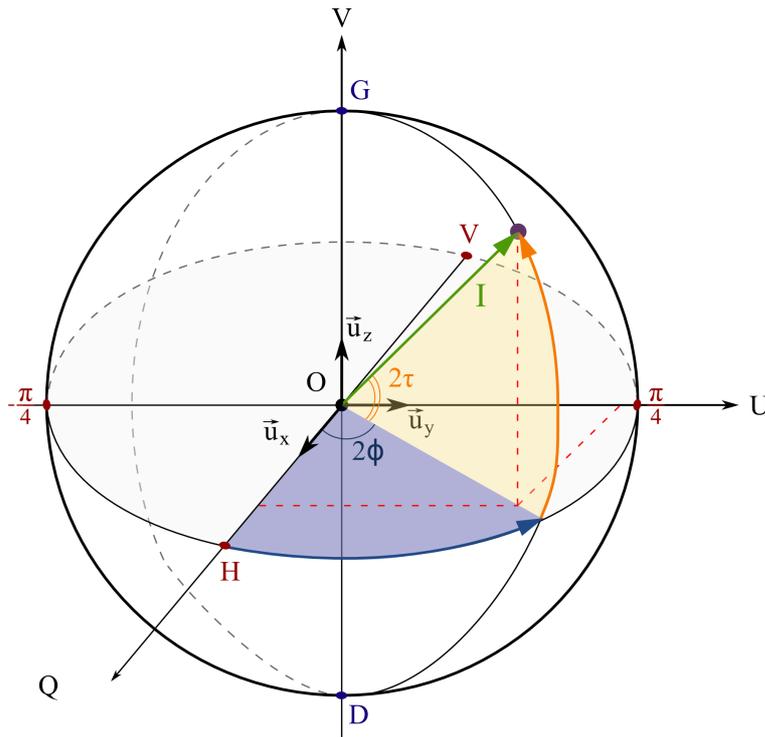


FIG. 2.7 – Sphère de Poincaré.

Comme le montre l'équation 2.13, on peut remarquer que le vecteur de Stokes perd l'information de la phase absolue α .

L'état de polarisation d'une onde complètement polarisée est représenté par un point sur la sphère de Poincaré, dont le repère cartésien $(\vec{u}_x, \vec{u}_y, \vec{u}_z)$ représente respectivement Q , U et V . 2ϕ et 2τ caractérisent la "latitude" et "longitude" de cette sphère alors que I en détermine le rayon. La figure 2.7 illustre cette représentation.

Les polarisations linéaires sont situées sur l'équateur de la sphère, alors que les polarisations circulaires sont représentées aux pôles de celle-ci. On peut noter que 2 polarisations orthogonales sont aux antipodes l'une de l'autre.

2.4 Dépolarisation d'une onde

2.4.1 Principe

Jusqu'à présent, l'exposé présentant la polarisation d'une onde électromagnétique s'est borné au cas d'une onde cohérente à savoir une onde monochromatique de polarisation déterminée (ϕ et τ constants). De plus, nous avons considéré les différents mécanismes de réflexion comme étant ponctuels.

Or, dans le cas de l'interaction d'une onde électromagnétique avec une **surface naturelle**, il existe une **décorrélation** du champ électrique à la fois **spatiale** et **temporelle**.

La décorrélation spatiale provient de la multitude de diffuseurs élémentaires au sein d'une cible étendue (à l'origine du phénomène de chatoiement présenté dans le paragraphe l'annexe 3.5.1).

La décorrélation temporelle peut provenir d'une cible ponctuelle fluctuant au cours du temps ou encore des mouvements du porteur. Toutefois, lors d'une acquisition radar, les délais de mesure étant relativement court en regard de ces mouvements, on peut considérer que la décorrélation temporelle est faible par rapport à la décorrélation spatiale.

Dans le cas de surfaces naturelles, il est donc nécessaire de décrire statistiquement les paramètres significatifs de la surface observée à l'aide de l'opérateur moyenne $\langle \rangle$.

Lorsque la cohérence de l'onde diminue, on parle de dépolarisation, partielle ou totale. La dépolarisation d'une onde est un paramètre important car elle donne une information sur la confiance qu'on peut accorder aux paramètres polarimétriques de l'onde. Plusieurs paramètres existent pour quantifier cette dépolarisation comme, par exemple, le degré de polarisation de l'onde.

2.4.2 Vecteur de Stokes d'une onde partiellement polarisée

Lorsque l'onde est partiellement polarisée, on peut exprimer le vecteur de Stokes sur un voisinage de pixel, $\langle \vec{\mathbf{q}} \rangle$, à l'aide la matrice de cohérence d'une onde, J [Born et Wolf, 1980] :

$$J = \begin{bmatrix} J_{xx} & J_{xy} \\ J_{yx} & J_{yy} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \langle E_{ox} \cdot E_{ox}^* \rangle & \langle E_{ox} \cdot E_{oy}^* \rangle \\ \langle E_{oy} \cdot E_{ox}^* \rangle & \langle E_{oy} \cdot E_{oy}^* \rangle \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

où * représente le conjugué.

La matrice de cohérence de l'onde étant hermitienne^a semi-définie positive, elle admet des valeurs propres réelles, positives ou nulles, ou encore $\det(J) \geq 0$.

On peut ainsi écrire le vecteur de Stokes d'une onde partiellement polarisée :

$$\langle \vec{\mathbf{q}} \rangle = \begin{pmatrix} I \\ Q \\ U \\ V \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} J_{xx} + J_{yy} \\ J_{xx} - J_{yy} \\ J_{xy} + J_{yx} \\ j(J_{xy} - J_{yx}) \end{pmatrix} \quad (2.15)$$

^aUne matrice hermitienne est une matrice carrée à éléments complexes dont sa transposée conjuguée lui est égale.

Dans le cas d'une onde partiellement polarisée, l'égalité 2.12 devient :

$$I^2 \geq Q^2 + U^2 + V^2 \quad (2.16)$$

Cette équation traduit le fait que seulement une partie de l'onde (membre de droite) est polarisée. Par conséquent, la représentation d'une onde partiellement polarisée dans la sphère de Poincaré sera à l'intérieur de celle-ci avec un rayon égal à $\sqrt{Q^2 + U^2 + V^2}$.

Chapitre 3

Polarimétrie radar

Ce chapitre aborde l'essentiel de la théorie de la polarimétrie radar nécessaire pour mener à bien ces travaux, et s'appuie sur une nombreuse littérature, dont notamment le tutorial de [Polsarpro, 2008] et [Massonet et Souyris, 2008] qui synthétisent et détaillent cette théorie.

Ce chapitre évoque tout d'abord les spécificités d'un système radar polarimétrique afin d'en comprendre les contraintes. Ensuite, nous abordons le formalisme de représentation de l'information polarimétrique acquise par le capteur radar suivant une analyse cohérente pour les cibles ponctuelles représentées par la matrice de diffusion S , et selon une analyse incohérente pour décrire les surfaces naturelles, représentées notamment par les matrices de cohérence T et de covariance C .

Il présente les différents indices polarimétriques qui ont été évalués au cours de ces travaux.

3.1 Spécificité d'un radar polarimétrique

Le principe de fonctionnement d'un radar polarimétrique est d'envoyer et recevoir de façon quasi-simultanée un champ électrique suivant deux directions orthogonales formant une base (\vec{u}_x, \vec{u}_y) . Les systèmes actuels utilisent une base d'émission et de réception suivant les polarisations horizontales et verticales.

On peut alors décrire le chronogramme d'émission et de réception de l'onde à l'aide des vecteurs de Jones incident et réfléchi suivant les polarisations horizontale et verticale, respectivement E_{0h}^i , E_{0v}^i et E_{0h}^r , E_{0v}^r , comme le montre la figure 3.1.

Nous verrons dans le paragraphe 3.3 que la mesure polarimétrique, constituée par ces 4 vecteurs de Jones, peut être représentée par la matrice de diffusion S (cf équation 3.2) qui contient l'intégralité de l'information polarimétrique de la cible observée.

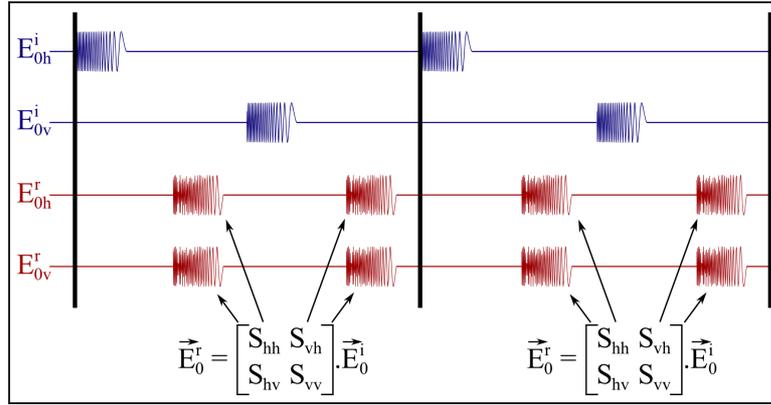


FIG. 3.1 – Chronogramme d'émission (**E**) et de réception (**R**) d'un radar pleinement polarimétrique, d'après [Polsarpro, 2008].

Le caractère quasi-simultané de l'émission et de la réception est le facteur déterminant pour conserver la cohérence des différences de phase des vecteurs de Jones. Sans cette cohérence il sera notamment impossible de mesurer le déphasage entre les composantes horizontales et verticales subi lors d'une réflexion simple ou double (cf. §2.1.2).

On voit la contrainte principale d'un tel système qui est de doubler la FRI par rapport à un système d'émission unique nécessitant une puissance d'émission deux fois plus grande.

D'autre part, comme le montre l'équation 1.6, un doublement de la FRI entraîne la diminution d'un facteur 2 de la largeur de la fauchée et donc de réduire d'autant le temps de revisite. Enfin, le volume des données est deux fois plus grand que celui correspondant à une configuration en polarisation unique.

Toutes ces contraintes jouent évidemment sur le choix du mode d'acquisition en fonction des applications demandées.

3.2 Equation radar polarimétrique

D'une manière générale, et quelle que soit la configuration polarimétrique utilisée, la puissance reçue par un radar s'exprime en fonction de la tension V mesurée [Ulaby *et al.*, 1986] :

$$P_r = |V|^2 = V.V^* = K(\lambda, \theta, \phi) |E^r S E^i|^2 \quad (3.1)$$

où $K(\lambda, \theta, \phi) = \frac{1}{2} \frac{\lambda^2}{4\pi} \sqrt{\frac{\varepsilon_0}{\mu_0} \frac{g(\theta, \phi)}{|E^i|^2}}$ et $g(\theta, \phi)$ représente la fonction de gain de l'antenne. ε_0 et μ_0 sont respectivement la permittivité et perméabilité du vide. ${}^T w$ représente le transposé de w , alors que S

correspond à la matrice de diffusion qui contient l'ensemble de l'information polarimétrique de la cible observée comme nous allons le voir dans le paragraphe suivant.

3.3 Matrice de diffusion

3.3.1 Définition

Lorsqu'une onde polarisée rencontre une cible, elle est alors rétrodiffusée et voit sa polarisation modifiée. Ainsi, une onde incidente polarisée horizontalement est susceptible d'être rétrodiffusée suivant les composantes horizontales et verticales, tout comme le serait une onde incidente de polarisation verticale. Nous verrons qu'émettre et recevoir une onde dans une base orthogonale permet de représenter tous les états de polarisation, d'émission et de réception, susceptibles d'être observés.

Dans le cas d'une configuration bistatique, le lien qui existe entre le vecteur de Jones incident, \vec{E}_0^i , et le vecteur de Jones réfléchi, \vec{E}_0^r , peut être représenté par la matrice de diffusion $S_{(x,y)}$ (aussi appelée matrice de Jones dans le domaine de l'optique), suivant une base orthogonale quelconque (\vec{u}_x, \vec{u}_y) sous la forme suivante [Van Zyl *et al.*, 1987] :

$$\begin{aligned} \vec{E}_0^r &= S_{(x,y)} \vec{E}_0^i \\ \begin{bmatrix} E_{0x}^r \\ E_{0y}^r \end{bmatrix} &= \frac{e^{-j\vec{k} \cdot \vec{r}}}{\|r\|} \begin{bmatrix} S_{xx} & S_{xy} \\ S_{yx} & S_{yy} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_{0x}^i \\ E_{0y}^i \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.2)$$

où \vec{k} et \vec{r} représentent respectivement le vecteur d'onde et le vecteur position de l'onde incidente.

Les éléments S_{xx} , S_{yy} d'une part et S_{xy} , S_{yx} d'autre part, sont couramment appelés les termes de co-polarisation et de polarisation croisée.

Dans le cas monostatique, et d'après le principe de réciprocité, on montre, [Ulaby et Elachi, 1990], qu'il est possible de considérer l'égalité des termes de polarisation croisée :

$$S_{xy} = S_{yx} \quad (3.3)$$

Dans ce cas précis, la matrice de diffusion est symétrique et appelée *matrice de rétrodiffusion*, ou encore matrice de *Sinclair*.

Considérons maintenant le cas d'une base (\vec{u}_h, \vec{u}_v) caractéristique des polarisations horizontales et verticales telle qu'elle est couramment rencontrée dans les radars actuels. On peut alors réécrire la matrice de rétrodiffusion en fonction des phases et amplitudes de chacun des vecteurs de Jones,

$S_{xy} = |S_{xy}|e^{j\varphi_{xy}}$. Si de plus on fixe une phase de référence arbitraire, par exemple φ_{hh} , on peut alors exprimer la matrice de rétrodiffusion sous la forme suivante :

$$S_{(h,v)} = \underbrace{\frac{e^{-j\vec{k} \cdot \vec{r}} e^{j\varphi_{hh}}}{\|r\|}}_{\text{Phase absolue}} \underbrace{\begin{pmatrix} |S_{hh}| & |S_{hv}|e^{j(\varphi_{hv}-\varphi_{hh})} \\ |S_{hv}|e^{j(\varphi_{hv}-\varphi_{hh})} & |S_{vv}|e^{j(\varphi_{vv}-\varphi_{hh})} \end{pmatrix}}_{\text{Matrice de rétrodiffusion relative}} \quad (3.4)$$

La matrice de rétrodiffusion peut ainsi être définie par 5 paramètres indépendants : 3 amplitudes et 2 phases. On notera que cette phase absolue, dépendant de la phase du champ électrique à $t = 0$ ainsi que de sa propagation, est directement liée à la **phase absolue** α décrite par l'ellipse de polarisation et par le vecteur de Jones (cf. §2.1.1 et équation 2.7).

Enfin, on peut exprimer la puissance totale rétrodiffusée par une cible à l'aide du *span* :

$$span = |S_{hh}|^2 + 2|S_{hv}|^2 + |S_{vv}|^2 \quad (3.5)$$

3.3.2 Changement de base

Une fois la matrice de rétrodiffusion d'une surface mesurée dans la base (\vec{u}_h, \vec{u}_v) , il est possible de l'exprimer dans une base quelconque (\vec{u}_a, \vec{u}_b) afin de générer n'importe quel état de polarisation.

Comme nous l'avons vu dans le paragraphe 2.2, on peut représenter le vecteur de Jones à l'aide des paramètres (ϕ, τ, α) exprimés dans la base (\vec{u}_h, \vec{u}_v) . En reprenant l'équation 2.7 dans le cas d'un vecteur de Jones unitaire ($A = 1$), on obtient :

$$\vec{E}_{0(h,v)} = \underbrace{\begin{bmatrix} \cos \phi & -\sin \phi \\ \sin \phi & \cos \phi \end{bmatrix}}_{U_{2(\phi)}} \underbrace{\begin{bmatrix} \cos \tau & j \sin \tau \\ j \sin \tau & \cos \tau \end{bmatrix}}_{U_{2(\tau)}} \underbrace{\begin{bmatrix} e^{-j\alpha} & 0 \\ 0 & e^{j\alpha} \end{bmatrix}}_{U_{2(\alpha)}} \cdot \vec{u}_h \quad (3.6)$$

$$U_{2(h,v) \rightarrow (a,b)} = U_{2(\phi)} \cdot U_{2(\tau)} \cdot U_{2(\alpha)}$$

Cette expression traduit une succession de transformations appliquées au vecteur \vec{u}_h aboutissant au vecteur de Jones $\vec{E}_{0(h,v)}(\phi, \tau, \alpha)$: rotation et transformation elliptique respectivement par les matrices $U_{2(\phi)}$ et $U_{2(\tau)} \cdot U_{2(\alpha)}$ correspondant à la phase absolue.

Par ailleurs, le vecteur $\vec{E}_{0(h,v)}(\phi, \tau, \alpha)$ et son homologue qui lui est perpendiculaire (cf. équation 2.10), $\vec{E}_{0(h,v)}^\perp(\phi, \tau, \alpha)$, représente les vecteurs de la nouvelle base $U_{(a,b)}$.

Autrement dit, le passage de la base $U_{(h,v)}$ vers la base $U_{(a,b)}$ défini par les paramètres (ϕ, τ, α) , se

traduit par la matrice de changement de base de $U_{2(h,v) \rightarrow (a,b)}$, composée de 3 matrices $U_{2(\phi)}$, $U_{2(\tau)}$ et $U_{2(\alpha)}$.

A partir de la relation 3.6, on peut exprimer la nouvelle base (\vec{u}_a, \vec{u}_b) en fonction de la base (\vec{u}_h, \vec{u}_v) selon les relations suivantes :

$$\begin{cases} \vec{u}_a = U_{2(h,v) \rightarrow (a,b)} \cdot \vec{u}_h \\ \vec{u}_b = U_{2(h,v) \rightarrow (a,b)} \cdot \vec{u}_v \\ U_{2(h,v) \rightarrow (a,b)} = U_{2(\phi)} U_{2(\tau)} U_{2(\alpha)} \end{cases} \quad (3.7)$$

Or, les vecteurs de Jones exprimés dans la base (\vec{u}_h, \vec{u}_v) et dans la base (\vec{u}_a, \vec{u}_b) sont reliés par les relations suivantes :

$$\begin{aligned} \vec{E}_{0(h,v)} &= \vec{E}_{0(a,b)} \\ E_{0h} \cdot \vec{u}_h + E_{0v} \cdot \vec{u}_v &= E_{0a} \cdot \vec{u}_a + E_{0b} \cdot \vec{u}_b \end{aligned} \quad (3.8)$$

d'où, l'expression du vecteur de Jones dans la base (\vec{u}_a, \vec{u}_b) en fonction de la base (\vec{u}_h, \vec{u}_v) :

$$\vec{E}_{0(a,b)} = U_{2(h,v) \rightarrow (a,b)}^{-1} \cdot \vec{E}_{0(h,v)} \quad (3.9)$$

où $U_{2(h,v) \rightarrow (a,b)}^{-1}$ est déduit des propriétés des matrices $SU(2)$ suivant l'expression suivante :

$$U_{2(h,v) \rightarrow (a,b)}^{-1} = U_{2(-\alpha)} U_{2(-\tau)} U_{2(-\phi)} \quad (3.10)$$

En appliquant la relation 3.9 aux vecteurs de Jones incident et transmis, nous obtenons :

$$\begin{cases} \vec{E}_{0(a,b)}^i = U_{2(h,v) \rightarrow (a,b)}^{-1} \cdot \vec{E}_{0(h,v)}^i \\ \vec{E}_{0(a,b)}^r = U_{2(h,v) \rightarrow (a,b)}^{-1*} \cdot \vec{E}_{0(h,v)}^r \end{cases} \quad (3.11)$$

$$\vec{E}_{0(a,b)}^r = U_{2(h,v) \rightarrow (a,b)}^{-1*} \cdot \vec{E}_{0(h,v)}^r \quad (3.12)$$

Le caractère conjugué de $U_{2(h,v) \rightarrow (a,b)}^{-1*}$ provient de la direction de propagation opposée entre le vecteur de Jones incident et rétrodiffusé qui sont reliés par :

$$\vec{E}(\vec{k}) = \vec{E}^*(-\vec{k}) \quad (3.13)$$

En intégrant 3.2 dans 3.12, et en tenant compte des propriétés des matrices $SU(2)$, nous obtenons :

$$\vec{E}_0^r(a,b) = U_{2(h,v) \rightarrow (a,b)}^T \cdot S_{(h,v)} \cdot \vec{E}_0^i(h,v) \quad (3.14)$$

En exprimant le vecteur de Jones incident dans la base $U_{(a,b)}$, on en déduit l'expression de la matrice de diffusion $S_{(h,v)}$ dans la base $U_{(a,b)}$:

$$\vec{E}_0^r(a,b) = \underbrace{U_{2(h,v) \rightarrow (a,b)}^T \cdot S_{(h,v)} \cdot U_{2(h,v) \rightarrow (a,b)}}_{S_{(a,b)}} \cdot \vec{E}_0^i(a,b) \quad (3.15)$$

Il est intéressant de noter que la matrice de passage, $U_{2(h,v) \rightarrow (a,b)}$, peut être simplifiée en réduisant la matrice $U_{2(-\alpha)}$ à une simple matrice identité dans la mesure où l'on considère cette phase absolue comme commune à chaque base.

Exemple de la base de polarisations circulaires

Afin d'exprimer les relations qui existent entre les bases de polarisations linéaires (\vec{u}_h, \vec{u}_v) et circulaires (\vec{u}_g, \vec{u}_d), exprimons la matrice de passage définie par les paramètres de la polarisation circulaire gauche. Les polarisations circulaires étant indépendantes de l'angle d'orientation ϕ (cf. tableau 2.1), et afin de simplifier les calculs, nous choisirons une orientation $\phi = 0$. Dans le même but, nous choisirons une phase absolue arbitraire $\alpha = 0$, tandis que l'ellipticité est définie par $\tau = \frac{\pi}{4}$. Nous obtenons alors la matrice de passage suivante :

$$U_{2(h,v) \rightarrow (g,d)} = U_{2(\phi=0)} U_{2(\tau=\frac{\pi}{4})} U_{2(\alpha=0)} = \frac{\sqrt{2}}{2} \cdot \begin{pmatrix} 1 & j \\ j & 1 \end{pmatrix} \quad (3.16)$$

A partir de l'équation 3.15 nous obtenons :

$$\begin{bmatrix} S_{gg} & S_{gd} \\ S_{gd} & S_{dd} \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & j \\ j & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_{hh} & S_{hv} \\ S_{hv} & S_{vv} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & j \\ j & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{S_{hh} + j2S_{hv} - S_{vv}}{2} & \frac{j(S_{hh} + S_{vv})}{2} \\ \frac{j(S_{hh} + S_{vv})}{2} & \frac{-S_{hh} + j2S_{hv} + S_{vv}}{2} \end{bmatrix} \quad (3.17)$$

3.3.3 Formes canoniques

La réponse d'une surface naturelle est généralement le résultat de la combinaison d'un grand nombre de mécanismes différents, à la fois liée à sa nature propre (rugosité, humidité...) mais aussi à sa géométrie.

Une façon d'extraire les caractéristiques d'une cible, à partir de l'information polarimétrique acquise, est de décomposer sa réponse en mécanismes simples.

Le tableau 3.1 récapitule les différentes expressions de la matrice de rétrodiffusion de certains mécanismes canoniques (dans la base (\vec{u}_h, \vec{u}_v)) dont les démonstrations sont faites dans l'annexe B.1. De plus, leurs signatures polarimétriques correspondantes sont présentées dans l'annexe B.2.

On complètera cette liste par le cas particulier du dièdre orienté à 45° qui rétrodiffuse l'intégralité de sa puissance dans les polarisations croisées et c'est pourquoi on assimile généralement ce modèle à une diffusion de volume.

A l'aide de l'expression du changement de base décrite au paragraphe 3.3.2, il est aisé d'en déduire la formulation dans une autre base de représentation.

3.3.4 Vecteurs cibles

Comme nous le verrons tout au long de ce mémoire, l'exploitation des données radar polarimétriques revient fréquemment à reformuler l'information acquise, initialement sous la forme de la matrice de rétrodiffusion S , vers d'autres formalismes ou modèles qui la mettent en valeur.

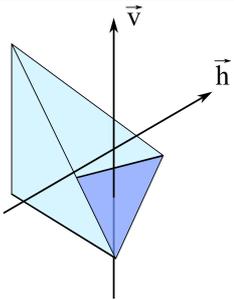
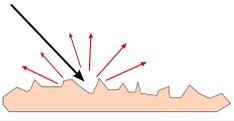
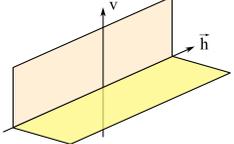
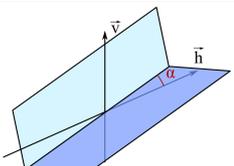
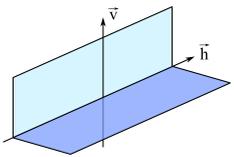
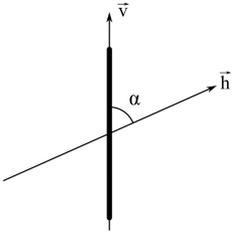
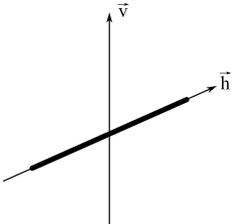
Parmi ces formalismes, il est possible de vectoriser la matrice de rétrodiffusion sous la forme de ce qui est appelé **vecteur cible**, [Cloude, 1986]. Il existe deux formes de vectorisation, l'une, notée \vec{k}_L , suivant la **base lexicographique** Ψ_L l'autre, notée \vec{k}_P , suivant la **base de Pauli** Ψ_P .

La base lexicographique tend à valoriser l'information acquise en conservant la base d'émission, tandis que la base de Pauli, vise à représenter la matrice de rétrodiffusion suivant une interprétation physique des mécanismes de rétrodiffusion d'une cible. On remarquera en effet, que la base de Pauli est constituée par 3 matrices caractéristiques des réflexions simples, doubles et de volume (dièdre orienté à 45°), cf. paragraphe précédent.

Les bases Lexicographique Ψ_L , et de Pauli Ψ_P prennent la forme suivante :

$$\Psi_L : \left\{ \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 4 & 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} \right\} \quad (3.18)$$

$$\Psi_P : \left\{ \sqrt{2} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \sqrt{2} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}, \sqrt{2} \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \right\} \quad (3.19)$$

Sphere/Plan/Trièdre ^a		$S = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$
Diffusion de Bragg		$S = \begin{bmatrix} a & 0 \\ 0 & b \end{bmatrix}$ $b > a > 0$
Dièdre diélectrique modélisé par ces coefficients de Fresnel ($\mathcal{R}_h = R_h $ et $\mathcal{R}_v = R_v $)		$S = \begin{bmatrix} \mathcal{R}_h & 0 \\ 0 & -\mathcal{R}_v \end{bmatrix}$ $\mathcal{R}_h > \mathcal{R}_v > 0$
Dièdre ^a orienté d'un angle α		$S = \begin{bmatrix} \cos 2\alpha & \sin 2\alpha \\ \sin 2\alpha & -\cos 2\alpha \end{bmatrix}$
Dièdre ^a		$S = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$
Dipole orienté d'un angle $\alpha = 90$		$S = \begin{bmatrix} \cos \alpha^2 & \frac{\sin 2\alpha}{2} \\ \frac{\sin 2\alpha}{2} & \sin \alpha^2 \end{bmatrix}$ $= \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$
Dipole orienté d'un angle $\alpha = 0$		$S = \begin{bmatrix} \cos \alpha^2 & \frac{\sin 2\alpha}{2} \\ \frac{\sin 2\alpha}{2} & \sin \alpha^2 \end{bmatrix}$ $= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$

TAB. 3.1 – Formes canoniques dans la base (\vec{u}_h, \vec{u}_v) .

^aConducteur parfait.

Le processus de vectorisation de la matrice de rétrodiffusion est donné par :

$$[S] = \begin{bmatrix} S_{hh} & S_{hv} \\ S_{hv} & S_{vv} \end{bmatrix} \implies \vec{k} = \frac{1}{2} \text{Trace}([S] \cdot \Psi) = \begin{bmatrix} k_0 & k_1 & k_2 \end{bmatrix}^T \quad (3.20)$$

où $\text{Trace}([A])$ représente la somme des éléments diagonaux de la matrice A , et Ψ correspond à l'ensemble des 3 matrices complexes 2x2 formant une base de projection, dans le cas monostatique.

Dans le cas où S est exprimée suivant les polarisations linéaires h et v , on obtient alors les vecteurs cibles suivant :

$$\vec{k}_L = \begin{bmatrix} S_{hh} & \sqrt{2} \cdot S_{hv} & S_{vv} \end{bmatrix}^T \quad (3.21)$$

$$\vec{k}_P = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} S_{hh} + S_{vv} & S_{hh} - S_{vv} & 2 \cdot S_{hv} \end{bmatrix}^T \quad (3.22)$$

3.4 Matrice de Kennaugh, de covariance C et de cohérence T

Comme nous l'avons présenté dans l'introduction du §3, l'information polarimétrique d'une cible déterministe est complètement représentée par la matrice de rétrodiffusion S .

En revanche, sur des surfaces naturelles, les images radar présentent une forte variation radiométriques, appelées chatoiement ou speckle, liées à la cohérence de l'onde radar. Dans ce cas, la mesure faite sur un pixel n'est pas représentative de la surface observée et il faut utiliser une autre représentation de l'information polarimétrique, telle que les matrices de Kennaugh K , de covariance C , ou de cohérence T .

Le formalisme de Stokes fut un des premiers à représenter de façon incohérente l'information polarimétrique acquise par un radar, en reliant le vecteur de Stokes (cf. §2.3) incident, \vec{q}^i , et le vecteur de Stokes rétrodiffusé, \vec{q}^r , [J. Lewis et M. Henderson, 1998] et [Touzi *et al.*, 2004]. En convention BSA, les deux vecteurs de Stokes sont reliés par la matrice de Kennaugh, K :

$$\vec{q}^r = K \cdot \vec{q}^i \quad (3.23)$$

Par construction, le vecteur de Stokes est une représentation en puissance, d'où la nature incohérente de K . Dans le cas de la convention FSA , on parle plutôt de la matrice de Mueller M .

Comme il est mentionné dans [J. Lewis et M. Henderson, 1998], il arrive parfois que la convention du système de coordonnées utilisée ne soit pas explicitement mentionnée. Il en résulte alors une certaine

confusion entre les dénominations employées pour parler de la matrice reliant les vecteurs de Stokes incident et réfléchi. On parle ainsi, parfois, de *matrice de Stokes*, [J. Lewis et M. Henderson, 1998] et [Van Zyl *et al.*, 1987], quand on considère la matrice K (BSA) en prenant en compte le principe de réciprocité.

Généralement, on préfère utiliser le formalisme de la matrice de covariance C ou de cohérence T au formalisme de Stokes en raison d'un lien plus direct avec les mesures radar. Par ailleurs, un grand nombre d'indices polarimétriques sont calculés directement à partir de C ou T .

Les matrices de covariance C et de cohérence T se construisent toutes deux à partir du produit d'un vecteur cible \vec{k} par son transposé conjugué, T et * , [Cloude et Pottier, 1996]. Dans le cas de C , on utilise \vec{k}_L , représentatif de la base d'émission-réception du radar, alors que T est construite à partir de \vec{k}_P , représentatif de la base de Pauli.

On obtient alors les expressions de C et T suivante :

$$\begin{aligned} C &= \vec{k}_L \cdot \vec{k}_L^{*T} \\ &= \begin{bmatrix} |S_{hh}|^2 & \sqrt{2} \cdot S_{hh} \cdot S_{hv}^* & S_{hh} \cdot S_{vv}^* \\ \sqrt{2} \cdot S_{hv} \cdot S_{hh}^* & 2 \cdot |S_{hv}|^2 & \sqrt{2} \cdot S_{hv} \cdot S_{vv}^* \\ S_{vv} \cdot S_{hh}^* & \sqrt{2} \cdot S_{vv} \cdot S_{hv}^* & |S_{vv}|^2 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.24)$$

$$\begin{aligned} T &= \vec{k}_P \cdot \vec{k}_P^{*T} \\ &= \frac{1}{2} \begin{bmatrix} |S_{hh} + S_{vv}|^2 & (S_{hh} + S_{vv}) \cdot (S_{hh} - S_{vv})^* & 2 \cdot (S_{hh} + S_{vv}) \cdot S_{hv}^* \\ (S_{hh} - S_{vv}) \cdot (S_{hh} + S_{vv})^* & |S_{hh} - S_{vv}|^2 & 2 \cdot (S_{hh} - S_{vv}) \cdot S_{hv}^* \\ 2 \cdot S_{hv} \cdot (S_{hh} + S_{vv})^* & 2 \cdot S_{hv} \cdot (S_{hh} - S_{vv})^* & 4 \cdot |S_{hv}|^2 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.25)$$

C et T sont toutes deux hermitiennes semi-définies positives et sont représentées par 3 termes diagonaux réels, relatifs aux intensités de leur vecteurs-cible respectifs, et 3 termes anti-diagonaux complexes. Ces matrices sont donc représentées par 9 paramètres.

On notera, que la matrice de covariance est intimement liée à la base d'émission du radar, où la diagonale correspond aux intensités hh , $2hv$ et vv , alors que les termes antidiagonaux, représentent les corrélations complexes de ces 3 polarisations. La matrice de cohérence est, elle, directement liée aux propriétés physiques de la cible et représente en sa diagonale les poids respectifs de la base de Pauli.

Dans le cas d'une cible déterministe, les représentations S , C et T sont équivalentes, à l'exception

de la perte de la phase absolue pour C et T . Ces dernières sont par conséquent de rang^a 1, leurs déterminants, ainsi que leurs mineurs^b, sont nuls. Les 9 paramètres de C et T sont donc reliés par les équations de leurs mineurs ce qui aboutit finalement à 5 paramètres indépendants, tout comme S .

En revanche, si l'on considère une cible distribuée nécessitant une analyse incohérente (statistique), C et T doivent être estimées sur un voisinage de pixels, notée respectivement $\langle C \rangle$ et $\langle T \rangle$. Ces dernières sont alors de rang 3 et définies par 9 paramètres indépendants. Il n'y a donc plus de matrice S associée à $\langle C \rangle$ ou $\langle T \rangle$.

De façon analogue à la matrice de rétrodiffusion S , il est possible d'effectuer un changement de base (cf. §3.3.2) des matrices C et T . On définit alors 3 matrices $SU(3)$ (Spéciale Unitaire de dimension 3×3), $U_{3T(\phi)}$, $U_{3T(\tau)}$ et $U_{3T(\alpha)}$ permettant d'exprimer T de la base (\vec{u}_h, \vec{u}_v) à la base (\vec{u}_a, \vec{u}_b) de la façon suivante :

$$U_{3T(h,v) \rightarrow (a,b)} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos 2\phi & \sin 2\phi \\ 0 & -\sin 2\phi & \cos 2\phi \end{bmatrix}}_{U_{3T(\phi)}} \cdot \underbrace{\begin{bmatrix} \cos 2\tau & 0 & j \sin 2\tau \\ 0 & 1 & 0 \\ j \sin 2\tau & 0 & \cos 2\tau \end{bmatrix}}_{U_{3T(\tau)}} \cdot \underbrace{\begin{bmatrix} \cos 2\alpha & -j \sin 2\alpha & 0 \\ -j \sin 2\alpha & \cos 2\alpha & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}}_{U_{3T(\alpha)}} \quad (3.26)$$

Il est important de noter que ces 3 opérateurs de changement de base sont obtenus par projection sur la base de Pauli et ne peuvent donc pas s'appliquer à la matrice de covariance.

3.5 Cas des surfaces naturelles : distribution des données radar polarimétrique

3.5.1 Le Speckle

Lorsqu'une onde cohérente illumine une surface naturelle, celle-ci peut-être interprétée physiquement comme un ensemble de diffuseurs élémentaire, de taille supérieure ou égale à la longueur de l'onde

^aLe rang d'une matrice est le nombre maximal de vecteurs (lignes ou colonnes) linéairement indépendant. C'est aussi la dimension du sous-espace vectoriel engendré par les vecteurs (lignes ou colonnes) de la matrice.

^bLes mineurs d'une matrice sont les déterminants de ses sous-matrices.

cohérente. Chaque diffuseur élémentaire n diffuse l'onde avec une amplitude a_n et phase φ_n avec :

$$\varphi_n = \frac{4.\pi.R_n}{\lambda} + \psi_k \quad (3.27)$$

où ψ_k traduit le déphasage lors de l'interaction entre l'onde et le diffuseur, et R_n est la distance entre le diffuseur élémentaire et le capteur.

Pour une polarisation donnée, la réponse de l'ensemble de la cellule de résolution $z = A.e^{j\varphi}$ est le résultat de la sommation vectorielle de chacune des réponses des N_d diffuseurs élémentaires (cf. figure 3.2) :

$$z = i + jq = A.e^{j\varphi} = \sum_{n=1}^{N_d} a_n.e^{j\varphi_n} \quad (3.28)$$

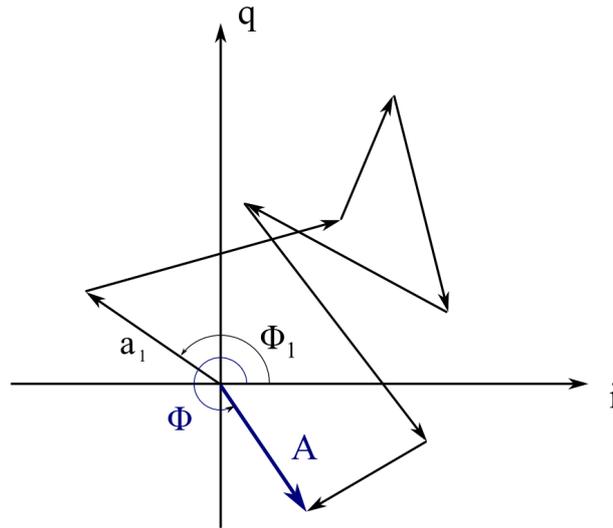


FIG. 3.2 – Sommation cohérente dans le plan complexe de $N_d = 7$ diffuseurs.

La relation 3.27 montre que la phase φ_n est une quantité connue modulo 2π qui présente une très forte variabilité pour des diffuseurs séparés de quelques fractions de longueur d'onde. En conséquence, la distribution des diffuseurs étant aléatoire et non identique d'une cellule de résolution à l'autre, la sommation est très variable d'un pixel à l'autre (cf. figure 3.3). La variation de radiométrie observée sur un ensemble de pixels d'une surface aléatoire est appelée "*speckle*".

Dès lors, la réponse d'un seul pixel radar n'a pas de signification pour caractériser une surface naturelle. Celle-ci est caractérisée d'un point de vue radar par les statistiques observées par l'ensemble des pixels imageant. Le mécanisme de rétrodiffusion n'ayant pas de signification pour un pixel spécifique, il est préférable d'estimer (par l'opérateur "moyenne" $\langle \rangle$ sur un ensemble de pixels) les mécanismes

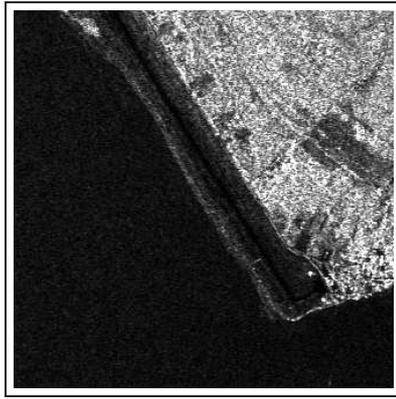


FIG. 3.3 – Image radar en amplitude.

moyens de rétrodiffusion représentatif de la surface observée.

Il est important de noter que la moyenne ne peut s'effectuer sur les matrices S en raison de la variation aléatoire de la phase absolue α (cf. équation 3.4). Les statistiques représentatives de la polarisations radar observées sur une surface naturelle sont obtenues à partir des représentations en puissance comme la matrice de Kenneough K , de cohérence T , ou de covariance C qui sont présentées dans les paragraphes suivants.

3.5.2 Distribution statistique des données radars mono-polarisation

Lorsque le speckle est dit "pleinement développé" ([Maitre, 2001], [Goodman, 1963]), chacune des composantes complexe i_{xy} et q_{xy} des éléments de \vec{k}_L , avec $S_{xy} = i_{xy} + jq_{xy}$, suit une loi gaussienne, détaillée dans le tableau 3.2 (où nous avons omis de représenter les polarisations xy des variables i , q et R , afin d'alléger les notations).

On voit ainsi que la distribution statistique décrivant le chatoiement ne dépend que de la valeur de la réflectivité radar R correspondant à l'intensité moyenne rétrodiffusée (de polarisation xy) par une surface homogène .

Loi statistique	Moyenne	Variance
$P(i/R) = \frac{1}{\sqrt{\pi R}} e^{-\frac{i^2}{R}}$ $P(q/R) = \frac{1}{\sqrt{\pi R}} e^{-\frac{q^2}{R}}$	$E(i) = E(q) = 0$	$E(i^2) = E(q^2) = \frac{R}{2}$

TAB. 3.2 – Lois statistiques du chatoiement pour les parties imaginaires et réelles de S_{xy} .

A partir de ces lois statistiques, on en déduit celles des intensité et amplitude, respectivement I_{xy} et A_{xy} , définies par les relations $S_{xy} = A_{xy}e^{j\varphi_{xy}}$ et $I_{xy} = A_{xy}^2$, présentées dans le tableau suivant :

Loi statistique	Moyenne	Variance
$P(I/R) = \frac{1}{R}e^{-\frac{I}{R}}$	$E(I) = R$	$E(I^2) = R^2$
$P(A/R) = \frac{2A}{R}e^{-\frac{A^2}{R}}$	$E(A) = \frac{\sqrt{\pi R}}{2}$	$E(A^2) = R$

TAB. 3.3 – Lois statistiques du chatoiement pour l'intensité I et l'amplitude A .

On remarque que le rapport entre la variance et la moyenne, définissant le coefficient de variation C_V donné par l'équation 3.29, est toujours constant sur une zone homogène, notée C_V^I et C_V^A respectivement pour l'intensité et l'amplitude :

$$C_V = \frac{\sqrt{\text{var}(a)}}{E(a)} \quad (3.29)$$

$$C_V^I = 1, C_V^A = 0,523$$

A partir de la distribution statistique en intensité mono-vues, on en déduit l'expression pour n -vues, [Maitre, 2001], présentée dans le tableau 3.4.

Loi statistique	Moyenne	Variance
$P(I_{MV}/R) = \left(\frac{n}{R}\right)^n \frac{1}{\Gamma(n)} e^{-\frac{nI_{MV}}{R}} I_{MV}^{n-1}$ où n représente le nombre de vues.	$E(I_{MV}) = R$	$E(I_{MV}^2) = \frac{R}{n}$

TAB. 3.4 – Lois statistiques du chatoiement pour une image d'intensité multi-vues.

Le coefficient de variation d'une image multi-vues en intensité et en amplitude prend la forme suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} C_{V_I} = \frac{1}{\sqrt{n}} \\ C_{V_A} = \frac{0,523}{\sqrt{n}} \end{array} \right. \quad (3.30)$$

$$(3.31)$$

Le caractère constant de C_V témoigne d'un modèle multiplicatif du chatoiement dont découle la distribution de Wishart, [Lee *et al.*, 1994b].

Toutefois, bien que le modèle multiplicatif soit adapté aux images d'intensité et d'amplitude, on montre, [Lopez-Martinez et Fabregas, 2003], que les termes co- et cross-polarisés de la matrice de

covariance (anti-diagonaux) présentent un chatolement résultant d'un modèle à la fois additif et multiplicatif.

3.5.3 Distribution statistique des données radars multi-polarisation : distribution de Wishart

A partir de l'expression 3.28 du §3.5.1, modélisant le chatolement de la partie réelle et imaginaire d'un pixel pour une polarisation données, chaque élément de la matrice de rétrodiffusion S , que nous représentons ici sous la forme du vecteur cible $\vec{k}_L = [S_{hh} \sqrt{2} \cdot S_{hv} S_{vv}]^T$, peut être représenté par la distribution gaussienne suivante :

$$p(\vec{k}_L) = \frac{1}{\pi^3 |C|} e^{-\vec{k}_L^* T C^{-1} \vec{k}_L} \quad (3.32)$$

où C^{-1} et $|C|$ représentent respectivement la matrice inverse et le déterminant de la matrice de covariance C .

La distribution de Wishart permet de décrire statistiquement tous les modes d'acquisitions radar, aussi bien pleinement polarimétrique qu'en polarimétrie partielle ou simple polarisation.

Nous allons décrire celle-ci à partir de la matrice de covariance C en sachant qu'il est possible de faire rigoureusement le même développement avec la matrice de cohérente T .

Le processus de moyennage de plusieurs pixels de la matrice de covariance C mono-vue, conduit à la matrice n -vues Σ_C suivante :

$$\Sigma_C = \frac{1}{n} \sum_n \vec{k}_L \cdot \vec{k}_L^T \quad (3.33)$$

où T désigne la transposée.

Si chacune des composantes de \vec{k}_L vérifie les hypothèses de Goodman *i.e* qui suit une loi gaussienne normale complexe bivariée, alors la distribution de Σ_C suit une loi de Wishart [Lee *et al.*, 1994b] :

$$P(\Sigma_C) = \frac{n^{qn} |\Sigma_C|^{n-q} e^{-n Tr(C^{-1} \Sigma_C)}}{K(n, q) |C|^n} \quad (3.34)$$

où $Tr()$ désigne la trace, q et n représentent respectivement la dimension polarimétrique de \vec{k}_L et le nombre de vues. $K(n, q)$ est défini par :

$$K(n, q) = \pi^{q(q-1)/2} \prod_{i=1}^q \Gamma(n - i + 1) \quad (3.35)$$

où Γ représente la fonction Gamma. Pour le mode complètement polarimétrique, et dans le cas monostatique $q = 3$.

3.5.4 Filtre de Lee

L'opérateur moyenne permet d'estimer des paramètres représentatifs des surfaces observées. Un moyen de l'effectuer est de faire une convolution spatiale sur l'image à l'aide d'une fenêtre de taille fixe. Ce filtre est efficace sur les surfaces homogènes, mais introduit une grosse perte d'information sur tous les détails présents dans l'image, tels que les contours, ou les cibles ponctuelles. L'idée est donc d'appliquer une fenêtre de taille variable en fonction de l'homogénéité du voisinage local du pixel considéré. [Lee *et al.*, 1999] ont développé un filtre très largement utilisé pour les données polarimétrique radar.

Celui-ci, par l'estimation des statistiques locales, permet de détecter les hétérogénéités de la surface afin de pondérer le filtrage. Ce filtrage, basé sur un moyennage incohérent, doit être appliqué à la matrice de covariance C , ou de façon analogue, à la matrice de cohérence T . Nous présenterons ainsi le filtre de Lee à partir de C en sachant que la démarche de filtrage de T est rigoureusement la même.

Le filtrage des données radar polarimétrique est plus délicat que celui de données en monopolarisation car il doit veiller à conserver l'information polarimétrique initiale. Pour cela, il doit vérifier les points suivant :

- Filtrer indépendamment chaque élément de C afin d'éviter tout couplage entre les différents termes de la matrice de covariance (assimilable au phénomène de "crosstalk").
- Chaque élément de C doit être filtré sur le même voisinage de points pour un pixel donné.
- Estimation des statistiques locales à l'aide d'algorithme de détection de contours pour conserver tout les détails de la scène (contours, cibles ponctuelles).

Le modèle de filtrage utilisé par le filtre de Lee se base sur les hypothèses d'un chatolement pleinement développé, assimilé à un bruit multiplicatif comme évoqué dans le chapitre 5.

L'expression de la matrice de sortie du filtre de Lee, \tilde{C} , est alors donnée par, [Lee *et al.*, 1999] :

$$\tilde{C} = \langle C \rangle + k(C - \langle C \rangle) \quad (3.36)$$

où $\langle C \rangle$ représente le moyennage sur un voisinage de points de C et le coefficient adaptatif k est

donné par :

$$k = \frac{VAR(span) - E(span)^2 C_V^2}{VAR(span)(1 + C_V^2)} = \frac{C_{V_{span}}^2 - C_V^2}{C_{V_{span}}^2 (1 + C_V^2)} \quad (3.37)$$

avec $C_V = \frac{1}{n}$

où C_V est le coefficient de variation *a priori* de l'image n -vues et $span = |S_{hh}|^2 + 2|S_{hv}|^2 + |S_{vv}|^2$.

Le fait que le coefficient k soit calculé à partir du $span$ lui assure de tenir compte des structures présentes dans les intensités hh , hv et vv . De plus, par construction, le $span$ a un niveau de chatoiement plus bas que les éléments de C . Il est donc particulièrement utile pour détecter l'homogénéité d'une zone :

- Zones homogènes : $C_{V_{span}} \approx C_V \implies k \approx 0$ et $\tilde{C} \approx \langle C \rangle$
- Zones hétérogènes : $C_{V_{span}} \gg C_V \implies k \approx 1$ et $\tilde{C} \approx C$

Le filtre de Lee est donc simple à paramétrer (il ne prend en paramètre que le nombre de vues n de l'image et la taille de fenêtre) et préserve bien les contours de la scène. De plus, il conserve toutes les propriétés polarimétriques de l'image d'origine.

3.6 Indices polarimétriques

Ce paragraphe regroupe les indices polarimétriques évalués dans le cadre de ces travaux.

Parmi les différents paramètres d'analyse cohérente de l'information polarimétrique, seuls les paramètres d'Euler ont été testés dans ce contexte de surfaces naturelles. Au vu des résultats très bruités obtenus sur les zones de végétations denses, nous n'avons pas étudié plus en détails les autres décompositions cohérentes.

3.6.1 Paramètres d'Euler

Les paramètres d'Euler sont obtenus par la recherche de ce qui est appelé les **états de polarisations caractéristiques**, [Agrawal et Boerner, 1989].

On peut ainsi déterminer les états de polarisations appelés, CO-POL Null et CO-POL Max, caractéristiques d'une puissance rétrodiffusée respectivement, nulle et maximum, pour les co-polarisations. De la même manière, les états de polarisations X-POL Null et X-POL Max sont caractéristiques des extrema de polarisations croisées.

Pour déterminer les paramètres d'Euler, il suffit d'explicitier les états de polarisations X-POL Null qui sont, par ailleurs, équivalents aux états de polarisations CO-POL Max, [Agrawal et Boerner, 1989].

Les états X-POL Null vérifient donc la relation suivante :

$$P(\phi, \tau) = \left| {}^T \vec{E}_0^r \cdot S \cdot \vec{E}_0^i \right|^2 = 0 \quad (3.38)$$

avec $\vec{E}_0^r = \perp \vec{E}_0^i$

Cela revient à rechercher les valeurs pseudo-propres (et non les valeurs propres) à partir de la relation suivante :

$$S \cdot \vec{E}_0^i = \lambda \cdot \vec{E}_0^{i*} \quad (3.39)$$

En effet, l'utilisation de la convention BSA, nécessite de prendre en compte le fait que les vecteurs de Jones incident et rétrodiffusé se propagent en sens inverse, d'où le terme *pseudo-propre* et la conjugaison $*$.

On peut alors écrire la matrice de rétrodiffusion $S_{(h,v)}$ dans la base des vecteurs pseudo-propres, $\vec{E}_0^{X_1}$ et $\vec{E}_0^{X_2}$, associés aux valeurs pseudo-propres λ_1 et λ_2 , toutes deux solutions de l'équation 3.39, [Agrawal et Boerner, 1989] :

$$S_{(X_1, X_2)} = U_{(h,v) \rightarrow (X_1, X_2)}^T \cdot S_{(h,v)} \cdot U_{(h,v) \rightarrow (X_1, X_2)} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix} \quad (3.40)$$

où $U_{(h,v) \rightarrow (X_1, X_2)}$ est la matrice de passage de la base $U_{(h,v)}$ vers la base $U_{(X_1, X_2)}$ caractérisée par (ϕ_m, τ_m) , respectivement l'orientation et l'ellipticité de l'état de polarisation admettant une polarisation maximale en co-polarisation (X_1).

L'expression 3.40 peut finalement s'écrire en faisant apparaître les paramètres d'Euler m , ν et γ :

$$S_{(X_1, X_2)} = m \cdot \begin{bmatrix} e^{2j\nu} & 0 \\ 0 & \tan^2(\gamma) e^{-2j\nu} \end{bmatrix} \cdot e^{2j\alpha} \quad (3.41)$$

où α représente la phase absolue.

L'ensemble des 5 paramètres d'Euler, $(\phi_m, \tau_m, m, \gamma, \nu)$, caractéristiques des états de polarisations X-POL Null (et CO-POL Max), est interprété par Huynen, [Huynen, 1970], de la façon suivante :

- m : il correspond à la puissance maximale rétrodiffusée par une cible en co-polarisation. $m = |\lambda_1|$.
- $\phi_m \in \left[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right]$: il représente l'angle d'orientation relatif à l'état de polarisation caractéristique de m . Il est aussi assimilé à l'orientation de la cible.
- $\tau_m \in \left[-\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{4}\right]$: il représente l'angle d'ellipticité relatif à l'état de polarisation caractéristique de m . Il caractérise aussi la symétrie de la cible.

- $\nu \in \left[-\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{4}\right]$: il correspond à l'angle de rebond ou degré de doubles réflexions. $\nu = \frac{\pi}{4}$ dans le cas de doubles réflexions. $4\nu = \arg(\lambda_1) - \arg(\lambda_2)$.
- $\gamma, \in \left[0, \frac{\pi}{4}\right]$: il représente l'angle caractéristique de la cible. $\gamma = 0$ pour un fil rectiligne infini et $\gamma = \frac{\pi}{4}$ pour une réflexion simple ou double. $\tan \gamma = \sqrt{\left|\frac{\lambda_1}{\lambda_2}\right|}$.

En outre, il est possible de faire un développement similaire pour déterminer les états de polarisation CO-POL Null (O_1, O_2).

On peut maintenant représenter les paramètres d'Euler sur la sphère de Poincaré, suivant la *fourchette de Huynen*, à l'aide des CO-POL Null et des X-POL Null (X_1, X_2), comme le montre la figure 3.4.

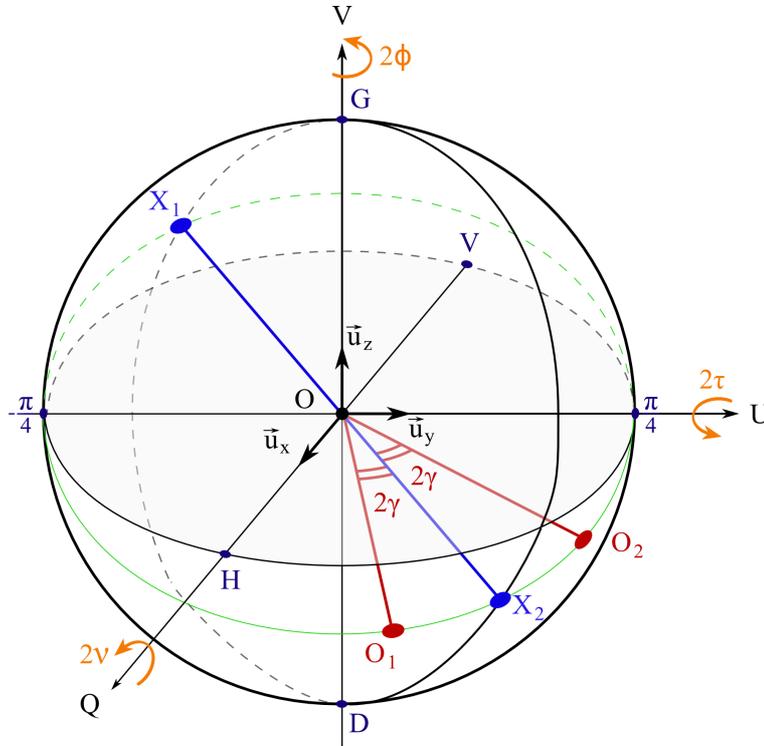


FIG. 3.4 – Sphère de Poincaré : fourchette de Huynen.

On remarque ainsi que le paramètre γ est caractérisé par l'angle $(\widehat{O_1, O_2})$ et qu'une rotation autour de l'axe \vec{u}_x , représentant le paramètre de Stokes Q , définit 2ν .

3.6.2 Décomposition de Pauli

Une approche très répandue, l'extraction de l'information polarimétrique, aussi bien dans le cas d'une analyse cohérente qu'incohérente, est l'utilisation de théorèmes de décomposition. Cela consiste

à exprimer la mesure polarimétrique comme une combinaison de mécanismes de rétrodiffusions canoniques.

La matrice de rétrodiffusion peut alors s'exprimer sous la forme suivante :

$$S = \sum_{i=1}^k c_i S_i \quad (3.42)$$

où c_i représente le poids du mécanisme canonique S_i de S .

Une des décompositions les plus répandues, est celle faite à partir de la base de Pauli, représentative de mécanismes canoniques caractéristiques de la géométrie de la cible, comme nous l'avons vu dans le paragraphe 3.3.4.

Dans le cas monostatique et en tenant compte du principe de réciprocité, on peut réécrire la matrice de rétrodiffusion sous la forme :

$$S = \begin{bmatrix} S_{hh} & S_{hv} \\ S_{hv} & S_{vv} \end{bmatrix} = \underbrace{\alpha_0 \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}}_{\text{Réflexion impaire}} + \underbrace{\alpha_1 \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}}_{\text{Réflexion paire}} + \underbrace{\frac{\alpha_2}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}}_{\text{Dièdre à } 45^\circ : \text{ volume}} \quad (3.43)$$

d'où $\alpha_0 = \frac{S_{hh} + S_{vv}}{2}$ $\alpha_1 = \frac{S_{hh} - S_{vv}}{2}$ $\alpha_2 = \sqrt{2}S_{hv}$

Cette décomposition peut être représentée sous la forme d'une composition colorée **RGB** à partir des termes respectifs $|\alpha_1|^2$, $|\alpha_2|^2$ et $|\alpha_0|^2$.

Dans le cas d'une réflexion impaire $|\alpha_1|^2 = |\alpha_2|^2 = 0$ (cf. forme canonique de la sphère §B.1.1), et pour réflexion paire $|\alpha_0|^2 = |\alpha_2|^2 = 0$ (cf. forme canonique du dièdre formé par un conducteur parfait §B.1.3)

Cette décomposition est d'autant plus robuste qu'elle représente une base orthogonale permettant une interprétation physique de la scène. Il est à noter que la décomposition de Pauli peut également être appliquée à des ondes partiellement polarisées, les trois coefficients étant les trois termes de la diagonale de T (cf. §3.4).

3.6.3 Paramètres de Stokes

Comme nous l'avons vu dans le paragraphe 2.3, il est possible d'écrire le vecteur de Jones d'une onde d'amplitude A et de polarisation (ϕ, τ) , exprimé suivant une base (\vec{u}_x, \vec{u}_y) , en fonction des paramètres de Stokes (I, Q, U, V) . A partir de ceux-ci, nous pouvons déduire un certain nombre de paramètres décrivant des propriétés de polarisation de cette onde :

Le **degré de polarisation** $d\mathcal{P}$ tend à quantifier la proportion de l'onde complètement polarisée. On peut ainsi décomposer le vecteur de Stokes en une partie complètement polarisée $\langle \vec{q}_{pol} \rangle$, et une partie complètement dépolarisée $\langle \vec{q}_{depol} \rangle$, tel que [Touzi *et al.*, 1992] :

$$\langle \vec{q} \rangle = \begin{pmatrix} I \\ Q \\ U \\ V \end{pmatrix} = \underbrace{\begin{pmatrix} \sqrt{Q^2 + U^2 + V^2} \\ Q \\ U \\ V \end{pmatrix}}_{\langle \vec{q}_{pol} \rangle} + \underbrace{\begin{pmatrix} I - \sqrt{Q^2 + U^2 + V^2} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}}_{\langle \vec{q}_{depol} \rangle} \quad (3.44)$$

On en déduit alors l'expression de $d\mathcal{P}$ de l'onde :

$$d\mathcal{P} = \sqrt{1 - \frac{4|J|}{Tr(J)^2}} = \frac{\sqrt{Q^2 + U^2 + V^2}}{I} \quad (3.45)$$

où $|J|$ et $Tr(J)$ sont respectivement le déterminant et la trace de la matrice de cohérence de l'onde. $d\mathcal{P}$ ne dépend que de la trace et du déterminant de J^a . Celui-ci est donc indépendant de la base de polarisation (\vec{u}_x, \vec{u}_y) .

A partir de la relation 3.23, on peut générer l'ensemble des vecteurs de Stokes réfléchis \vec{q}^r correspondant à l'ensemble des vecteurs de Stokes incident \vec{q}^i (sur tout l'espace des polarisations incidentes (ϕ_i, τ_i)). On en déduit alors les paramètres I_{xy} , et $d\mathcal{P}_{xy}$ correspondant (y correspond à la polarisation reçue pour une polarisation incidente x générée). Cette démarche permet notamment de rechercher les extrema de polarisations d'intensité, I_{max} et I_{min} , et du degré de polarisations, $d\mathcal{P}_{max}$ et $d\mathcal{P}_{min}$, [Touzi *et al.*, 1992].

3.6.3.1 Texture

La texture est un paramètre important en imagerie SAR. Ainsi, comme le montre [De Grandi *et al.*, 2003], l'information de texture extraite pour différentes polarisations permet une bonne discrimination de certaines surfaces naturelles.

A partir de l'intensité de l'onde, on peut calculer l'indice \mathcal{T}_x caractérisant la texture au voisinage

^aCes deux grandeurs sont invariantes par rotation.

d'une fenêtre, [Ulaby *et al.*, 1986], suivant l'expression suivante :

$$\mathcal{T}_x = \frac{C_V^2 - \frac{1}{n}}{1 + \frac{1}{n}} \quad (3.46)$$

où $C_V = \frac{\sqrt{\text{var}(I)}}{E(I)}$ représente le coefficient de variation de l'image d'intensité, $\text{var}(I)$ et $E(I)$ représentant respectivement la variance et la moyenne de I . La texture est calculée sur un voisinage de pixels, et n correspond au nombre de vues *a priori* de l'image d'intensité correspondante.

3.6.3.2 Degré de cohérence

Le degré de cohérence, aussi appelé coefficient de corrélation, représente la corrélation complexe entre deux polarisations pq et $p'q'$. Il s'écrit sous la forme suivante :

$$\rho_{pq-p'q'} = \frac{\langle S_{pq} \cdot S_{p'q'}^* \rangle}{\sqrt{\langle |S_{pq}|^2 \rangle \cdot \langle |S_{p'q'}|^2 \rangle}} = |\rho_{pq-p'q'}| e^{j\varphi_{pq-p'q'}} \quad (3.47)$$

Par construction, le degré de cohérence est normalisé et prend ainsi des valeurs comprises entre 0 et 1.

De façon analogue à la signature polarimétrique, il est possible de le calculer pour l'ensemble des états de polarisation, mais on préfère généralement l'exprimer uniquement pour les canaux co- et cross-polarisés. Différents travaux, comme notamment [Borgeaud et Noll, 1994], [Mattia *et al.*, 1997] et [Lee *et al.*, 2000], ont montré l'intérêt des degrés de cohérence ρ_{hh-vv} et ρ_{gg-dd} .

En revanche, les degrés de cohérences ρ_{hh-hv} et ρ_{vv-hv} ne montrent que très peu d'intérêt. En effet, pour une surface horizontale constituée d'éléments ovoïdes aléatoirement répartis, présentant ainsi une **symétrie de réflexion**, on montre que les termes de polarisations croisées sont nuls [Nghiem *et al.*, 1992] :

$$\langle S_{hh} \cdot S_{hv}^* \rangle = \langle S_{hv} \cdot S_{vv}^* \rangle = 0 \quad (3.48)$$

3.6.4 Décomposition de Freeman/Yamaguchi

La décomposition de Freeman, [Freeman et Durden, 1998], caractérise la rétrodiffusion d'une cible en un modèle composée de 3 mécanismes de réflexions :

- **Réflexions simples** assimilées à des *diffusions de Bragg* du premier ordre.

- **Réflexions doubles** modélisées par un dièdre dont les parois sont caractérisées par leurs coefficients de Fresnel (cf. §2.1.2).
- **Réflexions de volume** représentées par des dipôles fins aléatoirement répartis.

3.6.4.1 Réflexion simple :

A partir de l'expression de la matrice de rétrodiffusion d'une diffusion de Bragg (présentée dans le tableau B.1), et après normalisation par S_{vv} , on en déduit la matrice de cohérence correspondante :

$$\langle C_s \rangle = f_s \cdot \begin{bmatrix} |\beta|^2 & 0 & \beta \\ 0 & 0 & 0 \\ \beta & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.49)$$

avec $f_s = \langle |R_{vv}|^2 \rangle$ et $\beta = \frac{\langle R_{hh} \rangle}{\langle R_{vv} \rangle}$, où R_{hh} et R_{vv} sont les coefficients de réflexion de Bragg des polarisations respectivement horizontale et verticale. On remarquera, que β est réel comme le montre [Nghiem *et al.*, 1992].

On notera que $\langle C_s \rangle$ est de rang 1 caractérisant ainsi une cible pure représentée par S_{bragg} (cf. tableau B.1).

3.6.4.2 Réflexion double :

On considère ici un dièdre composé de deux diélectriques caractérisant la réflexion sol-tronc. La surface horizontale représentative d'un sol nu (ground), est représentée par les coefficients de Fresnel R_{ghh} et R_{gvv} , respectivement pour les polarisations horizontale et verticale. De la même manière, la surface verticale représentative d'un tronç est définie par les coefficients de Fresnel R_{thh} et R_{tvv} .

A cela, le modèle de Freeman ajoute deux termes de phase, $e^{j2\gamma_{hh}}$ et $e^{j2\gamma_{vv}}$, pour caractériser l'atténuation ainsi que les changements de phase lors de la propagation de l'onde.

La matrice de rétrodiffusion correspondante est donc de la forme :

$$S_d = \begin{bmatrix} R_{ghh} \cdot R_{thh} \cdot e^{j2\gamma_{hh}} & 0 \\ 0 & R_{gvv} \cdot R_{tvv} \cdot e^{j2\gamma_{vv}} \end{bmatrix} \quad (3.50)$$

Sa signature polarimétrique est donnée dans le tableau B.1. La matrice de cohérence correspondante

(après normalisation par le terme S_{vv}) s'exprime par la relation suivante :

$$\langle C_d \rangle = f_d \cdot \begin{bmatrix} |\alpha|^2 & 0 & \alpha \\ 0 & 0 & 0 \\ \alpha^* & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.51)$$

où $f_d = \langle |R_{gvv} \cdot R_{tvv}|^2 \rangle$ et $\alpha = \frac{R_{ghh} \cdot R_{thh}}{R_{gvv} \cdot R_{tvv}} \cdot e^{j \cdot 2(\gamma_{hh} - \gamma_{vv})}$.

Tout comme le cas précédent, $\langle C_d \rangle$ est de rang 1 en référence à la matrice S_d dont elle est issue.

3.6.4.3 Réflexion de volume :

Ecrivons la matrice de diffusion d'un dipôle fin orienté d'un angle α quelconque (cf. équation B.8), $S_{dipole,\alpha}$, ayant subi une rotation d'un angle θ autour de la direction de visée :

$$S_{dipole,\alpha}^\theta = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \cdot S_{dipole,\alpha} \cdot \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (3.52)$$

En considérant que l'orientation de ces derniers suit une loi uniforme $p(\theta) = \frac{1}{2\pi}$ représentative de la canopée, on obtient la matrice de cohérence moyenne^a correspondant à $S_{dipole,\alpha}^\theta$:

$$\langle C_v \rangle = \int_0^{2\pi} C_{(\theta)} p(\theta) d\theta \quad (3.53)$$

$$= f_v \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & \frac{1}{3} \\ 0 & \frac{2}{3} & 0 \\ \frac{1}{3} & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.54)$$

où $f_v = \langle |S_{vv}|^2 \rangle = \langle |S_{hh}|^2 \rangle$. On remarquera qu'en raison de la loi uniforme $p(\theta)$, $\langle C_v \rangle$ ne dépend pas de l'orientation α du dipôle considéré .

Contrairement aux modèles précédents, $\langle C_v \rangle$ est de rang 3 et ne peut donc être ramenée à la réponse d'une cible pure.

La décomposition de Freeman consiste finalement à exprimer $\langle C \rangle$ comme le résultat des 3 méca-

^aSur l'ensemble des angles θ .

nismes précédents :

$$\langle C \rangle = \langle C_s \rangle + \langle C_d \rangle + \langle C_{vol} \rangle \quad (3.55)$$

$$= \begin{bmatrix} f_s \cdot |\beta|^2 + f_d \cdot |\alpha|^2 + f_v & 0 & f_s \cdot \beta + f_d \cdot \alpha + \frac{f_v}{3} \\ 0 & \frac{2 \cdot f_v}{3} & 0 \\ f_s \cdot \beta + f_d \cdot \alpha^* + \frac{f_v}{3} & 0 & f_s + f_d + f_v \end{bmatrix} \quad (3.56)$$

avec $\langle C_{vol} \rangle = \langle C_v \rangle$.

On obtient alors un système de 4 équations à 5 inconnues :

$$\left\{ \begin{array}{l} \langle |S_{hh}|^2 \rangle = f_s \cdot |\beta|^2 + f_d \cdot |\alpha|^2 + f_v \\ \langle |S_{vv}|^2 \rangle = f_s + f_d + f_v \\ \langle S_{hh} \cdot S_{vv}^* \rangle = f_s \cdot \beta + f_d \cdot \alpha + \frac{f_v}{3} \\ \langle |S_{hv}|^2 \rangle = \frac{f_v}{3} \end{array} \right. \quad (3.57)$$

$$\left. \begin{array}{l} \langle |S_{hh}|^2 \rangle = f_s \cdot |\beta|^2 + f_d \cdot |\alpha|^2 + f_v \\ \langle |S_{vv}|^2 \rangle = f_s + f_d + f_v \end{array} \right\} \quad (3.58)$$

$$\left. \begin{array}{l} \langle |S_{hh}|^2 \rangle = f_s \cdot |\beta|^2 + f_d \cdot |\alpha|^2 + f_v \\ \langle S_{hh} \cdot S_{vv}^* \rangle = f_s \cdot \beta + f_d \cdot \alpha + \frac{f_v}{3} \end{array} \right\} \quad (3.59)$$

$$\left. \begin{array}{l} \langle |S_{hh}|^2 \rangle = f_s \cdot |\beta|^2 + f_d \cdot |\alpha|^2 + f_v \\ \langle |S_{hv}|^2 \rangle = \frac{f_v}{3} \end{array} \right\} \quad (3.60)$$

Bien que f_v soit directement déterminé par ce système, le réduisant ainsi à 3 équations pour 4 inconnues, il est nécessaire d'ajouter une hypothèse pour le résoudre.

Ainsi, pour différencier une réflexion simple d'une réflexion double, on analyse le signe de la partie réelle de $\langle S_{hh} \cdot S_{vv}^* \rangle$:

- $\Re \langle S_{hh} \cdot S_{vv}^* \rangle \geq 0^a$: la réflexion de surface domine. On pose $\alpha = -1$.
- $\Re \langle S_{hh} \cdot S_{vv}^* \rangle \leq 0^b$: la réflexion double domine. On pose $\beta = 1$.

Une fois le système résolu, on peut exprimer la contribution en puissance de chaque composante en écrivant leur *span* respectif :

$$\left\{ \begin{array}{l} P_s = f_s \cdot (1 + |\beta|^2) \\ P_d = f_d \cdot (1 + |\alpha|^2) \\ P_v = \frac{8 \cdot f_v}{3} \end{array} \right. \quad (3.61)$$

$$\left. \begin{array}{l} P_s = f_s \cdot (1 + |\beta|^2) \\ P_d = f_d \cdot (1 + |\alpha|^2) \end{array} \right\} \quad (3.62)$$

$$\left. \begin{array}{l} P_s = f_s \cdot (1 + |\beta|^2) \\ P_v = \frac{8 \cdot f_v}{3} \end{array} \right\} \quad (3.63)$$

On pourra noter que la décomposition de Freeman conserve le *span* de $\langle C \rangle$.

Néanmoins, l'hypothèse implicite $\langle S_{hh} \cdot S_{hv}^* \rangle = \langle S_{vv} \cdot S_{hv}^* \rangle = 0$, prise dans la décomposition n'est pas vraie pour les cibles typiques de l'habitat urbain, ce qui la rend plus adaptée aux cibles naturelles.

^aC'est à dire $|\varphi_{hh} - \varphi_{vv}| \leq \frac{\pi}{2}$.

^bC'est à dire $|\varphi_{hh} - \varphi_{vv}| \geq \frac{\pi}{2}$.

Pour cette raison, Yamaguchi *et al* [Yamaguchi *et al.*, 2005], ajoutent une cinquième composante, $\langle C_h \rangle$, représentative des cibles hélicoïdales dont font partie les milieux urbains, et affinent par ailleurs le modèle décrivant la rétrodiffusion de volume $\langle C_v \rangle$.

La première modification tient compte de l'existence des termes $\langle S_{hh} \cdot S_{hv}^* \rangle \neq 0$ $\langle S_{vv} \cdot S_{hv}^* \rangle \neq 0$ pour des cibles urbaines afin d'en étendre le modèle, alors que la seconde prend mieux en compte l'orientation réelle des dipôles caractéristiques des diffusions rencontrées en milieu forestier.

L'objet de cette thèse étant l'étude de la polarimétrie en milieux tropical, nous ne détaillerons pas la description de la composante $\langle C_h \rangle$ pour nous focaliser sur le modèle de diffusion de volume.

Ainsi, le nouveau modèle décrivant $\langle C_v \rangle$ reprend l'équation 3.53 en modifiant la distribution statistique d'orientation des dipôles $P(\theta)$ pour prendre en compte l'orientation des troncs d'arbres et des branches :

$$p(\theta) = \begin{cases} \frac{1}{2} \sin \theta, & \text{pour } 0 < \theta < \pi \\ 0, & \text{pour } \pi < \theta < 2\pi \end{cases} \text{ avec } \int_0^{2\pi} p(\theta) d\theta = 1 \quad (3.64)$$

En outre, on considère maintenant que les dipôles ont une orientation initiale horizontale ($\alpha = 0^\circ$) ou verticale ($\alpha = 90^\circ$), d'où on en déduit leurs matrices de covariances respectives $\langle C_v^{dipole-h} \rangle$ et $\langle C_v^{dipole-v} \rangle$:

$$\langle C_v^{dipole-h} \rangle = \frac{f_v}{15} \begin{bmatrix} 3 & 0 & 2 \\ 0 & 4 & 0 \\ 2 & 0 & 8 \end{bmatrix} \quad (3.65)$$

$$\langle C_v^{dipole-v} \rangle = \frac{f_v}{15} \begin{bmatrix} 8 & 0 & 2 \\ 0 & 4 & 0 \\ 2 & 0 & 3 \end{bmatrix} \quad (3.66)$$

De plus, Yamaguchi *et al* reprennent l'équation 3.54 en la normalisant :

$$\langle C_v^{norm} \rangle = \frac{f_v}{8} \begin{bmatrix} 3 & 0 & 1 \\ 0 & 2 & 0 \\ 1 & 0 & 3 \end{bmatrix} \quad (3.67)$$

A partir du ratio $10 \log \frac{\langle |S_{vv}|^2 \rangle}{\langle |S_{hh}|^2 \rangle}$ de ces 3 matrices C_v , Yamaguchi *et al* en ont déterminé des bornes

afin d'adapter l'expression de $\langle C_{vol} \rangle$ dans l'équation 3.55 :

$$\left\{ \begin{array}{ll} Si & 10 \log \frac{\langle |S_{vv}|^2 \rangle}{\langle |S_{hh}|^2 \rangle} < -2dB & \langle C_{vol} \rangle = \langle C_v^{dipole-v} \rangle \\ Si & -2dB < 10 \log \frac{\langle |S_{vv}|^2 \rangle}{\langle |S_{hh}|^2 \rangle} < 2dB & \langle C_{vol} \rangle = \langle C_v \rangle \\ Si & 2dB < 10 \log \frac{\langle |S_{vv}|^2 \rangle}{\langle |S_{hh}|^2 \rangle} & \langle C_{vol} \rangle = \langle C_v^{dipole-h} \rangle \end{array} \right. \quad (3.68)$$

Il suffit alors de redéfinir et résoudre le système d'équation 3.55 en remplaçant $\langle C_{vol} \rangle$ par son expression décrite par l'équation 3.68. L'expression de P_s et P_d sont les mêmes que pour la décomposition de Freeman, contrairement à P_v :

$$P_v = f_v \quad (3.69)$$

où $f_v = \frac{15}{2} \langle |S_{hv}|^2 \rangle$ pour $\langle C_{vol} \rangle = \langle C_v^{dipole-v} \rangle$ ou $\langle C_v^{dipole-h} \rangle$ et $f_v = 8 \langle |S_{hv}|^2 \rangle$ pour $\langle C_{vol} \rangle = \langle C_v \rangle$.

Par ailleurs, on fera bien attention au fait que les autres inconnues du système (f_s, β, f_d, α) ont aussi des valeurs différentes de la décomposition de Freeman.

3.6.5 Décomposition algébrique : H/A/ α

L'objectif de la décomposition H/A/ α développée par S.R. Cloude et E. Pottier, [Cloude et Pottier, 1996] et [Cloude et Pottier, 1997], est de proposer une méthode dont la décomposition est unique contrairement à la décomposition de Huynen par exemple.

L'idée consiste à faire une décomposition aux valeurs propres de la matrice de cohérence $\langle T \rangle$ afin d'exprimer les mécanismes de rétrodiffusion de la cible selon la base des vecteurs propres en 3 mécanismes représentatifs de cibles pures.

3.6.5.1 Décomposition en valeurs propre de $\langle T \rangle$.

La décomposition H/A/ α débute par le calcul des valeurs propres λ_i et vecteurs propres v_i en diagonalisant $\langle T \rangle$ sous la forme :

$$\begin{aligned} \langle T \rangle &= V_3 \Sigma V_3^{T*} = [v_1 v_2 v_3] \cdot \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} v_1 & v_2 & v_3 \end{bmatrix}^{T*} \\ &= \sum_{i=1}^3 \lambda_i \vec{v}_i \vec{v}_i^{T*} = \lambda_1.T_1 + \lambda_2.T_2 + \lambda_3.T_3 \end{aligned} \quad (3.70)$$

avec $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$. On notera que la matrice V_3 , tout comme les matrices de changement de base U_3 (cf. équation 3.26), fait partie du groupe $SU(3)$.

Dans le cas d'une cible pure, $\langle T \rangle$ est de rang 1 et n'admet qu'une seule valeur propre non nulle λ_1 . Son vecteur propre associé représente le vecteur cible normalisé. En revanche, dans le cas d'une surface réelle, la cible distribuée sera décomposée sous la forme de trois cibles pures T_i .

A partir de cette décomposition et afin de mieux représenter les mécanismes de rétrodiffusion contenus dans celle-ci, [Cloude et Pottier, 1997] en dérivent trois principaux paramètres : l'**entropie H**, l'**anisotropie A** et le paramètre α .

3.6.5.2 Entropie H.

L'entropie traduit le caractère désordonné de la réponse polarimétrique et est donc un indicateur de la "qualité" polarimétrique de l'écho reçu. Elle se définit par :

$$\left\{ \begin{array}{l} H = - \sum_{i=1}^3 p_i \log_3 p_i \quad 0 < H < 1 \\ \text{avec } p_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^3 \lambda_i} \end{array} \right. \quad (3.71)$$

p_i , aussi appelée pseudo-probabilité de la valeur propre λ_i , représente l'importance relative de celle-ci par rapport à l'énergie totale rétrodiffusée :

$$span = \langle |S_{hh}|^2 \rangle + 2 \langle |S_{hv}|^2 \rangle + \langle |S_{vv}|^2 \rangle = \sum_{i=1}^3 \lambda_i \quad (3.72)$$

Dans le cas d'une onde complètement polarisée dont la qualité polarimétrique sera totale, l'entropie aura une valeur de 0, alors qu'une onde complètement dépolarisée, perdant ainsi toute pertinence polarimétrique, aura une valeur égale à 1. Ainsi, un sol nu présentera une entropie très faible là où une forêt dense aura une entropie proche de 1 en raison des multiples réflexions.

3.6.5.3 Anisotropie A.

L'anisotropie caractérise l'importance relative des mécanismes de réflexions secondaires :

$$A = \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_2 + \lambda_3} \quad 0 < A < 1 \quad (3.73)$$

Elle est plus discriminante pour des valeurs d'entropie comprises entre 0,7 et 0,9. En effet, pour une forte entropie aucun des 3 mécanismes ne prédomine, $\lambda_1 \approx \lambda_2 \approx \lambda_3 \Rightarrow A = 0$. De même, $A = 0$ pour une onde complètement polarisée où il n'existe qu'un seul mécanisme ($\lambda_2 = \lambda_3 = 0$). Pour une faible entropie, correspondant généralement à la prédominance d'un seul mécanisme, λ_2 et λ_3 sont très bruitées. En revanche, $A = 1$ lorsque λ_1 et λ_2 sont non nulles et $\lambda_3 = 0$.

3.6.5.4 Combinaison de H et A

Comme nous l'avons laissé sous-entendre dans le paragraphe précédent, l'utilisation combinée des paramètres H et A permet de déterminer le nombre de mécanismes de rétrodiffusion d'une surface, [Pottier et Lee, 1999], comme le montre la figure 3.5 :

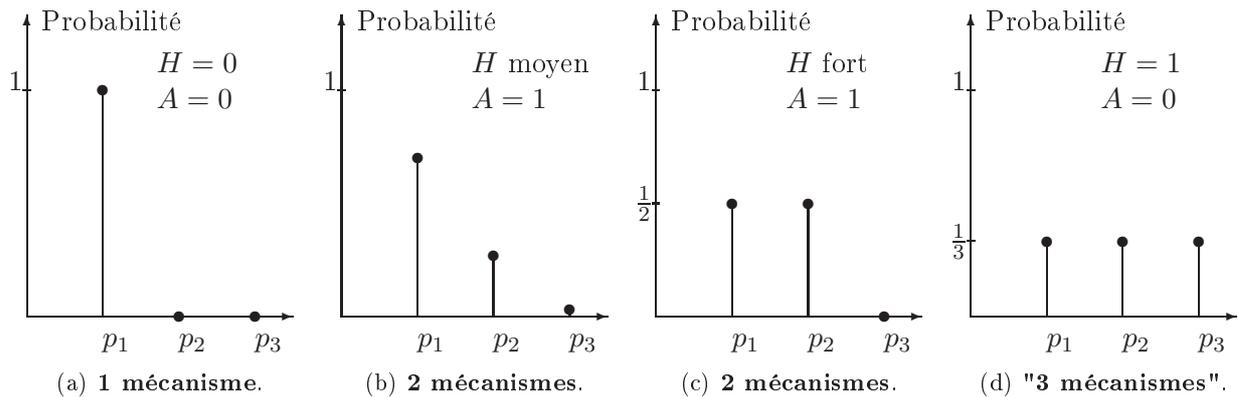


FIG. 3.5 – Représentation de différentes configurations de pseudo-probabilités illustrant le nombre de mécanismes de rétrodiffusion.

Chacune de ces configurations peut être mise en valeur par la visualisation d'une combinaison de H et A :

(a) 1 mécanisme : $(1 - H)(1 - A)$

(b) 2 mécanismes (1 principal et 1 secondaire) : $A(1 - H)$

(c) 2 mécanismes équiprobables : HA

(d) "3 mécanismes" (rétrodiffusion aléatoire) : $H(1 - A)$

3.6.5.5 Paramètres α .

Le paramètre α , caractérise le type du mécanisme de diffusion et se dérive de la paramétrisation des vecteurs propres v_i , [Cloude et Pottier, 1997] :

$$v_i = \begin{pmatrix} \cos \alpha_i \\ \sin \alpha_i \cos \beta_i \exp^{j\delta_i} \\ \sin \alpha_i \cos \beta_i \exp^{j\gamma_i} \end{pmatrix} \quad (3.74)$$

On voit ainsi que chaque mécanisme caractéristique d'une cible pure, est représenté par quatre paramètres (plus une phase absolue que nous avons volontairement omise). Les paramètres δ_i , β_i et γ_i sont liés à l'orientation de l'axe de symétrie principal de la cible.

Dans l'objectif d'évaluer le mécanisme de rétrodiffusion moyen de la surface naturelle observée, α est calculé à partir de la relation suivante :

$$\alpha = \sum p_i \alpha_i \quad (3.75)$$

En modélisant une surface naturelle comme étant composée de particules d'orientations aléatoires on montre, [Cloude et Pottier, 1997] :

- $\alpha = 0^\circ$ pour une réflexion simple.
- $\alpha = 45^\circ$ pour un dipôle (caractéristique d'une diffusion de volume).
- $\alpha = 90^\circ$ pour une réflexion double.

Une caractéristique importante de cette décomposition est l'invariance par rotation autour de la direction de visée du radar des paramètres H/A/ α , [Cloude et Pottier, 1996]. Enfin, on fera attention au fait que les valeurs propres de $\langle C \rangle$ sont les mêmes que pour $\langle T \rangle$ contrairement à leurs vecteurs propres. Il est donc nécessaire d'appliquer la décomposition H/A/ α à $\langle T \rangle$. Par ailleurs, l'estimation de ces paramètres, étant par nature incohérente, s'effectue sur un voisinage de pixel. En outre, celui-ci doit contenir un nombre d'échantillons indépendants suffisamment important pour ne pas en biaiser les valeurs, [Lopez-Martinez *et al.*, 2005].

3.6.6 Ensemble des indices polarimétriques étudiés

Le tableau 3.5 détaille l'ensemble des 54 indices polarimétriques que nous avons évalué dans cette étude.

Description	Désignation
Eléments de la matrice de cohérence (partie réelle et imaginaire)	T_{ij} ($i, j = 1, 2$ et 3)
Intensités linéaires et circulaires	$I_{hh}, I_{vv}, I_{gg}, I_{dd}$
<i>span</i>	$I_{hh}^2 + 2.I_{hv}^2 + I_{vv}^2$
Rapports d'intensités linéaires et circulaires	$I_{hh}/I_{vv}, I_{hv}/I_{hh}, I_{hv}/I_{vv}$ $I_{gg}/I_{dd}, I_{gd}/I_{gd}, I_{dd}/I_{gd}$
Coefficients de texture d'intensités linéaires et circulaires	$\mathcal{T}_{x_{hh}}, \mathcal{T}_{x_{hv}}, \mathcal{T}_{x_{vv}}$ $\mathcal{T}_{x_{gg}}, \mathcal{T}_{x_{gd}}, \mathcal{T}_{x_{dd}}$
Degrés de cohérences entre les polarisations linéaires (module et phase)	$\rho_{hh-vv}, \rho_{hh-hv}, \rho_{vv-hv}$
Degré de cohérence entre les polarisations circulaires (module et phase)	$\rho_{gg-dd}, \rho_{gg-gd}, \rho_{dd-gd}$
Extrema d'intensités de polarisation	I_{min} et I_{max}/I_{min}
Extrema du degré de polarisation	$d\mathcal{P}_{min}, d\mathcal{P}_{max}, \Delta d\mathcal{P}$
Paramètres d'Euler	$m, \phi_m, \tau_m, \nu, \gamma$
Entropie, Anisotropie, Paramètre α	$H/A/\alpha$
Paramètres de la décomposition de Freeman	P_s, P_d, P_v

TAB. 3.5 – Indices polarimétriques évalués pour la classification des données radar polarimétriques, formant le vecteur V_{full} composé de 54 primitives.

Chapitre 4

Modes polarimétriques partiels

Bien que des données pleinement polarimétriques soient bien adaptées à la cartographie de l'occupation des sols dans son ensemble, le mode d'acquisition associé est contraignant au niveau de l'architecture du capteur. Une des contraintes les plus importantes est la réduction de la moitié de la fauchée par rapport à celle associée à un mode d'émission selon une seule polarisation, ce qui entraîne un temps de revisite doublé.

Le but de la polarimétrie partielle est de proposer un système qui donne un compromis entre la perte d'information polarimétrique que permettrait une mode pleinement polarimétrique, et le gain dans les contraintes du système (puissance d'émission, quantité de données acquises, couverture spatiale). Son principe, présenté dans le paragraphe suivant, consiste à émettre une onde suivant une unique polarisation et mesurer l'onde rétrodiffusée suivant deux polarisations orthogonales, comme le montre le chronnogramme de la figure 4.1. Cela permet de doubler la fauchée par rapport à un système de pleinement polarimétrique (cf. contrainte sur la FRI du §1.4).

Les capteurs ASAR et PALSAR permettent la programmation de deux modes de polarimétrie partielle : le mode AP (Alternate Polarization) pour ASAR et le mode DP (Dual Polarization) pour Palsar.[Souyris *et al.*, 2005] présentent un mode de polarimétrie partielle montrant un compromis très intéressant, le mode $\pi/4$, très proche de celui exposé par [Raney, 2007]. Ces différents modes d'acquisition sont présentés dans les paragraphes suivants.

4.1 Mode Polarisation alternée

Ce mode, utilisé par le capteur ASAR sur ENVISAT, consiste à émettre et recevoir un paquet d'impulsions polarisées linéairement (hh , hv ou vv). Le paquet d'impulsions suivant est caractérisé par

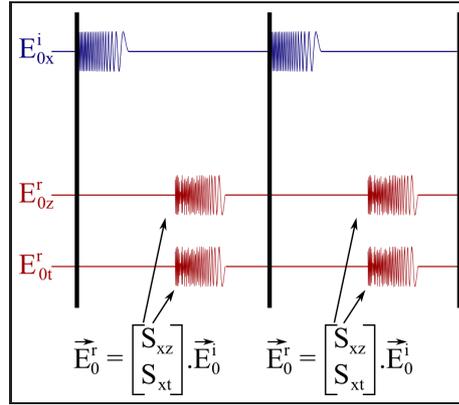


FIG. 4.1 – Chronogramme d’émission (**E**) et de réception (**R**) d’un radar en polarimétrie partielle, où x représente la polarisation d’émission alors que z et t représentent les 2 polarisations orthogonales de réception, d’après [Polsarpro, 2008].

une autre configuration de polarisation linéaire.

La scène peut aussi être acquise suivant 2 polarisations parmi 3 (hh , vv , ou hv). Le fait d’alterner des paquets d’impulsions (et non pas des impulsions individuelles) entraîne une décorrélation spatiale entre les pixels d’une polarisation à l’autre empêchant toute exploitation de l’information de la phase différentielle entre ces 2 configurations de polarisation.

Ce mode d’acquisition ne permet donc d’exploiter que les intensités acquises dans les deux polarisations d’observations et les indices qui en découlent (ratio, texture et le *span* correspondant). Ces six indices sont présentés dans le tableau 4.1.

Description	Désignation
Intensités linéaire	I_{pp}, I_{pq}
<i>span</i>	$I_{pp}^2 + I_{pq}^2$
Rapport d’intensités linéaires	I_{pp}/I_{pq}
Coefficients de texture d’intensités linéaire	$\mathcal{T}_{x_{pp}}, \mathcal{T}_{x_{pq}}$

TAB. 4.1 – Indices polarimétriques utilisés pour évaluer le mode Polarisation Alternée, où p et q peuvent prendre les valeurs h et v .

4.2 Mode Polarisation duale

Ce mode est disponible par le capteur PALSAR du satellite ALOS et permet l’acquisition de la scène dans deux modes de polarisation linéaire différentes. A la différence du mode précédent, l’alternance

des deux configurations de polarisation se fait sur chaque impulsion individuelle, ce qui exploite la différence de phase entre les deux acquisitions. Il est ainsi possible d'acquérir la même scène selon les configurations suivantes :

- S_{hh}, S_{hv} , aussi appelé mode PP_1 (Polarimétrie Partielle 1).
- S_{vh}, S_{vv} , aussi appelé mode PP_2 (Polarimétrie Partielle 2).
- S_{hh}, S_{vv} , aussi appelé mode PP_3 (Polarimétrie Partielle 3).

Il faut préciser que pour le mode PP_3 , l'alternance de l'émission des impulsions dans deux polarisations différentes entraîne une diminution de la moitié de la fauchée par rapport aux modes PP_1 et PP_2 (cf. équation 1.6). Si cette contrainte est identique à celle observée par un mode pleinement polarimétrique, le volume des données à transmettre par rapport à ce dernier est réduit d'un facteur 2.

A partir de la mesure en polarisation Duale, on peut déduire la matrice de covariance correspondante J_{DP} à l'aide de son vecteur cible \vec{k}_{DP} :

$$\vec{k}_{DP} = \begin{bmatrix} S_{pp} & S_{pq} \end{bmatrix}^T \quad (4.1)$$

$$\begin{aligned} \langle J_{DP} \rangle &= \left\langle \vec{k}_{DP} \cdot \vec{k}_{DP}^{*T} \right\rangle \\ &= \begin{bmatrix} \langle |S_{pp}|^2 \rangle & \langle S_{pp} \cdot S_{pq}^* \rangle \\ \langle S_{pq} \cdot S_{pp}^* \rangle & \langle |S_{pq}|^2 \rangle \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.2)$$

où S_{pp} et S_{pq} représente les éléments de la matrice de rétrodiffusion correspondants aux polarisations pp et pq (p et q prenant les valeurs h et v). Tout comme dans l'étude du mode pleinement polarimétrique, nous nous plaçons dans un contexte d'une analyse incohérente de l'information polarimétrique par l'utilisation de l'opérateur moyenne, $\langle \rangle$.

Il est ainsi possible d'extraire, le degré de cohérence ρ_{pp-pq} ainsi que les paramètres $H_{PD}/A_{PD}/\alpha_{PD}$ correspondants.

Finalement, les 13 indices polarimétriques que nous avons extraits de ce mode d'acquisition sont récapitulés dans le tableau 4.2.

Bien que les paramètres $H_{DP}/A_{DP}/\alpha_{DP}$ se calculent mathématiquement de la même façon que dans le cas du mode pleinement polarimétrique, ceux-ci s'appliquent cette fois-ci à la matrice de covariance qui est maintenant de dimension 2, [Polsarpro, 2008]. Par conséquent, bien que l'interprétation des paramètres H_{DP}/A_{DP} soit la même que pour les données pleinement polarimétriques, l'information contenue dans ceux-ci reste intrinsèquement liée aux deux polarisations d'acquisitions. En revanche, les valeurs du paramètre α_{DP} s'interprètent complètement différemment suivant le mode utilisé. On restera

Description	Désignation
Elément de la matrice de cohérence (partie réelle et imaginaire)	C_{12}
Intensités	I_{pp}, I_{pq}
<i>span</i>	$I_{pp}^2 + I_{pq}^2$
Rapport d'intensités linéaires	I_{pp}/I_{pq}
Coefficients de texture d'intensités linéaire	$\mathcal{T}_{x_{pp}}, \mathcal{T}_{x_{pq}}$
Degré de cohérence (module et phase)	ρ_{pp-pq}
Entropie, Anisotropie, Paramètre α	$H_{DP}/A_{DP}/\alpha_{DP}$

TAB. 4.2 – Indices polarimétriques utilisés pour évaluer le mode Polarisation Duale, où p et q peuvent prendre les valeurs h et v .

donc prudent dans l'interprétation de ces paramètres par rapport au mode pleinement polarimétrique.

4.3 Mode $\pi/4$

4.3.1 Principe d'acquisition

Afin d'optimiser le contenu de l'information polarimétrique dans le cas d'une unique polarisation d'émission, [Souyris *et al.*, 2005] ont introduit un mode, nommé $\pi/4$, consistant à émettre une onde dans une polarisation linéaire à 45° , et recevoir l'écho dans les polarisations H et V. Un mode très proche de celui-ci est le mode utilisant une polarisation circulaire unique à l'émission ([Raney, 2007]). Même si ce dernier est moins sensible aux perturbations d'une onde lors de sa traversée de l'ionosphère, notamment pour les grandes longueurs d'onde, les résultats thématiques sont très proches, et les tests préliminaires que nous avons pu effectuer sur l'île de Tubuai n'ont pas montré de différences significatives entre les résultats obtenus. C'est pourquoi seul le mode $\pi/4$ est détaillé dans ces travaux.

4.3.2 Reconstruction de l'information de "pseudo" pleine polarimétrie

A partir des 2 polarisations d'acquisitions de ce mode il est possible de déduire la matrice de cohérence correspondante $\langle J_{\pi/4} \rangle$ à l'aide de son vecteur cible $\vec{k}_{\pi/4}$, comme le montre l'équation 4.4. Comme nous sommes toujours dans une analyse incohérente de l'information polarimétrique, nous

continuons d'utiliser l'opérateur $\langle \rangle$.

$$\vec{k}_{\pi/4} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} S_{hh} + S_{hv} & S_{vv} + S_{hv} \end{bmatrix}^T \quad (4.3)$$

$$\begin{aligned} \langle J_{\pi/4} \rangle &= \left\langle \vec{k}_{\pi/4} \cdot \vec{k}_{\pi/4}^{*T} \right\rangle \\ &= \begin{bmatrix} H & P \\ P^* & V \end{bmatrix} + X \cdot \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 2\Re \langle h.x^* \rangle & \langle h.x^* \rangle + \langle x.v^* \rangle \\ \langle x.h^* \rangle + \langle v.x^* \rangle & 2\Re \langle v.x^* \rangle \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.4)$$

où h , v et x représentent respectivement S_{hh} , S_{vv} et S_{hv} . alors que H , V , X et P font référence à $\langle |S_{hh}|^2 \rangle$, $\langle |S_{vv}|^2 \rangle$, $\langle |S_{hv}|^2 \rangle$ et $\langle S_{hh} \cdot S_{vv}^* \rangle$.

L'algorithme de reconstruction de la "pseudo" information pleinement polarimétrique, proposé par [Souyris *et al.*, 2005], considère deux hypothèses de symétrie. La première consiste à considérer qu'une surface naturelle horizontale composée d'éléments ovoïdes aléatoirement répartis admet une **symétrie de réflexion** induisant une complète décorrélation entre les co- et cross-polarisations, [Nghiem *et al.*, 1992] :

$$\langle S_{hh} \cdot S_{hv}^* \rangle = \langle S_{hv} \cdot S_{vv}^* \rangle = 0 \quad (3.48)$$

Par conséquent, en introduisant cette hypothèse à l'équation 4.4, on peut écrire :

$$\left\{ \begin{array}{l} 2\Re \langle h.x^* \rangle \ll H + X \\ 2\Re \langle v.x^* \rangle \ll V + X \\ |\langle h.x^* \rangle + \langle x.v^* \rangle| \ll |P + X| \end{array} \right. \quad (4.5)$$

La deuxième hypothèse s'applique à l'expression qui relie le degré de cohérence ρ_{h-v} et les éléments H , V et X . Pour une onde complètement polarisée, la composante du canal de polarisation croisée de l'onde rétrodiffusée est très faible, $X \approx 0$ d'où $|\rho_{h-v}| \approx 1$. A l'inverse, pour une onde complètement dépolarisé les polarisations hh et vv sont complètement décorrélés d'où $|\rho_{h-v}| \approx 0$ et $H \approx V \approx 2X$. Par conséquent, on en déduit l'interpolation linéaire suivante (valable pour la majorité des surfaces naturelles), [Souyris *et al.*, 2005] :

$$\frac{X}{H + V} \approx \frac{1 - |\rho_{h-v}|}{4} \quad (4.6)$$

Finalement, pour estimer correctement les paramètres H , V , X et P , il est nécessaire de faire le processus itératif décrit dans [Souyris *et al.*, 2005] :

De l'équation 4.4 et 4.5, on en déduit l'expression du degré de cohérence :

$$\rho_{h-v} = \frac{J_{12} - X}{\sqrt{(J_{11} - X)(J_{22} - X)}} \quad (4.7)$$

Puis, en combinant la relation 4.7 et 4.6, on définit le processus itératif suivant :

$$\begin{cases} \hat{X}^{(i+1)} = \frac{J_{11} + J_{22}}{2} \cdot \frac{(1 - |\hat{\rho}_{h-v}^{(i+1)}|)}{3 - |\hat{\rho}_{h-v}^{(i+1)}|} \\ \hat{\rho}_{h-v}^{(i+1)} = \frac{J_{12} - \hat{X}^{(i)}}{\sqrt{(J_{11} - \hat{X}^{(i)})(J_{22} - \hat{X}^{(i)})}} \end{cases} \quad (4.8)$$

où \hat{X} et $\hat{\rho}_{h-v}$ représentent les paramètres estimés de X et ρ_{h-v} . L'initialisation de ce processus itératif débute par le calcul de $\hat{\rho}_{h-v}^{(0)}$:

$$\hat{\rho}_{h-v}^{(0)} = \frac{J_{12}}{\sqrt{J_{11} \cdot J_{22}}} \quad (4.9)$$

De la $n^{\text{ème}}$ itération, on en déduit la matrice de covariance estimée :

$$\hat{C} = \begin{bmatrix} J_{11} - \hat{X}^{(n)} & 0 & J_{12} - \hat{X}^{(n)} \\ 0 & 2\hat{X}^{(n)} & 0 \\ J_{12}^* - \hat{X}^{(n)} & 0 & J_{22} - \hat{X}^{(n)} \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

[Ainsworth *et al.*, 2007]

Partant du constat qu'un biais significatif est observé principalement sur les zones urbaines, Ainsworth ([Ainsworth *et al.*, 2007]) ont modifié l'interpolation du degré de cohérence donné par la relation 4.6. Elle n'a pas été appliquée ici puisque l'étude porte principalement sur des surfaces naturelles.

Une fenêtre de taille 5x5 a été choisie pour reconstruire la matrice de covariance qui a été obtenue après cinq itérations successives.

4.3.3 Indices polarimétriques

L'approximation de la matrice de covariance donnée par l'expression 4.10 ne permet pas de retrouver tous les indices polarimétriques du mode pleinement polarimétrique. Par exemple, ρ_{hh-hv} et ρ_{vv-hv} sont nuls dans ce cas, tout comme les termes T_{13} et T_{23} . De même pour les polarisations circulaires, $I_{gg} = I_{dd}$, $\varphi_{gg-dd} = 0$, $\Re(\rho_{gg-gd}) = -\Re(\rho_{dd-gd})$ et $\Im(\rho_{gg-gd}) = \Im(\rho_{dd-gd})$. Le tableau 4.3 résume ainsi

l'ensemble des 37 indices polarimétriques que nous avons extrait du mode $\pi/4$.

Description	Désignation
Éléments de la matrice de cohérence (partie réelle et imaginaire)	$T_{ij}(i=j=1, 2 \text{ et } 3)$ et T_{12}
Intensités linéaires et circulaires	I_{hh}, I_{vv}, I_{gg}
<i>span</i>	$I_{hh}^2 + 2.I_{hv}^2 + I_{vv}^2$
Rapports d'intensités linéaires et circulaires	$I_{hh}/I_{vv}, I_{hv}/I_{hh}, I_{hv}/I_{vv}$ I_{gg}/I_{gd}
Coefficients de texture d'intensités linéaires et circulaires	$\mathcal{T}_{x_{hh}}, \mathcal{T}_{x_{hv}}, \mathcal{T}_{x_{vv}}$ $\mathcal{T}_{x_{gg}}, \mathcal{T}_{x_{gd}}$
Degré de cohérence entre les polarisations circulaires	$\left\{ \begin{array}{l} \rho_{gg-gd} , \rho_{gg-dd} \\ \varphi_{gg-gd} \end{array} \right.$
Degré de cohérence entre les polarisations $hh - vv$	$\varphi_{hh-vv}, \rho_{hh-vv} $
Extrema d'intensités de polarisation	I_{min} et I_{max}/I_{min}
Extrema du degré de polarisation	$d\mathcal{P}_{min}, d\mathcal{P}_{max}, \Delta d\mathcal{P}$
Paramètres d'Euler	m, ν, γ
Entropie, Anisotropie, Paramètre α	$H_{\pi/4}/A_{\pi/4}/\alpha_{\pi/4}$
Paramètres de la décomposition de Freeman	P_s, P_d, P_v

TAB. 4.3 – Indices polarimétriques utilisés pour évaluer le mode $\pi/4$.

Par ailleurs, les paramètres d'Euler, caractéristiques des extrema de polarisations sont, comme on pouvait s'y attendre, très affectés par le mode $\pi/4$, tout particulièrement ϕ_m et τ_m qui renvoient une unique valeur, respectivement $\pi/2$ et 0. ν et γ voient leurs valeurs saturée sur les surfaces à forte entropie alors que le paramètre m présente dans son ensemble une réponse assez proche du mode FP. De la même manière, les extrema de polarisations montrent logiquement des valeurs parfois sensiblement différentes du mode pleinement polarimétrique.

Partie II

Méthodes de classifications

Sommaire

5	Méthode de classification par MV basée sur la distribution de Wishart	85
6	Méthode de classification SVM : Séparateurs à Vaste Marge	87
6.1	Cas linéaire	88
6.2	Cas non linéaire	94
6.3	Classification multi-classes	97
6.4	Sélection de primitives	97

Cette partie présente les algorithmes de classification utilisés dans le cadre de ces travaux. Dans un premier temps nous présentons l'algorithme de classification de Wishart qui est une méthode spécialement adaptée aux données radar polarimétriques.

Dans le but d'intégrer un maximum d'indices polarimétriques dans la classification de données polarimétriques, nous avons choisi d'utiliser l'algorithme SVM (Méthode à Vecteurs de Support ou encore Séparateurs à Vastes Marges et Support Vector Machine en anglais).

Chapitre 5

Méthode de classification par maximum de vraisemblance basée sur la distribution de Wishart

Une méthode de classification des données radar polarimétriques vérifiant *a priori* la distribution de Wishart est très souvent utilisée. Elle est basée sur le critère de maximum de vraisemblance. En effet, à partir de C ou T , on en déduit, [Lee *et al.*, 1994b], la mesure de la distance $d_i(\Sigma_C)$ (au sens du maximum de vraisemblance bayésien, [Maitre, 2001]) entre la matrice de cohérence multi-vues Σ_C d'un pixel et la matrice moyenne de la classe i , $C_{m,i}$:

$$d_i(\Sigma_C) = n \ln |C_{m,i}| + n \text{Tr}(C_{m,i}^{-1} \Sigma_C) - (n - q) \ln |\Sigma_C| + \ln K(n, q) \quad (5.1)$$

avec

$$C_{m,i} = \frac{1}{n_i} \sum_{n_i} \Sigma_C \quad (5.2)$$

où n_i représente le nombre de points de la i -ème classe.

En éliminant les deux derniers termes de l'équation 5.1 qui sont constants quelle que soit la classe considérée, on aboutit à l'expression suivante :

$$d_i(\Sigma_C) = \ln |C_{m,i}| + \text{Tr}(C_{m,i}^{-1} \Sigma_C) \quad (5.3)$$

Finalement, la classe i d'un pixel est déterminée comme étant la distance $d_i(\Sigma_C)$ la plus petite.

Comme la distribution de Wishart décrit la distribution statistique des données radar vérifiées *a priori*, quelque soit le mode d'acquisition, il est possible d'utiliser cette méthode de classification pour des données mono-, duales ou pleinement polarimétriques. Par ailleurs, l'expression de $d_i(\Sigma_C)$ montre que son calcul ne dépend pas du nombre de vues.

Chapitre 6

Méthode de classification SVM : Séparateurs à Vaste Marge

Ce chapitre présente brièvement le principe de la méthode de classification basée sur les SVM mais plus de détails peuvent être trouvés dans [Burges, 1998], [Scholkopf et J. Smola, 2002] et [Weston *et al.*, 2003].

L'algorithme des SVM recherche le plan qui maximise la séparation entre la distribution observée par 2 classes : l'**hyperplan** optimal. De ce fait, la méthode de classification SVM permet d'intégrer un grand nombre d'indices polarimétriques là où la classification basée sur la distribution de Wishart se contente des éléments des matrices $\langle C \rangle$ ou $\langle T \rangle$.

Dans une première approche décrite dans le premier paragraphe, les SVM recherchent l'hyperplan optimal dans l'espace des données, E , en considérant que les classes sont **linéairement séparables**. Cet hyperplan de séparation est défini par les Vecteurs Supports qui font partie des points d'entraînements servant à définir son équation.

Malheureusement, dans bien des cas il est difficile de trouver un hyperplan linéaire discriminant correctement les classes étudiées, et tout particulièrement dans le cas de données hétérogènes et/ou bruitées comme pour des données radar polarimétriques. Les SVM, combinées à l'utilisation de ce qu'on appelle un **noyau**, permettent de simuler la projection des données dans un espace de dimension supérieur, \mathcal{H} , où celles-ci sont susceptibles d'être linéairement séparables. On parle alors de classes **non linéairement séparables** et feront l'objet du deuxième paragraphe.

6.1 Cas linéaire

Dans ce paragraphe sera détaillé le principe de base des SVM dans le cas de classes parfaitement linéairement séparables puis dans le cas où celles-ci sont bruitées (non séparables).

6.1.1 Données séparables

Afin de bien comprendre le principe de la classification SVM, consistant à trouver l'hyperplan de séparation optimal entre 2 classes, nous allons tout d'abord expliciter les paramètres décrivant un hyperplan sur un exemple simple où l'on cherche à séparer géométriquement 2 classes (triangles et ronds) définies par un vecteur de dimension 2 (composantes A et B) comme le montre la figure 6.1.

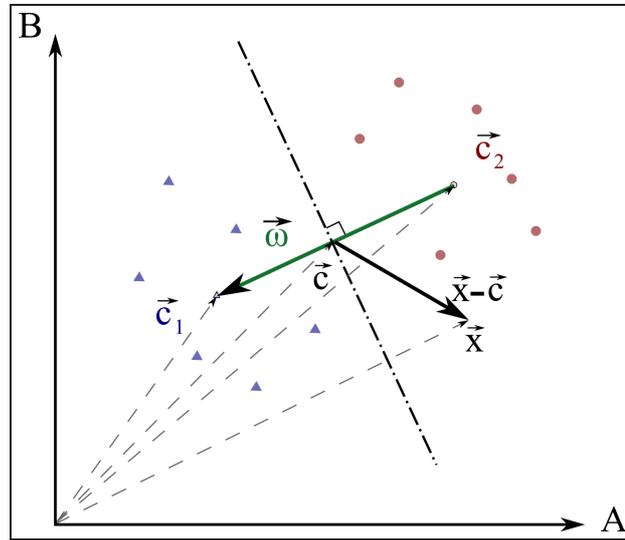


FIG. 6.1 – Principe de classification de la méthode SVM : description d'un hyperplan de séparation entre deux vecteurs \vec{c}_1 et \vec{c}_2 , d'après [Scholkopf et J. Smola, 2002].

A partir des centres de classes \vec{c}_1 et \vec{c}_2 définis comme le barycentre de chaque classe, on peut déterminer une forme "géométrique" les séparant, ici une droite représentée en pointillés sur la figure 6.1. On peut ainsi définir l'appartenance d'un vecteur \vec{X} à une classe par rapport à cette droite à l'aide du signe (*Sign*) du produit scalaire entre $\vec{\omega}$ et $\vec{X} - \vec{c}$, où $\vec{\omega} = \vec{c}_1 - \vec{c}_2$ et \vec{c} est le point median entre \vec{c}_1 et $\vec{c} = \frac{\vec{c}_1 + \vec{c}_2}{2}$.

Cela revient à écrire la relation suivante déterminant l'étiquette y d'un vecteur \vec{X} :

$$\begin{aligned}
 y &= \text{Sign} \left(\langle \vec{\omega}, \vec{X} - \vec{c} \rangle \right) \\
 &= \text{Sign} \left(\langle \vec{c}_1 - \vec{c}_2, \vec{X} - (\vec{c}_1 + \vec{c}_2)/2 \rangle \right) \\
 &= \text{Sign} \left(\langle \vec{X}, \vec{c}_1 \rangle - \langle \vec{X}, \vec{c}_2 \rangle + b \right)
 \end{aligned} \tag{6.1}$$

où $b = \frac{1}{2}(\|c_2\|^2 - \|c_1\|^2)$ est un offset. On notera que la droite séparant les deux classes, aussi appelée hyperplan de séparation puisque la dimension de l'espace peut être supérieure à 2, est définie par l'équation $\langle \vec{\omega}, \vec{X} \rangle + b = 0$.

On aboutit alors à la **fonction de classification** suivante définissant la classe d'un vecteur \vec{X} par rapport à l'hyperplan de séparation :

$$f(\vec{X}) = \text{Sign}(\langle \vec{\omega}, \vec{X} \rangle + b) = y \quad (6.2)$$

Par ailleurs, on notera que $\vec{\omega}$ représente le **vecteur normal** à l'hyperplan.

D'une manière plus générale, on peut considérer une classification de 2 classes avec un nombre P de points d'entraînement décrit par un vecteur de dimension N , $\vec{V}_j^{(N)}$ ($j \leq P$), appartenant à un espace de départ E de dimension N . Les composantes de ce vecteur, aussi appelées **primitives**, correspondent dans notre cas aux indices polarimétriques.

Soit y_j l'étiquette du $j^{\text{ème}}$ point \vec{V}_j . Dans notre problème à 2 classes les étiquettes possibles sont -1 et 1 soit $y_j \in \{-1; 1\}$.

L'équation 6.2 devient :

$$f(\vec{V}_j) = \text{Sign}(\langle \vec{\omega}, \vec{V}_j \rangle + b) = y_j \quad (6.3)$$

L'exemple précédent a permis de définir un hyperplan de séparation entre 2 classes en considérant uniquement leur barycentre. Cet hyperplan n'est pas nécessairement celui qui maximise l'écart entre l'ensemble des points de chacune des classes. Il est en effet possible de définir plusieurs hyperplans de séparation entre 2 classes comme le montre la figure 6.2 où la distance entre les points les plus proches de l'hyperplan, appelée **marge**, peut être nulle (hyperplans représentés en rouge) ou bien optimale (représenté en bleu). On notera que les vecteurs correspondant aux points d'entraînement les plus proches de l'hyperplan sont aussi appelés **Vecteurs Supports** et notés \vec{s}_i

Le calcul de l'hyperplan optimal consiste donc à trouver celui qui maximise la marge (cf. figure 6.3). Afin de résoudre le problème de classification, on définit l'équation des hyperplans définissant la

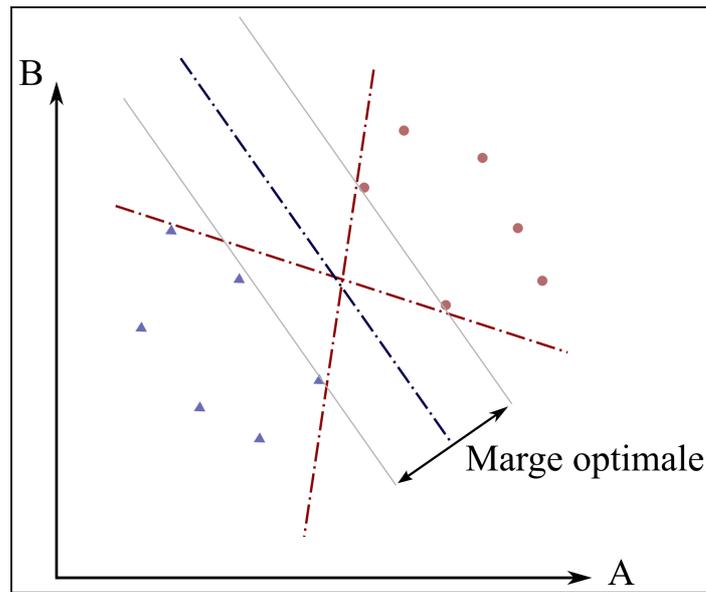


FIG. 6.2 – Exemple de plusieurs hyperplans de séparation possible entre 2 classes : en **bleu** un hyperplan séparant très bien les 2 classes contrairement aux hyperplans **rouge**.

marge en normalisant $\vec{\omega}$ et b pour faciliter le problème d'optimisation de sorte qu'ils vérifient :

$$\langle \vec{\omega}, \vec{V} \rangle + b = \pm 1 \quad (6.4)$$

Par définition, aucun vecteur ne doit se trouver dans la marge ce qui revient à écrire les relations

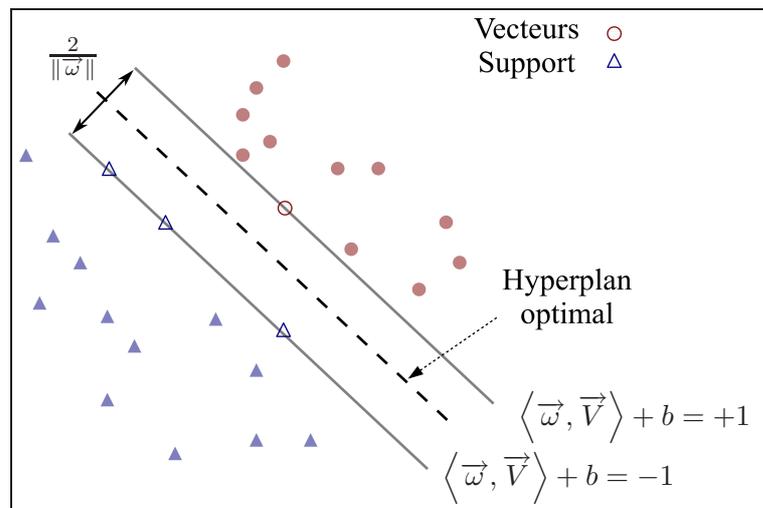


FIG. 6.3 – Hyperplan de séparation optimal pour 2 classes linéairement séparables.

suivantes :

$$\begin{cases} \langle \vec{\omega}, \vec{V} \rangle + b \geq +1 \text{ pour } y_i = +1 \\ \langle \vec{\omega}, \vec{V} \rangle + b \leq -1 \text{ pour } y_i = -1 \end{cases} \quad (6.5)$$

On peut regrouper ces contraintes sous la forme :

$$y_i \cdot (\langle \vec{\omega}, \vec{V} \rangle + b) \geq 1 \quad (6.6)$$

Afin de trouver l'expression de la marge prenons deux vecteurs support \vec{V}_1 et \vec{V}_2 , respectivement sur l'un et l'autre des hyperplans définissant la marge (cf. équation 6.4) :

$$\begin{cases} \langle \vec{\omega}, \vec{V}_1 \rangle + b = +1 \end{cases} \quad (6.7)$$

$$\begin{cases} \langle \vec{\omega}, \vec{V}_2 \rangle + b = -1 \end{cases} \quad (6.8)$$

On en déduit la distance orthogonale à l'origine de chacun des hyperplans, $|1 - b|/\|\vec{\omega}\|$ et $|-1 - b|/\|\vec{\omega}\|$. La marge est alors définie comme la différence de ces deux distances et donnée par :

$$\frac{2}{\|\vec{\omega}\|} \quad (6.9)$$

où $\|\vec{\omega}\|$ est la norme du vecteur $\vec{\omega}$.

Calculer l'hyperplan de séparation optimal entre les 2 classes revient à maximiser la marge en recherchant le $\min(\frac{1}{2}\|\vec{\omega}\|)$. Toutefois, pour des raisons de résolution numérique on préférera rechercher le $\min(\frac{1}{2}\|\vec{\omega}\|^2)$.

Finalement, pour trouver les paramètres $\vec{\omega}$ et b de l'hyperplan optimal il faut :

$$\begin{aligned} & \text{Minimiser} && \frac{1}{2}\|\vec{\omega}\|^2 \\ & \text{Sous la contrainte} && y_i \cdot (\langle \vec{\omega}, \vec{V} \rangle + b) \geq 1 \end{aligned} \quad (6.10)$$

Ce problème d'optimisation convexe, consistant à trouver un optimum global, peut-être résolu en utilisant le formalisme de **Lagrange** [Bazaraa et Shetty, 1979], ce qui revient à écrire le problème de la façon suivante :

$$L_P(\vec{\omega}, b, \alpha) = \frac{1}{2}\|\vec{\omega}\|^2 - \sum_{i=1}^P \alpha_i y_i (\langle \vec{V}_i, \vec{\omega} \rangle + b) + \sum_{i=1}^P \alpha_i \quad (6.11)$$

où $L_P(\vec{\omega}, b, \alpha)$ est le Lagrangien Primal, $\alpha_i \geq 0$ représente le multiplicateur de Lagrange du $i^{\text{ème}}$

point d'entraînement.

Le problème d'optimisation revient alors à minimiser $L_P(\vec{\omega}, b, \alpha)$ par rapport $\vec{\omega}$ et b , et à le maximiser par rapport à α_i . Cela nécessite que le gradient de $L_P(\vec{\omega}, b, \alpha)$ s'annule par rapport à $\vec{\omega}$ et b :

$$\begin{cases} \vec{\omega} = \sum_{i=1}^P \alpha_i y_i \vec{V}_i & (6.12) \\ \sum_{i=1}^P \alpha_i y_i = 0 & (6.13) \end{cases}$$

En intégrant ces conditions à l'équation 6.11, on doit résoudre le Lagrangien Dual :

$$\begin{aligned} \text{Maximiser} \quad & L_D(\alpha) = \sum_{i=1}^P \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^P \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle \vec{V}_i, \vec{V}_j \rangle \\ \text{Sous les contraintes} \quad & \sum_{i=1}^P \alpha_i y_i = 0, \\ & 0 \leq \alpha_i \end{aligned} \quad (6.14)$$

On notera que ce problème d'optimisation convexe vérifie les conditions de KKT (Karush-Kuhn-Tucker) suivantes :

$$\alpha_i \left(y_i \left(\langle \vec{\omega}, \vec{V}_i \rangle + b \right) - 1 \right) = 0 \quad (6.15)$$

Celles-ci impliquent que les vecteurs supports, définissant à eux seuls l'hyperplan optimal, sont associés à des $\alpha_i > 0$, alors que $\alpha_i = 0$ pour les vecteurs situés à l'extérieur des hyperplans définissant la **marge optimale**. Une fois α_i calculé, on peut alors retrouver $\vec{\omega}$ à l'aide de l'équation 6.12.

On aboutit finalement à la fonction de classification d'un vecteur \vec{V} à l'aide des Vecteurs Supports \vec{s}_i :

$$f(\vec{V}) = \text{Sign} \left(\sum_{i=1}^{P_s} y_i \cdot \alpha_i \cdot \langle \vec{s}_i, \vec{V} \rangle + b \right) \quad (6.16)$$

où P_s représente le nombre de Vecteurs Supports.

6.1.2 Données non séparables

Dans le cas précédent, nous avons résolu le problème d'optimisation sous la contrainte 6.6 obligeant tous les vecteurs de chaque classe à se situer du même côté de l'hyperplan.

Toutefois, dans le cas de données bruitées cette contrainte ne sera jamais vérifiée rendant impossible la résolution du problème d'optimisation. Il est donc nécessaire de modifier cette contrainte afin de trouver l'hyperplan optimal.

Pour cela on introduit la variable ξ_i qui mesure l'écart d'un vecteur i à la marge optimale, donnée

par la distance $\frac{\xi_i}{\|\vec{\omega}\|}$ comme le montre la figure 6.4. Cette méthode consiste donc à avoir une **marge souple**.

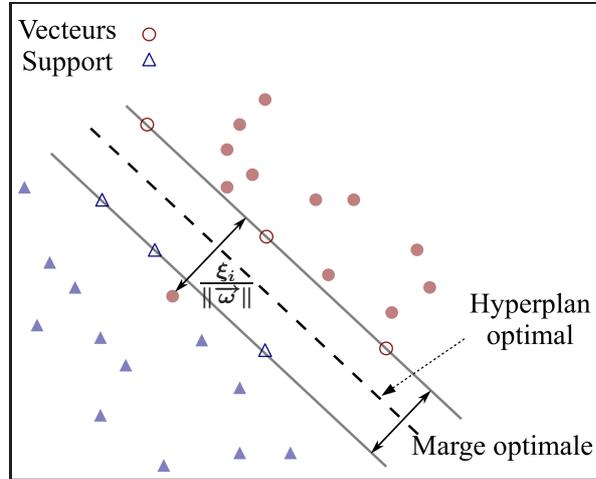


FIG. 6.4 – Hyperplan de séparation optimal pour 2 classes linéairement séparables.

Cela revient à relâcher la contrainte du cas séparable (cf. équation 6.6) :

$$\begin{cases} \langle \vec{\omega}, \vec{V} \rangle + b \geq +1 - \xi_i \text{ pour } y_i = +1 \\ \langle \vec{\omega}, \vec{V} \rangle + b \leq -1 + \xi_i \text{ pour } y_i = -1 \\ \xi_i \geq 0 \end{cases} \quad (6.17)$$

ce qui revient à vérifier :

$$\begin{cases} y_i \cdot (\langle \vec{\omega}, \vec{V} \rangle + b) \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \end{cases} \quad (6.18)$$

On pourra noter différentes valeurs remarquables pour ξ_i :

- $\xi_i = 0$: le vecteur est à l'extérieur de la marge et du bon côté de l'hyperplan.
- $0 < \xi_i < 1$: le vecteur est à l'intérieur de la marge et du bon côté de l'hyperplan.
- $\xi_i > 1$: le vecteur n'est pas du bon côté de l'hyperplan.

Pour trouver l'hyperplan optimal il faut donc toujours minimiser $\frac{1}{2}\|\vec{\omega}\|^2$ tout en minimisant l'ensemble des erreurs $\sum_{i=1}^P \frac{\xi_i}{\|\vec{\omega}\|}$ sous la nouvelle contrainte de l'équation 6.18.

Le problème revient finalement à minimiser la fonction suivante :

$$\frac{1}{2}\|\vec{\omega}\|^2 + C \sum_{i=1}^P \xi_i \quad (6.19)$$

où C est une constante positive, aussi appelée paramètre de coût, fixée par l'opérateur permettant de pénaliser l'importance de l'erreur que l'on autorise par rapport à la taille de la marge.

Une valeur importante de C tolérera moins d'erreurs (plus adaptée à des données peu bruitées) alors qu'une faible valeur autorisera plus d'erreurs (plus adaptée à des données très bruitées).

En appliquant la même démarche du Lagrangien que pour le cas séparable, l'équation 6.14 devient :

$$\begin{aligned} \text{Maximiser} \quad & L_D(\alpha) = \sum_{i=1}^P \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^P \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle \vec{V}_i, \vec{V}_j \rangle \\ \text{Sous les contraintes} \quad & \sum_{i=1}^P \alpha_i y_i = 0, \\ & 0 \leq \alpha_i \leq C \end{aligned} \quad (6.20)$$

La seule différence provient du fait que les α_i ont maintenant une borne supérieure égale à C . De même, la condition de KKT du cas séparable (cf. équation 6.15) devient :

$$\alpha_i \left(y_i \left(\langle \vec{\omega}, \vec{V}_i \rangle + b \right) - 1 - \xi_i \right) = 0 \quad (6.21)$$

La résolution de ce problème d'optimisation permet alors de déterminer la fonction de classification de l'équation 6.16.

6.2 Cas non linéaire

La méthode de classification SVM présentée dans le paragraphe précédent, applicable uniquement dans le cas de données linéairement séparables, peut être étendue au cas non linéaire. L'idée consiste à projeter les vecteurs d'entraînements \vec{V}_j dans un espace \mathcal{H} de dimension $M > N$ où les données sont linéairement séparables.

Afin d'illustrer cela, nous allons prendre un exemple pour lequel chaque vecteur \vec{V} est représenté dans un espace à deux dimensions (x_1, x_2) et dont les deux classes sont réparties de façon concentrique comme le montre la figure 6.5(a). On ne peut donc pas trouver d'hyperplan linéaire réellement optimal.

En revanche, si on applique la fonction de projection

$$\Phi(\vec{V}) = \begin{pmatrix} z_1 \\ z_2 \\ z_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1^2 \\ x_2^2 \\ \sqrt{2}x_1x_2 \end{pmatrix},$$

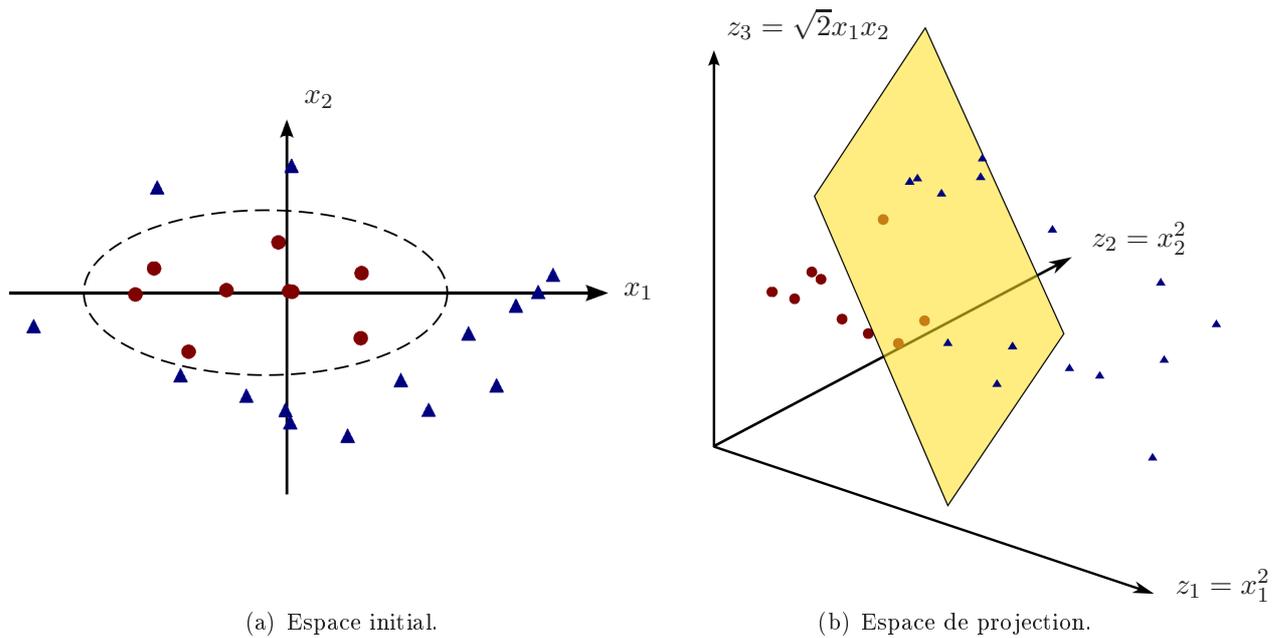


FIG. 6.5 – Classification SVM non linéaire en projetant l'espace initial à deux dimensions (x_1, x_2) en (a) dans un espace à trois dimensions $(z_1 = x_1^2, z_2 = x_2^2, z_3 = \sqrt{2}x_1x_2)$ en (b).

on peut trouver un hyperplan de séparation optimal dans ce nouvel espace de dimension 3 comme le montre la figure 6.5(b).

Pour résoudre un problème de classification non linéaire il suffit donc de trouver une fonction de projection $\Phi : \mathcal{R}^n \mapsto \mathcal{H}$ de dimension suffisamment grande pour le "linéariser" pour ensuite le résoudre de façon analogue au cas linéaire (cf. équation 6.14) :

$$\begin{aligned}
 \text{Maximiser} \quad & L_D(\alpha) = \sum_{i=1}^P \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^P \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle \Phi(\vec{V}_i), \Phi(\vec{V}_j) \rangle \\
 \text{Sous les contraintes} \quad & \sum_{i=1}^P \alpha_i y_i = 0, \\
 & 0 \leq \alpha_i
 \end{aligned} \tag{6.22}$$

En effet, la recherche de l'hyperplan optimal ne fait intervenir que le produit scalaire.

La différence entre l'optimisation du cas linéaire et du cas non linéaire vient juste du fait que l'on calcule le produit scalaire $\langle \vec{V}_i, \vec{V}_j \rangle$ dans l'espace E pour le premier et dans l'espace \mathcal{H} pour le deuxième.

Toutefois, effectuer directement le calcul du produit scalaire en projetant les données de l'espace E dans l'espace \mathcal{H} avec la fonction Φ peut nécessiter beaucoup de calculs si ce dernier est de grande dimension. Pour cette raison, il existe "l'astuce" du **noyau** (*Kernel Tricks*) qui permet de calculer à

partir de l'espace initial le produit scalaire $\langle \Phi(\vec{V}_i), \Phi(\vec{V}_j) \rangle$ à l'aide de la fonction noyau K :

$$K(\vec{V}_i, \vec{V}_j) = \langle \Phi(\vec{V}_i), \Phi(\vec{V}_j) \rangle \quad (6.23)$$

Les noyaux doivent vérifier un certain nombre de conditions mathématiques qui sont notamment détaillées dans [Burges, 1998] et [Scholkopf et J. Smola, 2002].

En introduisant l'équation 6.23 dans l'équation 6.16, et après résolution du problème d'optimisation à l'aide de la fonction noyaux, on obtient la fonction de classification généralisée au cas non linéaire :

$$f(\vec{V}) = \text{Sign} \left(\sum_{i=1}^{P_s} y_i \cdot \alpha_i \cdot \langle \Phi(\vec{s}_i), \Phi(\vec{V}) \rangle + b \right) \quad (6.24)$$

Si nous reprenons l'exemple précédent illustré par la figure 6.5, le produit scalaire dans l'espace \mathcal{H} ($z_1 = x_1^2$, $z_2 = x_2^2$, $z_3 = \sqrt{2}x_1x_2$) est donné par la relation suivante :

$$\langle \Phi(\vec{V}_i), \Phi(\vec{V}_j) \rangle = \begin{pmatrix} z_1^i \\ z_2^i \\ z_3^i \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} z_1^j \\ z_2^j \\ z_3^j \end{pmatrix} = z_1^i \cdot z_1^j + z_2^i \cdot z_2^j + z_3^i \cdot z_3^j \quad (6.25)$$

Si on exprime les composantes de l'espace \mathcal{H} en fonction de celle de l'espace \mathfrak{R}^n on obtient :

$$\begin{aligned} \langle \Phi(\vec{V}_i), \Phi(\vec{V}_j) \rangle &= (x_1^i)^2 \cdot (x_1^j)^2 + (x_2^i)^2 \cdot (x_2^j)^2 + 2x_1^i x_2^i \cdot x_1^j x_2^j \\ &= (x_1^i \cdot x_1^j + x_2^i \cdot x_2^j)^2 \\ &= \langle \vec{V}_i, \vec{V}_j \rangle^2 \end{aligned} \quad (6.26)$$

Le produit scalaire dans l'espace \mathcal{H} est finalement donné par la fonction noyaux suivante (polynomial d'ordre 2) :

$$K(\vec{V}_i, \vec{V}_j) = \langle \vec{V}_i, \vec{V}_j \rangle^2 \quad (6.27)$$

L'utilisation de noyaux permet facilement de changer d'espace de projection équivalent, d'augmenter ainsi la dimensionnalité de celui-ci et même de simuler un espace de dimension infini comme le noyau RBF (Radial Basis Function).

Trois types de noyaux sont couramment utilisés :

- **Noyau polynomial** $K(a, b) = (\alpha \langle a, b \rangle + \beta)^p$
- **Noyau sigmoïd** $K(a, b) = \tanh(\langle a, b \rangle + 1)^p$

– **Noyau RBF** $K(a, b) = \exp^{-\gamma\|a-b\|^2}$

En outre, le cas linéaire est représenté par le noyau $K(a, b) = \langle a, b \rangle$.

Bien qu'il n'existe pas de méthode pour choisir *a priori* le noyau, on retrouve fréquemment le noyau RBF en raison de son adaptabilité à un nombre de problèmes variés (notamment en raison de son espace équivalent infini), mais aussi car certains travaux ont montré qu'il est équivalent aux noyaux linéaires et sigmoïd^a respectivement [Keerthi et Lin, 2003] et [Lin et Lin, 2003]. Il est enfin plus simple à paramétrer par son unique paramètre γ . On notera par ailleurs que selon [Vapnik, 1998], la valeur γ dépend de la dimension N de l'espace initial des données et préconise $\gamma = \frac{1}{N}$.

Le choix du noyau ainsi que le paramètre de coût C sont généralement choisis de façon empirique en raison de la très grande diversité des données utilisables.

6.3 Classification multi-classes

L'algorithme SVM est initialement conçu pour des problèmes à 2 classes, mais il existe plusieurs façon d'étendre le problème à plus de $Q > 2$ classes dont les 2 suivantes, [Hsu et Lin, 2002] :

- "**Un contre tous**" : consiste à calculer les Q hyperplans séparant une classe des $Q - 1$ autres puis on retient la classe obtenant la marge la plus élevée.
- "**Un contre un**" : consiste à calculer les $\frac{Q(Q-1)}{2}$ hyperplans qui séparent chaque paire de classes puis on retient la classe la plus souvent choisie.

6.4 Sélection de primitives

Ce chapitre présente les trois méthodes de sélection de primitives utilisées pour évaluer les différents indices polarimétriques étudiés dans ce mémoire choisis parmi un grand nombre dont une liste assez détaillée est présentée dans le rapport [Campedel *et al.*, 2004]. L'idée principale de la sélection de primitives est d'extraire parmi un ensemble de départ les primitives les plus pertinentes et non redondantes permettant de discriminer au mieux les classes étudiées. Le but initial est de réduire les temps de calculs ainsi que le volume des données, mais dans le cadre de notre étude, nous souhaitons déterminer un classement par pertinence des différentes primitives étudiées.

Idéalement, pour trouver la meilleure configuration de p parmi N indices polarimétriques, il faudrait tester les C_N^p combinaisons possibles. Ceci est irréalisable à cause d'un temps de calcul bien trop important et pour cette raison, nous avons choisi d'utiliser des méthodes de sélection itérative.

^apour certains paramètres C et γ .

Nous avons donc testé les 3 méthodes de sélection de primitive suivante en raison de leur lien avec les SVM :

- **SVM-RFE** (Support Vector Machine-Recursive Feature Elimination)
- **Sélection décrémente** basée sur la Précision Moyenne de classification.
- **Sélection incrémentielle** basée sur la Précision Moyenne de classification.

La première, décrite dans le paragraphe suivant, a été choisie en raison, *a priori*, pour son efficacité et ses temps de calcul réduits [Guyon *et al.*, 2002], mais aussi et surtout car elle utilise l'algorithme SVM. Cette méthode consiste à entraîner le classifieur SVM afin de calculer les paramètres de l'hyperplan optimal puis de mesurer l'importance (aussi appelé **poids**) de chacune des primitives par rapport à la marge optimale calculée. On élimine une ou plusieurs primitives présentant les poids les plus faibles, puis on élabore un classement des primitives par un processus itératif.

Les seconde et troisième méthodes, décrite dans le deuxième et troisième paragraphe, ont été choisies pour leur simplicité de mise en oeuvre et d'interprétation, reposant sur la sélection de primitives en fonction de la **Précision Moyenne** (PM) de la classification (le choix de ce paramètre est expliqué §9). Si l'on considère un ensemble E de primitives que l'on cherche à évaluer, formant le vecteur $\vec{V}_{ref}^{(N_E)}$ de dimension N_E , et son sous-ensemble $F \subseteq E$ définissant le vecteur $\vec{V}_{ref}^{(N_F)}$ de dimension N_F , cette sélection peut se faire de 2 manières :

- La première consiste à évaluer la contribution des primitives appartenant à $\vec{V}_{ref}^{(N_F)}$ en **éliminant** les moins efficaces, et correspond à une **sélection décrémente** (aussi appelée *greedy backward*).
- La seconde consiste à **ajouter**, parmi l'ensemble $E - F$, les primitives les plus efficaces à $\vec{V}_{ref}^{(N_F)}$, et correspond à une **sélection incrémentielle** (aussi appelée *greedy forward*).

6.4.1 SVM-RFE (Support Vector Machine-Recursive Feature Elimination)

Le principe des SVM-RFE est de trouver parmi un vecteur de départ $V_{ref}^{(N_F)}$ de dimension N_F les primitives maximisant le plus la marge de séparation entre les classes d'études lors de leur classification ($\frac{2}{\|\vec{\omega}\|}$).

Pour cela, on procède tout d'abord à l'entraînement du vecteur $V_{ref}^{(N_F)}$ afin de calculer les paramètres définissant l'hyperplan optimal (α des vecteurs supports). On calcule ensuite le poids $\|\vec{\omega}\|^2$ du vecteur

$V_{ref}^{(N_F)}$ tel que :

$$\|\vec{\omega}\|^2 = \sum_{i,j=0}^{P_s} \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(\vec{V}_i, \vec{V}_j) \quad (6.28)$$

où P_s représente le nombre de vecteur support.

De la même manière, on calcule le poids $\|\vec{\omega}_{(-p)}\|^2$ du vecteur $V_{ref}^{(N_F-p)}$ où la composante p a été enlevée. On élimine alors la primitive pénalisant le moins la marge pour laquelle l'expression suivante est la plus petite :

$$|\|\vec{\omega}\|^2 - \|\vec{\omega}_{(-p)}\|^2| \quad (6.29)$$

On répète la procédure de manière itérative jusqu'au nombre de primitive désirée, et on pourra d'ailleurs éliminer plusieurs primitives à la fois. Par conséquent, cette méthode ne nécessite qu'une phase d'entraînement des SVM à chaque itération limitant ainsi le temps de calcul, contrairement aux sélections décrementielles et incrementielles comme nous le verrons dans les paragraphes suivants.

Cet algorithme peut être étendu au cas multi-classe, suivant la méthode *un contre tous* ou *un contre un*, détaillée au §6.3, en calculant l'équation 6.29 pour chaque sous-classification binaire c . On aboutit alors à l'expression globale suivante (analogue au cas binaire de l'équation 6.29) :

$$\sum_{c=1}^Q |\|\vec{\omega}_c\|^2 - \|\vec{\omega}_{c(-p)}\|^2| \quad (6.30)$$

où Q représente le nombre de classifications binaires à effectuer. Il s'agit donc ici d'une selection globale à l'ensemble des classes.

Par ailleurs, il faut noter que cet algorithme a, initialement, été conçu pour le cas linéaire [Guyon *et al.*, 2002] mais comme nous l'avons présenté ci-dessus, il est possible de le généraliser à tous les noyaux dont une implémentation plus détaillée est faite dans [Weston *et al.*, 2003].

6.4.2 Sélection décrementielle

La méthode de sélection décrementielle consiste à éliminer itérativement les primitives les moins efficaces d'un vecteur initial $V_{ref}^{(N_F)}$ de dimension N_F . Il est implémenté de la façon suivante :

L'algorithme de classification SVM est appliqué aux vecteurs $V_{ref}^{(N_F-1)}$ de dimension $N_F - 1$ dérivés du vecteur $\vec{V}_{ref}^{(N_F)}$ où une primitive a été enlevée. La configuration optimale du vecteur de dimension $N_F - 1$, correspondant au plus grand PM, est alors substituée à $\vec{V}_{ref}^{(N_F)}$ pour initialiser l'itération suivante. A chaque étape k , le vecteur $\vec{V}_{ref}^{(N_F-k)}$ est déterminé à partir de $\vec{V}_{ref}^{(N_F-k+1)}$, où $\vec{V}_{ref}^{(N_F-k)}$

contient les $N_F - k$ primitives les plus efficaces.

Cet algorithme, tout comme la sélection décrementielle, nécessite donc de calculer à chaque itération autant de classifications (entraînement et généralisation) qu'il y a de primitives à évaluer, ce qui constitue un temps de calcul extrêmement important.

6.4.3 Sélection incrémentielle

Cette méthode consiste à ajouter itérativement les primitives les plus efficaces parmi l'ensemble $E - F$ au vecteur initial $V_{ref}^{(N_F)}$. Pour cela, l'algorithme de classification SVM est appliqué aux $N_E - N_F$ vecteurs $V_{ref}^{(N_F+1)}$ de dimension $N_F + 1$, dérivés de $V_{ref}^{(N_F)}$ par l'ajout d'une primitive parmi l'ensemble $E - F$. La configuration optimale du vecteur de dimension $N_F + 1$, correspondant au plus grand PM, est alors substituée à $\vec{V}_{ref}^{(N_F)}$ pour initialiser l'itération suivante. A la $k^{\text{ième}}$ itération, le vecteur $\vec{V}_{ref}^{(N_F+k)}$, dérivé de $\vec{V}_{ref}^{(N_F+k-1)}$, contient les $N_F + k$ plus efficaces primitives, données pour une configuration initiale de primitives $V_{ref}^{(N_F)}$.

Partie III

Application aux données polarimétriques AIRSAR sur l'île de Tubuai en Polynésie française

Sommaire

7	Site d'étude et données de télédétection utilisées	105
7.1	Géographie/Thématiques	105
7.2	Présentation et localisation des paysages de l'île de Tubuai	107
7.3	Données utilisées	110
8	Illustrations d'indices polarimétriques sur la zone étudiée	113
8.1	Paramètres d'Euler	113
8.2	Extrema de polarisation	117
8.3	Décomposition de la base de Pauli et de la base Lexicographique	117
8.4	Degré de cohérence des polarisations croisées	119
8.5	Décompositions de Huynen et Barnes	119
8.6	Décomposition de Freeman/Yamaguchi	122
8.7	Décomposition algébrique : $H/A/\alpha$	123
8.8	Conclusion	126
9	Résultats des classifications SVM	129
9.1	Sensibilité des SVM aux choix du noyau et au paramètre de coût	130
9.2	Comparaison entre les classifications de Wishart et des SVM	135
9.3	Evaluation des différents indices polarimétriques	139
9.4	Evaluation des polarimétries partielles	148

Cette partie présente les résultats des classifications obtenue sur notre site d'étude, l'île de Tubuai en Polynésie française, avec des données radar polarimétriques acquises par le capteur aéroporté AIRSAR.

La validation des résultats obtenus est rendue possible grâce à différentes études *in situ* permettant une bonne connaissance du terrain.

Le site d'étude est présenté dans le premier chapitre, où nous aborderons le contexte de cette thématique ainsi que les différentes données utilisées. Le deuxième chapitre donne des illustrations du comportement de différents indices polarimétriques et décompositions sur ce site principalement recouvert de différents types de végétation naturelle. Le dernier chapitre présente les résultats des différentes classifications. Il se termine par l'analyse des résultats obtenus avec des configurations de polarimétrie partielle par comparaison avec ceux obtenus précédemment.

Chapitre 7

Site d'étude et données de télédétection utilisées

7.1 Géographie/Thématiques

7.1.1 Géographie

La **Polynésie française** est située en plein coeur du Pacifique Sud, presque à mi-distance entre le Chili et l'Australie, étendue entre l'Equateur et le tropique du Capricorne. Comme le montre la carte de la figure 7.1, une grande caractéristique de la Polynésie française est son éclatement en 118 îles dont 76 habitées. Ces îles sont regroupées en 5 archipels (**Société** dont Tahiti fait partie, **Tuamotu**, **Gambier**, **Marquises** et **Australes**).

La zone d'étude, entourée par un cercle rouge sur la figure 7.1, est l'île de **Tubuai**. Elle fait partie de l'archipel des **Australes**, située au sud de la Polynésie française. Tubuai est localisée à une latitude Sud d'environ $23,35^\circ$ et 149° de longitude Ouest et a une superficie de 45km^2 pour une population d'environ 6000 habitants. Comme beaucoup d'îles de Polynésie française, Tubuai est une île volcanique ce qui explique la présence de deux petites chaînes montagneuses. Toutefois, le point culminant de l'île, le mont Taitaa, a une altitude de seulement 422m.

Une grande particularité des îles volcaniques hautes de la Polynésie française est d'avoir une grande variété de micro-climats en fonction de l'altitude et de l'exposition aux vents dominants d'Est (alizés) porteurs d'humidité. Tubuai est soumise à un climat tropical à nuance tempérée et assez pluvieux. Ce climat entraîne une grande variété de types de végétation, accentuée par l'introduction de nombreuses espèces étrangères à la Polynésie française. Parmi elles, les plantes dites envahissantes font l'objet d'une

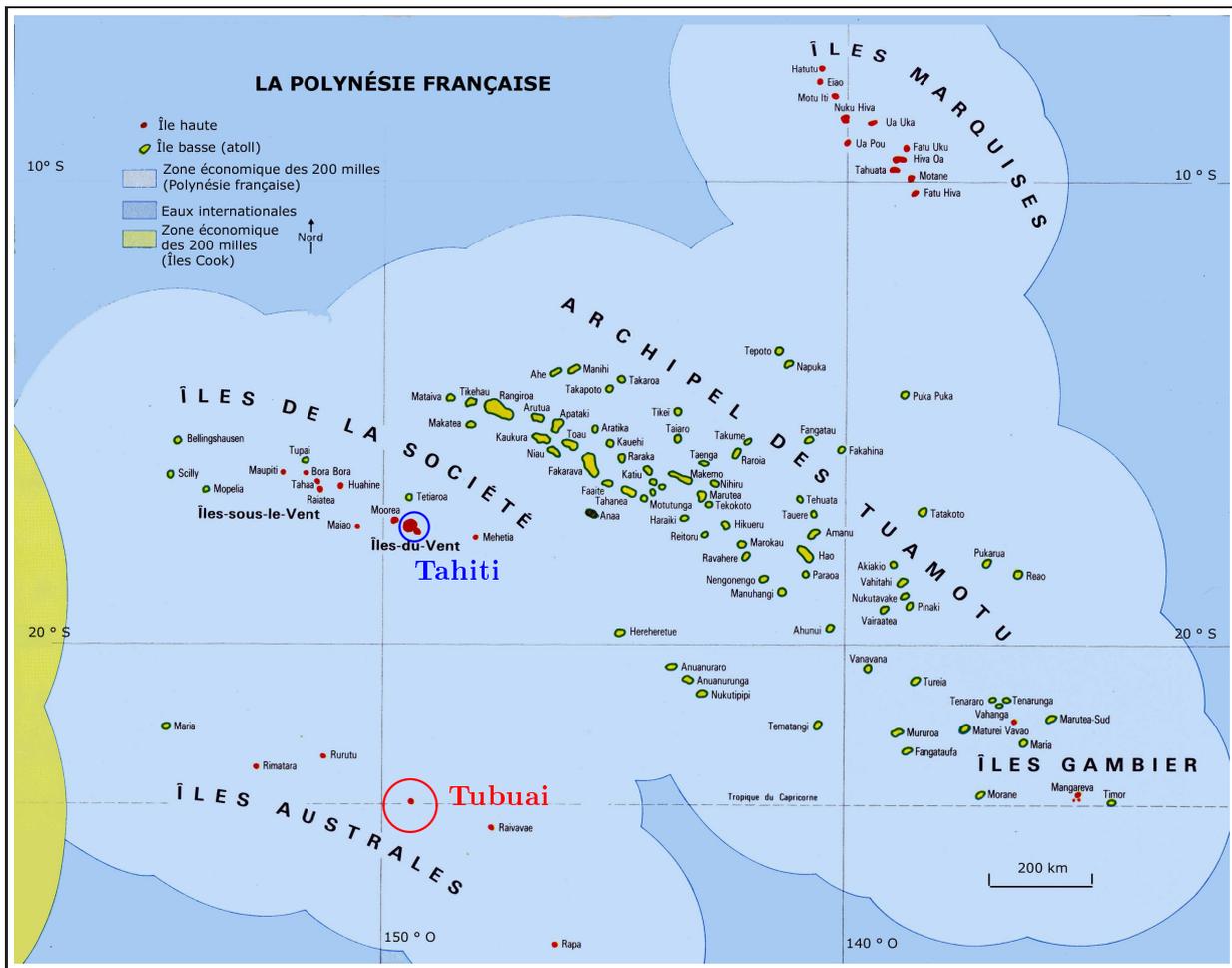


FIG. 7.1 – Disparité géographique des îles de Polynésie française. © *Atlas de la Polynésie française*, Orstom 1993.

très grande attention en raison de leur impact sur la végétation naturelle et la flore endémique.

7.1.2 Contexte géopolitique

Cette étude s'inscrit dans le cadre de l'aménagement du territoire en Polynésie française : l'augmentation croissante de la population (245 000 habitants au dernier recensement de 2002, soit +12% par rapport à 1996) associée à une urbanisation galopante dans certaines îles, le développement de l'agriculture, de l'élevage et de l'exploitation forestière, la forte activité touristique (environ 200 000 touristes par an) posent un problème d'aménagement du faible espace disponible (3500 km²). Des conflits d'intérêts et d'utilisations peuvent survenir comme par exemple des projets de golf qui sont prévus dans les domaines agricoles et forestiers gérés par le Service du Développement Rural (service dépendant du Ministère de l'Agriculture) dans les îles de Moorea (vallée Opunohu) et de Raiatea

(vallée de Faaroa). Des Plans Généraux d'Aménagement (P.G.A.) sont actuellement menés dans la majorité des communes et des îles de Polynésie française. Ces plans (équivalent des Plans d'Occupation des Sols en France métropolitaine) définissent les zones qui seront attribuées à l'urbanisation, à l'agriculture, au tourisme et également les zones naturelles protégées. Bien qu'il existe quelques études sur la biodiversité en Polynésie française comme notamment [Meyer *et al.*, 2005], l'absence de données cartographiques sur la répartition des plantes indigènes et endémiques (végétation naturellement implantée dans son milieu) et sur les plantes introduites et envahissantes (la végétation anthropisée ou secondaire) ne permet pas de définir avec précision les limites de ces zones à protéger et d'estimer leurs surfaces. Il n'existe pas à l'heure actuelle de cartographie des forêts naturelles ou secondaires en Polynésie française, seules les plantations de pins des Caraïbes et les cocoteraies sont inventoriées.

Dans ce contexte, une mission d'acquisition radar polarimétrique aéroporté, AIRSAR a été financée et réalisée en 2000.

7.1.3 Vérité terrain

Une mission de terrain de 5 jours sur l'île de Tubuai a été effectuée et a permis de faire des relevés GPS afin de localiser les différents types de végétations. Ainsi, l'utilisation conjointe des données Quickbird, associée au MNT des données AIRSAR et aux photos de terrain, a permis d'identifier et localiser assez finement les différentes zones d'études. On notera toutefois qu'il s'est écoulé 4 ans entre l'acquisition des données AIRSAR et Quickbird ce qui implique d'éventuels changements probablement plus importants sur les zones agricoles ou à faible couvert végétal, ne touchant *a priori* que très peu les surfaces forestières.

7.2 Présentation et localisation des paysages de l'île de Tubuai

Comme nous allons le voir, l'île de Tubuai, grâce à sa localisation géographique, présente une grande variété de types de végétation auxquelles s'ajoutent quelques cibles urbaines.

Afin, d'aider la lecture des différentes compositions colorées des indices polarimétriques qui seront présentés dans le chapitre suivant, les différentes zones d'études sont localisées d'une part, sur une composition colorée Quickbird en couleurs vraies (cf. figure 7.2(a)) et d'autre part, sur une composition colorée des données AIRSAR combinant les intensités des polarisations hh et hv en bande L ainsi que la polarisation vv en bande C (cf. figure 7.2(b)).

Les zones d'études choisies en fonction de leur intérêt thématique font l'objet d'une description

détailée dans l'annexe C et forment ainsi les 7 classes qui définissent les classifications. Elles sont présentées dans le tableau 7.1 qui donne de plus une estimation empirique des surfaces occupées par chacune d'elles.

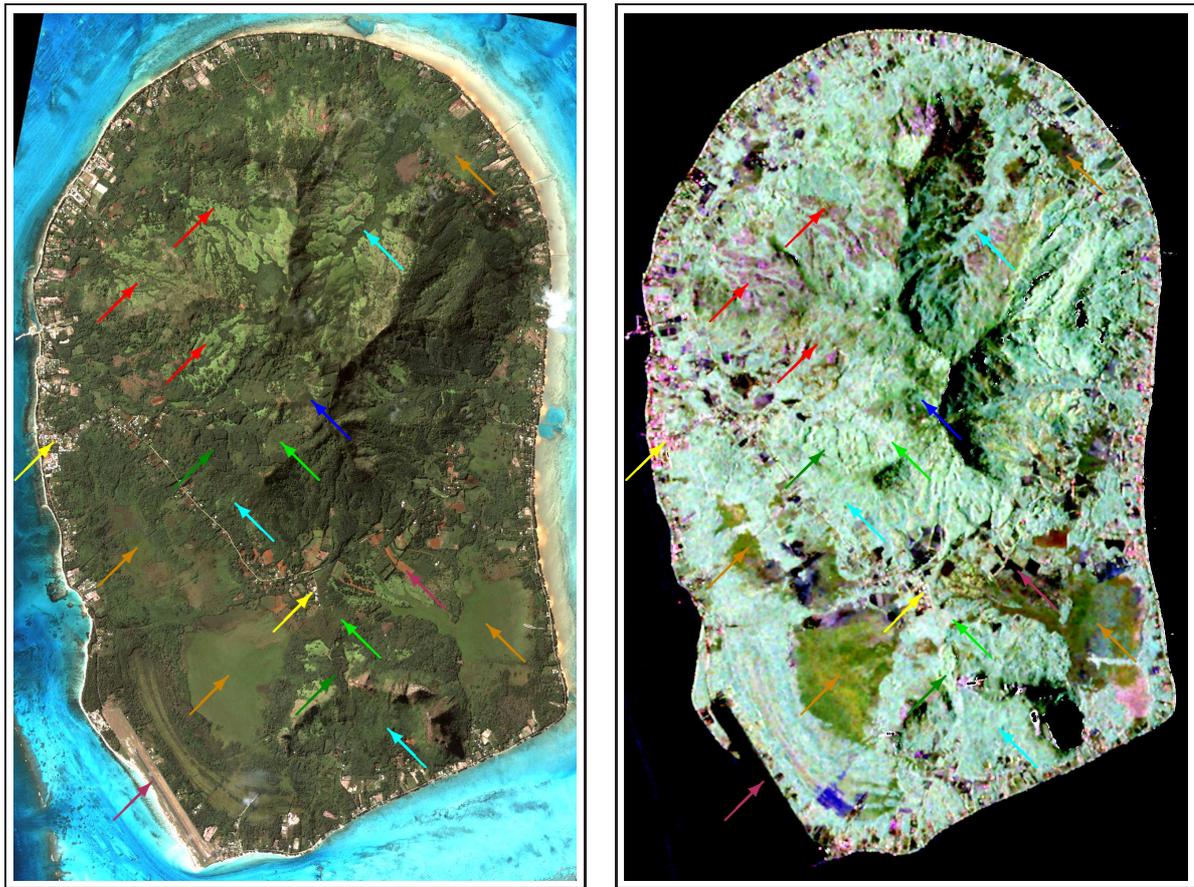
Type de classe	Nom de la classe	Pourcentage de couverture	# de points d'entraînement	# de points de contrôle
Forêts	Pinus	13%	3000	5000
	Falcata	7%	2000	2000
	Purau	26%	3000	5000
	Goyavier	<1%	500	500
Végétations rases	Landes à fougères	42%	2000	2500
	Marais	5%	2000	5000
Sols nus, routes	Sols nus	5%	2000	5000

TAB. 7.1 – Occupation du sol de l'île de Tubuai pour les classes étudiées.

Notre étude se focalise ainsi principalement sur la discrimination de quatre espèces de forêts. Parmi celles-ci, seule celle appelée *Purau*, définissant les forêts mixtes composées essentiellement de *Purau*, fait partie des espèces indigènes. Le *Pinus*, le *Falcata* et le *Goyavier* font eux, partie des espèces introduites. La première l'a été dans un but initial d'exploitation du bois sans pourtant n'avoir jamais été exploité. En revanche, le *Falcata* a été implanté afin de stabiliser certains sols alors que le *Goyavier* fait lui parti des espèces invasives. Il est donc très intéressant de pouvoir estimer les surfaces occupées par ces différentes espèces de forêts. En outre, l'île présente d'autres couverts forestiers comme notamment le *Aito* (espèce indigène), mais en raison des faibles surfaces qu'il occupe, nous ne l'avons pas inclus dans notre étude.

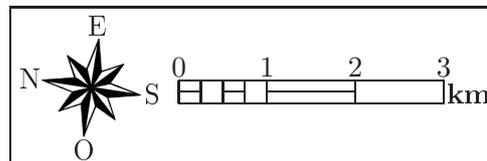
Par ailleurs, nous avons ajouté deux classes de végétation rase comme les *Landes à fougères* et les *Marais*, très présents sur Tubuai. Afin d'élargir le spectre des mécanismes de rétrodiffusion et d'enrichir la classification, nous avons enfin ajouté une classe *sols nus* composée principalement de sols agricoles et de routes, avec notamment la piste d'aéroport.

La combinaison de l'étude *in situ* de Tubuai de [Meyer, 2002], de la vérité terrain qui a eu lieu en 2005, ainsi que l'aide de quelques compositions colorées faites à partir des données Quickbird et AIRSAR, nous a permis de définir différentes régions d'intérêt pour chaque classe d'études. Après avoir éliminé les effets de bord possibles, ainsi que d'éventuels effets du relief, nous obtenons des surfaces



(a) Composition colorée en couleurs vraies d'une mosaïque composée des 2 acquisitions Quickbird.

(b) L_{hh} L_{hv} C_{vv}



- | | | | |
|---------------------|-----------|------------|------------------|
| → Pinus | → Falcata | → Purau | → Goyavier |
| → Landes à fougères | → Marais | → Sols nus | → Zones urbaines |

FIG. 7.2 – Localisation des différentes classes d'études.

comprises entre 750 m^2 et $225\,000 \text{ m}^2$, avec une moyenne d'environ $11\,300 \text{ m}^2$ (*i.e* respectivement 30, 9000 et 450 pixels des données AIRSAR). Nous avons alors divisé aléatoirement chaque région d'intérêt en 2 afin de définir un jeu de points d'entraînement et un jeu de points de contrôle qui sont données dans le tableau 7.1.

En raison d'un temps de calcul très important de l'algorithme SVM, nous avons réduit autant que possible le nombre de points d'entraînement et de contrôle, ces derniers étant toutefois plus nombreux afin d'avoir des statistiques de classification les plus réalistes possibles. On peut noter une différence de nombre de points entre les classes, avec notamment le *Goyavier* peu présent (bien qu'ayant tendance à

se développer) par opposition aux classes de *Purau* ou *Landes à fougères* s'étendant sur de plus vastes surfaces.

7.3 Données utilisées

Afin d'évaluer l'apport de la polarimétrie pour la cartographie du couvert végétal en milieu tropical, nous avons utilisé les données radar pleinement polarimétriques aéroportées acquises le 6 août 2000 par le capteur AIRSAR. D'autre part, deux scènes optiques satellitales Quickbird, acquise le 7 Juin et 13 Août 2004 (10h08 heure locale), ont également été mises à notre disposition par le service de l'urbanisme du Territoire de Polynésie française.

7.3.1 Quickbird

Les 2 acquisitions issues du capteur Quickbird sur l'île de Tubuai sont chacune orthorectifiées et géoréférencées (ellipsoïde WGS84 avec une projection UTM en Zone 6 Sud.) et la figure 7.3 représente une mosaïque de celles-ci (dans le but délimiter les zones nuageuses). D'une résolution de 2m40, ces données ont été d'une grande aide pour déterminer et délimiter les zones d'intérêts.

7.3.2 Airsar

Les données AIRSAR ont été acquises par le JPL le 6 Août 2000 en bande C ($\lambda = 5,7cm$), L ($\lambda = 24cm$) et P ($\lambda = 70cm$) (de fréquence respective 5,29GHz, 1,24 GHz et 0,43 GHz). Les bandes L et P sont acquises dans le mode pleinement polarimétrique (POLARSAR), alors que la bande C n'est acquise qu'en mode interférométrique (TOPSAR), en polarisation vv , fournissant ainsi un MNT.

Les données pleinement polarimétriques sont délivrées calibrées sous la forme de la matrice de Stokes compressée au format MLC (Multi Look Complex), [Dubois *et al.*, 1989]. Chaque bande admet une résolution distale de 5,5m et une résolution azimutale de 10,8m, 13,5m et 31,5m, respectivement pour les bandes C, L et P. La taille de pixel est de $5 \times 5m^2$. L'angle d'incidence de chaque scène varie entre 26° et 62° .

Nous avons légèrement ajusté la calibration de la différence de phases des données pleinement polarimétrique, de façon à obtenir $\varphi_{hh-vv} \approx 0$ sur la mer, suivant la méthode de [Zebker *et al.*, 1987]. Une composition colorée de la scène d'étude est représentée sur la figure 7.4(a) combinant les bandes L et C.

Comme l'île n'est présente que sur une portion de la scène acquise, elle admet un angle d'incidence

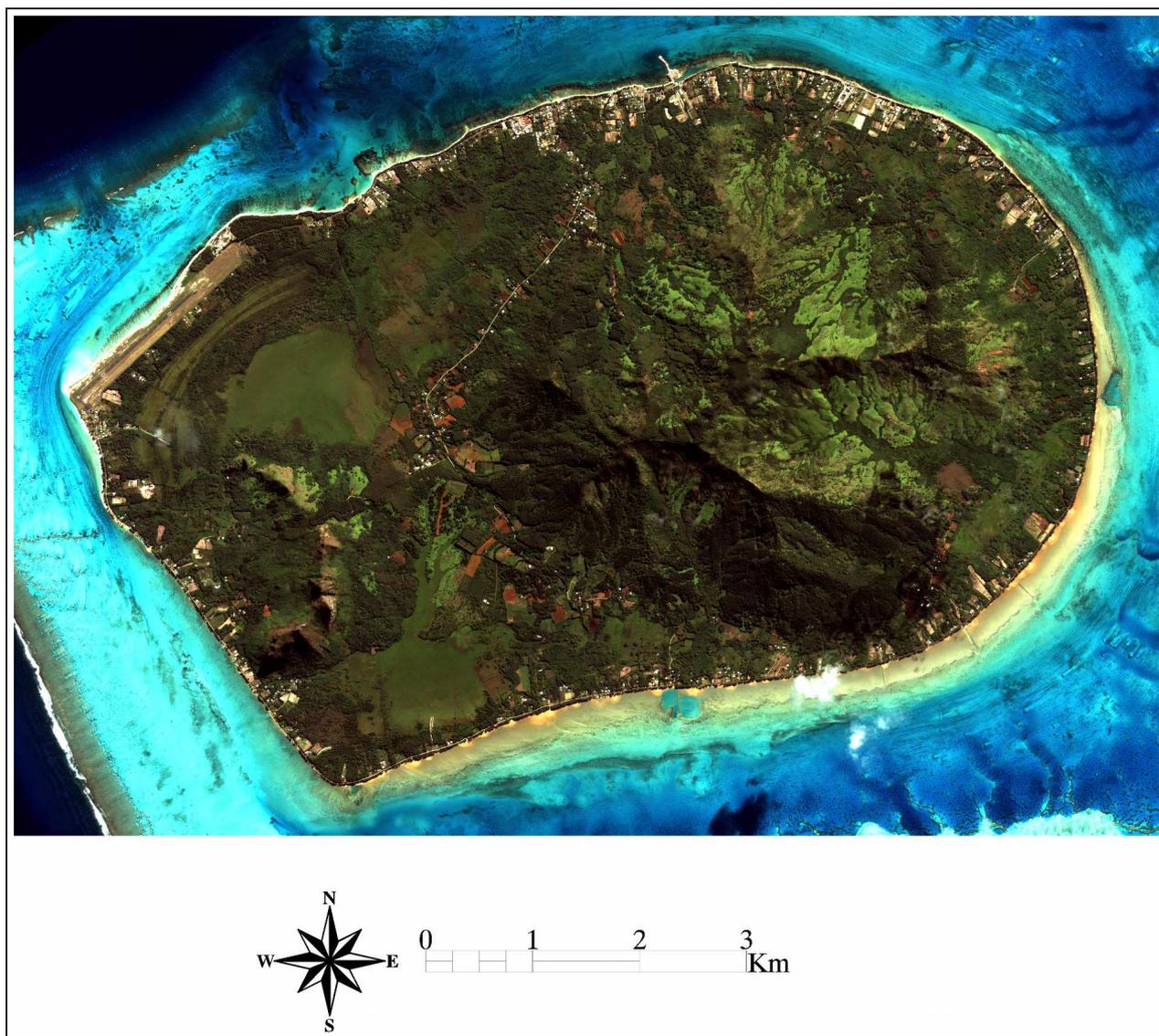


FIG. 7.3 – Mosaïque des acquisitions Quickbird du 7 Juin et 13 Août 2004 (10h08 heure locale), en composition colorée "couleurs vraies".

compris entre 43° et 62° , comme on peut le voir sur la figure 7.4(b) qui représente l'angle d'incidence mesuré lors de l'acquisition des données. En raison de la présence de quelques zones de grandes pentes, on notera dès à présent la présence de zones d'ombre (comme sur les flèches bleues) autour desquelles on retrouve un angle d'incidence très élevé ($\approx 70^\circ$), pour lesquelles nous ne tirerons aucune conclusion dans l'analyse des indices polarimétriques ainsi que dans celui des classifications. Par ailleurs, bien qu'on peut noter une variation d'incidence moyenne allant de 5° à 15° , respectivement pour les classes *sols nus* et *landes à fougères*, modifiant ainsi dans une certaine mesure leurs propriétés de rétrodiffusion, celle-ci aura une influence moindre d'une part en raison d'une prédominance des classes de forêts qui y

son moins sensible et d'autres part du fait que les autres classes présentent des structures géométriques très distinctes.

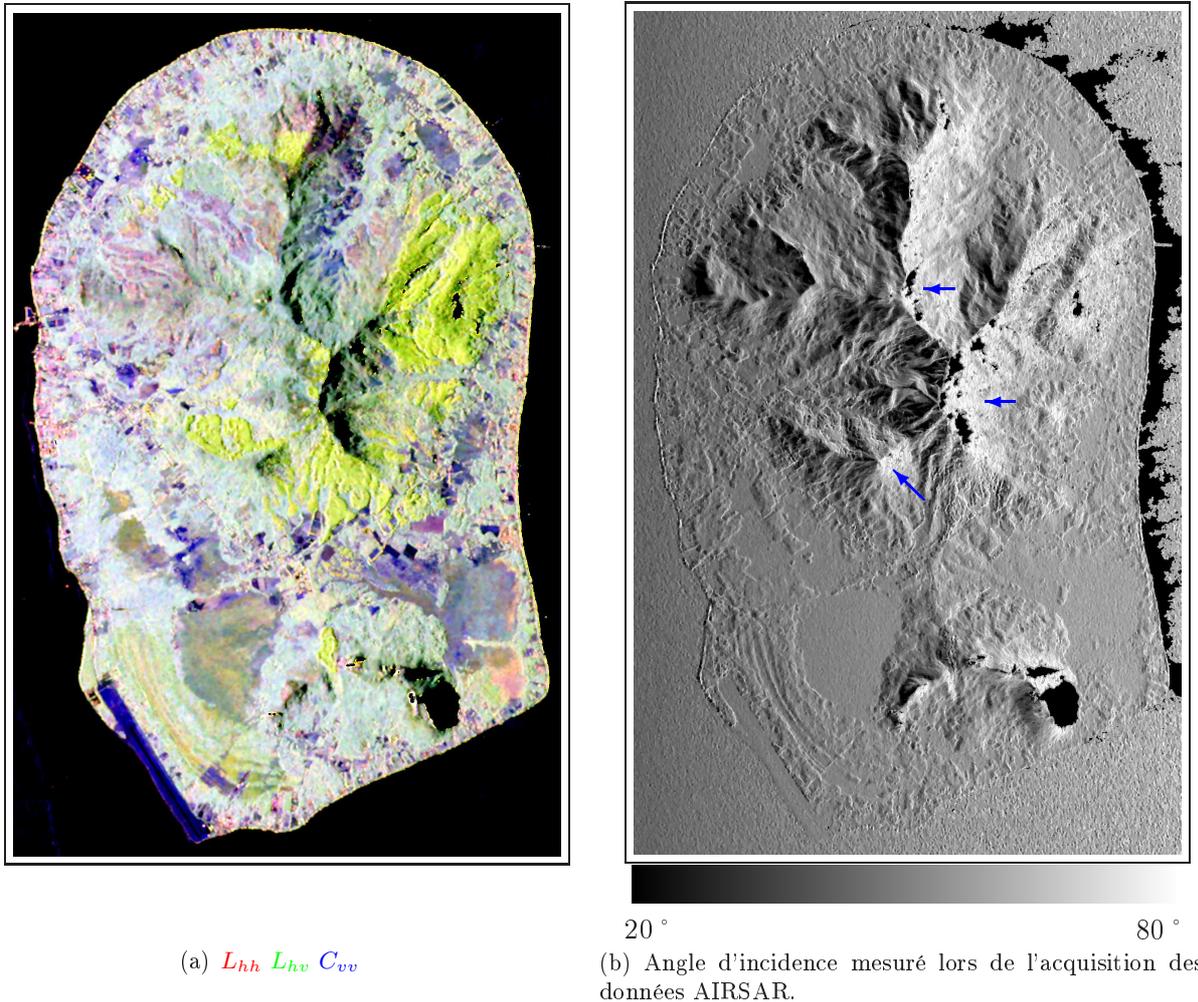


FIG. 7.4 – Composition colorée des données AIRSAR, et angles d'incidences mesurés lors de l'acquisition.

7.3.3 Traitements des données

Comme nous l'avons vu, les indices polarimétriques incohérents nécessitent d'être calculés sur un voisinage de pixels. Différentes études comme [Touzi *et al.*, 1999] et [Lopez-Martinez *et al.*, 2005], ont montré qu'il est indispensable de calculer certains indices polarimétriques incohérents sur un nombre assez important de pixels indépendants afin de ne pas biaiser les résultats, comme les paramètres $H/A/\alpha$ ou les degrés de cohérence.

Nous avons donc choisi d'extraire l'ensemble des indices polarimétriques avec une fenêtre de calcul 5×5 sur les données préalablement filtrées par un filtre de Lee (cf. §3.5.4) de fenêtre 5×5 et dont le nombre de vues *a priori* a été paramétré à 6 vues.

Chapitre 8

Illustrations d'indices et de décompositions polarimétriques sur la zone étudiée

Ce chapitre présente les illustrations des indices et décompositions polarimétriques les plus marquantes sur l'île de Tubuai, permettant ainsi de donner un aperçu du potentiel de chacun d'eux, en allant des indices cohérents (paramètres d'Euler) vers les indices incohérents.

L'ensemble des indices polarimétriques (sauf exception annoncée) a été calculé avec une fenêtre de calcul 5×5 sur les données préalablement filtrée par un filtre de Lee (cf. §3.5.4) de fenêtre 5×5 et dont le nombre de vue *a priori* a été paramétré à 6 vues.

8.1 Paramètres d'Euler

Les paramètres d'Euler (3.6.1) sont initialement extraits à partir de S , mais dans le cadre de nos données, nous avons utilisé la méthode proposée par [Laurent *et al.*, 1995] pour construire les paramètres d'Euler à partir d'une représentation incohérente de l'information polarimétrique. Cette méthode est déduite de la paramétrisation de Huynen de la matrice de Mueller en fonction des 5 paramètres d'Euler, [Huynen, 1970].

On montre alors, [Laurent *et al.*, 1995], que la matrice de Mueller M est obtenue en appliquant 3

rotations successives de la matrice canonique $[M_{2\gamma}]$ (fonction de m et γ) :

$$M = O_{2\phi_m} O_{2\tau_m} O_{2\nu} [M_{2\gamma}] O_{2\nu}^{-1} O_{2\tau_m}^{-1} O_{2\phi_m}^{-1} \quad (8.1)$$

où $O_{2\phi_m}$, $O_{2\tau_m}$ et $O_{2\nu}$ représentent les opérateurs linéaires de rotation, respectivement de $2\phi_m$, $2\tau_m$ et 2ν . L'exposant $^{-1}$ représente, lui, la matrice inverse de l'élément considéré.

En partant de M , et par rotations successives on en déduit les 5 paramètres d'Euler, comme il est détaillé dans [Laurent *et al.*, 1995].

L'observation des 5 paramètres d'Euler (ϕ_m , τ_m , ν , γ et m) montre un résultat général très bruité pour ϕ_m , ν et γ et de façon plus modérée pour τ_m . Le paramètre de puissance rétrodiffusée m présente, quant à lui, une réponse très fortement corrélée au *span* (comme nous pouvions nous y attendre (cf. figure 8.1) montrant ainsi une bonne discrimination des surfaces observées.

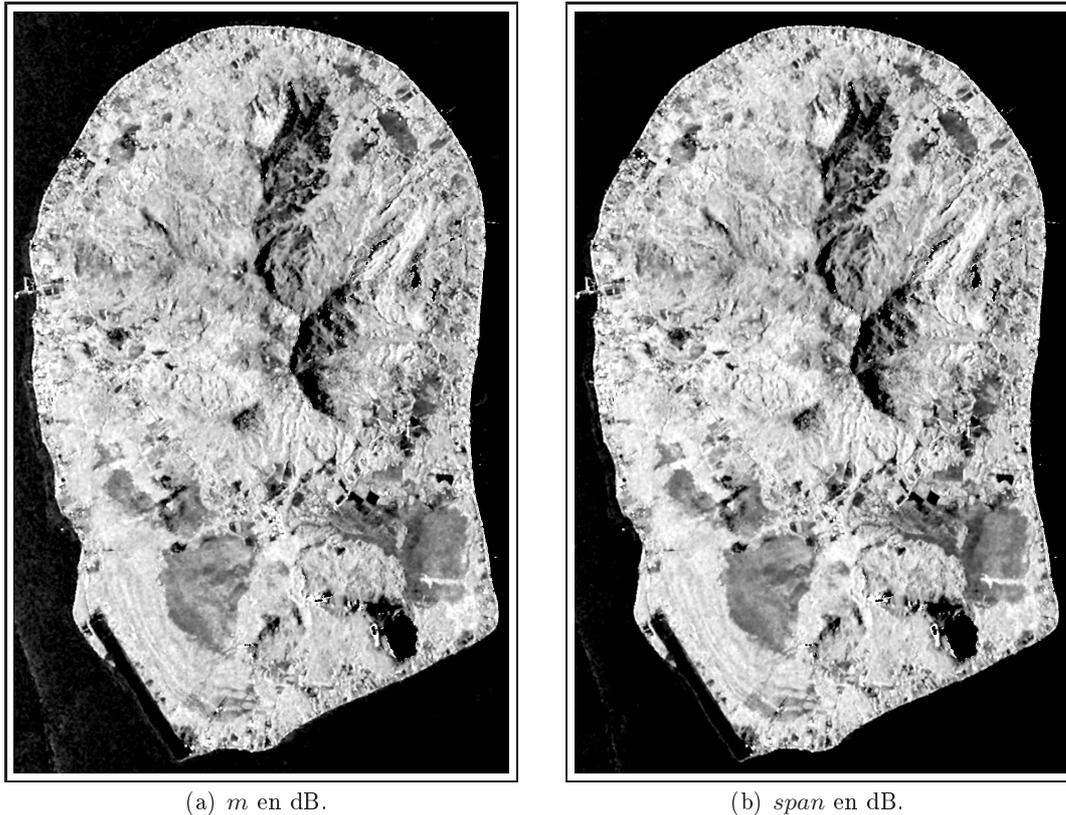


FIG. 8.1 – Comparaison entre le paramètre d'Euler m en (a) et du *span* en (b).

Ainsi, pour faciliter l'interprétation, nous avons généré une composition colorée en *teinte luminance*, proche de [Imbo et Souyris, 2000]. Le canal de teinte correspond au paramètre d'Euler considéré et la luminance est déterminée par $1-H$, où H représente l'entropie de la scène. A chaque pixel est

associée une saturation maximum. Les zones de fortes entropies (information polarimétrique dégradée) apparaîtront donc très sombres. Les figures 8.2(a), 8.2(b), 8.2(c) et 8.2(d) présentent les paramètres d'Euler respectivement ϕ_m , ν , γ et τ_m .

Le paramètre ϕ_m permet de discriminer assez fortement le type de sol : les réflexions simples, comme sur la mer, la piste d'aéroport (flèche verte), ou encore les sols agricoles qui rétrodiffusent peu, apparaissent en rouge ($\phi_m \approx \frac{\pi}{2}$). Celui-ci, associé à l'ellipticité correspondante, $\tau_m \approx 0$, définit l'état de polarisation *COPOL - MAX*, et confirme bien la prédominance de la polarisation vv sur une surface rugueuse (cf. signature polarimétrique d'une diffusion de Bragg, tableau B.1). Une analyse similaire pour les zones urbaines montre un état associé *COPOL - MAX* favorisant les polarisations circulaires (cf. signature polarimétrique d'un dièdre, tableau B.1) ($\phi_m \approx 0$, $\tau_m \approx \frac{\pi}{4}$). Les zones présentant une végétation peu dense, comme les landes à fougères, se différencient par une couleur dans les tons jaunes. Enfin, on remarque une réponse très marquée de la zone située dans le cercle rouge de la figure 8.2(a), quel que soit le paramètre d'Euler considéré. Elle semble montrer une réponse caractéristique des doubles réflexions ($\phi_m \approx \frac{\pi}{2}$ et $\tau_m \approx \frac{\pi}{4}$ *i.e* une polarisation circulaire ou $\tau_m \approx 0$ *i.e* une polarisation vv).

A la différence de ϕ_m , le paramètre ν , présente une réponse globalement proche de 0 sur les sols nus, les landes à fougères ou la mer, comme on pouvait s'y attendre, tout comme les réflexions doubles qui apparaissent de façon très marquées en rouge ($\nu \approx \frac{\pi}{4}$). Enfin, on observe une réponse assez variable dans les zones marécageuses (cercles vert et bleu) peut-être due à une variation d'humidité du sol, à un changement de type de végétation ou plus probablement à un changement d'incidence (on observe ici une incidence allant de 51° à 58°), rendant délicat toute interprétation.

Le résultat obtenu pour γ est assez peu discriminant. La réponse varie de l'orange (sol nu) au rouge (zones urbaines et landes à fougère) ce qui est conforme à l'interprétation de ce paramètre ($\gamma = \frac{\pi}{4}$ pour les doubles et simples réflexions), toutefois moins pour les landes à fougères reflétant peut-être une pénétration importante de l'onde sur ce type de couvert végétal. Enfin, une des seules zones présentant une valeur de γ faible, représentative d'un fil rectiligne correspond à la zone incluse dans le cercle rouge de la figure 8.2(d) qui serait *a priori* une zone marécageuse à herbes hautes.

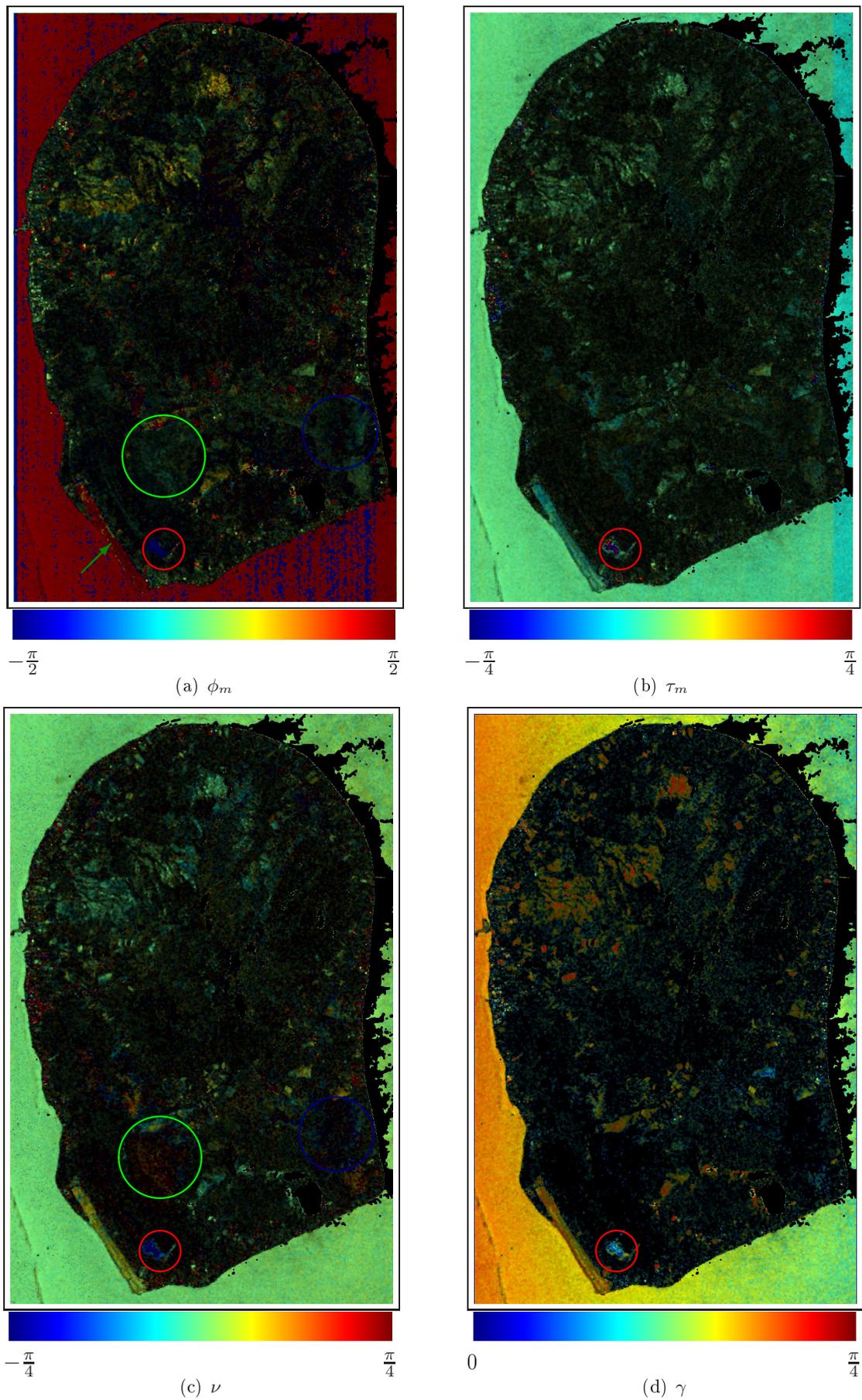


FIG. 8.2 – Paramètres d'Euler considérés en teinte (ϕ_m en (a), τ_m en (b), ν en (c) et γ en (d)) et $1-H$ en luminance.

8.2 Extrema de polarisation

La figure 8.3 qui représente le rapport entre I_{min} sur I_{max} , montre bien l'intérêt de ce type d'analyse. En effet on remarque que ce rapport est proche de 1 sur des cibles très dépolarisantes comme la forêt qui n'admettent pas de polarisations privilégiées. En revanche, moins la cible est dépolarisante et plus celle-ci à un comportement polarimétrique typique, ce qui se manifeste par un faible rapport entre les extremas de polarisations. On obtient ainsi, pour la forêt, des sols nus et des réflexions doubles urbaines, des valeurs respectivement d'environ 0,82, 0,67 et 0,32.

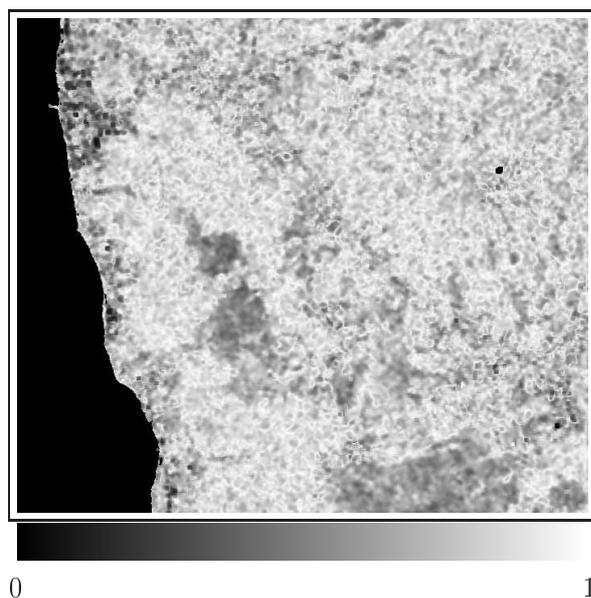


FIG. 8.3 – $\frac{I_{min}}{I_{max}}$ de l'île de Tubuai pour la bande L.

8.3 Décomposition de la base de Pauli et de la base Lexicographique

Les figures 8.4(a) et 8.4(b) représentent respectivement la décomposition de Pauli ($|S_{hh} - S_{vv}|$, $|S_{hv}|$, $|S_{hh} + S_{vv}|$) et la décomposition selon les 3 polarisations linéaire "standard" ($|S_{hh}|$, $|S_{hv}|$, $|S_{vv}|$) sur l'île de Tubuai en bande L^a. Comme on peut le voir sur celles-ci, la scène présente des réponses très variées suivant la surface observée, et montre ainsi le grand potentiel des données radar polarimétriques.

L'habitat urbain, localisé sur la côte, comme la zone située dans le cercle noir, apparaît en rouge, caractéristique des réflexions doubles induisant une forte contribution d'une part, de la composante de

^a Appliquées aux données brutes.

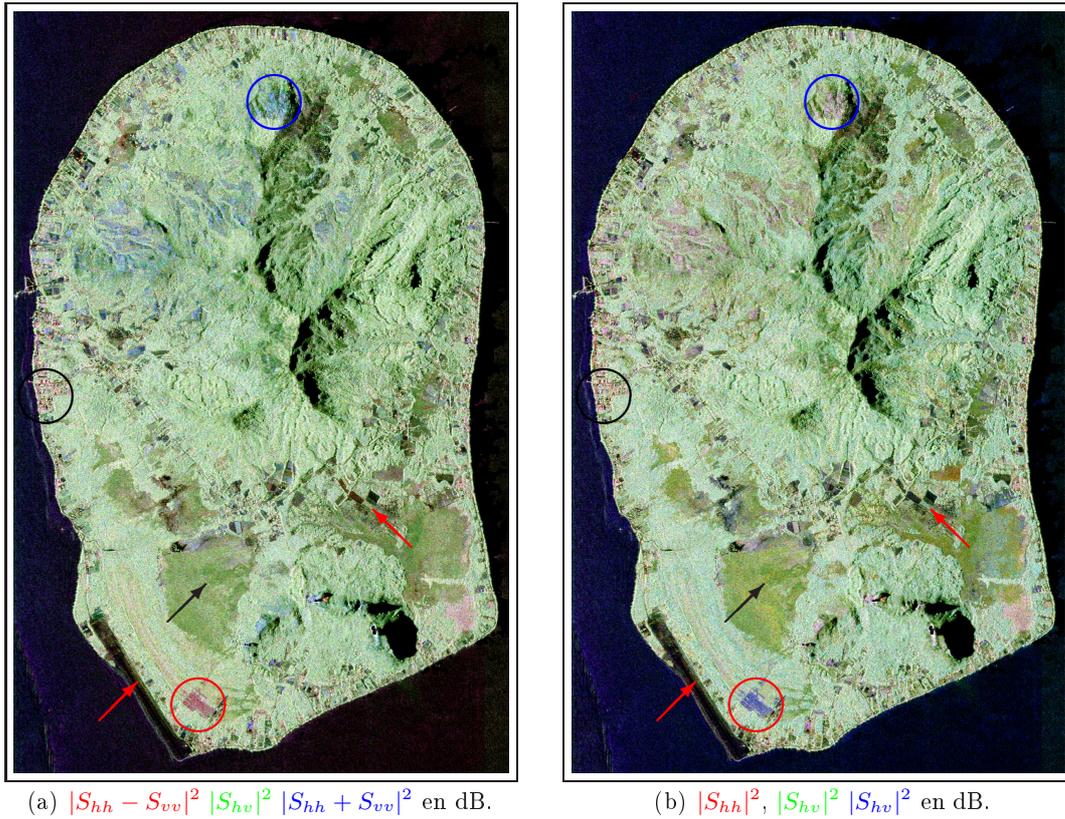


FIG. 8.4 – Compositions colorées en bande L, appliquées sur les données brutes, dans la base de **Pauli** en (a) et dans la base **Lexicographique** en (b).

réflexion double de la base de Pauli $|S_{hh} - S_{vv}|$ (cf. 3.6.2) et d'autre part, de la composante $|S_{hh}|$ (cf. signature polarimétrique du dièdre diélectrique du tableau B.1). On y distingue aussi très facilement la piste d'aéroport ou les sols nus, caractérisés par les réflexions simples (flèches rouges) montrant une prédominance d'une part, de la composante de réflexion simple de la base de Pauli $|S_{hh} + S_{vv}|$ (cf. 3.6.2) et d'autre part, de la composante $|S_{vv}|$ (cf. signature polarimétrique du modèle de Bragg du tableau B.1). Les zones marécageuses et des landes à fougères (respectivement sur la flèche noire et le cercle bleu) sont aussi très bien discriminées. On remarque bien sur l'omniprésence de forêt qui apparaît en vert caractéristique d'une forte diffusion de volume induisant une forte contribution de $|S_{hv}|^2$ (cf. signature polarimétrique d'un dièdre orienté à 45° du tableau B.1).

La comparaison entre ces deux compositions colorées montre globalement une grande similitude. Toutefois, on peut noter quelques différences significatives, principalement sur les surfaces présentant une végétation peu dense. Les landes à fougères, par exemple, apparaissent bleutées sur la décomposition de Pauli montrant une prédominance de la composante $|S_{hh} + S_{vv}|$ alors qu'elles apparaissent en rose sur la composition colorée ($|S_{hh}|$, $|S_{hv}|$, $|S_{hv}|$) montrant une très légère prédominance de $|S_{hh}|$. On

observe le phénomène inverse sur la zone incluse dans cercle rouge des figures 3.6.2 et 8.4(b) (*a priori* une zone marécageuse à herbes hautes).

Ces différences observées nous semblent explicables par des différences de pénétrations de l'ondes en fonction de la structure de la végétation observée, en conjonction avec le fait que la décomposition de Pauli caractérise les réflexions simples et doubles par le déphasage entre les composantes hh et vv , contrairement aux "simples" intensités hh , hv et vv .

Nous venons de voir l'illustration de décompositions cohérentes qui sont par nature apparues très bruitées en raison de la prédominance de surfaces naturelles sur l'île de Tubuai. Nous allons maintenant présenter différents indices polarimétriques incohérents qui sont eux beaucoup plus adaptés aux surfaces étudiées (cf. §3.5). On notera par ailleurs que la décomposition de Pauli peut très bien s'appliquer à une analyse cohérente comme nous allons le voir.

8.4 Degré de cohérence des polarisations croisées

Comme le montre les figures 8.5(a) et 8.5(b), présentant respectivement $|\rho_{hh-hv}|$ et $|\rho_{vv-hv}|$, la réponse obtenue est très bruitée, faisant même apparaître ce qui semble être des défauts d'acquisition sous la forme de bande verticale sur la mer. De plus, on voit que la corrélation entre les polarisations hh et hv d'une part, et vv et hv d'autre part, est particulièrement faible sur les surfaces naturelles contrairement aux zones urbaines, ce qui est conforme à la réponse attendue pour des surfaces présentant une symétrie azimutale (cf. équation 3.48, [Nghiem *et al.*, 1992]). On peut cependant noter des valeurs relativement élevées sur $|\rho_{hh-hv}|$.

8.5 Décompositions de Huynen et Barnes

La décomposition de Huynen est l'une des premières à avoir été publiée, [Huynen, 1970]. Elle est basée sur la dichotomie de la matrice de cohérence (aussi applicable à toute représentation incohérente) en une partie complètement polarisée et une partie complètement dépolarisée de l'onde. Elle consiste à considérer que la composante dépolarisée de l'onde est invariante par rotation (surfaces observant une symétrie de rotation) autour de l'axe de visée. A partir de cette propriété, on en déduit la décompositions de Huynen, représentée par le vecteur \vec{k}_1^{pol} et les 2 décompositions de Barnes, représentées par les vecteurs \vec{k}_2^{pol} et \vec{k}_3^{pol} (cf. annexe D).

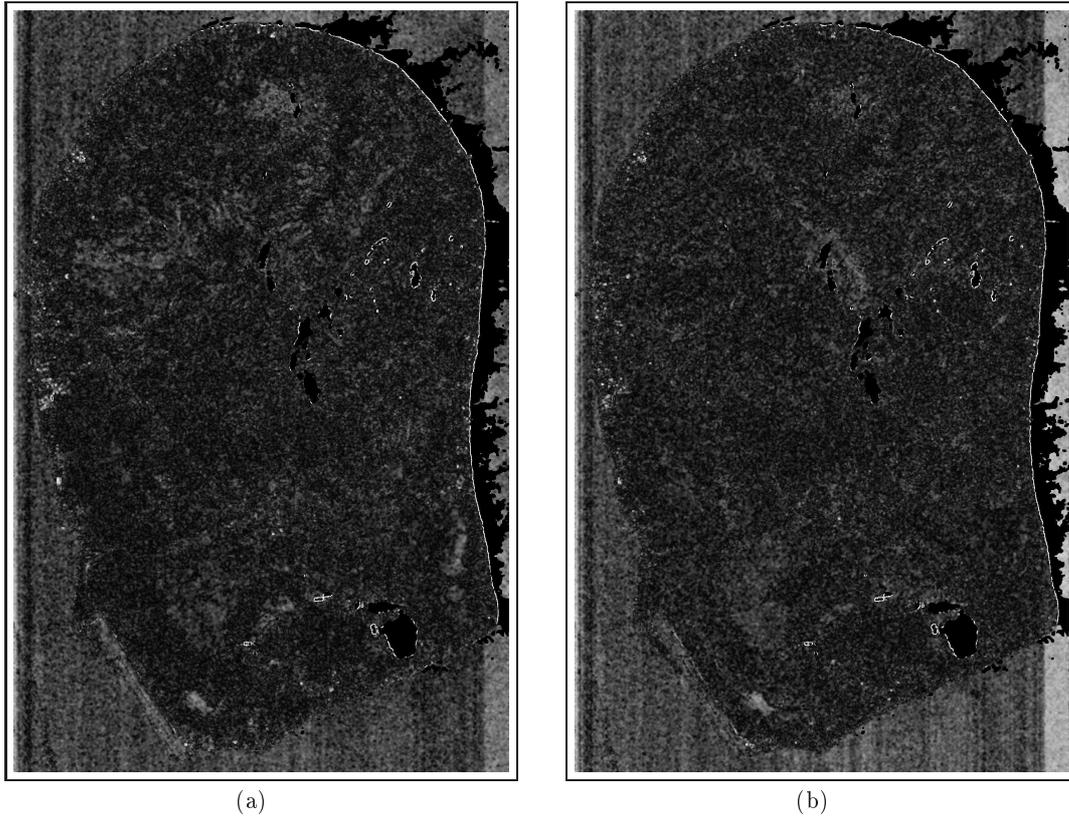


FIG. 8.5 – $|\rho_{hh-hv}|$ en (a) et $|\rho_{vv-hv}|$ en (b).

Les figures 8.6(a) et 8.6(b) représentent les composantes de la base de Pauli de la partie polarisée de l'onde correspondant respectivement aux vecteurs \vec{k}_1^{pol} et \vec{k}_2^{pol} . La représentation de la deuxième décomposition de Barnes, relative au vecteur \vec{k}_3^{pol} , n'est pas représentée car elle présente un résultat presque identique au vecteur \vec{k}_2^{pol} .

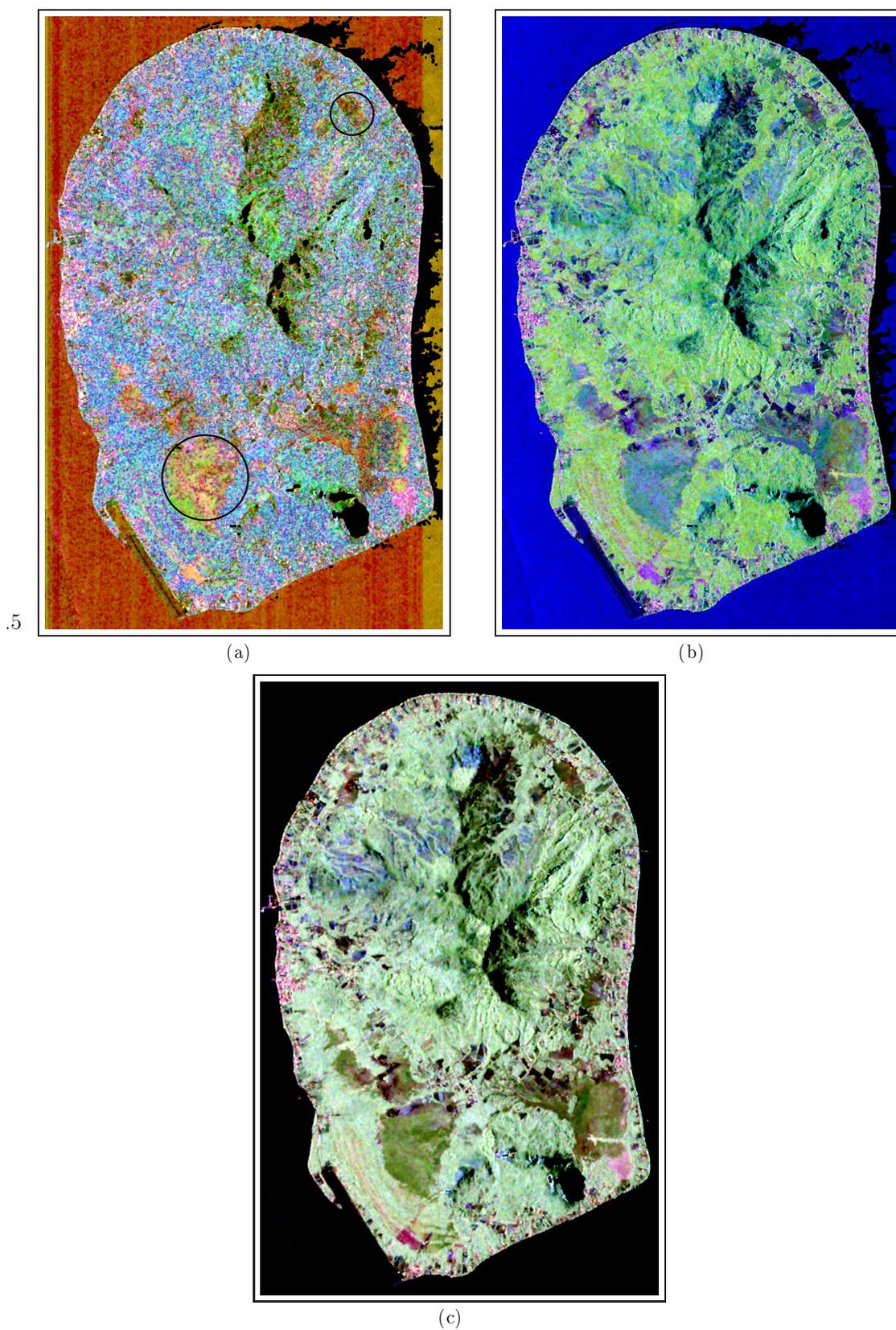


FIG. 8.6 – Décomposition de type Huynen : représentation des composantes des vecteurs \vec{k}_{1P}^{pol} en (a) (Huynen), \vec{k}_{2P}^{pol} en (b) (Barnes 1). En (c) est représentée la décomposition de Pauli.
R=Réflexion paire **V**=réflexion de volume **B**=réflexion impaire.

Comme le montre la figure 8.6(a), le résultat obtenu par la décomposition de Huynen est d'une façon générale très bruitée, tout particulièrement sur les cibles très dépolarisantes comme la forêt. Cette décomposition est donc à privilégier dans le cas de cibles urbaines déterministes. Toutefois, on remarquera une discrimination très forte des zones marécageuses qui apparaissent en marron-orangé comme dans les cercles noirs.

Par ailleurs, la figure 8.6(b), qui représente une des décompositions de Barnes, caractéristiques de l'hélicité de la cible, affiche des résultats beaucoup moins bruités et montre finalement les mêmes tendances que la décomposition de Pauli (cf. figure 8.6(c)), bien qu'assez binaire et plus bruitée. Cette base qui semble a priori inadaptée aux cibles symétriques présente tout de même d'assez bons résultats.

8.6 Décomposition de Freeman/Yamaguchi

Les résultats obtenus par la décomposition de Freeman sur l'île de Tubuai en bande L, représentés par la figure 8.7(a) montrent dans l'ensemble une très bonne discrimination entre les trois mécanismes de rétrodiffusion. On note toutefois une réponse qui manque de nuances, un bleu très marqué sur la mer et une prédominance générale du mécanisme de réflexion double. De plus, certaines zones de l'image, correspondant à des zones marécageuses comme dans le cercle vert, ou ponctuellement à des zones de forêts montrent des pixels présentant uniquement une diffusion de volume, ce qui semble un peu réducteur.

Par ailleurs, l'amélioration apportée par le modèle de diffusion de volume de Yamaguchi, montre un résultat très nuancé sur la figure 8.7(b) mais finalement extrêmement proche de la décomposition de Pauli (cf. figure 8.6(c)).

On remarque l'importance du filtrage en comparant la décomposition de Pauli des données brutes de la figure 8.4(a) et celle des données filtrées 8.6(c). La discrimination des différentes surfaces est bien meilleure sur l'ensemble de l'île avec les données filtrées. On peut maintenant mieux différencier le *Pinus* qui apparaît plus jaunâtre (comme dans le cercle noir) que les autres espèces de forêts. Cette couleur montre une légère prédominance des doubles réflexions probablement liée à une densité du feuillage moins importante que les autres espèces de forêts favorisant ainsi ce type de réflexions.

De même, les zones marécageuses apparaissent plus nettement, en marron-vert comme le montre les flèches noires.

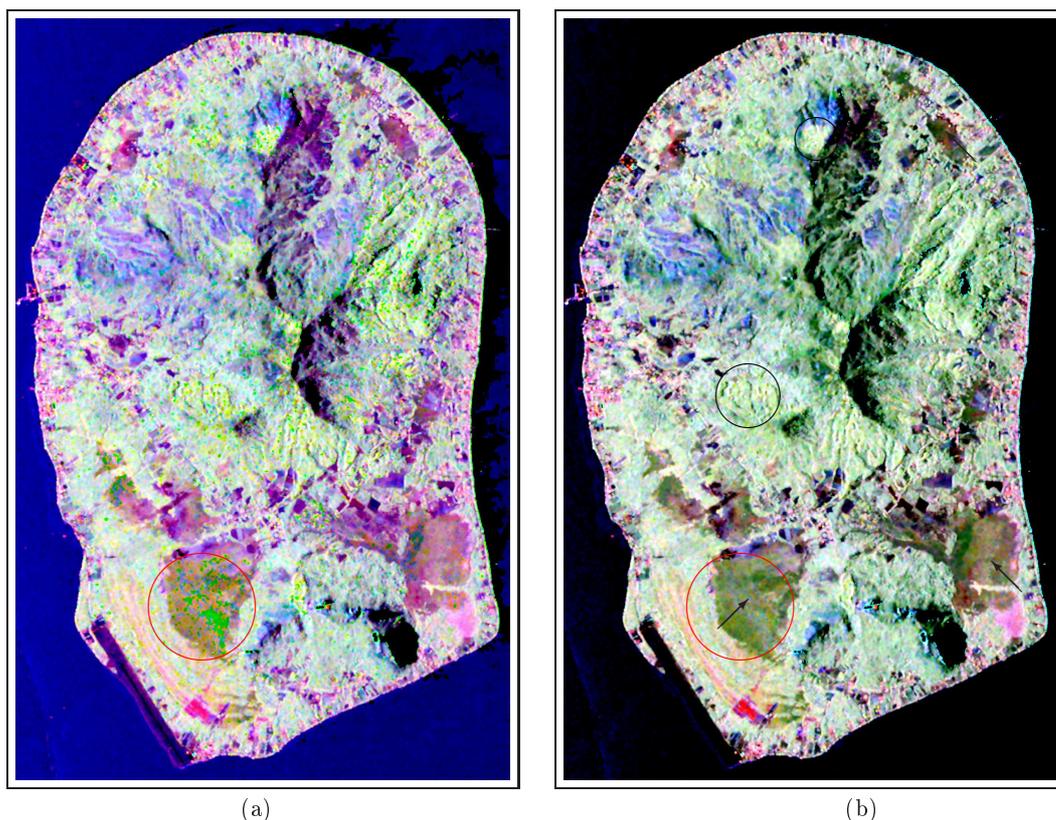


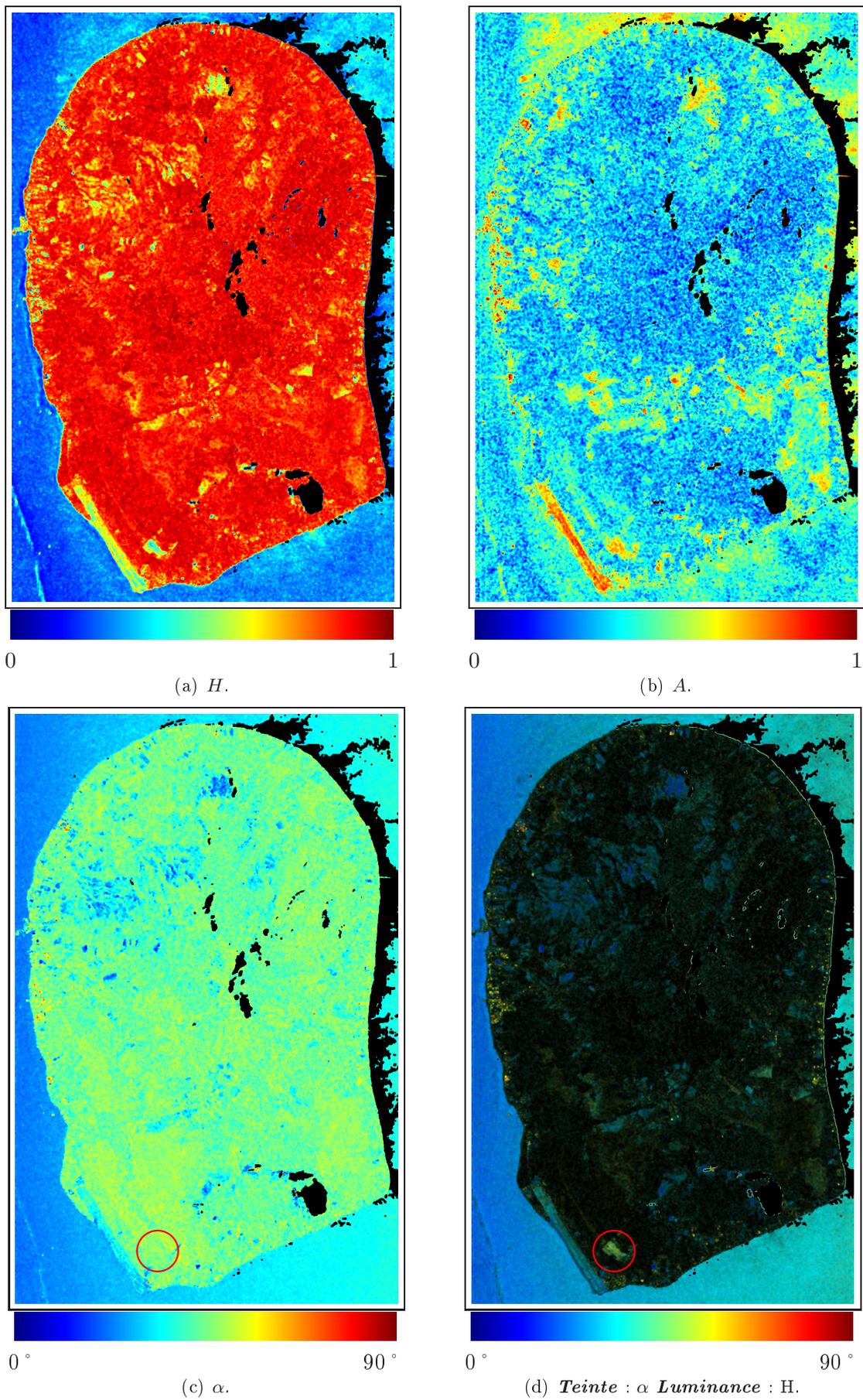
FIG. 8.7 – Décomposition de Freeman en (a) et affinée par le modèle de diffusion de Yamaguchi en (a). $\mathbf{R}=P_d$ $\mathbf{V}=P_v$ $\mathbf{B}=P_s$.

8.7 Décomposition algébrique : $H/A/\alpha$

Les différents paramètres de la décomposition $H/A/\alpha$, représentés sur la figure 8.8, permettent d'analyser les mécanismes de rétrodiffusions d'une cible en combinant l'information sur la dépolarisation de l'onde, donnée par le paramètre d'entropie H , le type de mécanisme moyen avec le paramètre α ainsi que leurs nombres avec la combinaison du paramètre d'anisotropie A .

Comme le montre la figure 8.8(a), l'ensemble de l'île présente une entropie assez élevée ce qui nécessite d'utiliser, comme pour les paramètres d'Euler, une représentation en teintes/luminance pour aider l'analyse des mécanismes de rétrodiffusions significatifs. Une synthèse de toutes ces informations est ainsi illustrée par les deux compositions colorées suivantes :

- La figure 8.8(d) représente le paramètre α en **teinte** et $1 - H$ pour la **luminance** ce qui permet d'observer le type de mécanisme de rétrodiffusion (réflexion simple, double ou de volume).
- La figure 8.9 représente en **teinte** la composition colorée formée par le nombre de mécanismes de rétrodiffusion ($\mathbf{R} : A(1 - H) \Rightarrow 1$ mécanisme principal et 1 secondaire, $\mathbf{V} : (1 - H)(1 - A) \Rightarrow 1$ mécanisme, $\mathbf{B} : HA \Rightarrow 2$ mécanismes équiprobables), et $H(1 - A) \Rightarrow 3$ mécanismes pour la

FIG. 8.8 – Décomposition H/A/ α .



Teinte	
R	$A(1 - H)$ 1 mécanisme principal et 1 secondaire
V	$(1 - H)(1 - A)$ 1 mécanisme
B	HA 2 mécanismes équiprobables
Luminance	
	$H(1 - A)$ 3 mécanismes équiprobables

FIG. 8.9 – Composition colorée illustrant le nombre de mécanismes à l'aide de la décomposition $H/A/\alpha$.

luminance. Cette composition colorée met en valeur le nombre de mécanisme de rétrodiffusion.

Le résultat obtenu permet de discriminer rapidement les différentes surfaces, comme par exemple la surface délimitée par le cercle rouge.

Les forêts sont maintenant grisées en raison d'une entropie élevée $H \approx 0,9$. Leurs valeurs d'anisotropie et de paramètre α viennent confirmer la prédominance d'une rétrodiffusion de volume, avec des valeurs respectives $A \approx 0$ et $\alpha \approx 45^\circ$.

En revanche, et très logiquement, la mer présente une entropie très faible $H < 0,3$, une anisotropie très bruitée et $\alpha \approx 30^\circ$ reflétant la prédominance d'un unique mécanisme de rétrodiffusion (dominante verte sur la figure 8.9) du type réflexion simple. On remarquera la variation de H et α sur la mer en fonction de l'angle d'incidence. On peut penser que pour des incidences plus importantes la mer se caractérise par une diffusion de Bragg prononcée, par opposition à une réflexion spéculaire pour de faibles incidences.

Les sols nus présentent une réponse typique des surfaces très rugueuses avec $H \approx 0,6$ et $\alpha \approx 36^\circ$. Ils montrent de plus, une anisotropie importante $A \approx 0,7$ indiquant la présence de deux mécanismes équiprobables, comme le montre la dominante bleue de la figure 8.9.

Les doubles réflexions en milieu urbain se distinguent très nettement par $H < 0,4$ et $\alpha \approx 55^\circ$. Par ailleurs, ces dernières ont une anisotropie très forte $A \approx 0,7$ montrant l'existence de 2 mécanismes : très certainement un mécanisme principal lié à la double réflexion et un secondaire lié à la réflexion simple. Ceci est confirmé par la dominante magenta à rouge de la figure 8.9.

Les landes à fougères montrent une entropie moyenne $H \approx 0,8$, avec $\alpha \approx 39^\circ$ témoignant d'une certaine diffusion de volume, mais probablement aussi d'un effet de surface lié à la pénétration de l'onde dans ce couvert végétal peu dense. En outre, certaines zones de landes à fougères, probablement plus clairsemées, qui présentent un angle d'incidence inférieur à 30° , observent une dominante verte sur la figure 8.9 traduisant la prédominance d'un unique mécanisme avec $H \approx 0,5$, $\alpha \approx 25^\circ$ et $A \approx 0,3$. On peut imaginer que l'incidence plus faible favorise une rétrodiffusion plus importante vers le capteur se ramenant plus au comportement observé sur la mer, avec toutefois une entropie plus forte.

Les zones marécageuses, quant à elles, présentent dans l'ensemble une entropie modérée $H \approx 0,87$, $\alpha \approx 47^\circ$ et $A \geq 0,6$ montrant une diffusion de volume prononcée, ainsi que la présence de 2 mécanismes équiprobables comme le montre la dominante bleue de la figure 8.9.

Enfin, la zone entourée en rouge montre un comportement typique d'une végétation présentant une orientation assez marquée avec $H \approx 0,5$, $\alpha \approx 47^\circ$ et $A \approx 0,7$. La dominante magenta de la figure 8.9 semble confirmer l'hypothèse d'une végétation à structure verticale comme l'analyse de la décomposition de Pauli ou encore comme certains paramètres d'Euler le laisse penser.

8.8 Conclusion

Comme nous l'avons vu sur les illustrations des différentes décompositions, la représentation de l'information polarimétrique soit de façon cohérente, soit selon une dichotomie incohérente entre la partie polarisée et la partie dépolarisée de l'onde ne permet pas une bonne discrimination des surfaces fortement dépolarisantes (exceptée la décomposition de Barnes un peu moins bruitée).

La représentation de l'information polarimétrique à partir d'un formalisme incohérent proposée par la décomposition $H/A/\alpha$ permet de décrire et analyser précisément les mécanismes de rétrodiffusion des surfaces naturelles, mais est moins adaptée à une représentation synthétique de l'information polarimétrique sous la forme d'une unique composition colorée.

Pour cela, la décomposition de Pauli a donné les résultats les plus riches parmi les représentations testées et s'avère être un très bon outil pour évaluer le potentiel polarimétrique d'une scène d'étude. De plus, celle-ci de part sa décomposition suivant une base orthogonale, permet de représenter l'information

polarimétrique sans hypothèse restrictive comme le fait, par exemple, la décomposition de Freeman ou de Yamaguchi.

Chapitre 9

Résultats des classifications SVM

Ce chapitre présente l'ensemble des résultats obtenus à partir des différentes classifications SVM, en commençant par une étude sur la sensibilité des classifications SVM au choix du noyau et du paramètre de coût. Nous allons ensuite valider la pertinence de cet algorithme par rapport à la méthode de classification basée sur la distribution de Wishart, pour alors évaluer les différents indices polarimétriques pour la classification. Il se termine par une comparaison des résultats obtenus entre les différents modes de polarimétries partielles.

La performance des classifications est évaluée à partir de la Précision Moyenne (PM), c'est à dire la moyenne des pixels correctement classés (exprimés en pourcentage) pour chaque classe ([CCRS, 2008]). Ce paramètre a été préféré à la Précision Globale qui calcule le rapport de l'ensemble des pixels correctement classés sur le nombre total de pixels des classes de contrôle. En effet La Précision Moyenne est plus adaptée à la prise en compte de la capacité d'une classification de détecter différentes classes quand celles-ci présentent des tailles très variées, telles que sur le site d'étude de Tubuai.

L'exemple de la matrice de confusion donnée au tableau 9.1 montre bien l'intérêt d'utiliser la Précision Moyenne dans le cas de ces 2 classes A et B, de population respective 90 et 10.

En effet, 88 pixels de la classe A ont été correctement classés et 2 points estimés à tort d'appartenir à la classe B, alors que 1 seul point de la classe B est bien classé pour 9 pixels attribués à tort à la

	A	B
A	88	9
B	2	1

TAB. 9.1 – Matrice de confusion illustrant l'intérêt d'utiliser la Précision Moyenne (PM).

classe A. Dans ce cas, la Précision Globale égale 89%, et la Précision Moyenne égale 54%, cette dernière révélant bien mieux la maigre performance de la classification pour la détection des 2 classes.

9.1 Sensibilité des SVM aux choix du noyau et au paramètre de coût

Le choix du noyau et du paramètre de coût dépend intrinsèquement des données utilisées, tant par l'hétérogénéité des différentes primitives que par leur niveau de bruit. Il est donc important d'évaluer l'impact de ces paramètres sur les résultats de classification.

Pour cela, nous avons procédé de façon empirique en calculant la Performance Moyenne de chaque classification en faisant varier les différents paramètres (noyau et coût) suivant des intervalles donnés.

Afin d'évaluer l'influence du nombre de primitives sur le choix des paramètres du noyau et du coût, nous avons comparé les résultats obtenus d'une part avec le vecteur V_{wish} contenant les $N = 9$ éléments de la matrice de cohérence (3 éléments réels diagonaux et les parties réelles et imaginaires des 3 éléments non diagonaux), et d'autre part à partir d'un vecteur composé des 45 premières primitives V_{45p} du tableau 9.7. Ces résultats concernent les données acquises en bande L.

9.1.1 Noyau Linéaire $K(a, b) = \langle a, b \rangle$

Que ce soit pour la configuration V_{wish} ou V_{45p} , la courbe représentée sur la figure 9.1 montrant l'influence du coût pour le noyau linéaire ne montre aucune influence significative. Néanmoins, on

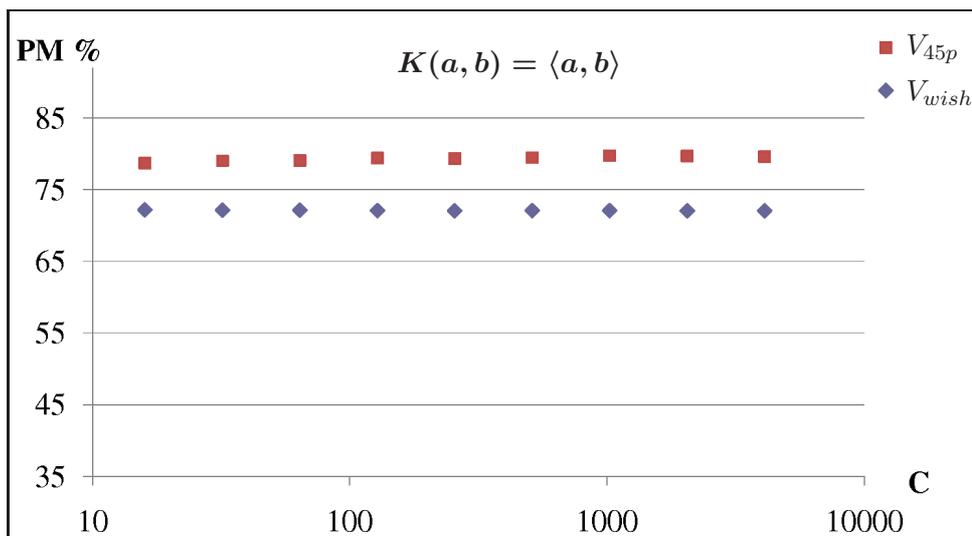


FIG. 9.1 – Noyau linéaire $K(a, b) = \langle a, b \rangle$: Précision Moyenne de classification (%) en fonction de C pour les configurations V_{wish} et V_{45p} .

observe de meilleurs résultats avec la configuration comportant 45 primitives ce qui fera l'objet d'une analyse plus détaillée dans le §9.3.

9.1.2 Noyau Polynomial $K(a, b) = (\alpha \langle a, b \rangle + \beta)^d$

L'analyse de l'influence des paramètres du noyau polynomial pour la configuration V_{wish} débute par l'influence du paramètre de coût en combinaison du degré d de ce noyau ($\alpha = \beta = 1$ correspondant aux paramètres de base de ce noyau), illustrée par la figure 9.2(a). On observe ainsi une augmentation de la Précision Moyenne avec d avec un écart approchant 13% à coût constant. En revanche le coût n'a qu'une faible influence sur la Précision Moyenne avec environ 3% d'amélioration quand C augmente (à degré constant).

Afin d'affiner le comportement du noyau polynomial, nous avons évalué l'influence des paramètres α et β avec $C = 4$ et $d = 3$, ces derniers présentant une Précision Moyenne de 79% intermédiaire aux extrema de l'analyse précédente ($PM \in [72\%, 86\%]$). On observe une influence importante du paramètre α d'autant plus grande que β est petit avec en moyenne un gain de 10% quand α augmente. β montre lui une influence d'autant plus modérée que α est grand, avec un gain maximal de 5% (augmentant avec β).

L'analyse portant sur les paramètres du noyau polynomial appliquée à la configuration V_{45p} n'a pas été menée en raison d'un temps de calcul prohibitif pour des degrés supérieurs à 2. Cet aspect sera discuté dans le §9.1.4.

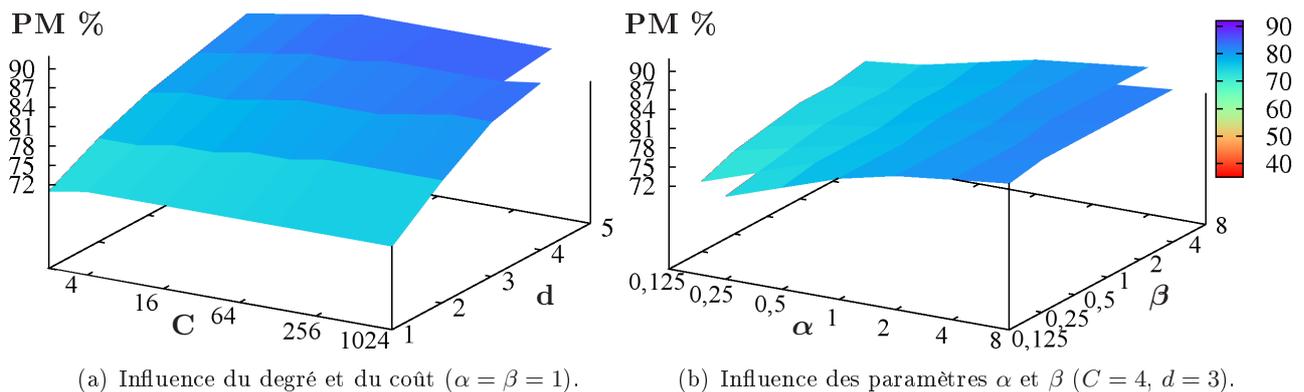


FIG. 9.2 – Noyaux polynomial $K(a, b) = (\alpha \langle a, b \rangle + \beta)^d$: Précision Moyenne de classification (%) en fonction du paramètre de coût et des paramètres du noyau pour la configuration et V_{wish}

9.1.3 Noyau RBF $K(a, b) = \exp^{-\gamma \|a-b\|^2}$

L'analyse de la figure 9.3(a) montrant l'évolution de la Précision Moyenne de classification en fonction de C et de l'unique paramètre γ du noyau RBF pour la configuration V_{wish} montre un gain

important ($\approx 10\%$) lorsque C augmente pour $\gamma \leq 2$, plus modéré au delà (2% pour $\gamma = 8$). Par ailleurs, on observe une dépendance très marquée de la Précision Moyenne avec γ , d'autant plus grande que C est faible, allant de 18% à 9% respectivement pour un coût égal à 2 et 4096.

Dans le cas de la configuration V_{45p} , la dépendance à C et γ de la Précision Moyenne reste la même pour $\gamma \leq 4$ avec toutefois un gain plus faible lié à γ , de 11 à 3% respectivement pour C égal à 2 et 4096. En revanche, pour $\gamma > 4$ on observe une décroissance très forte de la Précision Moyenne ainsi qu'une dépendance nulle par rapport à C .

On voit ainsi une dépendance directe entre le nombre de primitives et le choix de γ comme l'ont montré les travaux de [Vapnik, 1998] préconisant $\gamma = \frac{1}{N}$, où N est la dimension de l'espace initial des données.

Pour comparaison des résultats précédents obtenus pour des données préalablement filtrées (Lee, §3.5.4), la même démarche d'analyse de l'influence des paramètres SVM a été menée pour des données non filtrées, mais dont les indices polarimétriques sont toujours calculés sur une fenêtre 5x5. Quelque soit le noyau étudié, le comportement de la Précision Moyenne en fonction des différents paramètres est sensiblement le même avec toutefois, et assez logiquement, de meilleurs résultats pour les données ayant été préalablement filtrées par le filtre de Lee.

Les figures 9.4(a) et 9.4(b) présentent les résultats obtenus pour le noyau RBF (donnant les meilleurs résultats des 3 noyaux testés), respectivement pour les configurations V_{wish} et V_{45p} .

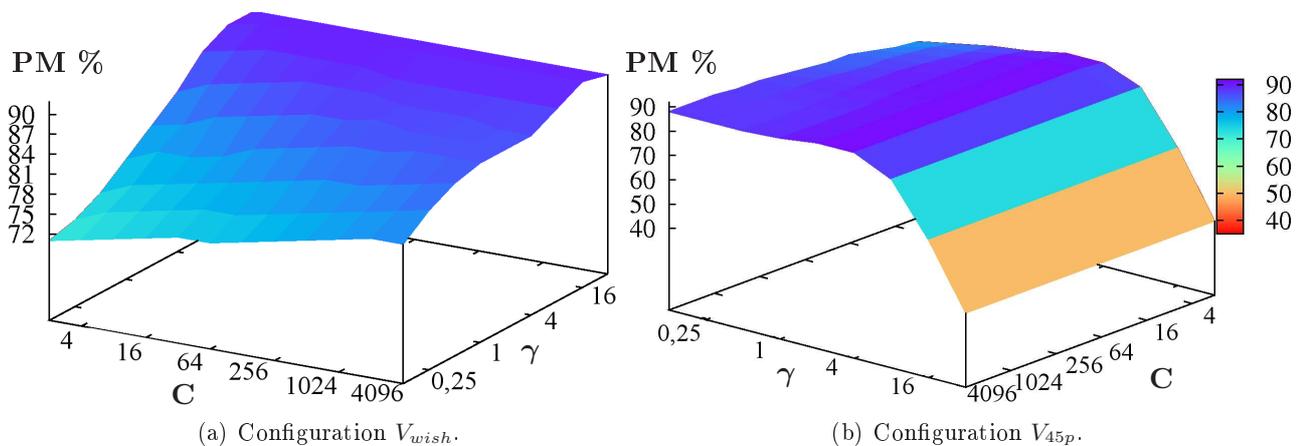


FIG. 9.3 – Noyaux RBF $K(a, b) = \exp^{-\gamma\|a-b\|^2}$: Précision Moyenne de classification (%) en fonction du paramètre de coût et de γ pour des données préalablement filtrée par le filtre de Lee.

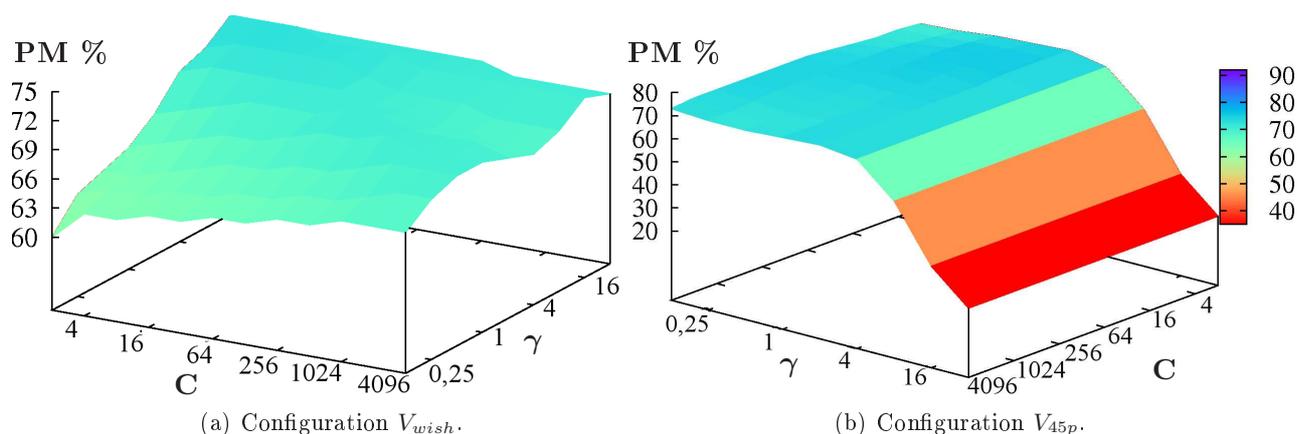


FIG. 9.4 – Noyaux RBF $K(a,b) = \exp^{-\gamma\|a-b\|^2}$: Précision Moyenne de classification (%) en fonction du paramètre de coût et de γ pour des données non préalablement filtrées.

9.1.4 Synthèse

Les différents tests évaluant l'impact des différents paramètres des SVM sur la Précision Moyenne de classification montrent tout d'abord l'utilité de l'utilisation des noyaux polynomial et RBF quelque soit la configuration étudiée (V_{wish} ou V_{45p}) avec un gain respectif de 13,4% et 18,5% par rapport au noyau linéaire dans la configuration V_{wish} . Le noyau RBF permet ainsi d'obtenir les meilleurs résultats.

De plus, l'influence du coût, paramètre commun à tous les noyaux, est très variable suivant le noyau considéré, quasi nulle pour le noyau linéaire, modérée pour le noyau polynomial et très importante pour le noyau RBF. On voit ainsi de moins bons résultats pour des coûts faibles^a laissant penser que le caractère non linéaire des indices polarimétriques étudiés, pris en compte par les noyaux polynomial et RBF, prédomine sur leurs bruits.

L'analyse comparative entre le noyau polynomial et RBF montre de meilleurs résultats pour ce dernier qui est, en outre, plus simple à paramétrer avec le seul paramètre γ contre trois pour le noyau polynomial (d , α et β).

Analysons maintenant les figures 9.5(a) et 9.5(b) qui représentent la Précision Moyenne (losange rouge) et le temps de calcul^b (histogramme bleu) nécessaire pour générer les classifications (entraînement+généralisation) pour certaines configurations des SVM précédemment étudiées, respectivement pour les vecteurs V_{wish} et V_{45p} . On remarque tout d'abord que le temps de calcul augmente par l'utilisation des noyaux non linéaires, tout particulièrement avec le noyau polynomial (d'autant plus que le degré est élevé), avec 808s ($d = 3$), contre 54s et 134s respectivement pour le noyau linéaire et RBF

^aUn coût faible tolère beaucoup d'erreurs : plus adapté à des données bruitées.

^bTemps mono-tâche mesuré sur un PC équipé du CPU Intel Core 2 Duo cadencé à 2GHz.

($\gamma = 2$) (configuration V_{wish} avec $C = 128$ pour chaque noyau). On remarque enfin, que l'augmentation du nombre d'indices polarimétriques a considérablement augmenté les temps de calculs, de manière exacerbée pour le noyau polynomial ($d = 2$) avec 7560s contre 232s et 150s respectivement pour le noyau linéaire et RBF ($C = 128$ pour chaque noyau). On notera que le calcul de la classification des 45 indices polarimétriques avec $d = 3$ et $C = 128$ pour le noyau polynomial à été interrompu car il dépassait la dizaine d'heures de calcul! En reliant les temps de calculs aux Précisions Moyennes obtenues on choisira finalement le noyau RBF qui donne les meilleures performances avec un temps de calcul assez proche du noyau linéaire.

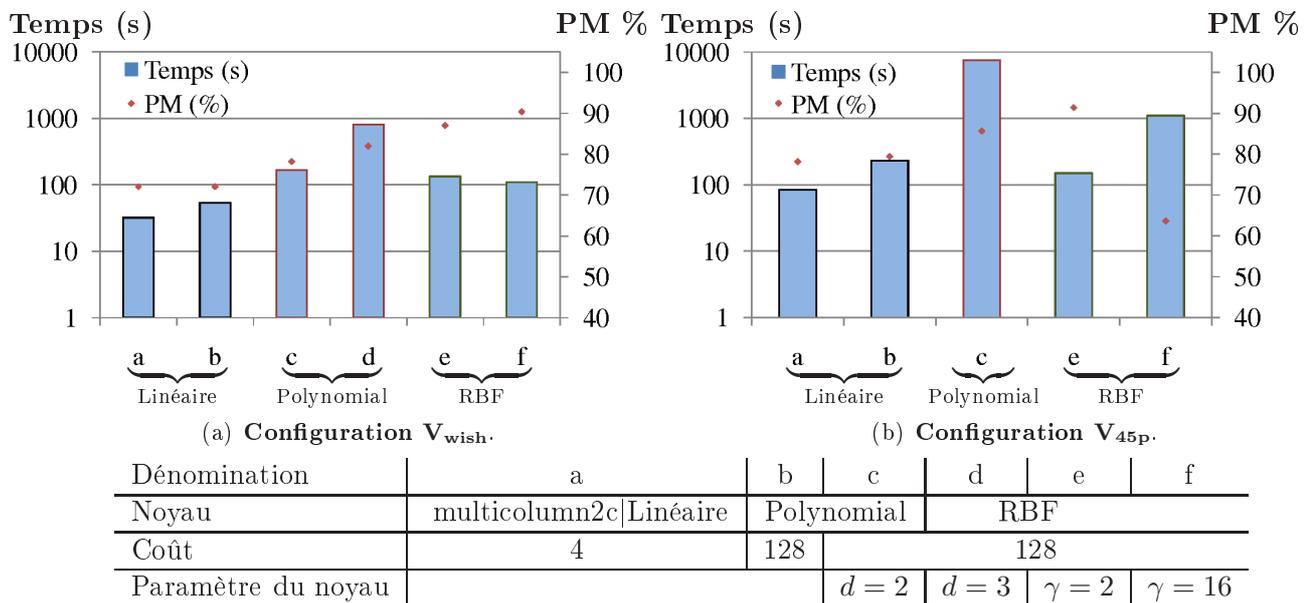


FIG. 9.5 – Comparaison des temps de calculs (entraînement+généralisation) et Précision Moyenne de classifications pour différents paramètres de noyaux linéaire, polynomial et RBF, pour la configuration V_{wish} en (a) et V_{45p} en (b).

Néanmoins, l'analyse de l'influence du paramètre γ du noyau RBF montre une grande importance sur le choix de ce dernier qui est fortement relié au nombre de primitives utilisées, confirmant le comportement théorique montré par [Vapnik, 1998] ($\gamma = \frac{1}{N}$, où N est la dimension de l'espace initial des données).

Nous avons donc finalement choisi d'utiliser le noyau RBF qui a montré les meilleures performances avec un temps de calcul raisonnable.

Dans la suite de l'exposé, nous allons tout d'abord présenter une comparaison entre la méthode de classification de Wishart et des SVM pour la configuration V_{wish} puis nous évaluerons l'ensemble des 54 indices polarimétriques à l'aide de la méthode présentée dans les paragraphes 6.4.2 et 6.4.3. Cela

signifie que nous allons effectuer des classifications avec un nombre variable de primitives, nécessitant idéalement une sélection des meilleurs paramètres C/γ pour chacune d'elle. Afin de simplifier la méthode, nous avons choisi d'utiliser une configuration unique pour chaque vecteur testé, $C = 1000$ et $\gamma = 2$ présentant un bon compromis entre la configuration V_{wish} et V_{45p} .

9.2 Comparaison entre les classifications de Wishart et des SVM

Dans le but d'évaluer le potentiel de la méthode de classification SVM, nous avons effectué une comparaison avec l'algorithme de classification basé sur la distribution de Wishart de la matrice de cohérence cf. chapitre 5, [Lee *et al.*, 1994a]. Pour cela, nous avons appliqué la méthode de classification SVM au vecteur V_{wish} . Dans le cas de la combinaison des bandes L, P et C, le vecteur $V_{wish_{LPC}}$ est composé des vecteurs V_{wish} des bandes L et P ainsi que de l'intensité en polarisation vv de la bande C, soit un total de $N = 19$ primitives (cf. tableau 9.2). Le tableau 9.3 présente les résultats de cette comparaison.

Vecteur	Description	Désignation
V_{wish}	Eléments de la matrice de cohérence	$T_{ij} (i, j \in \{1, 2, 3\}, i \leq j)$
$V_{wish_{LPC}}$	$V_{wish_L} + V_{wish_P} + I_{vv-C}$	

TAB. 9.2 – Indices polarimétriques composant le vecteur V_{wish} .

Nous avons, tout d'abord, comparé les deux algorithmes de classification sur des données réelles en bande L, P puis en combinant les bandes L, P et l'intensité en polarisation vv de la bande C. Nous avons alors testé ces deux algorithmes sur des données simulant la distribution de Wishart à partir de la matrice de cohérence moyenne des classes d'apprentissage de la bande L (d'après la méthode présenté dans [Lee *et al.*, 1994b]).

Le tableau 9.3 présente les résultats des classifications obtenus à partir des deux algorithmes (basé sur la distribution de Wishart et SVM). L'algorithme SVM montre des résultats bien meilleurs avec une Précision Moyenne de 87%, 82% et 99% respectivement pour les bandes L, P et L+P+C, ce qui représente un gain de 20% par rapport à la méthode basée sur la distribution de Wishart.

Cette différence s'explique par une divergence manifeste entre la distribution théorique supposée *a priori* et la distribution observée par les données polarimétriques expérimentales. Au contraire, ce qui s'avère être un atout de l'algorithme des SVM, est qu'il ne s'appuie pas sur la connaissance de la distribution observée (ou non) par les données à traiter.

Type	Classe	Bande L		Bande P		Bandes L+P+C	
		Wishart	SVM	Wishart	SVM	Wishart	SVM
Performance globale (PM)		66	87	62	82	78	99

TAB. 9.3 – Comparaison des performances de la méthode SVM (avec le vecteur V_{wish}) et l'algorithme de classification basée sur la distribution de Wishart.

Pour comprendre les différences observées, nous avons simulé à partir des données réelles en bande L, des données vérifiant la distribution de Wishart pour un nombre de vues égales à 3, 10 et 50, ce dernier étant proche de celui estimé sur les données expérimentales.

Les résultats, présentés dans le tableau 9.4, montrent que quel que soit le nombre de vues simulées, l'algorithme de Wishart donne des résultats en moyenne 8% supérieurs à la méthode SVM. Cela confirme la bonne adaptation de la méthode basée sur la distribution de Wishart lorsque les données en vérifient la distribution. En revanche, et comme nous l'avons vu précédemment, on observe le phénomène inverse, et de façon plus marqué, pour les données réelles. Cela met en évidence le fait que les données expérimentales ne vérifient pas la distribution de Wishart.

Données	Wishart	SVM
Simulation à 3 vues	51	45
Simulation à 10 vues	67	56
Simulation à 50 vues	81	74
Originales	66	87

TAB. 9.4 – Résultats (PM en %) des classifications obtenues sur les données simulant une distribution de Wishart, par la méthode SVM avec le vecteur V_{wish} et l'algorithme de classification basé sur la distribution de Wishart (pour la bande L).

Par ailleurs, les coefficients de variations observés sur les classes d'entraînements, pour le cas de la bande L, présentent des valeurs très hétérogènes et plus faibles que ce que l'on peut attendre d'une surface assez homogène ($C_V \approx 0,14$ mesurée sur la mer) avec par exemple $C_V \approx 0,33$ et $C_V \approx 0,22$ respectivement pour les classes *Falcata* et *sols nus*. Cela montre le non respect de la distribution de Wishart des données expérimentales. La grande résolution spatiale par rapport à la longueur d'onde utilisée explique cette divergence avec la distribution théorique attendue, les conditions de speckle "pleinement développé", [Goodman, 1963], n'étant plus vérifiées. On peut ajouter qu'à cela s'ajoute une probable hétérogénéité au sein même des classes, soit par la présence éventuelle de texture sur les

forêt par exemple, ou encore en raison de la variabilité intrinsèque de la classe comme pour la classes *sols nus* comportant des sols dont la rugosité et l'humidité varie potentiellement.

Afin de comprendre les différences entre les données réelles et simulées, nous avons effectué un dernier test en annulant les termes de polarisations croisée (cf. équation 3.48), condition vérifiée, *a priori*, pour des surfaces naturelles possédant une symétrie de réflexion.

La matrice de covariance se réduit alors à l'expression suivante :

$$\langle C \rangle = \begin{bmatrix} \langle S_{hh} S_{hh}^* \rangle & 0 & \langle S_{hh} S_{vv}^* \rangle \\ 0 & 2 \langle S_{hv} S_{hv}^* \rangle & 0 \\ \langle S_{vv} S_{hh}^* \rangle & 0 & \langle S_{vv} S_v^* \rangle \end{bmatrix} \quad (9.1)$$

Les résultats obtenus en annulant les termes de polarisations croisées (C_{12} et C_{23}), présentés dans le tableau 9.5, ne montrent pas de changement important pour l'algorithme de Wishart avec une baisse de 2% du PM contrairement à la méthode SVM qui est pénalisée à hauteur de 9% par la perte des termes de polarisations croisées.

Données	Wishart	SVM
Originales	66	87
Originales avec $C_{12} = C_{23} = 0$	64	78

TAB. 9.5 – Influence des termes de polarisations croisées (C_{12} et C_{23}) dans les méthodes de classifications de Wishart et SVM, PM en %.

Ces résultats montrent la présence manifeste d'information polarimétrique dans les canaux de polarisations croisées que l'algorithme de Wishart n'arrive pas à exploiter, contrairement à la méthode SVM qui ne s'appuie par sur une information *a priori* des données.

La valeur de 99% correspondant à la performance observée pour la classification à partir de l'algorithme des SVM utilisant la combinaison des bandes L, P, et C n'a évidemment pas de signification réelle. Ce n'est qu'un indicateur basé sur de nombreuses hypothèses réductrices, notamment celle résumant un paysage réel avec toutes ses diversités à un ensemble de 7 classes homogènes. Cependant l'écart relatif observé entre toutes les méthodes, reposant sur une estimation faisant intervenir des classes de contrôle identiques, est lui bien plus significatif.

La figure 9.6 qui présente les résultats des classifications basées sur la distribution de Wishart

(cf. figure 9.6(a)) et de la méthode SVM (cf. figure 9.6(b)) pour une combinaison des bandes L, P et C, illustre parfaitement le fort potentiel de la méthode SVM pour la classification des données radar polarimétriques. Notamment, la classification du grand nombre de pixels classés à tort comme appartenant à la classe goyavier par l'algorithme basé sur la distribution de Wishart est corrigée de manière significative avec la méthode SVM.

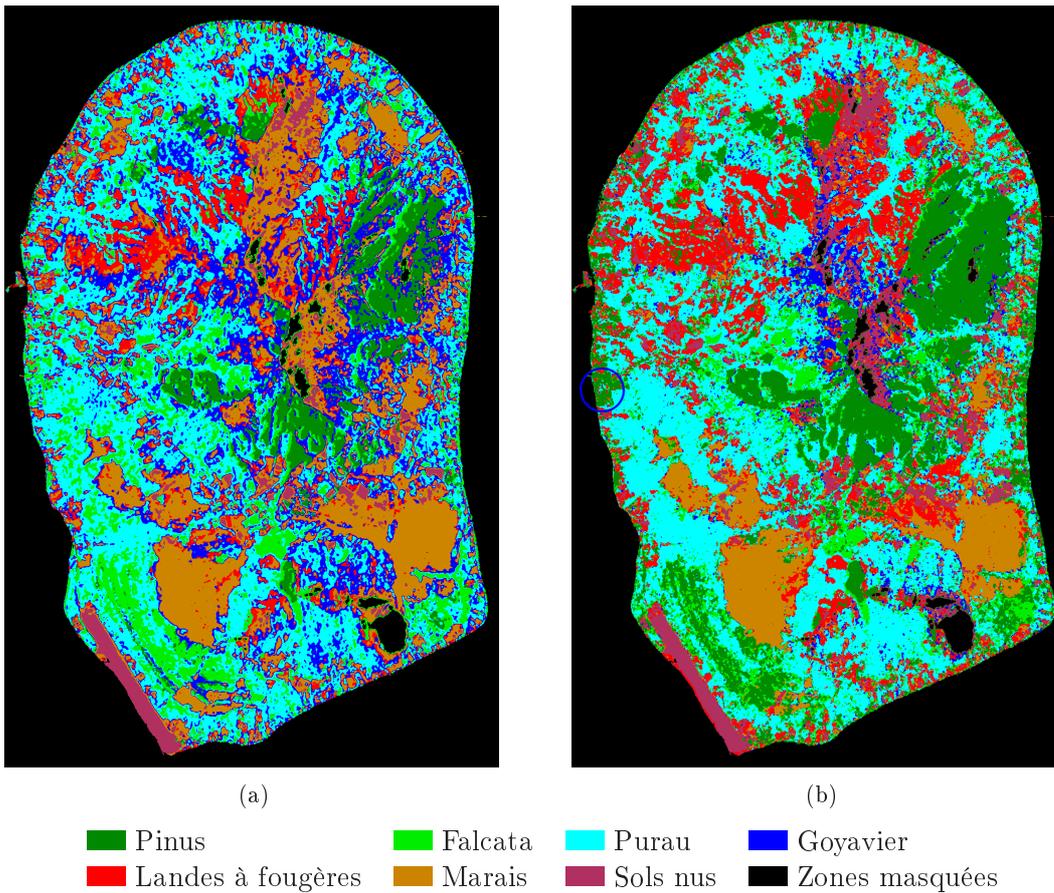


FIG. 9.6 – Images des classifications obtenues par la combinaison des bandes L, P et C. En (a) la classification de Wishart (PM=78%) et en (b) la classification SVM des 19 indices de $V_{wish_{LPC}}$ (PM=99%).

9.3 Evaluation des différents indices polarimétriques

9.3.1 Choix de la méthode de sélection de primitives

Afin d'évaluer les différents indices polarimétriques étudiés, nous avons tout d'abord comparé la méthode SVM-RFE (cf. §6.4.1) et la méthode de sélection décrementale (cf. §6.4.2) pour la bande L en éliminant une primitive par itération à partir des 54 indices polarimétrique étudiés. La figure 9.7 représentant la Précision Moyenne de classification en fonction du nombre de primitive, obtenu à l'aide du classement de chacune des deux méthodes évaluée, montre des différences importantes :

On remarque premièrement, que l'ensemble de la courbe obtenue par la méthode de sélection décrementale montre une meilleure Précision Moyenne que celle des SVM-RFE avec des maximum respectif de 91% et 85%. Cela montre ainsi une meilleure capacité de la première méthode à éliminer les indices les plus pénalisant, comme le confirme l'accroissement de la courbe en éliminant les primitives supérieures à 48.

Une analyse plus détaillée de l'ordre des primitives montre que les SVM-RFE conserve comme meilleures primitives certains indices ayant *a priori* un contenu polarimétrique très pauvre comme ϕ_{hh-hv} , ϕ_{vv-hv} ou encore le paramètre d'Euler ν , contrairement à la méthode de sélection décrementale.

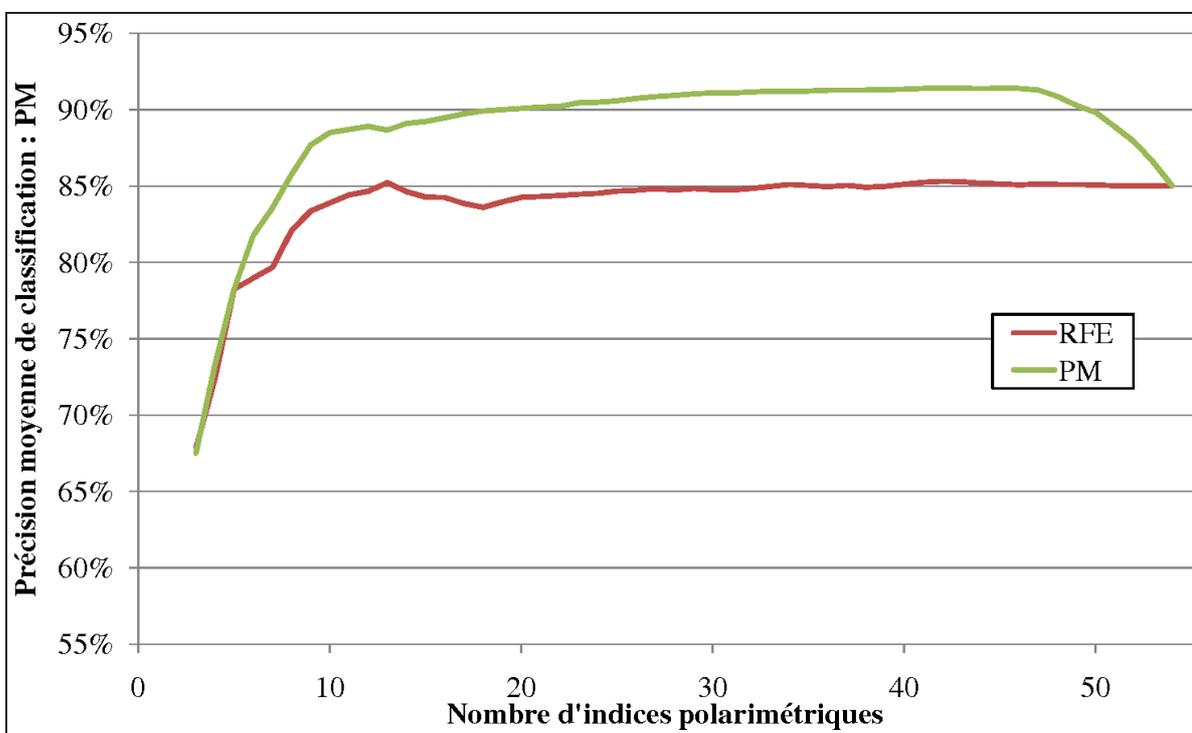


FIG. 9.7 – Comparaison des contribution des différents indices polarimétrique entre la méthode de sélection SVM-RFE et décrementale (PM).

A cela s'ajoute le fait que la courbe obtenue par la méthode SVM-RFE est plus irrégulière que la deuxième méthode, principalement entre 5 et 18 primitives.

Nous avons finalement utilisé la méthode de sélection décrementale pour évaluer les différents indices polarimétrique bien que celle-ci soit beaucoup plus couteuse en temps de calcul.

Néanmoins, il est important de noter que les SVM-RFE montrent une très grande stabilité dans le classement des primitives entre la première itération (54 primitives) et le classement final. Cela laisse penser que le poids des primitives utilisé dans cet algorithme avec un noyau RBF n'est pas dénué de sens mais qu'il demande une meilleure compréhension. En effet, cette méthode de sélection utilise initialement le noyau linéaire permettant une interprétation direct dans l'espace initial. En revanche, dans le cas du noyau RBF, le poids calculé correspond à celui d'un espace de dimension infini.

Enfin, quelqusoit la méthode étudiée, chacune d'elle donne un classement relatif à l'ensemble des classes alors qu'on aurait tendance à privilégier différents indices polarimétrique en fonction de la classe étudiée.

9.3.2 Résultats obtenus

Afin d'évaluer le potentiel pour la classification par la méthode SVM des différents indices polarimétriques présentés au chapitre 3 §3.6, un vecteur V_{full} est constitué par les 54 indices polarimétriques récapitulés dans le tableau 9.6. La contribution de ces différents indices polarimétriques est basée sur l'analyse décrementielle (cf. §6.4.2) à partir des 54 composantes du vecteur V_{full} .

Les courbes d'évolution des performances des classifications en fonction du nombre de primitives, pour la bande L et pour la bande P sont représentées figure 9.8. Le tableau 9.7 présente le détail du classement associé des différents indices.

Une grande similarité des courbes associées à la bande L et à la bande P est observée. Un large plateau est présent pour un nombre d'indices compris entre 20 et 45, correspondant à la performance de classification maximale observée : PM = 91% et 88% pour la bande L et P respectivement. Celle-ci est supérieure de 4% et 6% à celle obtenue avec le vecteur V_{wish} , montrant là la contribution des indices polarimétriques aux seuls éléments de la matrice de cohérence. Pour un nombre d'indices inférieur à 10, les performances des classifications chutent fortement (jusqu'à 63% et 67% pour la bande L et P resp.). D'autre part, une décroissance prononcée par rapport au niveau du plateau (6% et 9% pour la bande L et P resp.) est également observée pour un nombre d'indices supérieur à 48, indiquant que certains indices introduisent une confusion non négligeable dans la classification. Une analyse du tableau 9.7

Description	Désignation
Eléments de la matrice de cohérence (partie réelle et imaginaire)	$T_{ij}(i, j = 1, 2 \text{ et } 3)$
Intensités linéaires et circulaires	$I_{hh}, I_{vv}, I_{gg}, I_{dd}$
<i>span</i>	$I_{hh}^2 + 2.I_{hv}^2 + I_{hh}^2$
Rapports d'intensités linéaires et circulaires	$I_{hh}/I_{vv}, I_{hv}/I_{hh}, I_{hv}/I_{vv}$ $I_{gg}/I_{dd}, I_{gg}/I_{gd}, I_{dd}/I_{gd}$
Coefficients de texture d'intensités linéaires et circulaires	$\mathcal{T}_{x_{hh}}, \mathcal{T}_{x_{hv}}, \mathcal{T}_{x_{vv}}$ $\mathcal{T}_{x_{gg}}, \mathcal{T}_{x_{gd}}, \mathcal{T}_{x_{dd}}$
Degrés de cohérences entre les polarisations linéaires (module et phase)	$\rho_{hh-vv}, \rho_{hh-hv}, \rho_{vv-hv}$
Degré de cohérence entre les polarisations circulaires (module et phase)	$\rho_{gg-dd}, \rho_{gg-gd}, \rho_{dd-gd}$
Extrema d'intensités de polarisation	I_{min} et I_{max}/I_{min}
Extrema du degré de polarisation	$d\mathcal{P}_{min}, d\mathcal{P}_{max}, \Delta d\mathcal{P}$
Paramètres d'Euler	$m, \phi_m, \tau_m, \nu, \gamma$
Entropie, Anisotropie, Paramètre α	$H/A/\alpha$
Paramètres de la décomposition de Freeman	P_s, P_d, P_v

TAB. 9.6 – Indices polarimétriques évalués pour la classification des données radar polarimétriques, formant le vecteur V_{full} composé de 54 primitives.

montre que 7 de ces indices pénalisants sont communs aux 2 bandes de fréquence : 4 paramètres d'Euler (ϕ_m, τ_m, ν et γ) et les 3 phases des degrés de cohérence φ_{hh-hv} , φ_{gg-dd} et φ_{dd-gd} . La présence des paramètres d'Euler est presque attendue puisqu'ils sont spécialement adaptés à la caractérisation de cible déterministe, ce qui n'est pas le cas des surfaces de végétation naturelle. La présence des phases des degrés de cohérence n'est pas non plus surprenante sur les surfaces de végétation dense concernées. On peut noter cependant que des informations utiles peuvent être extraites des phases des degrés de cohérence en polarisation circulaire sur d'autres types de surface, tel que les zones urbaines ou de faibles taux de couvert végétal ([Mattia *et al.*, 1997], [Moriyama *et al.*, 2004], [Lee *et al.*, 2000]). D'autre part, il est important de souligner que les indices polarimétriques occupant la partie gauche de la courbe, c'est-à-dire les derniers restants après l'analyse décroissante, ne sont pas nécessairement les plus performants. En effet, sur la zone du plateau la performance de classification est constante, impliquant

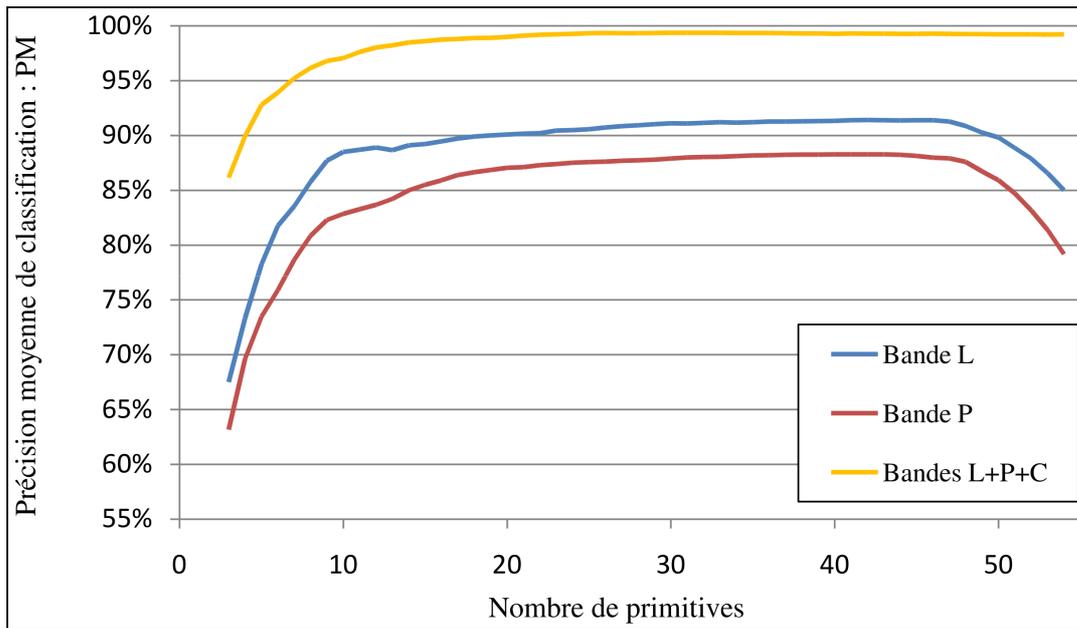


FIG. 9.8 – Contribution des différents indices polarimétriques pour la bande L, P et en combinant les bandes L, P et C. Le détail des primitives correspondantes est donné dans le tableau 9.7.

une très faible contribution individuelle de chacun des indices polarimétriques pris individuellement. Il en résulte que lors de l'analyse décrementielle sur cette partie de la courbe, certains indicateurs peuvent être éliminés même s'ils sont *a priori* plus discriminants que d'autres (comme par exemple pour la bande P, l'entropie H par rapport à la phase φ_{vv-hv}).

De plus, il est important de relever que les résultats des analyses itératives dépendent du sous-ensemble de primitives initiales, ainsi que du sous-ensemble scruté pour ajouter ou supprimer une primitive à l'itération suivante. Ainsi, une analyse incrémentielle faite à partir des 5 premières primitives (première ligne du tableau 9.7) donnerait un classement différent que celui détaillé dans le même tableau. Si différents tests ont montré la non-unicité d'une combinaison d'indices pour une performance de classification donnée, les courbes résultantes ont en revanche toutes été très proches de celles présentées figure 9.8, notamment sur les niveaux de performances obtenus. Une analyse incrémentielle à partir du vecteur V_{wish} montre également que l'ajout de différents coefficients de variations, ou d'indices constitués d'intensité ou de leur rapports, ainsi que l'entropie permet d'obtenir la même Performance Moyenne maximale que celle observée figure 9.8.

Le tableau 9.8 présente le pourcentage de pixels bien classés pour chaque classe à partir des configurations optimales (c'est-à-dire correspondant à 42 et 40 primitives respectivement en bande L et en bande P). Les résultats montrent les difficultés de discrimination entre les différents types de forêts, en raison de l'information polarimétrique moindre sur ces types de végétation dense. On peut noter que

Nombre de primitives	Bande L	PM (%)	Bande P	PM (%)
5	$I_{dd}, \alpha, \Re(T_{12}), \rho_{gg-dd} , \Im(T_{13})$	78	$m, \rho_{hh-vv} , I_{hh}/I_{vv}, A, I_{gg}/I_{dd}$	73
10	$\Im(T_{12}), I_{gg}/I_{dd}, \Re(T_{13}), \mathcal{T}_{x_{gd}}, \Re(T_{23})$	88	$\varphi_{vv-hv}, \mathcal{T}_{x_{gg}}, \varphi_{hh-vv}, \Re(T_{23}), \mathcal{T}_{x_{vv}}$	83
15	$\mathcal{T}_{x_{vv}}, m, \rho_{hh-hv} , \rho_{dd-gd} , \rho_{gg-gd} $	89	$ \rho_{vv-hv} , \rho_{dd-gd} , \rho_{hh-hv} , \rho_{gg-gd} , \mathcal{T}_{x_{hh}}$	86
20	$I_{gg}, d\mathcal{P}_{max}, \mathcal{T}_{x_{hh}}, I_{hv}, I_{hh}$	90	$I_{min}, \mathcal{T}_{x_{dd}}, \mathcal{T}_{x_{hv}}, I_{vv}, \Re(T_{12})$	87
25	$\Delta d\mathcal{P}, \rho_{vv-hv} , P_v, I_{hv}/I_{hh}, A$	91	$I_{hv}, I_{dd}/I_{gd}, \Re(T_{13}), \mathcal{T}_{x_{gd}}, \alpha$	88
30	$ \rho_{hh-vv} , \mathcal{T}_{x_{gg}}, \Im(T_{23}), T_{11}, T_{22}$	91	$P_v, P_s, I_{hv}/I_{hh}, \Im(T_{13}), T_{22}$	88
35	$\tau_m, I_{hh}/I_{vv}, I_{gg}/I_{gd}, I_{dd}/I_{gd}, \varphi_{gg-gd}$	91	$I_{hh}, \Im(T_{23}), I_{max}/I_{min}, H, Span$	88
40	$I_{hv}/I_{vv}, I_{max}/I_{min}, P_d, P_s, H$	91	$I_{hv}/I_{vv}, I_{dd}, \Delta d\mathcal{P}, T_{11}, P_d$	88
45	$I_{min}, \mathcal{T}_{x_{hv}}, I_{vv}, \varphi_{hh-vv}, d\mathcal{P}_{min}$	91	$I_{gg}, I_{gg}/I_{gd}, \Im(T_{12}), \rho_{gg-dd} , d\mathcal{P}_{max}$	88
50	$\mathcal{T}_{x_{dd}}, Span, \nu, \varphi_{hh-hv}, \varphi_{dd-gd}$	90	$d\mathcal{P}_{min}, \varphi_{hh-hv}, \tau_m, \varphi_{dd-gd}, \varphi_{gg-gd}$	86
54	$\varphi_{gg-dd}, \varphi_m, \varphi_{vv-hv}, \gamma$	85	$\varphi_{gg-dd}, \phi_m, \gamma, \nu$	79

TABLE 9.7 – Détails du classement des indices polarimétriques effectué par la méthode de sélection décré-
mentielle à partir des 54 indices polarimétriques. L'ensemble des indices polarimétriques correspondant
au nombre N ($5 \leq N \leq 54$) est cumulatif à partir des 5 premiers indices (1^{ère} ligne du tableau).

la bande L donne de meilleure performance que la bande P sur ces classes. Ceci est principalement lié au niveau de bruit plus important pour la bande P que pour la bande L. Par conséquent, le filtre de Lee utilisé avec les mêmes paramètres pour les 2 bandes a une meilleure efficacité en bande L qu'en bande P. Un moyennage sur une fenêtre fixe de taille 5x5 entraîne des performances similaires dans les 2 bandes, avec une Précision Moyenne égale à 90%.

En résumé, les résultats montrent les très bonnes performances obtenues pour la classification basée sur l'algorithme des SVM à partir d'un vecteur basé uniquement sur les éléments de la matrice

Type	Classe	Bande L	Bande P
Forêt	Pinus	83	81
	Falcata	87	81
	Purau	78	80
	Goyavier	98	88
Végétations basses	Landes à fougères	98	96
	Marais	98	95

	Sols nus	98	98

Précision moyenne (PM)		91	88

TAB. 9.8 – Pixels bien classés pour chaque classe pour les classifications optimales en bandes L et P.

de cohérence. Toutefois, l'ajout d'autres indices polarimétriques permet d'améliorer les résultats de 5 et 7% pour la bande L et P respectivement. Enfin, les méthodes itératives utilisées pour l'évaluation de l'apport des indices polarimétriques permettent de clairement identifier des indices polarimétriques pénalisants (les paramètres d'Euler ϕ_m , τ_m , ν et γ , et les 3 phases φ_{hh-hv} , φ_{gg-dd} et φ_{dd-gd}) même si, cette méthode ne permet pas de faire une analyse comparative plus poussée de ces différents indicateurs.

Dans le cas de la combinaison des 3 bandes L, P et C, la Performance Moyenne obtenue est de 57% en utilisant les 110 indices polarimétriques présentés (54 x 2 pour les bandes L et P + I_{vv} et $\mathcal{T}_{x_{vv}}$ pour la bande C). Cette faible performance s'explique là encore par la confusion introduite par différents indices polarimétriques. Une analyse décrementielle à partir de ces 110 primitives n'est pas possible en raison des temps de calculs demandés (à titre d'illustration, Il faut environ 4 jours pour obtenir les résultats présentés à la figure 9.8 et au tableau 9.7 pour la bande L uniquement avec un processeur intel(R) Core(TM) Duo CPU - 2.0 GHz). Par conséquent, les résultats montrés figure 9.8 dont le détail des primitives est présenté à titre indicatif dans le tableau 9.9, sont issus d'un vecteur initial, nommé $V_{wish_{LPC}}$ (cf. tableau 9.2), constitué de 19 paramètres : 2x9 paramètres correspondants aux éléments de la matrice de cohérence pour les bandes L et P, plus le paramètre d'intensité I_{vv} en bande C. La partie droite ($N > 19$) de la courbe (resp. gauche $N < 19$) présentée fig. 9.8 est le résultat d'une analyse incrémentielle (resp. décrementielle). On observe que la Précision Moyenne observée pour le vecteur $V_{wish_{LPC}}$ est de 99%. Cette forte valeur observée rend impossible une évaluation quantitative

Nombre de primitives	Primitives	PM (%)
5	L : $T_{11}, I_{hv}, \Re(T_{12})$ P : $\Re(T_{12})$ C : I_{vv}	93
10	L : $\Im(T_{12}), T_{22}, \Re(T_{13}), \Im(T_{23})$ P : I_{hv}	97
15	L : $\Im(T_{13}), \Re(T_{23})$ P : $T_{22}, \Im(T_{23}), \Im(T_{12})$	99
20	P : $T_{11}, \Im(T_{13}), \Re(T_{13}), \Re(T_{23}), I_{gg}/I_{dd}$	99
25	L : $A,$ P : $m, I_{hv}, \mathcal{T}_{x_{gd}}, P_d$	99
30	L : $\mathcal{T}_{x_{hv}}, I_{gg}/I_{gd}, \alpha$ P : $\Im(T_{23}),$ C : $\mathcal{T}_{x_{vv}}$	99
35	L : H, I_{hh} P : $\mathcal{T}_{x_{dd}}, I_{gg}, I_{min}$	99
40	L : $\mathcal{T}_{x_{gg}}, \mathcal{T}_{x_{hh}}, \mathcal{T}_{x_{dd}}$ P : $Span, \mathcal{T}_{x_{gg}}$	99
45	L : $P_s, I_{hv}/I_{vv}$ P : $I_{vv}, I_{dd}, I_{gg}/I_{gd}$	99
50	L : $ \rho_{hh-vv} , I_{gg}$ P : $I_{hv}/I_{vv}, P_v, H$	99
54	L : $\mathcal{T}_{x_{gd}}, I_{max}/I_{min}, I_{hh}/I_{vv}$ P : I_{max}/I_{min}	99

TAB. 9.9 – Détails du classement des indices polarimétriques en combinant les bande L, P et C, effectué à partir du vecteur V_{wish} .

plus poussée de l'apport des indices polarimétriques supplémentaires.

Malgré cette valeur exceptionnellement bonne, l'analyse visuelle de la classification obtenue avec le vecteur $V_{wish_{LPC}}$ montre certaines erreurs de classification. Ces erreurs, liées au choix des classes d'études, se manifestent par un nombre de pixels classés à tort dans la classe Pinus. Ce phénomène

scène (en bleu), il serait nécessaire de faire une validation détaillée des autres surfaces classées en *Goyavier* comme notamment celle pointée par la flèche noire. De même, ce qui apparaît comme un cordon forestier mixte de *Pinus* et *Falcata* (identifié par la flèche bleue) serait en réalité principalement un cordon marécageux, avec toutefois la présence de quelques arbres augmentant ainsi la complexité des mécanismes de rétrodiffusion.

Toutes ces erreurs de classifications, montrent bien que les mécanismes de rétrodiffusion d'une même classe peuvent varier en fonction d'un grand nombre de paramètres comme notamment, la répartition des éléments qui la compose, ou encore l'humidité du sol.

Par conséquent, l'élaboration de ce type de classification nécessite de garder en tête ces différentes contraintes afin d'améliorer et d'exploiter au mieux les résultats qui en découlent.

Contraintes et limitations de cette méthode :

Par ailleurs, la sélection décrementielle appliquée à un jeu de données dont les paramètres ont été calculés sur une fenêtre 3x3 (et non 5x5) a aussi montré un classement différent montrant un écart plus important entre les extrema de classification. Dans ce cas, on peut penser que la marge souple dont la valeur utilisée est ici la même, est trop grande pour les données utilisant une fenêtre 5x5. Cela relâche ainsi trop les contraintes sur le calcul de l'hyperplan optimal, expliquant la plus faible discrimination entre les différentes primitives.

Toutes ces contraintes liées aux jeux de primitives initiales ainsi qu'au niveau de filtrage des données, laissent penser qu'il est nécessaire d'approfondir le comportement des SVM et notamment le choix des paramètres de classification comme la marge souple déjà abordée, mais aussi celui du paramètre γ du noyau RBF. Il semble ainsi important de tester de façon simultanée et pour chaque jeu de primitives le paramètre de la marge souple et γ en parcourant une grille formée par des intervalles de valeurs de ces paramètres à l'aide d'une validation croisée [Keerthi et Lin, 2003]. Cette dernière consiste à subdiviser le jeu de points d'entraînements en ν sous ensembles de part égale qui seront testés et validés de façon croisée : on considère 1 des sous ensembles comme jeu de contrôle et le reste en entraînement, puis on fait les ν combinaisons possibles. Cela permet ainsi de réduire les problèmes de sur apprentissage (apprentissage par coeur), et donc d'obtenir une meilleure généralisation.

9.3.3 Conclusion sur la classification par la méthode SVM

Les résultats présentés dans ce chapitre montrent que les classifications basées sur l'algorithme des SVM présentent une nette amélioration (avec un Précision Moyenne supérieure à 20%) par rapport à la classification basée sur la distribution théorique de Wishart supposée *a priori* être vérifiée par les données radar polarimétriques.

L'algorithme de sélection des primitives a permis de désigner des indices polarimétriques entraînant une confusion pour la classification. En ce qui concerne la bande P et la bande L, ces indices sont principalement les paramètres d'Euler, confirmant leur faible potentiel pour la discrimination de surfaces naturelles, et les phases des degrés de cohérence φ_{hh-hv} , φ_{gg-dd} et φ_{dd-gd} . Lorsque tous les indices sont utilisés conjointement pour les bandes L, P, et C, une Performance Moyenne de 57% est observée, soit 42% inférieure à la performance optimale observée par exemple lorsque seuls les paramètres de matrices de cohérence sont utilisés. Par ailleurs, la méthode de sélection de primitives ne permet pas de sélectionner les indices polarimétriques les plus performants. En effet, différentes combinaisons d'indices polarimétriques donnent des résultats de classification identiques. L'ajout d'indices polarimétriques aux éléments de la matrice de cohérence permet d'améliorer les résultats de classification d'environ 5% pour atteindre une Précision Moyenne de 91% et 88% respectivement pour la bande L et la bande P.

9.4 Evaluation des polarimétries partielles

L'acquisition de données pleinement polarimétriques sur le site d'étude de Tubuai est également une très bonne occasion d'analyser le potentiel des différents modes polarimétriques présentés au chapitre 3 : les modes de Polarisation Alterné, de Polarisation Duale, de $\pi/4$.

La simulation de la matrice de covariance reconstituée à partir d'un mode d'acquisition $\pi/4$ a été obtenue après 5 itérations en utilisant une fenêtre 5x5. Afin d'obtenir des données homogènes d'un point de vue bruit radiométrique, une moyenne sur une fenêtre 5X5 a également été effectuée pour les modes AP et DP. Les différents indices polarimétriques ont ensuite été calculés sur une fenêtre 5x5. Afin de pouvoir comparer ces résultats aux données FP, nous avons retraité ces dernière suivant le même protocole.

A une seule configuration de polarisation partielle, telle que la configuration PP1, PP2, ou PP3 dans le cas de la Polarisation Duale et hh/hv , vv/hv , ou hh/vv dans le cas de la Polarisation Alternée, nous avons également envisager la possibilité de deux acquisitions successives comme pourraient le

faire les capteurs PALSAR ou ASAR à quelques jours d'intervalle. Il est à noter que la combinaison de deux observations en mode de Polarimétrie Duale, comme par exemple le mode PP1 (hh/hv) et le mode PP2 (hv/vv), ne permet pas d'exploiter l'information de phase différentielle entre le canal hh et vv , en restant dans la logique où ceux-ci ont été acquis à des dates différentes.

Comme nous l'avons vu dans le chapitre 4, les modes d'acquisition de polarimétrie partielle réduisent le nombre d'indices polarimétriques utilisable dans le cas de données pleinement polarimétriques. Ainsi, à partir des 54 indices polarimétriques du tableau 3.5, seuls les 6 paramètres du tableau 4.1 peuvent être estimés avec le mode AP, tandis que le mode de Polarimétrie Duale permet d'en extraire 13 comme le montre le tableau 4.2. Le mode $\pi/4$ permet lui d'exploiter 37 indices polarimétriques représentés dans le tableau 4.3. Toutefois, en raison des mauvais résultats obtenus pour ϕ_m et τ_m (abordé dans le §4.3.3), nous ne les avons pas intégrés dans le jeu de primitives de ce mode.

Une analyse décrementielle a été tout d'abord effectuée pour chacun des modes considérés. Les résultats ont montré que pour les modes de Polarisation Alternée et de Polarisation Duale, il est nécessaire d'utiliser tous les indices présentés dans les tableaux 4.1 et 4.2 pour obtenir la performance de classification maximale. Toutefois, dans le cas de deux acquisitions effectuées en Polarisation Duale en mode PP2 et PP3, c'est-à-dire enregistrant les paramètres S_{hh}/S_{hv} et S_{vv}/S_{hv} , un gain de 3% est obtenu en écartant les degrés de cohérence ρ_{hh-hv} et ρ_{vv-hv} . Enfin, pour le mode $\pi/4$, un gain de 3% est observé en enlevant 9 indices au 37 présentés au tableau 4.3. Les différents indices utilisés pour les résultats des classifications présentés dans ces différents modes de polarisation partielle sont récapitulés tableau 9.10. Le tableau 9.11 présente la Précision Moyenne obtenue pour toutes les différentes configurations effectuées.

On remarque que pour une combinaison de fréquence donnée, les meilleurs résultats sont évidemment observés pour le mode pleinement polarimétrique. En ce qui concerne les modes en polarisation partielle, le mode de Polarimétrie Alternée donne de moins bons résultats que le mode de Polarimétrie Duale (jusqu'à 14% de différence observé pour la configuration hh/vv en bande P), traduisant un apport significatif de l'information de phase différentielle entre les canaux. Une seule acquisition en mode Polarisation Alternée (en bande L ou P) ne permet principalement qu'une discrimination *forêt/non forêt*, types de végétation parmi lesquels les différentes classes de forêts ou de végétations rases ne peuvent être distingués. Quelles que soient les fréquences utilisées, la combinaison de 2 modes de Polarisation Alternée présente une précision de classification comparable à une seule acquisition de Polarisation Duale (de 72% et 74% pour les bandes L et P, à 97% pour l'ensembles des bandes L, P et C). Ces configurations dans le cas où une seule fréquence est utilisée ne permettent pas de discriminer

PA	PD	$\pi/4$
		$T_{ij}(i=j=1, 2 \text{ et } 3) \text{ et } T_{12}$
		I_{hh}, I_{vv}, I_{gg}
		$I_{hh}^2 + 2.I_{hv}^2 + I_{hh}^2$
	C_{12}	$I_{hh}/I_{vv}, I_{hv}/I_{hh}, I_{hv}/I_{vv}$
	I_{pp}, I_{pq}	I_{gg}/I_{gd}
I_{pp}, I_{pq}	I_{pp}/I_{pq}	$\mathcal{T}_{x_{hh}}, \mathcal{T}_{x_{hv}}, \mathcal{T}_{x_{vv}}$
$I_{pp}^2 + I_{pq}^2$	$I_{pp}^2 + I_{pq}^2$	$\mathcal{T}_{x_{gg}}, \mathcal{T}_{x_{gd}}$
I_{pp}/I_{pq}	$\mathcal{T}_{x_{pp}}, \mathcal{T}_{x_{pq}}$	$ \rho_{gg-dd} $
$\mathcal{T}_{x_{pp}}, \mathcal{T}_{x_{pq}}$	ρ_{pp-pq}	$I_{min}, I_{max}/I_{min}$
	$H_{DP}/A_{DP}/\alpha_{DP}$	$d\mathcal{P}_{max}$
		m
		$H_{\pi/4}/\alpha_{\pi/4}$
		P_s, P_d, P_v

TAB. 9.10 – Configurations optimales des différentes configurations de polarimétrie partielle testées dans le cas d’une seule acquisition.

	FP	Polarimétrie duale			$\pi/4$	Polarimétrie duale			Polarimétrie alternée			Polarimétrie alternée		
		HH/HV HH/NV	VV/HV HH/NV	HH/HV VV/HV		HH/NV	HH/HV	VV/HV	HH/HV HH/NV	VV/HV HH/NV	HH/HV VV/HV	HH/NV	HH/HV	VV/HV
L	90	83	84	80	78	74	72	69	72	72	72	62	64	62
P	90	84	84	83	78	72	71	73	74	75	74	58	64	68
L+C	98	96	96	95	94	92	92	89	92	92	92	86	88	86
P+C	97	95	96	94	93	91	89	90	91	91	91	83	85	87
L+P	98	97	97	97	93	90	87	88	90	91	90	80	80	82
L+P+C	99	99	99	99	98	98	96	96	97	97	97	94	94	95

TAB. 9.11 – Précision Moyenne (%) obtenu pour les différents modes de polarisations partielles.

les différents types de forêts mais sont efficaces pour différencier les classes *forêt/végétation rase/sols nus*.

Le mode $\pi/4$ montre des performances supérieures aux autres modes de polarimétrie partielle pour une seule acquisition (de 78% en bande L ou P à 98% pour l’ensemble des bandes L, P et C). En revanche la combinaison de deux acquisitions en Polarimétrie Duale améliore sensiblement les performances observées par rapport au mode $\pi/4$ (jusqu’à 6% en bande L). Toutefois, la configuration unique offerte par un système fonctionnant en mode $\pi/4$ est un atout à prendre en compte, la multiplicité des configurations offertes par les capteurs spatiaux existants (ASAR, PALSAR, RADARSAT) com-

pliquant notamment la comparaison de données archivées acquises à différentes dates mais dans des configurations différentes, dans le cas d'un changement temporel de la scène.

Les performances observées pour le mode $\pi/4$ sont d'autant plus remarquables, que l'interpolation du coefficient de corrélation sur laquelle repose la reconstruction de la matrice de covariance à partir de ce mode d'acquisition est moins bonne pour des surfaces présentant une forte dépolarisation de l'onde incidente, telles les surfaces de végétation dense sur la zone d'étude. D'autre part, l'hypothèse de symétrie de réflexion sur laquelle elle repose, impliquant la nullité des termes $S_{hh}.S_{hv}^*$ ainsi que $S_{vv}.S_{hv}^*$, peut être discutée, même dans le cas de surfaces de végétation naturelle. En guise d'illustration, le tableau 9.12 présente les résultats obtenus en bandes L et P pour des classifications à partir de la méthode SVM, basées sur le vecteur V_{wish} , pour trois différentes configurations : une matrice de covariance mesurée par un capteur pleinement polarimétrique, la même matrice de covariance mais en annulant les termes $S_{hh}.S_{hv}^*$ et $S_{vv}.S_{hv}^*$ afin que la matrice vérifie les conditions de symétries de réflexion (V_{wish_5}), et enfin pour la matrice de covariance reconstruite à partir du mode $\pi/4$ ($V_{\pi/4}$).

Longueur d'onde	V_{wish}	V_{wish_5}	$V_{\pi/4}$
Bande L	85	75	68
Bande P	84	73	66

TAB. 9.12 – Comparaison des classifications SVM obtenues avec les 9 éléments de la matrice de covariance V_{wish} , avec les 5 éléments de la matrice de covariance restant après avoir fixé $C12 = C23 = 0$ (V_{wish_5}), et avec les 5 éléments de la matrice de covariance reconstruite à partir du mode $\pi/4$ ($V_{\pi/4}$).

On remarque un écart de Précision Moyenne d'environ 10% entre la configuration pleinement polarimétrique (PM = 85% et 84% pour les bandes L et P resp.) et celle pour laquelle les conditions de symétrie de réflexion ont été imposées (PM = 75% et 73% pour les bandes L et P resp.). Cet écart conséquent montre l'hypothèse réductrice faite sur la symétrie de réflexion observée sur la végétation naturelle. Les résultats observés pour le mode $\pi/4$ (PM = 66 et 68%) affichent encore une performance réduite de 7% par rapport à la configuration assumant la symétrie azimutale. Ces derniers, comparés aux résultats du tableau 9.12 (PM=78% en bande L et P), montre l'apport significatif (10% et 12% pour les bandes L et P resp.) d'indices polarimétriques supplémentaires aux seuls paramètres extraits de la matrice de cohérence pour ce mode d'acquisition.

D'autre part, pour un mode de polarimétrie partielle donné (Polarimétrie Alternée ou Polarimétrie Duale), les performances obtenues sont comparables quelle que soit la configuration de polarisation choisie, à l'exception des combinaisons de fréquences faisant intervenir la bande P selon une seule ac-

quisition en mode Polarimétrie Alternée. Dans le cas par exemple où seule la bande P est utilisée, le mode hh/vv présente la plus mauvaise performance de classification (PM = 58%), nettement inférieure aux résultats obtenus en mode hh/hv et vv/hv (respectivement 64% et 68%). Ces résultats sont différents de ceux observés par [Lee *et al.*, 2001] pour la classification de culture, pour lesquelles le mode hh/vv montrait un potentiel plus élevé.

La combinaison de 3 longueurs d'onde s'avère être très performante avec une Précision Moyenne supérieure dans tous les cas à 94%, valeur observée pour la Polarimétrie Alternée. C'est également la configuration la plus contraignante puisqu'elle repose sur le développement de 3 systèmes différents. Pour obtenir des résultats supérieurs à ceux obtenus par un seul système pleinement polarimétrique (offrant une PM = 90% en bande L ou P), il faut combiner les 3 bandes L, P, et C avec une acquisition en Polarimétrie Alternée ($PM \approx 94\%$), ou 2 bandes pour toutes les autres configurations de polarimétrie partielle. Ceci souligne l'information nettement supérieure qui peut être exploitée dans le cas de données pleinement polarimétriques par rapport aux données en polarimétrie partielle pour la cartographie des surfaces naturelles.

Enfin, il est intéressant de constater que les configurations combinant 2 bandes de fréquence parmi les bandes L, P, ou C ont des performances similaires, quel que soit le mode polarimétrique étudié. Ceci est d'autant plus frappant que seul le canal d'intensité en polarisation vv est disponible pour la bande C. On peut donc penser qu'un système pleinement polarimétrique en bande C pourrait présenter un fort potentiel pour la thématique étudiée, d'autant mis en valeur s'il était combiné à un autre système polarimétrique opérant en bande L ou P.

La figure 9.10 présente les résultats de classification obtenus lorsque 3 intensités et leurs textures parmi les polarisations linéaires (hh , hv , ou vv) en bande L ou P ou la polarisation vv en bande C sont utilisées pour la classification. On remarque que les meilleurs résultats sont obtenus pour 2 configurations présentant chacune les 3 polarisations $hh - hv - vv$ différentes : l'une combinant les 3 longueurs d'onde et l'autre correspondant à une configuration spatiale existante, à savoir 2 canaux en bande L en polarisation hh et hv et un canal en bande C et polarisation vv (soit une acquisition PALSAR et une acquisition ASAR). Pour ces configurations, la Précision Moyenne obtenue est de 88%, soit 2% de moins que celle observée avec un système pleinement polarimétrique en bande L (cf. tableau 9.11). L'apport significatif de la bande C peut la encore être observé puisque c'est elle qui valorise le mieux n'importe quel autre couple de 2 canaux.

La figure 9.11(a) illustre l'apport de la bande C par rapport à la composition colorée obtenue à partir des 3 polarisations linéaires en bande L (cf. figure 9.11(b)), et celle correspondant à la deuxième

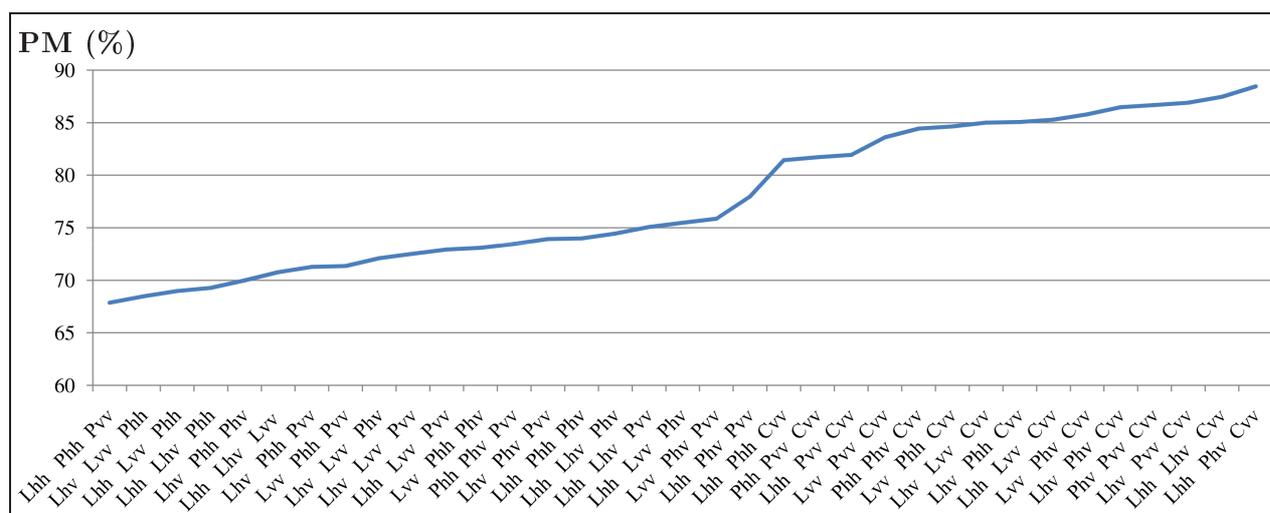


FIG. 9.10 – Précision Moyenne obtenue pour les différentes combinaisons de 3 intensités parmi les intensités en polarisations linéaires (hh , hv et vv) de la bande L et P ainsi que l'intensité de la bande C en polarisation vv .

configuration la plus performante : $L_{hh}L_{hv}C_{vv}$ (cf. figure 9.10).

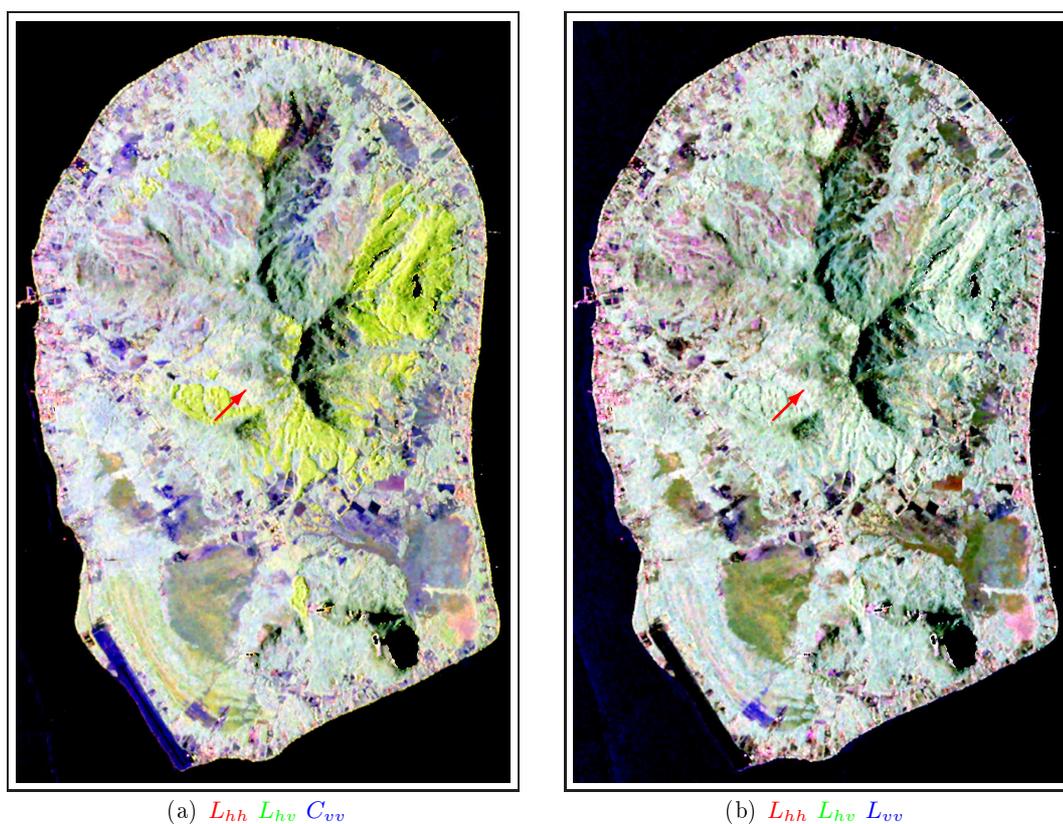


FIG. 9.11 – Comparaison de 2 compositions colorées comportant les 3 polarisations linéaires usuelles (hh , hv et vv), montrant l'apport de la bande C pour la discrimination des espèces forestières.

Celle-ci permet de mieux discriminer le *Pinus* (jaune très vif), et par conséquent les autres classes de forêts, tout particulièrement le *Purau*. De même, le *Falcata* se distingue mieux avec la bande C, comme le montre la flèche rouge. Cela est dû à la différence de pénétration entre la bande C et L ainsi qu'à une canopée moins dense pour le *Pinus* et le *Falcata* que pour le *Purau*.

Conclusion sur la comparaison des différents modes de polarimétrie partielle :

L'analyse des résultats montre que les données pleinement polarimétriques présentent une Précision Moyenne remarquable (90% en bande L ou P) pour la cartographie de la zone d'étude. Ces performances sont nettement supérieures à celles observées avec n'importe quel mode testé de polarisation partielle. Seule la combinaison de 2 ou 3 fréquences en polarisation partielle permet d'obtenir des résultats supérieurs.

D'autre part, le mode $\pi/4$ s'avère être le plus performant des modes de polarisation partielles dans le cas d'une seule acquisition, avec une Précision Moyenne observé de 78% en bande L ou P. Il faut 2 acquisitions complémentaires en mode Polarisation Duale pour obtenir des performances supérieures au mode $\pi/4$ (jusqu'à 6% en bande L pour la combinaison des polarisations hh/vv et vv/hv).

Le mode de Polarisation Duale s'avère être nettement plus performant que le mode de Polarisation Alternée soulignant l'information significative contenue dans la phase différentielle de 2 canaux de polarisation. Pour un même mode d'acquisition de polarisation partielle, toutes les configurations de polarisation ont donné des résultats équivalents, à l'exception d'une acquisition en mode de Polarimétrie Alternée, pour laquelle la configuration vv/hv donne des résultats supérieurs de 10% à la configuration hh/vv en bande P.

D'autre part, quel que soit le mode de polarisation considéré, la combinaison de différentes bandes de fréquence s'avère être la contribution la plus significative à la classification. C'est également la solution la plus contraignante puisqu'elle nécessite 3 systèmes d'acquisition différents. Seul un canal d'intensité en polarisation vv en bande C était disponible pour cette étude. La complémentarité de la bande C paraît très forte puisque sa combinaison avec la bande L ou la bande P améliore autant les performances des classifications que la combinaison des bandes L et P avec leurs multiples indices polarimétriques.

Par ailleurs, la classification par la méthode des SVM a montré l'apport significatif des termes de la matrice de covariance supposés nuls dans le cas de symétrie de réflexion, démontrant que les surfaces de végétation observées sur le site de Tubuai ne vérifient pas cette condition.

Conclusion

Le premier objectif de ce travail a été d'évaluer l'apport de la polarimétrie radar pour la cartographie thématique du couvert végétal en milieu tropical. Nous nous sommes ensuite intéressés au potentiel de la polarimétrie partielle dans ce type environnement.

La première partie présente tout d'abord le principe d'un radar RSO en vue de poser les bases de la polarimétrie. La notion fondamentale de dépolarisation d'une onde, guide implicite de tout examen polarimétrique, nous a conduit à deux types d'analyses différentes : la première, directement liée à l'acquisition de l'onde rétrodiffusée par le radar, représente l'information acquise sous la forme de la matrice de rétrodiffusion $S = \begin{bmatrix} S_{hh} & S_{hv} \\ S_{hv} & S_{vv} \end{bmatrix}$ toute particulièrement adaptée aux cibles déterministes et abouti ainsi à une analyse cohérente de celles-ci, la seconde, qui dérive de S , et certainement la plus répandue car adaptée aux surfaces naturelles, consiste à employer une représentation en puissance de l'information polarimétrique afin de permettre une analyse statistique incohérente de celle-ci.

Le formalisme lié à chacune des analyses a donc été explicité pour aboutir d'une part, à la notion de synthèse de polarisation mais aussi et surtout, à la description des différents indices polarimétriques qui en découlent, comme notamment les paramètres d'Euler, la décompositions de Pauli ou la décomposition H/A/ α .

La deuxième partie fait une brève présentation des algorithmes de classification utilisés en vue d'évaluer le potentiel de chaque indice polarimétrique. En premier lieu, la méthode de classification basée sur la méthode du maximum de vraisemblance du modèle statistique de la distribution de Wishart des données polarimétriques, a été présenté. Par la suite, nous avons détaillé la méthode de classification SVM basée, elle, sur la séparation des distributions des classes par un hyperplan optimal. Pour finir, la méthode de sélection de primitives basée sur une élimination (ou ajout) itératif de primitives en fonction des résultats de classifications SVM a été exposée.

La troisième partie, centrée sur les résultats de ce mémoire, débute par une description du contexte et du site d'étude. La grande richesse environnementale de ce dernier permet une évaluation détaillée de la polarimétrie pour la cartographie du couvert végétal, tout particulièrement des différentes espèces forestières. L'ensemble des données, comme les acquisitions de Quickbird faites en 2004, associées à des études *in situ* comme celle menée en 2002 par des botanistes ou par notre équipe en 2005, ont permis d'analyser finement les différents résultats obtenus à partir des données polarimétriques AIRSAR

multi-fréquentielles.

Des compositions colorées issues de différents indices polarimétriques ont été produites afin d'en étudier le comportement. L'ensemble de ces représentations a montré l'importance de la prise en compte du phénomène de dépolarisation de l'onde qui rend inefficace les décompositions cohérentes comme celles basées sur les paramètres d'Euler, tout particulièrement sur les espaces forestiers très dépolarisants. La description des mécanismes de rétrodiffusion a pu être affinée par la combinaison de certaines décompositions comme par exemple la combinaison de l'entropie et de l'anisotropie. Les 3 composantes de la décomposition de Pauli ont montré les meilleures capacités pour synthétiser l'information polarimétrique sous la forme d'une seule composition colorée.

Cela nous amène, pour finir, aux résultats principaux de cette étude qui porte sur l'apport de la polarimétrie radar et sur l'intérêt de la polarimétrie partielle dans le contexte de la cartographie végétale en milieu tropical humide.

En vue de valider l'intérêt de la méthode de la classification SVM, nous l'avons comparée à celle plus couramment utilisée et basée sur la distribution de Wishart de la matrice de cohérence (ou covariance) des données radar polarimétriques. Les résultats obtenus ont montré une nette amélioration (avec un gain de Précision Moyenne de 20%) de la méthode SVM par rapport à la méthode basée sur la distribution de Wishart. Les plus faibles performances observées par cette dernière proviennent manifestement du fait que les données radar expérimentales n'observent pas la distribution de Wishart supposée *a priori* être vérifiée théoriquement. En ce qui concerne la méthode SVM, l'absence de toute hypothèse sur la distribution des données à traiter s'avère être un atout significatif.

L'évaluation des indices polarimétriques par la méthode de sélection itérative utilisant l'algorithme de classification SVM a montré la dégradation des classifications lors de l'utilisation des paramètres d'Euler ϕ_m , τ_m , ν et γ ainsi que les 3 phases ϕ_{gg-dd} , ϕ_{gg-gd} et ϕ_{hh-hv} , confirmant ainsi leur plus faible capacité de discrimination sur des surfaces très dépolarisantes. Cette méthode n'a toutefois pas permis de différencier les indices polarimétriques restants en raison de performance équivalente pour des combinaisons de primitives différentes mais aussi probablement à cause de paramètres de classifications de la méthode SVM mal ajustés.

Par ailleurs, pour une longueur d'onde donnée, les bons résultats obtenus pour les meilleures combinaisons d'indices issues de cette sélection, affichant un gain d'environ 5% par rapport à l'utilisation des seuls paramètres de la matrice de cohérence polarimétrique, montrent tout l'intérêt d'associer les différents indices polarimétriques. Ceux-ci ont permis de discriminer correctement, à hauteur de 91% et 88% respectivement pour la bande L et P, l'ensemble des classes d'études, avec toutefois la persistance

d'une légère confusion pour certaines classes de forêts.

L'utilisation combinée de données pleinement polarimétrique et de différentes longueurs d'ondes a démontré la richesse de leur complémentarité par un gain d'environ 10% par rapport à une seule longueur d'onde, permettant notamment d'améliorer la discrimination des espèces forestières. Nous avons ainsi observé une meilleure discrimination des forêts aux feuillages moins denses (*Pinus* et *Falcata*) tout particulièrement avec la polarisation vv de la bande C.

L'ensemble de ces résultats montre également le grand intérêt de la méthode de classification SVM pour la classification des données RADAR polarimétriques et sa supériorité par rapport à la méthode de classification basée sur la distribution de Wishart.

L'introduction de la polarimétrie partielle comparée au mode pleinement polarimétrique a montré l'importance de l'information de la différence de phase entre les polarisations acquises, quelque soit le mode considéré. En outre, le mode d'acquisition dit " $\pi/4$ " a donné les meilleurs résultats de tous les modes "Polarisation duale" évalués, et semble donc proposer une alternative intéressante au mode Polarisation Duale actuel (hh/hv , vv/hv) disponible sur le capteur PALSAR et RADARSAT-2. Il a montré de bonnes capacités de discrimination excepté pour les espèces de forêts. Nous avons finalement vu que la combinaison de plusieurs longueurs d'onde permet de compenser partiellement la perte d'information polarimétrique des modes du type polarimétrie partielle.

Globalement, nous avons vu que la polarimétrie radar présente un intérêt réel pour la cartographie végétale en milieu tropical humide. En effet, bien que l'information polarimétrique soit réduite sur des surfaces très dépolarisantes, à l'image des forêts de Tubuai, nos résultats montrent qu'il est nécessaire d'utiliser le mode pleinement polarimétrique pour obtenir une classification optimale. De plus, l'alternative proposée par le mode $\pi/4$ semble donner un meilleur compromis entre la richesse d'information du mode pleinement polarimétrique et la fauchée doublée du mode simple polarimétrie par rapport aux modes Polarisation Duale actuels.

En outre, la combinaison polarimétrique et multifréquentielle comme il est maintenant possible de réaliser à l'aide des données issues des capteurs PALSAR (bande L), RADARSAT-2 (bande C) et TerraSAR-X (bande X), laisse envisager un potentiel très élevé pour de multiples applications cartographiques.

Il serait très intéressant d'évaluer l'apport de la polarimétrie radar dans d'autres contextes thématiques comme par exemple le suivi des surfaces agricoles, incluant en particulier les rizières. Cela permettrait, dans le contexte de surfaces moins dépolarisantes de mieux valoriser le potentiel de certains

indices polarimétriques comme notamment les paramètres d'Euler ou la décomposition de Huynen, et d'ainsi compléter les conclusions abordées dans ce mémoire.

D'autre part, des études plus poussées sur les distributions observées par les données polarimétriques radar sur des surfaces naturelles permettraient d'éclairer les observations faites sur le site de Tubuai. Notamment une distribution vérifiée par les données radar polarimétriques plus réaliste que la distribution théorique de Wishart permettrait d'améliorer les algorithmes de classification. D'autre part, il est surprenant de remarquer que la symétrie de réflexion n'est pas vérifiée sur les surfaces de végétation observées sur l'île de Tubuai.

Enfin, si la méthode des SVM s'est avérée être plus que prometteuse pour la classification de données radar polarimétriques, une étude plus poussée pourrait permettre d'affiner le choix du noyau ainsi que les valeurs des paramètres le définissant. De même, il serait intéressant d'approfondir la compréhension de la méthode de sélection de primitive SVM-RFE pour permettre de mieux prospecter l'ensemble des indices polarimétriques afin de converger sur une configuration d'indices optimale.

Bibliographie

- [Agrawal et Boerner, 1989] AGRAWAL, A. et BOERNER, W.-M. (1989). Redevelopment of kennaugh's target characteristic polarization state theory using the polarization transformation ratiom formalism for the coherent case. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 27(1):2–14.
- [Ainsworth *et al.*, 2007] AINSWORTH, T., PREISS, M., STACY, N., NORD, M. et LEE, J.-S. (2007). Analysis of compact polarimetric sar imaging modes. *Polinsar Symposium*.
- [Bazaraa et Shetty, 1979] BAZARAA, M. S. et SHETTY, C. M. (1979). *Nonlinear programming*. John Wiley.
- [Beaudoin *et al.*, 1994] BEAUDOIN, A., TOAN, T. L., GOZE, S., NEZRY, E., LOPES, A., MOUGIN, E., HSU, C. C., HAN, H. C., KONG, J. A. et SHIN, R. T. (1994). Retrieval of forest biomass from sar data. *International Journal of Remote Sensing*, 15(14):2777–2796.
- [Borgeaud et Noll, 1994] BORGEAUD, M. et NOLL, J. (1994). Analysis of theoretical surface scattering models for polarimetric microwave remote sensing of bare soils. *International Journal of Remote Sensing*, 15(14):2931–2942.
- [Born et Wolf, 1980] BORN, M. et WOLF, E. (1980). *Principles of optics*. Pergamon Press, Oxford.
- [Burges, 1998] BURGES, C. J. C. (1998). A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2:121–167.
- [Campedel *et al.*, 2004] CAMPEDEL, M., LUO, B., MAÎTRE, H., MOULINES, E., ROUX, M. et KYRGYZOV, I. (2004). Indexation des images satellitaires : Détection et évaluation des caractéristiques de classification. Rapport technique, Télécom Paris.
- [CCRS, 2008] CCRS (2008). *Glossaire des termes de télédétection*. Centre Canadien de télédétection. http://www.ccrs.nrcan.gc.ca/glossary/index_f.php?id=3124.
- [Cloude, 1986] CLOUDE, S. (1986). Group theory and polarization algebra. *OPTIK*, 75(1):26–36.

- [Cloude et Pottier, 1996] CLOUDE, S. et POTTIER, E. (1996). A review of target decomposition theorems in radar polarimetry. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 34(2):498–518.
- [Cloude et Pottier, 1997] CLOUDE, S. et POTTIER, E. (1997). An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric sar. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 35(1):68–78.
- [De Grandi et al., 2003] DE GRANDI, G., LEE, J.-S., SCHULER, D. et NEZRY, E. (2003). Texture and speckle statistics in polarimetric sar synthesized images. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 41(9):2070–2088.
- [De Grandi et al., 1994] DE GRANDI, G. F., LEMOINE, G. G., DE GROOF, H., LAVALLE, C. et SIEBER, A. J. (1994). Fully polarimetric classification of the black forest maestro 1 airsar data. *International Journal of Remote Sensing*, 15(14):2755–2775.
- [Dubois et al., 1989] DUBOIS, P., NORIKANE, L., van ZYL, J. et ZEBKER, H. (1989). Data volume reduction for imaging radar polarimeter. *Antennas and Propagation Society International Symposium, 1989. AP-S. Digest*, pages 1354–1357 vol.3.
- [Dubois et al., 1995] DUBOIS, P., van ZYL, J. et ENGMAN, T. (1995). Measuring soil moisture with imaging radars. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 33(4):915–926.
- [Elachi, 1988] ELACHI, C. (1988). *Spaceborne radar remote sensing : applications and techniques*. New York : Institute of Electrical and Electronics Engineers.
- [Freeman et Durden, 1998] FREEMAN, A. et DURDEN, S. (1998). A three-component scattering model for polarimetric sar data. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 36(3):963–973.
- [Goodman, 1963] GOODMAN, N. R. (1963). Statistical analysis based on a certain multivariate complex gaussian distribution (an introduction). *The Annals of Mathematical Statistics*, 34(1):152–177.
- [Guyon et al., 2002] GUYON, I., WESTON, J., BARNHILL, S. et VAPNIK, V. (2002). Gene selection for cancer classification using support vector machines. *Mach. Learn.*, 46(1-3):389–422.
- [Hajnsek et al., 2003] HAJNSEK, I., POTTIER, E. et CLOUDE, S. (2003). Inversion of surface parameters from polarimetric sar. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 41(4):727–744.
- [Holm et Barnes, 1988] HOLM, W. et BARNES, R. (1988). On radar polarization mixed target state decomposition techniques. *Radar Conference, 1988., Proceedings of the 1988 IEEE National*, pages 249–254.
- [Hsu et Lin, 2002] HSU, C.-W. et LIN, C.-J. (2002). A comparison of methods for multiclass support vector machines. *Neural Networks, IEEE Transactions on*, 13(2):415–425.

-
- [Huynen, 1970] HUYNEN, J. R. (1970). *Phenomenological theory of radar targets*. Thèse de doctorat, Drukkerij Bronder-Offset N.V., Rotterdam.
- [Imbo et Souyris, 2000] IMBO, P. et SOUYRIS, J.-C. (2000). Visualization of the polarimetric information : comparison between partial versus full polarimetry architectures. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2000. Proceedings. IGARSS 2000. IEEE 2000 International*, 3:1116–1118 vol.3.
- [J. Lewis et M. Henderson, 1998] J. LEWIS, A. et M. HENDERSON, F. (1998). *Manual of Remote Sensing, Principles and Applications of Imaging Radar*. John Wiley and Sons.
- [Keerthi et Lin, 2003] KEERTHI, S. S. et LIN, C.-J. (2003). Asymptotic behaviors of support vector machines with gaussian kernel. *Neural Computation*, 15:1667–1689.
- [Laurent *et al.*, 1995] LAURENT, D., POTTIER, E. et SAILLARD, J. (1995). The euler vector : a polarimetric descriptor of the ocean surface. *Journal of Electromagnetic Waves and Applications*, 9:217–240.
- [Le Toan *et al.*, 1992] LE TOAN, T., BEAUDOIN, A., RIOM, J. et GUYON, D. (1992). Relating forest biomass to sar data. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 30(2):403–411.
- [Lee *et al.*, 1999] LEE, J.-S., GRUNES, M. et de GRANDI, G. (1999). Polarimetric sar speckle filtering and its implication for classification. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 37(5):2363–2373.
- [Lee *et al.*, 2001] LEE, J.-S., GRUNES, M. et POTTIER, E. (2001). Quantitative comparison of classification capability : fully polarimetric versus dual and single-polarization sar. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 39(11):2343–2351.
- [Lee *et al.*, 2004] LEE, J.-S., GRUNES, M., POTTIER, E. et FERRO-FAMIL, L. (2004). Unsupervised terrain classification preserving polarimetric scattering characteristics. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 42(4):722–731.
- [Lee *et al.*, 1994a] LEE, J. S., GRUNES, M. R. et KWOK, R. (1994a). Classification of multi-look polarimetric sar imagery based on complex wishart distribution. *International Journal of Remote Sensing*, 15(11):2299 – 2311.
- [Lee *et al.*, 1994b] LEE, J.-S., HOPPEL, K., MANGO, S. et MILLER, A. (1994b). Intensity and phase statistics of multilook polarimetric and interferometric sar imagery. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 32(5):1017–1028.

- [Lee *et al.*, 2000] LEE, J.-S., SCHULER, D. et AINSWORTH, T. (2000). Polarimetric sar data compensation for terrain azimuth slope variation. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 38(5):2153–2163.
- [Lin et Lin, 2003] LIN, H.-T. et LIN, C.-J. (2003). A study on sigmoid kernels for svm and the training of non-psd kernels by smo-type methods. Rapport technique.
- [Lopez-Martinez et Fabregas, 2003] LOPEZ-MARTINEZ, C. et FABREGAS, X. (2003). Polarimetric sar speckle noise model. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 41(10):2232–2242.
- [Lopez-Martinez *et al.*, 2005] LOPEZ-MARTINEZ, C., POTTIER, E. et CLOUDE, S. (2005). Statistical assessment of eigenvector-based target decomposition theorems in radar polarimetry. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 43(9):2058–2074.
- [Maitre, 2001] MAITRE, H. (2001). *Traitement des images de RSO*. Hermes.
- [Massonet et Souyris, 2008] MASSONET, D. et SOUYRIS, J.-C. (2008). *Imaging with Synthetic Aperture Radar*. Eapl Press.
- [Massonet, 2001] MASSONNET, D. (2001). Capabilities and limitations of the interferometric cartwheel. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 39(3):506–520.
- [Mattia *et al.*, 1997] MATTIA, F., LE TOAN, T., SOUYRIS, J.-C., DE CAROLIS, C., FLOURY, N., POSA, F. et PASQUARIELLO, N. (1997). The effect of surface roughness on multifrequency polarimetric sar data. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 35(4):954–966.
- [Meyer, 2002] MEYER, J.-Y. (2002). Rapport de mission d’exploration botanique à Tubuai et Rapa (Australes) du 13 mars au 5 avril 2002. Délégation de la recherche, Papeete.
- [Meyer *et al.*, 2005] MEYER, J.-Y., THIBAUT, J.-C., BUTAUD, J.-F., COOTE, T. et FLORENCE, J. (2005). Sites de conservation importants et prioritaires en Polynésie française. Contribution à la Biodiversité de Polynésie française N° 13 : Sites Naturels d’Intérêt Ecologique V. Délégation de la recherche, Papeete. http://www.li-an.fr/jyves/Meyer_et_al._2005_Sites_Conservation_Polynesie_francaise.pdf.
- [Moriyama *et al.*, 2004] MORIYAMA, T., URATSUKA, S., UMEHARA, T., SATAKE, M., NADAI, A., MAENO, H., NAKAMURA, K. et YAMAGUCHI, Y. (2004). A study on extraction of urban areas from polarimetric synthetic aperture radar image. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004. IGARSS '04. Proceedings. 2004 IEEE International*, 1:–706.
- [Nghiem *et al.*, 1992] NGHIEM, S., YUEH, S., KWOK, R. et LI, F. (1992). Symmetry properties in polarimetric remote sensing. *Radio Science*, 27(5):693–711.

-
- [Oh *et al.*, 1992] OH, Y., SARABANDI, K. et ULABY, F. (1992). An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 30(2):370–381.
- [Perez *et al.*, 1997] PEREZ, J. P., CARLES, R. et FLECKINGER, R. (1997). *Electromagnetisme : Fondements et applications*. Dunod.
- [Polsarpro, 2008] POLSARPRO (2008). Polsarpro tutorial. <http://earth.esa.int/polsarpro/>.
- [Pottier et Lee, 1999] POTTIER, E. et LEE, J.-S. (1999). Application of the h/a/alpha polarimetric decomposition classification of fully polarimetric sar data based on the wishart distribution. *Proceedings of the CEOS SAR Workshop*.
- [Raney, 2007] RANEY, R. (2007). Hybrid-polarity sar architecture. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 45(11):3397–3404.
- [Scholkopf et J. Smola, 2002] SCHOLKOPF, B. et J. SMOLA, A. (2002). *Learning with Kernels*. MIT Press.
- [Souyris *et al.*, 2005] SOUYRIS, J.-C., IMBO, P., FJORTOFT, R., MINGOT, S. et LEE, J.-S. (2005). Compact polarimetry based on symmetry properties of geophysical media : the $\pi/4$ mode. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 43(3):634–646.
- [Touzi *et al.*, 2004] TOUZI, R., BOERNER, W., LEE, J. et LUNEBURG, E. (2004). A review of polarimetry in the context of synthetic aperture radar : concepts and information extraction. *Can. J. Remote Sensing*, 30(3):380–407.
- [Touzi *et al.*, 1992] TOUZI, R., GOZE, S., LE TOAN, T., LOPES, A. et MOUGIN, E. (1992). Polarimetric discriminators for sar images. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 30(5):973–980.
- [Touzi *et al.*, 1999] TOUZI, R., LOPES, A., BRUNIQUEL, J. et VACHON, P. (1999). Coherence estimation for sar imagery. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 37(1):135–149.
- [Ulaby et Elachi, 1990] ULABY, F. T. et ELACHI, C. (1990). *Radar polarimetry for geoscience applications*. Artech House.
- [Ulaby *et al.*, 1986] ULABY, F. T., MOORE, R. K. et FUNG, A. K. (1986). *Microwave Remote Sensing Active and Passive-Volume III : From Theory to Applications*. Artech House, Inc.
- [Van Zyl *et al.*, 1987] VAN ZYL, J. J., ZEBKER, H. A. et ELACHI, C. (1987). Imaging radar polarization signatures - theory and observation. *Radio Science*, 22:529–543.

- [Vapnik, 1998] VAPNIK, V. (1998). *Statistical learning theory*. Wiley.
- [Weston *et al.*, 2003] WESTON, J., ELISSEEFF, A., SCHOLKOPF, B. et TIPPING, M. (2003). Use of the zero norm with linear models and kernel methods. *J. Mach. Learn. Res.*, 3:1439–1461.
- [Yamaguchi *et al.*, 2005] YAMAGUCHI, Y., MORIYAMA, T., ISHIDO, M. et YAMADA, H. (2005). Four-component scattering model for polarimetric sar image decomposition. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 43(8):1699–1706.
- [Zebker *et al.*, 1987] ZEBKER, H., VAN ZYL, J., et HELD, D. (1987). Imaging radar polarimetry from wave synthesis. *Journal of Geophysical Research*, 92(B1):683–701.

Annexes

Sommaire

A	Réflexion double sur un diélectrique	171
B	Signatures polarimétriques de formes canoniques	173
	B.1 Formes canoniques	173
	B.2 Signatures polarimétrique	177
C	Végétations étudiées	181
	C.1 Espèces indigènes	181
	C.2 Espèces introduites	184
D	Décomposition de Huynen	189

Annexe A

Réflexion double sur un diélectrique

Considérons le cas où l'indice d'un milieu 1 est supérieur à celui d'un milieu 2, comme dans la situation d'une onde radar traversant l'atmosphère et arrivant sur un sol nu à l'image de la figure A.1. Par conséquent, et à l'aide des démonstrations explicitant les coefficients de réflexion de Fresnel, nous pouvons tracer le schéma de réflexions de l'onde sur le milieu 2, dans le cas d'un radar monostatique où $\theta < \theta_B$. Ceci est illustré par la figure A.1 où nous avons omis de représenter les champs électriques transmis dans le diélectrique.

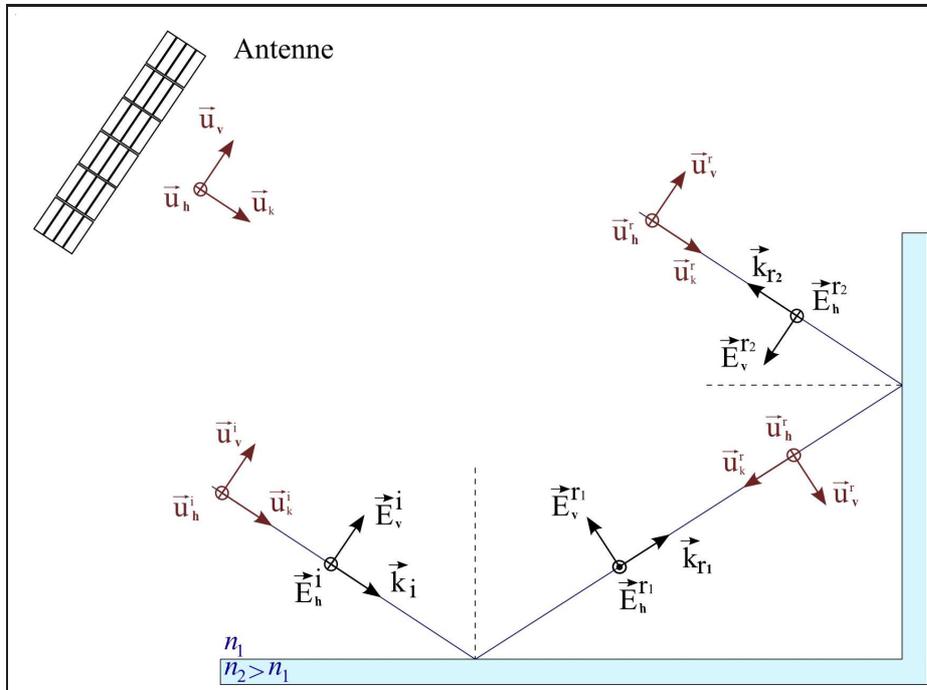


FIG. A.1 – Réflexion simple et double d'un champ électrique sur un diélectrique ($n_2 > n_1$). Le repère $(\vec{u}_h, \vec{u}_v, \vec{u}_k)$ (convention BSA) est représenté en rouge tandis que les champs électriques sont représentés en noir.

Écrivons maintenant les composantes du champ électrique aux différents instants de la réflexion. Pour cela, nous adoptons (et pour la suite de ce mémoire) un repère $(\vec{u}_h, \vec{u}_v, \vec{u}_k)$ adapté aux radars monostatiques, défini par la convention Back Scattering Alignment (BSA). Il consiste à considérer la même base à l'émission et à la réception du champ électrique. Nous obtenons alors l'expression des champs électriques suivant :

$$\begin{cases} \vec{E}^i &= |E_h^i| \cdot \vec{u}_h + |E_v^i| \cdot \vec{u}_v \\ \vec{E}^{r1} &= -|E_h^{r1}| \cdot \vec{u}_h - |E_v^{r1}| \cdot \vec{u}_v \\ \vec{E}^{r2} &= |E_h^{r2}| \cdot \vec{u}_h - |E_v^{r2}| \cdot \vec{u}_v \end{cases} \quad (\text{A.1})$$

où \vec{E}^i , \vec{E}^{r1} et \vec{E}^{r2} , représentent les champs électriques respectivement incident, après une réflexion simple et après une double réflexion. Nous voyons apparaître des différences de phases entre les différentes composantes du champ électrique comme le montre le tableau A.1.

Réflexion simple	Double réflexion
$\Delta_{\varphi_h} = \arg\left(\frac{E_h^{r1}}{E_h^i}\right) = \pi, \Delta_{\varphi_v} = \arg\left(\frac{E_v^{r1}}{E_v^i}\right) = \pi$	$\Delta_{\varphi_h} = \arg\left(\frac{E_h^{r2}}{E_h^i}\right) = 0, \Delta_{\varphi_v} = \arg\left(\frac{E_v^{r2}}{E_v^i}\right) = \pi$
$\Delta\Phi = \Delta_{\varphi_h} - \Delta_{\varphi_v} = 0$	$\Delta\Phi = \Delta_{\varphi_h} - \Delta_{\varphi_v} = -\pi$

TAB. A.1 – Déphasage du champ électrique lors de réflexions sur un diélectrique.

Ainsi, dans le cas d'une réflexion simple, chaque composante du champ électrique subit un déphasage de π , ce qui revient à un déphasage nul entre celle-ci. En revanche, dans le cas d'une réflexion double, seule la composante parallèle au plan d'incidence subit un déphasage de π , ce qui se traduit par un déphasage de $-\pi$ entre les deux composantes du champ électrique.

Annexe B

Signatures polarimétriques de formes canoniques

Cette annexe présente l'expression des matrices de rétrodiffusions, ainsi que la signature polarimétrique, de formes simples représentatives de mécanismes de rétrodiffusions couramment rencontrés.

B.1 Formes canoniques

B.1.1 Sphère/Plan/Trièdre : réflexion impaire sur un conducteur parfait

La réflexion impaire, cas notamment rencontré lors de réflexions simples sur un sol lisse, peut être décrite à l'aide du déphasage induit entre les polarisations horizontales et verticales à l'aide de la forme canonique Sphère/Plan/Trièdre (conducteur parfait).

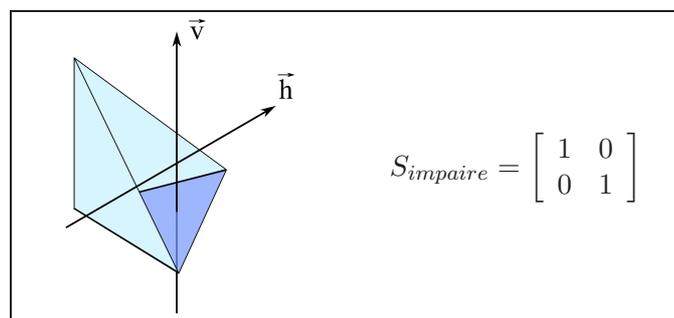


FIG. B.1 – Réflexion impaire.

Nous avons vu dans le §2.1.2, qu'une réflexion simple se traduit par un déphasage nul entre les polarisations hh et vv et que chaque polarisation émise, horizontale ou verticale, est rétrodiffusée

suivant la même direction, et entraîne ainsi la nullité des canaux de cross-polarisation (hv).

On en déduit alors l'expression de la matrice de rétrodiffusion S présenté dans le tableau B.1.

B.1.2 Diffusion de Bragg : réflexion impaire sur une surface rugueuse

Le modèle de Bragg décompose une surface rugueuse en plusieurs sinusôides de longueurs d'onde différentes (décomposition en séries de fourier), comme le montre la figure B.2. L'onde rétrodiffusée correspond alors aux sinusôides Λ en résonance de Bragg avec l'onde incidente suivant la relation suivante, [Elachi, 1988] :

$$\Lambda = n \frac{\lambda_r}{2 \sin \theta} \quad (\text{B.1})$$

Le terme du premier ordre ($n = 1$) correspond à la composante de rétrodiffusion la plus forte, représenté par λ_s sur la figure B.2.

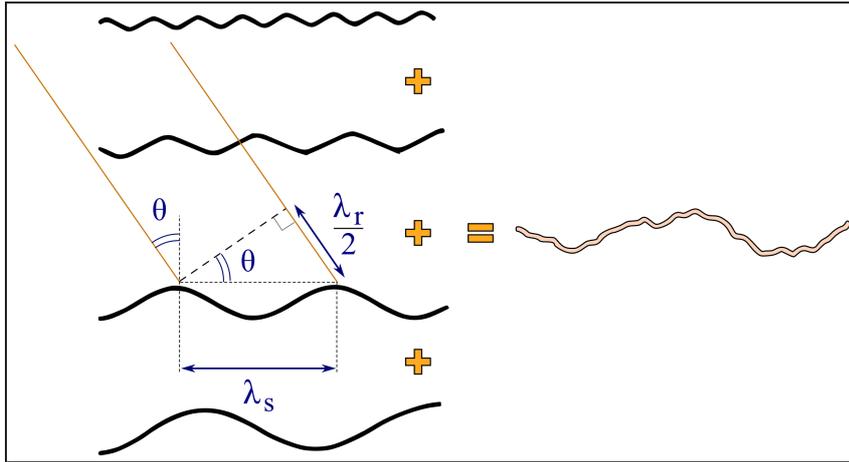


FIG. B.2 – Résonance de Bragg, d'après [Elachi, 1988].

On en déduit alors, [Elachi, 1988], les coefficients de réflexion de Bragg, [Oh *et al.*, 1992], des polarisations hh et vv , respectivement R_{hh} et R_{vv} .

$$R_{hh} = \frac{\cos \theta - \sqrt{\varepsilon - \sin^2 \theta}}{\cos \theta + \sqrt{\varepsilon - \sin^2 \theta}} \quad (\text{B.2})$$

$$R_{vv} = \frac{(\varepsilon - 1)(\sin^2 \theta - \varepsilon(1 + \sin^2 \theta))}{(\varepsilon \cos \theta + \sqrt{\varepsilon - \sin^2 \theta})^2} \quad (\text{B.3})$$

Nous obtenons alors la matrice de rétrodiffusion présentée dans la figure B.3.

Toutefois, on notera que cette modélisation d'une surface rugueuse n'est valable que pour des surfaces de faibles rugosités.

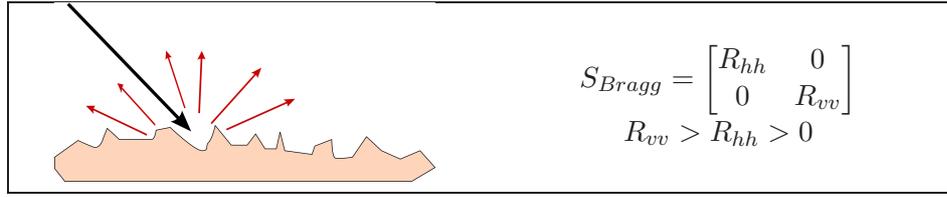


FIG. B.3 – Réflexion de Bragg.

B.1.3 Dièdre : réflexions paires sur un conducteur parfait

Considérons, dans un premier temps, le cas où l'arête du dièdre présenté sur la figure B.4 est orientée le long de la direction de la polarisation horizontale, soit un angle $\alpha = 0^\circ$ avec celle-ci.

Contrairement aux réflexions impaires, et comme nous l'avons vu au §2.1.2, deux réflexions successives sur un diélectrique entraînent un déphasage de π entre les canaux co-polarisés. De plus, les termes de polarisation croisées sont nuls en raison de l'absence de changement de polarisation des polarisations linéaires, d'où l'expression de la matrice de rétrodiffusion présentée dans le tableau B.4.

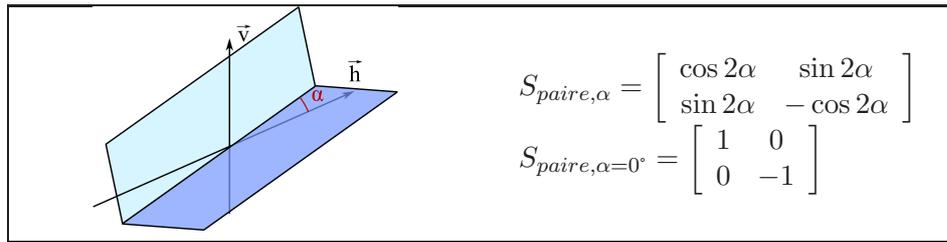


FIG. B.4 – Réflexion paire.

Étudions maintenant le cas d'un dièdre dont l'arête est orientée d'un angle α quelconque par rapport à l'axe des polarisations horizontales, cf figure B.4. Déterminer l'expression de la matrice de rétrodiffusion correspondante revient à effectuer un changement de base par une rotation d'un angle $\varphi = -\alpha$.

A partir de l'expression du changement de base 3.15, dans le cas d'une simple rotation, et de l'expression de la matrice $U_{2(\varphi)}$, nous pouvons écrire la relation suivante :

$$S_{paire,\alpha} = \begin{bmatrix} \cos(-\alpha) & \sin(-\alpha) \\ -\sin(-\alpha) & \cos(-\alpha) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos(-\alpha) & -\sin(-\alpha) \\ \sin(-\alpha) & \cos(-\alpha) \end{bmatrix} \quad (\text{B.4})$$

d'où l'expression obtenue dans la figure B.4.

On remarque que les propriétés de déphasage entre les canaux co-polarisés sont toujours vérifiées, tandis que maintenant, une partie de l'énergie est rétrodiffusée dans les canaux de polarisation croisée.

B.1.4 Dièdre orienté à 45° : réflexions de volume

En reprenant l'expression de la matrice de rétrodiffusion d'un dièdre orienté, pour un angle $\alpha = 45^\circ$, on obtient :

$$S_{\text{dièdre à } 45^\circ} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (\text{B.5})$$

On remarque que toute polarisation incidente horizontale est rétrodiffusée dans une polarisation verticale et vice-versa. Ce type de réponse favorisant les polarisations croisées est généralement associé à une diffusion de Volume typique de celle de la canopée d'une forêt.

B.1.5 Dièdre diélectrique

En reprenant l'expression de la matrice de rétrodiffusion d'un dièdre composé de conducteurs parfaits, et en considérant cette fois que les parois sont des diélectriques, on doit alors pondérer les termes S_{hh} et S_{vv} par la valeur absolue de leur coefficient de Fresnel respectif, $\mathcal{R}_h = |R_h|$ et $\mathcal{R}_v = |R_v|$, afin d'obtenir une matrice de rétrodiffusion de la forme :

$$S = \begin{bmatrix} \mathcal{R}_h & 0 \\ 0 & -\mathcal{R}_v \end{bmatrix} \quad (\text{B.6})$$

$$\mathcal{R}_h > \mathcal{R}_v > 0$$

B.1.6 Réflexion sur un dipôle

Un champ électrique émis sur un dipôle entraîne l'oscillation des charges électriques de ce dernier et, par conséquent, la création d'un courant oscillant, $I(t)$. Afin de modéliser la réponse polarimétrique de ce dernier, nous allons étudier le rayonnement émis par un dipôle oscillant, appelé *dipôle de Hertz*.

On montre alors, [Perez *et al.*, 1997] et [Born et Wolf, 1980], dans les conditions du champ lointain où la distance radar-dipôle $r \gg \lambda$, qu'un dipôle n'est sensible qu'aux polarisations qui lui sont colinéaires.

On en déduit l'expression de la matrice de diffusion pour un dipôle orienté suivant la direction de la polarisation horizontale (formant un angle $\beta = 0^\circ$) :

$$S_{\text{dipole}, \beta=0^\circ} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (\text{B.7})$$

De façon analogue au dièdre orienté d'un angle α quelconque, on retrouve l'expression de la

matrice de rétrodiffusion pour un dipôle orienté d'un angle β quelconque :

$$S_{dipole,\beta} = \begin{bmatrix} \cos^2 \beta & \cos \beta \sin \beta \\ \cos \beta \sin \beta & \sin^2 \beta \end{bmatrix} \quad (\text{B.8})$$

B.2 Signatures polarimétrique

Une façon de visualiser l'information polarimétrique d'une cible, est d'utiliser la signature polarimétrique, [Van Zyl *et al.*, 1987]. Son principe est de visualiser la puissance rétrodiffusée par une cible en fonction de la polarisation de l'onde incidente (φ_i, τ_i) et de celle de l'onde reçue (φ_r, τ_r) . Toutefois, l'ensemble des configurations polarimétriques représentées par φ_i, τ_i et φ_r, τ_r étant trop important, on limite la visualisation de la puissance rétrodiffusée aux ondes polarisées parallèlement et perpendiculairement à l'onde incidente.

On parle alors de signature polarimétrique en co-polarisation dans le cas où l'onde incidente et rétrodiffusée sont parallèles, et de signature polarimétrique en cross-polarisation dans le cas où elles sont orthogonales.

La puissance rétrodiffusée par une surface de matrice S est donnée par :

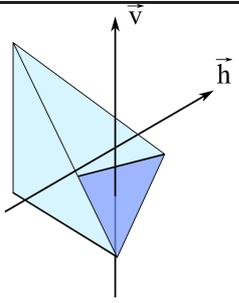
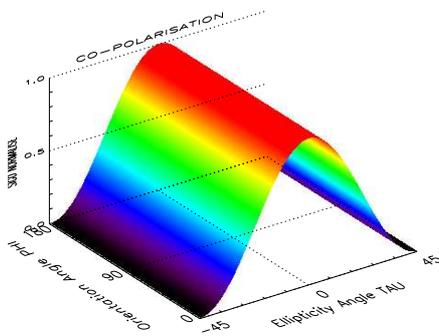
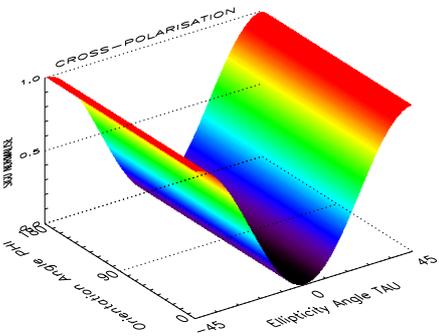
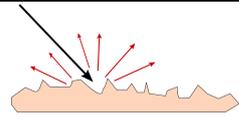
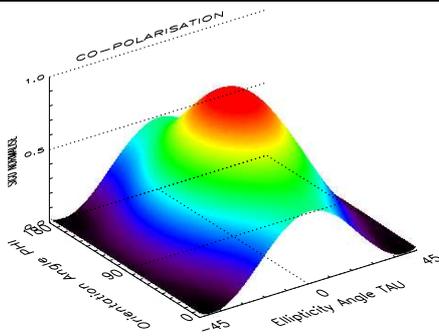
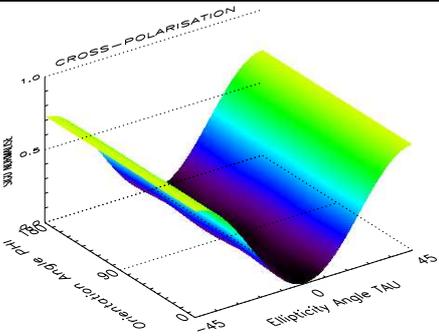
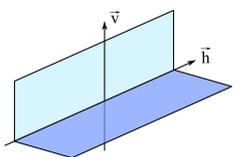
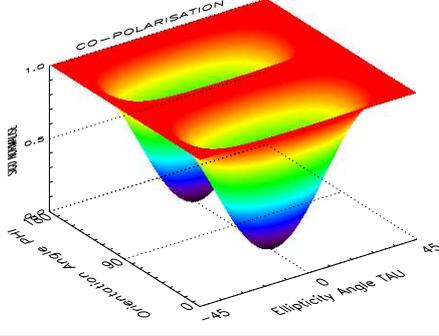
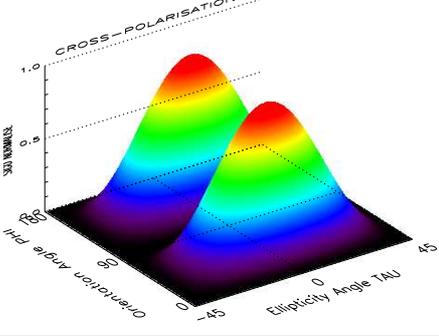
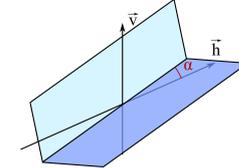
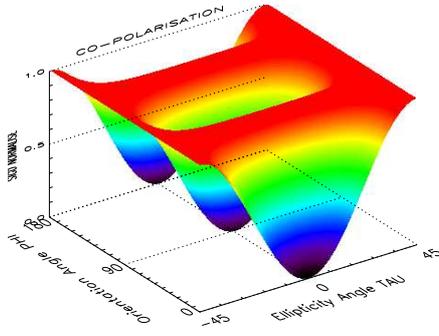
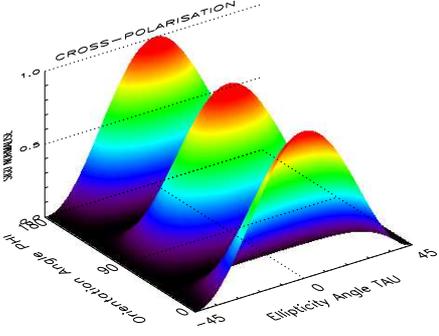
$$P(\varphi, \tau) = |\overset{T}{E}_0^r \cdot S \cdot \overset{i}{E}_0|^2 \quad (\text{B.9})$$

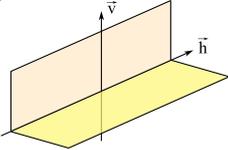
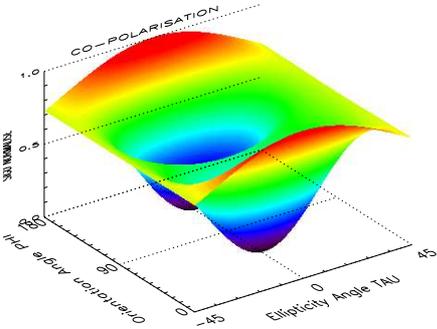
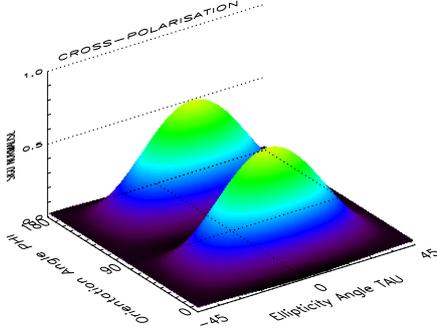
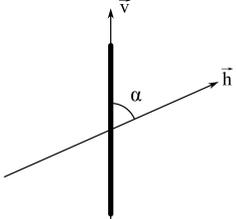
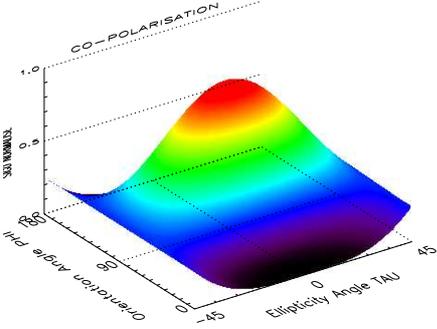
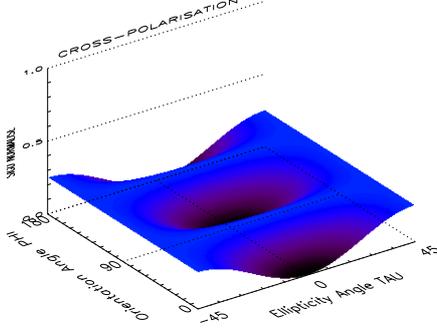
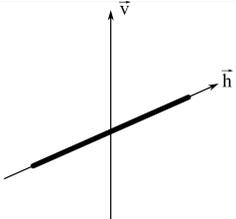
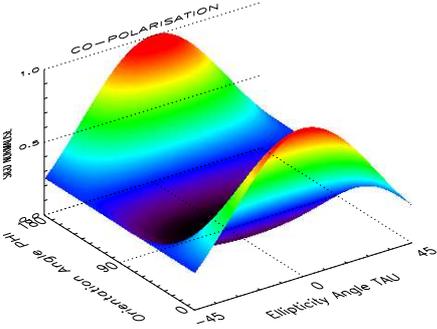
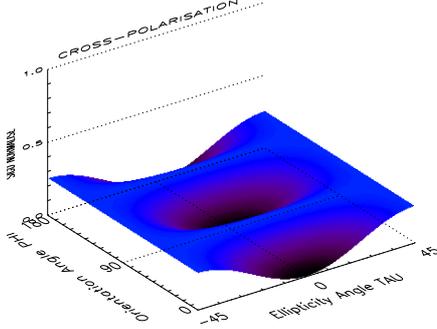
où T représente la transposée.

Pour une signature polarimétrique en co-polarisation, $\overset{r}{E}_0 = \overset{i}{E}_0$, tandis que pour une signature en cross-polarisation $\overset{r}{E}_0$ est en polarisation orthogonale à $\overset{i}{E}_0$.

Une signature polarimétrique représente communément l'espace des polarisations où $\varphi \in [0, \pi]$ et $\tau \in [-\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{4}]$ suivant le plan (\vec{u}_x, \vec{u}_y) . L'axe z représente la puissance rétrodiffusée, généralement normalisée entre 0 et 1.

Le tableau B.1 représente les signatures polarimétriques des cibles canoniques présentées au paragraphe précédent.

Structure géométrique	Signatures polarimétriques	
	Co-polarisation	Cross-polarisation
 <p>Sphere/Plan/Trièdre</p> $S = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$		
 <p>Diffusion de Bragg</p> $S_{Bragg} = \begin{bmatrix} R_{hh} & 0 \\ 0 & R_{vv} \end{bmatrix}$ $R_{vv} > R_{hh} > 0$		
 <p>Dièdre</p> $S = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$		
 <p>Dièdre orienté d'un angle $\alpha = 45^\circ$ (Diffusion de volume)</p> $S = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$		

Structure géométrique	Signatures polarimétriques	
	Co-polarisation	Cross-polarisation
 <p>Dièdre diélectrique</p> $S = \begin{bmatrix} \mathcal{R}_h & 0 \\ 0 & -\mathcal{R}_v \end{bmatrix}$ $\mathcal{R}_h > \mathcal{R}_v > 0$		
 <p>Dipole orienté d'un angle $\alpha = 90$</p> $S = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$		
 <p>Dipole orienté d'un angle $\alpha = 0$</p> $S = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$		

TAB. B.1: Signatures polarimétriques de cibles canoniques.

Annexe C

Végétations étudiées

L'ensemble des illustrations présentées dans cette annexe sont issue d'une mission terrain à Tubuai effectuer avec Benoît Stoll et moi même entre le 6 et le 10 juillet 2005.

C.1 Espèces indigènes

C.1.1 Purau (*Hibiscus tiliaceus*)

Le Purau est présent dans tout le Pacifique et dans toutes les régions tropicales. Il existe dans la quasi-totalité des îles de la Polynésie française, à l'exception d'atolls de petite taille. Le Purau est caractéristique des zones littorales, des bords de rivières (ripisylves) et des vallées humides où il peut se rencontrer jusqu'à 900m d'altitude.

Arbre de la famille des Malvacées, le Purau peut atteindre 15m de hauteur et un diamètre de 1m. Son feuillage est constitué de feuilles ovales de 5 à 31cm de long sur 6cm à 27cm de large. Il est en fleur et en fruit toute l'année.



(a) Vue lointaine.



(b) Vue proche.

FIG. C.1 – Purau.

C.1.2 Fougère anuhe (*Dicranopteris linearis*)

L'anuhe est une fougère indigène de la famille des Gleichéniacées présente dans toute la ceinture intertropicale. En Polynésie française, elle est présente à basse, moyenne et haute altitude. On la trouve en grandes formations d'épais fourrés (appelés landes à fougères anuhe) parfois de plus d'un mètre. Espèce pionnière colonisant les milieux ouverts et ensoleillés, elle caractérise les zones perturbées de façon naturelle (glissement de terrain) ou par l'homme (incendies volontaires ou accidentels, déforestation).



(a) Vue lointaine.



(b) Vue proche.

FIG. C.2 – Fougère Anuhe.

C.2 Espèces introduites

C.2.1 Pin des Caraïbes (*Pinus caribaea*)

Le pin des Caraïbes est originaire d'Amérique centrale et des Caraïbes. La variété hondurensis, la plus fréquente en Polynésie française, provient de la moitié Est de l'Amérique Centrale. Cette espèce de Pin a été implantée en Polynésie française à partir de 1966 dans le but de produire du bois de construction.

Le Pin des Caraïbes, arbre résineux de la famille des Pinacées a été planté en formations monospécifiques jusqu'à 900m d'altitude sur des sols plus ou moins dégradés des plateaux et pentes à fougère anuhes (*Dicranopteris linearis*). Il peut mesurer jusqu'à 30m de hauteur et avoir un diamètre de 80cm. Port caractéristique en cône, il possède des aiguilles vertes regroupées en fascicules de 3 à 5, longues de 15 à 25 cm, larges jusqu'à 1,5mm. Le Pinus a un houppier de type cime allongée.



(a) Vue lointaine.



(b) Vue proche.

FIG. C.3 – Pin des Caraïbes.

C.2.2 Falcata (*Falcataria moluccana*, *Paraserianthes falcataria*)

Le falcata est originaire d'Indonésie, de Papouasie Nouvelle-Guinée et des îles Salomon. En Polynésie française, il a été introduit dans les archipels de la Société, des Australes, des Marquises et des Gambiers à des fins de protection des sols. Il est devenu envahissant dans les milieux ouverts mais également dans les vallées.

Le Falcata est une légumineuse fixatrice d'azote pouvant atteindre plus de 40m de hauteur et 1,50m de diamètre. Il croît jusqu'à 1300m d'altitude dans des sites relativement humides et ensoleillés. Feuilles composées mesurant jusqu'à 40 cm de long. Il se caractérise par un houppier en parasol qui lui donne sa forme caractéristique.



(a) Vue lointaine.



(b) Vue proche.

FIG. C.4 – Falcata.

C.2.3 Goyavier de Chine (*Psidium cattleianum*)

Le goyavier de Chine ou goyavier-fraise est un arbuste originaire du Brésil, pouvant atteindre 6-10 m de haut, mais parfois ne dépassant pas 2 ou 3m de haut dans certaines conditions climatiques (îles Australes) ou topographiques. C'est un arbre de la famille des Myrtacées que l'on trouve jusqu'à 1000m d'altitude.

Sur l'île de Tubuai, on le retrouve sous plusieurs formes selon la pente ou bien l'exposition au vent. Ainsi, si la pente est prononcée, il forme des fourrés très denses souvent impénétrables.



(a) Vue lointaine.



(b) Vue proche.

FIG. C.5 – Goyavier de chine.

C.2.4 Marais

Les deux grands marais présents sur l'île présentent généralement une végétation herbacée haute.



FIG. C.6 – Marais.

Annexe D

Décomposition de Huynen

Tous comme les théorèmes de décompositions de l'information polarimétrique cohérente dont nous avons présenté celle de Pauli, les décompositions incohérentes tendent à exprimer cette information en mécanismes élémentaires. Toutefois, ces dernières renvoient les **mécanismes moyens** reflétant ainsi le caractère distribuée des cibles naturelles.

On doit donc utiliser une représentation incohérente^a pour appliquer ces décompositions ce qui revient à écrire :

$$\langle T \rangle = \sum_{i=1}^k c_i \langle T_i \rangle \quad (\text{D.1})$$

Selon la décomposition étudiée, nous verrons que cette équation peut très bien s'appliquer à C .

La décomposition de Huynen, [Huynen, 1970], considère le principe de dichotomie de l'onde, en séparant la partie polarisée de l'onde caractéristique d'une cible pure, $\langle T^{pol} \rangle$, et la partie dépolarisée de l'onde caractéristique d'une surface distribuée, $\langle T^{depol} \rangle$, sous la forme suivante :

$$\underbrace{\langle T \rangle}_{9 \text{ inconnues}} = \underbrace{\langle T^{pol} \rangle}_{5 \text{ inconnues}} + \underbrace{\langle T^{depol} \rangle}_{4 \text{ inconnues}} \quad (\text{D.2})$$

Par ailleurs, cette relation peut aussi s'exprimer avec $\langle C \rangle$.

$\langle T^{depol} \rangle$ est, par définition, indépendante de la polarisation et donc invariante par rotation autour de l'axe radar-cible (angle φ). Cette décomposition consiste donc à considérer la partie dépolarisée de l'onde comme caractéristique de cibles non-symétriques, où $\langle T^{depol} \rangle$ est de rang 3. La partie polarisée de l'onde, $\langle T^{pol} \rangle$, représentative d'une cible pure moyenne est, elle, de rang 1.

^aCf. §3.5.

En raison de son invariance par rotation autour de φ , $\langle T^{depol} \rangle$ est aussi égale à $\langle T_{\varphi}^{depol} \rangle$ qui prend la forme suivante :

$$\begin{aligned} \langle T_{\varphi}^{depol} \rangle &= \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos 2\varphi & \sin 2\varphi \\ 0 & -\sin 2\varphi & \cos 2\varphi \end{bmatrix}}_{U_{3(\varphi)}} \cdot \underbrace{\begin{bmatrix} 2A_0 & C - jD & H + jG \\ C + jD & B_0 + B & E + jF \\ H - jG & E - jF & B_0 - B \end{bmatrix}}_{\langle T^{depol} \rangle} \cdot \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos 2\varphi & -\sin 2\varphi \\ 0 & \sin 2\varphi & \cos 2\varphi \end{bmatrix}}_{U_{3(\varphi)}^{-1}} \quad (D.3) \\ &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & \alpha_1 & \alpha_2 \\ 0 & \alpha_2^* & \alpha_3 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

où α_1, α_3 sont réels et α_2 complexe.

On montre, [Cloude et Pottier, 1996], que cette propriété d'invariance en rotation se traduit par l'orthogonalité entre les espaces vectoriels de $\langle T^{depol} \rangle$ et $\langle T^{pol} \rangle$ et s'exprime par la relation suivante :

$$\langle T_{\varphi}^{depol} \rangle \cdot \vec{q} = 0 \Rightarrow U_{3(\varphi)} \langle T^{depol} \rangle U_{3(\varphi)}^{-1} \cdot \vec{q} = 0 \quad (D.4)$$

où \vec{q} est un vecteur qui appartient à l'espace de $\langle T^{pol} \rangle$.

Il faut alors résoudre l'équation suivante :

$$U_{3(\varphi)}^{-1} \cdot \vec{q} = \lambda \cdot \vec{q} \quad (D.5)$$

Il existe ainsi trois vecteurs propres de $U_{3(\varphi)}^{-1}$, \vec{q}_1 , \vec{q}_2 et \vec{q}_3 solution de cette dernière équation :

$$\vec{q}_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad \vec{q}_2 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ j \end{pmatrix} \quad \vec{q}_3 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 0 \\ j \\ 1 \end{pmatrix} \quad (D.6)$$

On en déduit finalement les vecteurs cibles de $\langle T^{depol} \rangle$ correspondant aux 3 vecteurs générateurs

précédent :

$$\vec{k}_1^{pol} = \frac{\langle T \rangle \cdot \vec{q}_1}{\sqrt{\vec{q}_1^{T*} \langle T \rangle \cdot \vec{q}_1}} = \frac{1}{\sqrt{2\langle A_0 \rangle}} \begin{pmatrix} 2\langle A_0 \rangle \\ \langle C \rangle + j\langle D \rangle \\ \langle H \rangle - j\langle G \rangle \end{pmatrix} \quad (D.7)$$

$$\vec{k}_2^{pol} = \frac{\langle T \rangle \cdot \vec{q}_2}{\sqrt{\vec{q}_2^{T*} \langle T \rangle \cdot \vec{q}_2}} = \frac{1}{\sqrt{2(\langle B_0 \rangle - \langle F \rangle)}} \begin{pmatrix} \langle C \rangle - \langle G \rangle + j\langle H \rangle - j\langle D \rangle \\ \langle B_0 \rangle + \langle B \rangle - \langle F \rangle + j\langle E \rangle \\ \langle E \rangle - j\langle B_0 \rangle - j\langle B \rangle - j\langle F \rangle \end{pmatrix} \quad (D.8)$$

$$\vec{k}_3^{pol} = \frac{\langle T \rangle \cdot \vec{q}_3}{\sqrt{\vec{q}_3^{T*} \langle T \rangle \cdot \vec{q}_3}} = \frac{1}{\sqrt{2(\langle B_0 \rangle + \langle F \rangle)}} \begin{pmatrix} \langle H \rangle + \langle D \rangle + j\langle C \rangle + j\langle G \rangle \\ \langle E \rangle + j\langle B_0 \rangle + j\langle B \rangle + j\langle F \rangle \\ \langle B_0 \rangle - \langle B \rangle + \langle F \rangle + j\langle E \rangle \end{pmatrix} \quad (D.9)$$

La décomposition de Huynen, représentée par l'équation D.10, consiste à générer \vec{k}_1^{pol} caractéristique de la composante symétrique de la cible, contrairement à \vec{k}_2^{pol} et \vec{k}_3^{pol} caractéristiques de l'hélicité de la cible, appelée décomposition de Barnes, [Holm et Barnes, 1988].

$$\langle T \rangle = \underbrace{\begin{bmatrix} \langle 2A_0 \rangle & \langle C \rangle - j\langle D \rangle & \langle H \rangle + j\langle G \rangle \\ \langle C \rangle + j\langle D \rangle & B_0^{pol} + B^{pol} & E^{pol} + jF^{pol} \\ \langle H \rangle - j\langle G \rangle & E^{pol} - jF^{pol} & B_0^{pol} - B^{pol} \end{bmatrix}}_{\langle T^{pol} \rangle} + \underbrace{\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & B_0^{depol} + B^{depol} & E^{depol} + jF^{depol} \\ 0 & E^{depol} - jF^{depol} & B_0^{depol} - B^{depol} \end{bmatrix}}_{\langle T^{depol} \rangle} \quad (D.10)$$

Acronymes

- AIRSAR** Airborne Synthetic Aperture Radar
- ALOS** Advanced Land Observation Satellite
- AP** Polarisation Alternée
- ASAR** Advanced Synthetic Aperture Radar
- CCRS** Canada Centre for Remote Sensing
- DP** Double Polarimétrie
- CSA** Canadian Space Agency
- CV-580** ConVair-580
- DLR** Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt
- ENVISAT** ENVIronment SATellite
- ERS** European Remote Sensing
- ERS-1** European Remote Sensing 1
- ERS-2** European Remote Sensing 2
- ESA** European Space Agency
- ESAR** Experimental airborne SAR
- FRI** Fréquence de Répétition des Impulsions
- JERS-1** Japanese Earth Resources Satellite 1
- JPL** Jet Propulsion Laboratory
- MLC** Multi Look Complex
- MNT** Modèle Numérique de Terrain
- NASA** National Aeronautics and Space Administration

NASDA National Space Development Agency

ONERA Office National d'Etudes et de Recherches Aéronautiques

OPPM Onde Plane Progressive Monochromatique

PALSAR Phased Array type L-band Synthetic Aperture Radar

PI-SAR Polarimetric and Interferometric Airborne Synthetic Aperture Radar

PM Précision Moyenne de classification

PP Polarimétrie Partielle

RADAR Radio Detection And Ranging

RADARSAT-1 RADAR SATellite 1

RADARSAT-2 RADAR SATellite 2

RBF Radial Basis Function

RAMSES Radar Aéroporté Multi-spectral d'Etude des Signatures

SAR Synthetic Aperture Radar

SEASAT Sea Satellite

SPM Small Perturbation Model

SU matrice Spéciale Unitaire

SU(2) matrice Spéciale Unitaire de dimension 2x2

SU(3) matrice Spéciale Unitaire de dimension 3x3

SVM Machine à Vecteurs de Support

SVM-RFE Support Vector Machine-Recursive Feature Elimination

TerraSAR-X

Abstract

The SAR (Synthetic Aperture Radar) sensor provide land use observation over the Earth since 1991 with the launching of the satellite ERS-1. The data acquired until recently, mainly based on the uses of the intensity channel with only one configuration of polarization, have been subject to numerous studies especially for the forest monitoring. Since 2007, new polarimetric SAR sensors (PALSAR, RADARSAT-2, TerraSAR-X ...) allow polarimetric characterization of the studied area. Theses data require specific processing to extract the most relevant information to the considered thematic.

The purpose of this work was to assess their potential for land use mapping in tropical environment. The contribution of multiple polarimetric indices was evaluated with the SVM classification algorithm (Support Vector Machine). This algorithm is specially adapted to take into account a large number of indices not necessarily homogeneous. The data used in this study were acquired by the airborne AIRSAR sensor on an island in French Polynesia. Many ground surveys allow the results validation.

The results show that the data sensitivity to the geometric structure of the observed areas allows a good discrimination between the different vegetation, particularly forest types. In addition, the classification obtained from the SVM algorithm is particularly more efficient than the usual classification based on the distribution of a priori Wishart verified by radar data.

These results suggest the significant contribution of the polarimetric radar data for future monitoring of natural surfaces.

Keywords: polarimetry, compact-polarimetry, classification, SVM.

Résumé

Les capteurs RSO (Radar à Synthèse d'Ouverture) fournissent des observations des surfaces terrestres de manière continue depuis 1991 avec la mise en orbite du satellite ERS-1. Les données acquises jusqu'à peu, principalement basées sur l'exploitation de l'intensité du signal acquis selon une configuration de polarisation particulière, ont été l'objet de nombreuses études, notamment sur le suivi de la déforestation. Depuis 2007, de nouveaux capteurs RSO polarimétriques (PALSAR, RADARSAT-2, TerraSAR-X...) permettent la caractérisation polarimétrique des surfaces observées. Ces données nécessitent des traitements adaptés afin d'en extraire l'information la plus pertinente pour la thématique considérée.

L'objet de ces travaux a été d'évaluer leur potentiel pour la cartographie de surfaces naturelles en milieu tropical. L'apport des multiples indices polarimétriques a été évalué à partir de l'algorithme de classification SVM (Machine à Vecteurs de Support). Cet algorithme est spécialement adapté pour prendre en compte un grand nombre d'indices non forcément homogènes. Les données utilisées ont été acquises par le capteur aéroporté AIRSAR sur une île en Polynésie Française. De nombreux relevés in situ ont permis la validation des résultats obtenus.

Les résultats montrent que la sensibilité de ces données à la structure géométrique des surfaces observées permet une bonne discrimination entre les différents couvert végétaux étudiés, en particulier des types de forêts. De plus, la classification obtenue à partir de la méthode SVM est particulièrement plus performante que la classification usuelle basée sur la distribution de Wishart vérifiée a priori par les données radar.

Ces résultats laissent présager de l'apport significatif des données radar polarimétriques futures pour le suivi des surfaces naturelles.

Mots-clés: polarimétrie, polarimétrie partielle, classification, SVM, surfaces naturelles.