



HAL
open science

Démélange d'images radar polarimétrique par séparation thématique de sources

Sébastien Giordano

► **To cite this version:**

Sébastien Giordano. Démélange d'images radar polarimétrique par séparation thématique de sources. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université Paris-Est, 2015. Français. NNT : 2015PESC1176 . tel-01304068

HAL Id: tel-01304068

<https://theses.hal.science/tel-01304068>

Submitted on 19 Apr 2016

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.

THÈSE DE DOCTORAT

pour obtenir le grade de docteur délivré par

l'Université Paris-Est

Spécialité doctorale “Signal, Image, Automatique”

présentée par

Sébastien Giordano

soutenue le 30 novembre 2015

à l'Institut National de l'Information Géographique et Forestière (IGN)

Démélange d'images radar polarimétrique par séparation thématique de sources

Jury

M. Samuel Corgne,	Rapporteur
M. Jordi Inglada,	Rapporteur
M. Jean-Marie Nicolas,	Président
M. Pierre-Louis Frison,	Examinateur
M. Clément Mallet,	Examinateur
M. Grégoire Mercier ,	Directeur
M. Jean-Paul Rudant,	Directeur

Laboratoire MATIS

Institut National de l'Information Géographique et Forestière (IGN)

73 avenue de Paris, 94165 Saint-Mandé cedex, France

Table des matières

I	Problématique	25
1	Introduction et problématique	27
1.1	Améliorer la caractérisation de l'occupation du sol	27
1.2	Radar polarimétrique en complément de l'optique multispectrale	28
1.3	Choix d'un niveau de fusion	29
1.4	Fusion conjointe ou coopérative?	30
1.5	Problématique et Approche	30
1.5.1	Problématique	30
1.5.2	Approche	31
1.5.3	Questions	31
1.6	Hypothèses complémentaires de travail	31
1.7	Plan du mémoire	32
2	Données et sites d'étude	33
2.1	Choix de la zone d'étude	33
2.2	Données radar	33
2.3	Données optiques	35
2.4	Sites d'étude	36
2.4.1	Oraison	36
2.4.2	Mane	37
3	Rappels sur la polarimétrie radar	38
3.1	Les représentations polarimétriques	39
3.1.1	Matrice de diffusion	39
3.1.2	Matrice de Covariance dans le cas monostatique	40
3.1.3	Matrice de cohérence dans le cas monostatique	41

3.2	Les théorèmes de décomposition polarimétrique	42
3.2.1	Décomposition de Pauli	42
3.2.2	Décomposition incohérente de Cloude et Pottier (1997)	46
3.3	Les statistiques du speckle	50
3.3.1	Marche aléatoire dans le plan complexe	51
3.3.2	Les hypothèses de Goodman du speckle pleinement développé	52
3.3.3	Réfectivité radar d'un canal de polarisation S_{XY}	52
3.3.4	Lois de distribution de A_{XY} et I_{XY}	54
3.4	Filtrage et estimation locale des paramètres	56
3.4.1	Filtrage	56
3.4.2	Lois de distribution pour les données multilookées	57
3.5	Conclusion sur la polarimétrie radar	58
 II Proposition d'une méthode de démixage par séparation thématique de sources		59
4	Modèles de mélange et méthodes de démixage	61
4.1	Le concept des <i>mixed pixels</i> en télédétection	62
4.1.1	Les modèles de mélange en imagerie optique	62
4.1.2	Peut-on parler de <i>mixed pixels</i> en imagerie radar ?	63
4.2	Méthodes de démixage	65
4.2.1	Démixage spectral	65
4.2.2	Démixage spatial et spectral	66
4.3	Méthodes de fusion multi-résolution	67
4.3.1	Méthodes	67
4.3.2	Évaluation critique	68
4.4	Assimilation de données	69
4.5	Méthodes robustes au mélange	70
4.5.1	Sélection adaptative de pixels	71
4.5.2	Estimation de la matrice de covariance par la méthode du point fixe	73
4.6	Conclusion	73
5	Algorithme de démixage	75
5.1	Équations du mélange pour le cas à deux classes	76

5.1.1	Hypothèses du mélange	76
5.1.2	Termes diagonaux C_{11} , C_{22} et C_{33}	77
5.1.3	Termes non-diagonaux : C_{13} , C_{12} , C_{23} , C_{31} , C_{21} et C_{32}	77
5.1.4	Généralisation du mélange à la matrice de Covariance	78
5.2	Algorithme de démélange	79
5.2.1	Recalage : mise en cohérence géométrique des images optiques et radar	80
5.2.2	Classification binaire $\mu_{local} = \{0,1\}$ à l'échelle du pixel optique	80
5.2.3	Calcul de la proportion μ_{global} à l'échelle du pixel radar	81
5.2.4	Estimation sur un voisinage $M \times M$ des termes de $[C_0]$ et $[C_1]$	81
5.3	Décompositions polarimétriques	82
5.4	Produit radar reconstruit	83
5.5	Méthode pour évaluer l'algorithme de démélange	84
5.5.1	Capacité de reconstruction	84
5.5.2	Information thématique	85
5.6	Implémentation	86
III	Éléments de validation de l'algorithme de démélange	87
6	Évaluation de l'algorithme avec des données simulées	89
6.1	Génération des données simulées	90
6.1.1	Proportions du mélange	90
6.1.2	Calcul des observations de la simulation : utilisation du mélange linéaire et introduction du bruit	91
6.2	Conséquence du mélange sur les paramètres polarimétriques	92
6.2.1	Transition <i>sol nu</i> à <i>colza</i>	93
6.2.2	Transition <i>sol nu</i> à <i>zone urbaine</i>	94
6.2.3	Transition <i>zone urbaine</i> à <i>colza</i>	95
6.2.4	Conclusions	97
6.3	Évaluation du produit radar reconstruit	98
6.3.1	Résidus pour un voisinage de résolution $M \times M$ donné	98
6.3.2	Influence de la taille du voisinage $M \times M$ sur les résidus $ \Delta C_{ij} $	101
6.3.3	Influence du paramètre de mélange μ	102
6.3.4	Filtrage du speckle	103
6.3.5	Comparaison des paramètres de Pauli mélangés et reconstruits	103

6.3.6	Comparaison des paramètres (H, α) de Cloude et Pottier (1997) mélangés et reconstruits	105
6.4	Information thématique contenue dans $\widehat{[C_0]}$ et $\widehat{[C_1]}$	106
6.4.1	Tirage aléatoire de $M \times M$ positions dans la simulation	106
6.4.2	Résolution sur un voisinage local $M \times M$	109
6.5	Conclusion	116
7	Évaluation de la reconstruction sur des données réelles	117
7.1	Décompositions observées	117
7.2	Décompositions polarimétriques de la matrice de covariance reconstruite $[C_r]$	118
7.3	Résidus et taille du voisinage $M \times M$	121
7.4	Évolution des paramètres polarimétriques le long d'un transect	123
7.5	Influence de la taille du pixel optique sur les résidus de reconstruction	125
7.6	Influence du seuil	127
7.7	Conclusion sur la reconstruction	128
8	Information thématique produite par le démelange	129
8.1	Résultats du démelange	130
8.1.1	Décompositions de Pauli et de Cloude et Pottier (1997) observées	130
8.1.2	Décompositions de Pauli <i>démélangées</i>	132
8.1.3	Décompositions de Cloude et Pottier (1997) <i>démélangées</i>	132
8.1.4	Conclusion sur la décomposition de Cloude et Pottier (1997) des données <i>démélangées</i>	136
8.2	Évolution des paramètres de Pauli le long d'un transect	137
8.3	Évaluation des paramètres polarimétriques de Pauli en fonction du paramètre de mélange μ	140
8.4	Assimilation de l'information optique	142
8.4.1	Génération de données de référence pour la classification	142
8.4.2	Apprentissage et importance des attributs	144
8.4.3	Classification	145
8.4.4	Conclusions sur l'information thématique produite par le démelange	146
9	Conclusion et perspectives	147
9.1	Bilan des réponses à la problématique	147
9.1.1	Question 1 : cadre mathématique	148
9.1.2	Question 2 : mise en œuvre du démelange	148

9.1.3	Question 3 : reconstruction	148
9.1.4	Question 5 : assimilation	148
9.1.5	Question 4 : information thématique	148
9.2	Proposition d'un cas d'application de l'algorithme de démélange	149
9.3	Perspectives	151
9.3.1	Extension des équations de mélange pour le cas N classes	151
9.3.2	Amélioration de la méthode d'estimation	152
9.3.3	Application de l'algorithme de démélange sur des données radar polarimétrique en bande L	152
9.3.4	Discussion sur la pertinence de la détermination de mécanismes de rétro-diffusion pour la classification des types d'occupation du sol	153
IV	Annexes	155
A	Description des sites d'étude	159
A.1	Localisation des sites d'étude choisis dans la partie 2.4	159
A.2	Site de Mane	160
A.2.1	Thymaie (0)	161
A.2.2	Forêt (2)	162
A.2.3	Graminées pluriannuelles (3)	162
A.2.4	Steppe herbacée (4)	162
B	Éléments de vérité terrain sur les sites d'étude	163
B.1	Représentations et décompositions polarimétriques pour les 8 types d'occupation du sol du site d'Oraison pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i>	164
B.1.1	Décomposition de Pauli sur le site d'Oraison, <i>RS2-FORCA-003</i>	164
B.1.2	Matrice de covariance sur le site d'Oraison, <i>RS2-FORCA-003</i>	165
B.1.3	Matrice de cohérence sur le site d'Oraison, <i>RS2-FORCA-003</i>	166
B.1.4	Photographies terrain sur le site d'Oraison, <i>RS2-FORCA-003</i>	167
B.2	Représentations et décompositions polarimétriques pour les 8 types d'occupation du sol du site d'Oraison pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i>	168
B.2.1	Décomposition de Pauli sur le site d'Oraison	168
B.3	Représentations et décompositions polarimétriques pour une nomenclature des types de couverts agricoles pour l'image <i>RS2-FORCA-008</i>	169
B.3.1	Matrice de covariance pour une nomenclature des types de couverts agricoles pour l'image <i>RS2-FORCA-008</i>	169

B.3.2	Matrice de cohérence pour une nomenclature des types de couverts agricoles pour l'image <i>RS2-FORCA-008</i>	170
B.3.3	Paramètres polarimétriques de Cloude et Pottier (1997) pour une nomenclature des types de couverts agricoles pour l'image <i>RS2-FORCA-008</i> . . .	171
B.3.4	Distance entre matrices de covariance pour une nomenclature des types de couverts agricoles pour l'image <i>RS2-FORCA-008</i>	171
B.3.5	Photographies terrain pour la nomenclature des types de couverts agricoles pour l'image <i>RS2-FORCA-008</i>	172
B.4	Évaluation d'une classification des types de couverts agricoles sur les images <i>RS2-FORCA-003</i> et <i>RS2-FORCA-007</i>	174
B.4.1	Classification des types de couverts agricoles 2013	174
B.4.2	Classification des types de couverts agricoles 2012	175
C	Démonstration des équations de mélange pour deux classes	176
C.1	Extension des hypothèses de Goodman (1976) à deux familles de diffuseurs	176
C.2	Termes diagonaux C_{ii} de la matrice de covariance	177
C.3	Termes non diagonaux C_{ij} de la matrice de covariance	181
C.3.1	Calculs pour la partie réelle $E(\Re(S_{XX}.S_{XY}^*))$:	182
C.3.2	Calculs pour la partie imaginaire $E(\Im(S_{XX}.S_{XY}^*))$:	185
C.3.3	Généralisation du mélange à la matrice de Covariance	189
D	Compléments de résultats sur les données simulées	190
D.1	Effet du paramètre nb_{look} sur la décomposition de Pauli sur une transition culture de colza (\leftarrow) à zone urbaine (\rightarrow)	190
D.2	Résidus $ \Delta C_{ij} $ en fonction du nb_{look} pour les transitions <i>sol nu</i> à <i>zone urbaine</i> et <i>zone urbaine</i> à <i>colza</i>	191
D.2.1	$ \Delta C_{ij} $ pour la transition <i>sol nu</i> à <i>zone urbaine</i> en fonction du nb_{look}	191
D.2.2	$ \Delta C_{ij} $ pour la transition <i>zone urbaine</i> à <i>colza</i> en fonction du nb_{look}	191
D.3	Influence du paramètre de mélange μ sur les résidus $ \Delta C_{ij} $ pour les transitions <i>sol nu</i> à <i>zone urbaine</i> et <i>zone urbaine</i> à <i>colza</i>	193
D.3.1	Influence du paramètre de mélange μ sur les résidus $ \Delta C_{ij} $ pour la transitions <i>sol nu</i> à <i>zone urbaine</i>	193
D.3.2	Influence du paramètre de mélange μ sur les résidus $ \Delta C_{ij} $ pour la transitions <i>zone urbaine</i> à <i>colza</i>	194
D.3.3	Distances entre $\widehat{[C_0]}$ et $[C_{0_{ref}}]$ et $\widehat{[C_1]}$ et $[C_{1_{ref}}]$	195
D.3.4	Résidus moyens pour les termes $ \Delta C_{1ij} $ pour un tirage aléatoire de 13×13 positions dans la simulation	196
D.3.5	Résolution sur un voisinage local $M \times M$	197

D.4	Effet de l'application de l'algorithme sur un voisinage local 5×5 ou 13×13 sur la segmentation (H, α) pour une transition culture de colza à sol nu	198
D.5	Effet de l'application de l'algorithme sur un voisinage local 5×5 ou 13×13 sur la segmentation (H, α) pour une transition zone urbaine à sol nu	199
D.6	Effet de l'application de l'algorithme sur un voisinage local 5×5 ou 13×13 sur la segmentation (H, α) pour une transition colza à zone urbaine	200
E	Compléments de résultats sur la reconstruction	201
E.1	Décomposition de Cloude et Pottier (1997) de la matrice de covariance reconstruite $[C_r]$	201
E.1.1	Reconstruction de la segmentation (H, α) de Cloude et Pottier (1997)	201
E.1.2	Reconstruction de l'entropie polarimétrique H de Cloude et Pottier (1997)	202
E.1.3	Reconstruction de l'angle α de Cloude et Pottier (1997)	203
E.1.4	Reconstruction de l'anisotropie polarimétrique A de Cloude et Pottier (1997)	204
E.2	Nombres d'observations ignorées dans le calcul des résidus de la partie 7.3	205
E.3	Évolution des paramètres polarimétriques de Cloude et Pottier (1997) le long d'un transect	206
E.4	Résidus de reconstruction sans connaissance a priori de μ_{global}	207
F	Compléments de résultats sur l'information thématique	209
F.1	Résultats du démélange pour <i>RS2-FORCA-003</i>	209
F.2	Décompositions de Cloude et Pottier (1997) <i>démélangées</i>	214
F.3	Influence du <i>seuil</i> $_{\mu_{local}}$	216
F.3.1	Influence du <i>seuil</i> $_{\mu_{local}}$ sur l'information contenue dans $[C_0]$ et $[C_1]$	216
F.3.2	Influence du <i>seuil</i> $_{\mu_{local}}$ sur l'évolution de T_{11} observé, et T_{011} , T_{111} <i>démélangés</i> en fonction du paramètre de mélange μ_{global}	217
F.3.3	Influence du <i>seuil</i> $_{\mu_{local}}$ sur l'évolution de T_{22} observé, et T_{022} , T_{122} <i>démélangés</i> en fonction du paramètre de mélange μ_{global}	218
F.3.4	Influence du <i>seuil</i> $_{\mu_{local}}$ sur l'évolution de T_{33} observé, et T_{033} , T_{133} <i>démélangés</i> en fonction du paramètre de mélange μ_{global}	219
F.4	Influence de la taille du pixel optique sur l'information contenue dans $[C_0]$ et $[C_1]$	220

Table des figures

2.2.1	Emprise des images Radarsat-2 acquises en 2011, 2012, 2013 et 2014 sur le MNT BD ALTI® de l'IGN représenté en estompage	35
2.4.2	Site d'Oraison, BDORTHO® IRC 2012	36
2.4.3	Site d'étude de Mane, Ortho-image IRC	37
3.2.1	Réflexion de surface	43
3.2.2	Réflexion paire, doubles rebonds	43
3.2.3	Décomposition de Pauli appliquée à l'image <i>RS2-FORCA-003</i> sur le site d'Oraison .	45
3.2.4	Paramètres de Cloude et Pottier (1997) pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i>	48
3.2.5	Segmentation du plan (H, α) en géométrie terrain pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i> . .	49
3.2.6	Représentation des valeurs de (H, α) pour chaque type d'occupation du sol du site d'Oraison	50
3.3.7	Trois décompositions de Pauli <i>1-look</i> sur des zones homogènes en occupation du sol.	51
3.3.8	Marche aléatoire dans le plan complexe	52
3.3.9	Lois de distribution théoriques de A_{HH} et I_{HH} des types d'occupation du sol du site d'Oraison	55
3.3.10	Lois de distribution théoriques de A_{HV} et I_{HV} des types d'occupation du sol du site d'Oraison	55
3.3.11	Lois de distribution théoriques de A_{VV} et I_{VV} des types d'occupation du sol du site d'Oraison	55
3.3.12	Histogrammes observés de A_{HH} et de I_{HH} (<i>1-look</i>) pour le type 7 (<i>forêt</i>) de la table 3.1. Les histogrammes sont calculés avec l'image <i>RS2-FORCA-003</i>	56
3.4.13	Loi de distribution théorique de l'intensité <i>N-look</i> I_{NHH} pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i> pour le type d'occupation du sol <i>culture orge</i> défini en table 3.1	58
4.1.1	Deux photographies prises sur le terrain caractérisant le type <i>Oliviers (3)</i> et le type <i>Luzerne (6)</i> de la table 4.1	64
4.2.2	Démélange spatial et spectral.	67

4.5.3	Mélange macroscopique	71
4.5.4	Mélange intime	71
4.5.5	Huit fenêtres de (Lee, 1981). Après sélection de la fenêtre la plus appropriée les paramètres polarimétriques sont estimés sur les pixels représentés en blanc sur cette figure.	72
4.5.6	Paramètres de Pauli sur des zones à forte réflectivités suite à l'estimation de la matrice de covariance avec un filtre <i>Boxcar</i> 7×7 et la méthode du Point fixe sur un voisinage 7×7 et 15 itérations, pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i>	74
5.1.1	Répartition des diffuseurs élémentaires de type 0 et type 1 (mélange à 2 classes) dans les cellules de rétrodiffusion radar utilisées pour une estimation de $E(S_{XY})$ d'un canal de polarisation S_{XY}	77
5.2.2	Étapes de l'algorithme de démelange permettant d'obtenir $[C_0]$ et $[C_1]$ à partir des images optiques et radar	79
5.2.3	Trois étapes de la figure 5.2.2 permettant d'obtenir le paramètre μ_{global}	80
5.2.4	Résolution du système de moindres carrés sur un voisinage local	81
5.3.5	Décompositions polarimétriques après démelange	83
5.4.6	Génération du produit radar reconstruit à partir des matrices de covariance <i>démélangeées</i> $[C_0]$ et $[C_1]$ et du paramètre μ_{global} déduit de l'image optique	83
6.1.1	Paramètre μ de mélange utilisé pour mélanger $[C_{0,ref}]$ et $[C_{1,ref}]$ avec les formules décrites dans la partie 6.1.2	91
6.2.2	Représentation des données simulées mélangées dans les représentations de Pauli et de la segmentation de plan (H, α) de Cloude et Pottier (1997) pour une transition de culture de colza (\leftarrow) à sol nu (\rightarrow). Le paramètre nb_{look} a été fixé à 25 pour cette figure.	93
6.2.3	Moyenne des paramètres de Pauli par colonne des données simulées mélangées en fonction de μ pour une transition de culture de colza ($\mu = 0$) à sol nu ($\mu = 1$). Le paramètre nb_{look} a été fixé à 25 pour cette figure.	93
6.2.4	Moyenne des paramètres de la segmentation du plan (H, α) de Cloude et Pottier (1997) par colonne des données simulées mélangées en fonction de μ pour une transition de culture de colza ($\mu = 0$) à sol nu ($\mu = 1$). Le paramètre nb_{look} a été fixé à 25 pour cette figure.	94
6.2.5	Représentation des données simulées mélangées dans les représentations de Pauli et de la segmentation de plan (H, α) de Cloude et Pottier (1997) pour une transition de zone urbaine (\leftarrow) à sol nu (\rightarrow). Le paramètre nb_{look} a été fixé à 25 pour cette figure.	94
6.2.6	Moyenne des paramètres de Pauli par colonne des données simulées mélangées en fonction de μ pour une transition de zone urbaine ($\mu = 0$) à sol nu ($\mu = 1$), paramètres de Pauli en fonction de μ . Le paramètre nb_{look} a été fixé à 25 pour cette figure.	95

6.2.7	Moyenne des paramètres de la segmentation du plan (H, α) de Cloude et Pottier (1997) par colonne des données simulées mélangées en fonction de μ pour une transition de zone urbaine ($\mu = 0$) à sol nu ($\mu = 1$). Le paramètre nb_{look} a été fixé à 25 pour cette figure.	95
6.2.8	Représentation des données simulées mélangées dans les représentations de Pauli et de la segmentation de plan (H, α) de Cloude et Pottier (1997) pour une transition de culture de colza (\leftarrow) à zone urbaine (\rightarrow). Le paramètre nb_{look} a été fixé à 25 pour cette figure.	96
6.2.9	Moyenne des paramètres de Pauli par colonne des données simulées mélangées en fonction de μ pour une transition culture de colza ($\mu = 0$) à zone urbaine ($\mu = 1$). Le paramètre nb_{look} a été fixé à 25 pour cette figure.	96
6.2.10	Moyenne des paramètres de la segmentation du plan (H, α) de Cloude et Pottier (1997) par colonne des données simulées mélangées en fonction de μ pour une transition de culture de colza ($\mu = 0$) à zone urbaine ($\mu = 1$). Le paramètre nb_{look} a été fixé à 25 pour cette figure.	97
6.3.11	Évolution des résidus $ \Delta C_{ij} $ (moyenne et écart-type) pour une transition culture de colza [C_1] à sol nu [C_0] en fonction du paramètre nb_{look} . Une fenêtre de résolution 9×9 a été utilisée pour réaliser cette figure.	100
6.3.12	Comportement similaire de tous les résidus $ \Delta C_{ij} $ (moyenne) en fonction de nb_{look} pour une transition sol nu [C_0] et culture de colza [C_1]. Une fenêtre 9×9 a été utilisée pour cette figure.	101
6.3.13	Influence de la taille du voisinage $M \times M$ sur les résidus $ \Delta C_{11} $ (moyenne) en fonction de nb_{look} pour la transition sol nu [C_0] à culture de colza [C_1].	101
6.3.14	Évolution des résidus $ \Delta C_{ij} $ (moyenne) en fonction du paramètre de mélange μ pour une transition sol nu [C_0] à culture de colza [C_1]. Cette figure est donnée pour une taille de voisinage 9×9 et des paramètres $nb_{look} = 3$ et $nb_{look} = 25$	102
6.3.15	Cartographie des résidus $ \Delta C_{ij} $ (moyenne) en fonction du paramètre de mélange μ pour une transition sol nu [C_0] à culture de colza [C_1]. Cette figure est donnée pour une taille de voisinage 9×9 et un paramètre $nb_{look} = 25$	102
6.3.16	Comparaison des données mélangées <i>1-look</i> et reconstruites dans la représentation de la segmentation (H, α) de Cloude et Pottier (1997) pour la transition zone urbaine (\leftarrow) à sol nu (\rightarrow). Une taille de voisinage fenêtre 9×9 a été utilisé pour cette figure.	103
6.3.17	Comparaison de la moyenne des paramètres de Pauli par colonne des données simulées mélangées et des données reconstruites sur un voisinage 9×9 en fonction de μ pour un des trois types de transition. Le paramètre nb_{look} a été fixé à 25 pour cette figure.	104
6.3.18	Évolution des paramètres (H, α) de Cloude et Pottier (1997) reconstruits sur un voisinage 9×9 pour la transition culture de colza ($\mu = 0$) à sol nu ($\mu = 1$) en fonction de μ . Cette figure est donnée pour $nb_{look} = 25$	105
6.3.19	Évolution des paramètres (H, α) de Cloude et Pottier (1997) reconstruits sur un voisinage 9×9 pour la transition sol nu ($\mu = 1$) en fonction de μ . Cette figure est donnée pour $nb_{look} = 25$	105

6.3.20	Évolution des paramètres (H, α) de Cloude et Pottier (1997) reconstruits sur un voisinage 9×9 pour la transition culture de colza ($\mu = 0$) à zone urbaine ($\mu = 1$) en fonction de μ . Cette figure est donnée pour $nb_{look} = 25$	106
6.4.21	Distance entre matrices de covariance mélangées et estimées $d_{kl}(\widehat{[C]}, [C_{ref}])$ pour une transition culture de colza $[C_1]$ à sol nu $[C_0]$. L'algorithme de démixage est résolu grâce au tirage aléatoire de 9×9 positions dans la simulation et les distances sont le résultat moyen de $Nb = 500$ expériences.	107
6.4.22	Résidus moyens pour les termes $ \Delta C_{1_{ij}} $ pour une transition culture de colza $[C_1]$ à sol nu $[C_0]$. L'algorithme de démixage est résolu grâce au tirage aléatoire de 9×9 positions dans la simulation et les résidus sont le résultat moyen de $Nb = 500$ expériences.	107
6.4.23	Distance entre matrices de covariance mélangées et estimées $d_{kl}(\widehat{[C]}, [C_{ref}])$ pour une transition zone urbaine $[C_1]$ à sol nu $[C_0]$. L'algorithme de démixage est résolu grâce au tirage aléatoire de 9×9 positions dans la simulation et les distances sont le résultat moyen de $Nb = 500$ expériences.	108
6.4.24	Résidus moyens pour les termes $ \Delta C_{1_{ij}} $ pour une transition zone urbaine $[C_1]$ à sol nu $[C_0]$. L'algorithme de démixage est résolu grâce au tirage aléatoire de 9×9 positions dans la simulation et les résidus sont le résultat moyen de $Nb = 500$ expériences.	108
6.4.25	Distance entre matrices de covariance mélangées et estimées $d_{kl}(\widehat{[C]}, [C_{ref}])$ pour une transition culture de colza $[C_1]$ à zone urbaine $[C_0]$. L'algorithme de démixage est résolu grâce au tirage aléatoire de 9×9 positions dans la simulation et les distances sont le résultat moyen de $Nb = 500$ expériences.	109
6.4.26	Résidus moyens pour les termes $ \Delta C_{1_{ij}} $ pour une transition culture de colza $[C_1]$ à zone urbaine $[C_0]$. L'algorithme de démixage est résolu grâce au tirage aléatoire de 9×9 positions dans la simulation et les résidus sont le résultat moyen de $Nb = 500$ expériences.	109
6.4.27	Distance entre matrices de covariance mélangées et estimées $d_{kl}(\widehat{[C]}, [C_{ref}])$ pour une transition culture de colza $[C_1]$ à sol nu $[C_0]$. L'algorithme de démixage est résolu sur un voisinage local 9×9 et les distances présentées sont la moyenne pour tous les pixels de la simulation	110
6.4.28	Distance entre matrices de covariance mélangées et estimées $d_{kl}(\widehat{[C]}, [C_{ref}])$ pour une transition zone urbaine $[C_1]$ à sol nu $[C_0]$. L'algorithme de démixage est résolu sur un voisinage local 9×9 et les distances présentées sont la moyenne pour tous les pixels de la simulation.	110
6.4.29	Distance entre matrices de covariance mélangées et estimées $d_{kl}(\widehat{[C]}, [C_{ref}])$ pour une transition culture de colza $[C_1]$ à zone urbaine $[C_0]$. L'algorithme de démixage est résolu sur un voisinage local 9×9 et les distances présentées sont la moyenne pour tous les pixels de la simulation.	111

6.4.30 Évolution de $d_{kl}(\widehat{[C_0]}, [C_{0_{ref}}])$ et $d_{kl}(\widehat{[C_1]}, [C_{1_{ref}}])$ en fonction de μ pour une transition **culture de colza** ($\mu = 0$) à **sol nu** ($\mu = 1$). L'algorithme de démélange est résolu sur un voisinage local 9×9 et les distances présentées par μ sont la moyenne par colonne de la simulation. 111

6.4.31 Évolution de $d_{kl}(\widehat{[C_0]}, [C_{0_{ref}}])$ et $d_{kl}(\widehat{[C_1]}, [C_{1_{ref}}])$ en fonction de μ pour une transition **zone urbaine** ($\mu = 0$) à **sol nu** ($\mu = 1$). L'algorithme de démélange est résolu sur un voisinage local 9×9 et les distances présentées par μ sont la moyenne par colonne de la simulation. 112

6.4.32 Évolution de $d_{kl}(\widehat{[C_0]}, [C_{0_{ref}}])$ et $d_{kl}(\widehat{[C_1]}, [C_{1_{ref}}])$ en fonction de μ pour une transition **culture de colza** ($\mu = 0$) à **zone urbaine** ($\mu = 1$). L'algorithme de démélange est résolu sur un voisinage local 9×9 et les distances présentées par μ sont la moyenne par colonne de la simulation 112

6.4.33 Paramètres de la segmentation (H_r, α_r) des données mélangées et des segmentations des plans (H_0, α_0) et (H_1, α_1) issues de $\widehat{[C_0]}$ et $\widehat{[C_1]}$ pour une transition **culture de colza** ($\mu = 0$) à **sol nu** ($\mu = 1$). L'algorithme de démélange est résolu sur un voisinage local 9×9 et les résultats sont donnés pour plusieurs nb_{look} (1 à 49) 113

6.4.34 Évolution des paramètres de Pauli observés (mélange) et *démélangés* pour la transition **culture de colza** ($\mu = 0$) à **sol nu** ($\mu = 1$) dans le plan (H, α) en fonction de μ . L'algorithme de démélange est résolu sur un voisinage local 9×9 et les résultats sont donnés pour $nb_{look} = 25$ 113

6.4.35 Paramètres de la segmentation (H_r, α_r) des données mélangées et des segmentations des plans (H_0, α_0) et (H_1, α_1) issues de $\widehat{[C_0]}$ et $\widehat{[C_1]}$ pour une transition **zone urbaine** ($\mu = 0$) à **sol nu** ($\mu = 1$). L'algorithme de démélange est résolu sur un voisinage local 9×9 et les résultats sont donnés pour plusieurs nb_{look} (1 à 49) 114

6.4.36 Évolution des paramètres de Pauli observés (mélange) et *démélangés* pour la transition **zone urbaine** ($\mu = 0$) à **sol nu** ($\mu = 1$) dans le plan (H, α) en fonction de μ . L'algorithme de démélange est résolu sur un voisinage local 9×9 et les résultats sont donnés pour $nb_{look} = 25$ 115

6.4.37 Paramètres de la segmentation (H_r, α_r) des données mélangées et des segmentations des plans (H_0, α_0) et (H_1, α_1) issues de $\widehat{[C_0]}$ et $\widehat{[C_1]}$ pour une transition **colza** ($\mu = 0$) à **zone urbaine** ($\mu = 1$). L'algorithme de démélange est résolu sur un voisinage local 9×9 et les résultats sont donnés pour plusieurs nb_{look} (1 à 49). 115

6.4.38 Évolution des paramètres de Pauli observés (mélange) et *démélangés* pour la transition **culture de colza** ($\mu = 0$) à **zone urbaine** ($\mu = 1$) dans le plan (H, α) en fonction de μ . L'algorithme de démélange est résolu sur un voisinage local 9×9 et les résultats sont donnés pour $nb_{look} = 25$ 116

7.1.1 Décompositions de Pauli estimées sur un voisinage $< 7 \times 7 >$ pour les deux images *RS2-FORCA-003* et *RS2-FORCA-005* et données optiques sur le site d'étude de Mane. Cette figure montre la difficulté d'estimer $[C]$ en condition de mélange. . . . 118

7.1.2 Segmentations des paramètres (H, α) de Cloude et Pottier (1997) observées sur un voisinage $< 7 \times 7 >$ pour les deux images *RS2-FORCA-003* et *RS2-FORCA-005* sur le site d'étude de Mane. 119

7.2.3	Décompositions de Pauli observées et reconstruites sur un voisinage $\langle 7 \times 7 \rangle$ pour les images <i>RS2-FORCA-003</i> et <i>RS2-FORCA-005</i> et sur le site d'étude de Mane. Un $seuil_{\mu_{local}} = 0,6$ a été utilisé pour cette figure.	120
7.2.4	Décompositions de Pauli observées et reconstruites sur un voisinage $\langle 7 \times 7 \rangle$ pour les images <i>RS2-FORCA-003</i> et <i>RS2-FORCA-005</i> et sur le site d'étude de Mane. Un $seuil_{\mu_{local}} = 0,6$ a été utilisé pour cette figure.	120
7.3.5	Évolution des résidus de reconstruction $ \Delta C_{ij} $ en fonction de la taille du voisinage $M \times M$ pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i> et par terme de la matrice de covariance. Un $seuil_{\mu_{local}} = 0,6$ a été utilisé pour cette figure.	122
7.3.6	Évolution des résidus de reconstruction $ \Delta C_{ij} $ en fonction de la taille du voisinage $M \times M$ pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i> et par terme de la matrice de covariance. Un $seuil_{\mu_{local}} = 0,6$ a été utilisé pour cette figure.	122
7.4.7	Les évolutions des paramètres de Pauli sur les figures 7.4.8, 7.4.9 et 7.4.10 sont calculées sur le transect représenté en rouge sur cette figure. L'image contextuelle est ici le NDVI optique.	123
7.4.8	Évolution de la diffusion de surface de Pauli T_{11} observée et reconstruite sur le transect 7.4.7 pour les deux images <i>RS2-FORCA-003</i> et <i>RS2-FORCA-005</i> . Une fenêtre d'estimation 7×7 et un $seuil_{\mu_{local}} = 0,6$ ont été utilisés pour cette figure.	124
7.4.9	Évolution de la diffusion de doubles-rebonds de Pauli T_{22} observée et reconstruite sur le transect 7.4.7 pour les deux images <i>RS2-FORCA-003</i> et <i>RS2-FORCA-005</i> . Une fenêtre d'estimation 7×7 et un $seuil_{\mu_{local}} = 0,6$ ont été utilisés pour cette figure.	124
7.4.10	Évolution de la diffusion de volume de Pauli T_{33} observée et reconstruite sur le transect 7.4.7 pour les deux images <i>RS2-FORCA-003</i> et <i>RS2-FORCA-005</i> . Une fenêtre d'estimation 7×7 et un $seuil_{\mu_{local}} = 0,6$ ont été utilisés pour cette figure.	124
7.6.11	Histogramme normalisé du NDVI optique $\in [0,1]$ utilisé pour le calcul de μ_{global} sur le site d'étude de Mane.	128
8.1.1	Décomposition de Pauli observée pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i> estimée avec un filtre <i>BoxCar</i> 7×7 sur le site d'étude de Mane	130
8.1.2	Paramètres (H, A, α) de Cloude et Pottier (1997) observés résultant de l'estimation de la matrice de covariance avec un filtre <i>BoxCar</i> 7×7 pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i> sur le site d'étude de Mane.	131
8.1.3	Segmentation du plan (H, α) observée pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i> , estimée avec un filtre <i>BoxCar</i> 7×7 et données optiques NDVI en transparence	131
8.1.4	Décompositions de Pauli <i>démélangées</i> pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i> , une fenêtre 7×7 et $seuil_{\mu_{global}} = 0,5$	132
8.1.5	Paramètres (H_0, α_0, A_0) de Cloude et Pottier (1997) <i>démélangés</i> issus de la matrice de covariance $\mu[C_0]$ (<i>forêt</i>) pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i> . Une fenêtre 7×7 et un $seuil_{\mu_{local}} = 0,5$ ont été utilisés	133
8.1.6	Segmentation du plan (H_0, α_0) de Cloude et Pottier (1997) issue de la matrice de covariance $\mu[C_0]$ (<i>forêt</i>) pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i>	134

8.1.7	Paramètres (H_1, α_1, A_1) de Cloude et Pottier (1997) <i>démélangés</i> issus de la matrice de covariance $(1 - \mu)[C_1]$ (<i>Sol nu</i>) pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i>	135
8.1.8	Segmentation du plan (H_1, α_1) de Cloude et Pottier (1997) issue de la matrice de covariance $(1 - \mu)[C_1]$ (<i>Sol nu</i>) pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i>	136
8.1.9	Comparaison de la segmentation des plans H_0, α_0 pour les deux images <i>RS2-FORCA-003</i> (mai) et <i>RS2-FORCA-005</i> (juin).	137
8.2.10	Diffusion de surface (Pauli) observée (T_{11}) et diffusions de surface <i>démélangées</i> (T_{011} forêt) et (T_{111} sol nu) sur le transect 7.4.7. L'algorithme de démelange a été résolu sur une fenêtre 7×7 et avec un $seuil_{\mu_{local}} = 0,5$	138
8.2.11	Diffusion de doubles rebonds (Pauli) observée (T_{22}) et diffusions de doubles rebonds <i>démélangées</i> (T_{022} forêt) et (T_{122} sol nu) sur le transect 7.4.7. L'algorithme de démelange a été résolu sur une fenêtre 7×7 et avec un $seuil_{\mu_{local}} = 0,5$	139
8.2.12	Diffusion de volume (Pauli) observée (T_{33}) et diffusions de volume <i>démélangées</i> (T_{033} forêt) et (T_{133} sol nu) sur le transect 7.4.7. L'algorithme de démelange a été résolu sur une fenêtre 7×7 et avec un $seuil_{\mu_{local}} = 0,5$	139
8.3.13	Évolution des paramètres de Pauli (diffusion de surface) T_{011} et T_{111} issus du démelange et du paramètre T_{11} observé, les paramètres sont estimés sur une fenêtre 7×7 et avec un $seuil_{\mu_{local}} = 0,5$ pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i>	140
8.3.14	Évolution des paramètres de Pauli (diffusion de doubles rebonds) T_{022} et T_{122} issus du démelange et du paramètre T_{22} observé, les paramètres sont estimés sur une fenêtre 7×7 et avec un $seuil_{\mu_{local}} = 0,5$ pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i>	141
8.3.15	Évolution des paramètres de Pauli (diffusion de volume) T_{033} et T_{133} issus du démelange et du paramètre T_{33} observé, les paramètres sont estimés sur une fenêtre 7×7 et avec un $seuil_{\mu_{local}} = 0,5$ pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i>	141
8.4.16	Composition colorée infrarouge couleur à partir des données optiques multispectrales	142
8.4.17	Classification pixellaire non-supervisée <i>K-means</i> à l'échelle du pixel optique correspondant à la nomenclature donnée en table 8.1	143
8.4.18	Résultat de la segmentation par la méthode <i>Mean-Shift</i>	144
9.2.1	Indice de volume LiDAR sur le site de Mane, utilisé comme référence	150
9.2.2	Volume de la décomposition de Pauli issu de $[C]$ observé sur le site de Mane pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i>	150
9.2.3	Volume de la décomposition de Pauli issu de $\mu[C_0]$ <i>démélangé</i> sur le site de Mane pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i>	150
A.1.1	Site d'étude de Mane, Ortho-image IRC	159
A.1.2	Site d'étude de Mane, Ortho-image	160
A.2.3	Site d'étude de Mane, ortho-image IRC	161

A.2.4	Classification pixellaire non-supervisée <i>K-means</i> à l'échelle du pixel optique correspondant à la nomenclature donnée en table A.1	161
A.2.5	Extrait de l'orthophotographie et image contextuelle terrain pour le type d'occupation « Thymaie (0) »	161
A.2.6	Extrait de l'orthophotographie et image contextuelle terrain pour le type d'occupation « Forêt (2) »	162
A.2.7	Extrait de l'orthophotographie et image contextuelle terrain pour le type d'occupation « Graminées (3) »	162
A.2.8	Extrait de l'orthophotographie et image contextuelle terrain pour le type d'occupation « Graminées pluriannuelles (4) »	162
B.1.1	Décomposition de Pauli appliquée à l'image <i>RS2-FORCA-003</i> sur le site d'Oraison .	164
B.1.2	Photographies prises sur le terrain ou images optiques qualifiant les 8 huit zones du site d'Oraison	167
B.2.3	Décomposition de Pauli appliquée à l'image <i>RS2-FORCA-005</i> sur le site d'Oraison .	168
B.3.4	Photographies prises sur le terrain d'une parcelle par type de couverts agricoles (23 à 27 juin 2014).	172
B.3.5	Photographies prises sur le terrain d'une parcelle par type de couverts agricoles (23 à 27 juin 2014).	173
1	Répartition des diffuseurs élémentaires de type 0 et type 1 (mélange à 2 classes) dans les cellules de rétrodiffusion radar utilisées pour une estimation de $E(S_{XY})$ d'un canal de polarisation S_{XY}	177
D.1.1	Effet du paramètre nb_{look} lié à l'intensité du bruit introduit dans les simulations sur la représentation des données simulées mélangées dans la représentations de Pauli pour une transition de culture de colza (\leftarrow) à zone urbaine (\rightarrow).	190
D.3.2	Évolution des résidus $ \Delta C_{ij} $ (moyenne) en fonction du paramètre de mélange μ pour une transition urbain à sol nu . Cette figure est donnée pour une taille de voisinage 9×9 et des paramètres $nb_{look} = 3$ et $nb_{look} = 25$	193
D.3.3	Cartographie des résidus $ \Delta C_{ij} $ (moyenne) en fonction du paramètre de mélange μ pour une transition urbain à sol nu . Cette figure est donnée pour une taille de voisinage 9×9 et un paramètre $nb_{look} = 25$	193
D.3.4	Évolution des résidus $ \Delta C_{ij} $ (moyenne) en fonction du paramètre de mélange μ pour une transition colza à urbain . Cette figure est donnée pour taille de voisinage 9×9 et des paramètres $nb_{look} = 3$ et $nb_{look} = 25$	194
D.3.5	Cartographie des résidus $ \Delta C_{ij} $ (moyenne) en fonction du paramètre de mélange μ pour une transition colza à urbain . Cette figure est donnée pour taille de voisinage 9×9 et un paramètre $nb_{look} = 25$	194
D.3.6	Résidus moyens pour les termes $ \Delta C_{1ij} $ pour une transition culture de colza [C_1] à sol nu [C_0]. Ces résidus sont le résultat moyen de $Nb = 500$ expériences.	196

D.3.7	Résidus moyens pour les termes $ \Delta C_{1_{ij}} $ pour une transition zone urbaine $[C_1]$ à sol nu $[C_0]$. Ces résidus sont le résultat moyen de $Nb = 500$ expériences.	196
D.3.8	Résidus moyens pour les termes $ \Delta C_{1_{ij}} $ pour une transition culture de colza $[C_1]$ à zone urbaine $[C_0]$. Ces résidus sont le résultat moyen de $Nb = 500$ expériences.	196
D.3.9	Résidus moyens pour les termes $ \Delta C_{1_{ij}} $ pour une transition culture de colza $[C_1]$ à sol nu $[C_0]$. L'algorithme de démixage est résolu sur un voisinage local 9×9 et les distances présentées sont la moyenne pour tous les pixels de la simulation	197
D.3.10	Résidus moyens pour les termes $ \Delta C_{1_{ij}} $ pour une transition zone urbaine $[C_1]$ à sol nu $[C_0]$. L'algorithme de démixage est résolu sur un voisinage local 9×9 et les distances présentées sont la moyenne pour tous les pixels de la simulation	197
D.3.11	Résidus moyens pour les termes $ \Delta C_{1_{ij}} $ pour une transition culture de colza $[C_1]$ à zone urbaine $[C_0]$. L'algorithme de démixage est résolu sur un voisinage local 9×9 et les distances présentées sont la moyenne pour tous les pixels de la simulation	197
D.4.12	Paramètres de la segmentation (H_r, α_r) des données mélangées et des segmentations des plans (H_0, α_0) et (H_1, α_1) issues de $\widehat{[C_0]}$ et $\widehat{[C_1]}$ pour une transition culture de colza ($\mu = 0$) à sol nu ($\mu = 1$). L'algorithme de démixage est résolu sur deux voisinages locaux 5×5 et 13×13 et les résultats sont donnés pour plusieurs nb_{look}	198
D.5.13	Paramètres de la segmentation (H_r, α_r) des données mélangées et des segmentations des plans (H_0, α_0) et (H_1, α_1) issues de $\widehat{[C_0]}$ et $\widehat{[C_1]}$ pour une transition zone urbaine ($\mu = 0$) à sol nu ($\mu = 1$). L'algorithme de démixage est résolu sur deux voisinages locaux 5×5 et 13×13 et les résultats sont donnés pour plusieurs nb_{look}	199
D.6.14	Paramètres de la segmentation (H_r, α_r) des données mélangées et des segmentations des plans (H_0, α_0) et (H_1, α_1) issues de $\widehat{[C_0]}$ et $\widehat{[C_1]}$ pour une transition colza ($\mu = 0$) à zone urbaine ($\mu = 1$). L'algorithme de démixage est résolu sur deux voisinages locaux 5×5 et 13×13 et les résultats sont donnés pour plusieurs nb_{look}	200
E.1.1	Segmentations des paramètres (H, α) de Cloude et Pottier (1997) observées et reconstruites sur un voisinage $\langle 7 \times 7 \rangle$ pour <i>RS2-FORCA-003</i> sur le site d'étude de Mane.	201
E.1.2	Segmentations des paramètres (H, α) de Cloude et Pottier (1997) observées et reconstruites sur un voisinage $\langle 7 \times 7 \rangle$ pour <i>RS2-FORCA-005</i> sur le site d'étude de Mane.	202
E.1.3	Entropies polarimétriques H de Cloude et Pottier (1997) observées et reconstruites sur un voisinage 7×7 pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i>	202
E.1.4	Entropies polarimétriques H de Cloude et Pottier (1997) observées et reconstruites sur un voisinage 7×7 pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i>	203
E.1.5	Angle α de Cloude et Pottier (1997) observés et reconstruits sur un voisinage 7×7 pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i>	203
E.1.6	Angle α de Cloude et Pottier (1997) observés et reconstruits sur un voisinage 7×7 pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i>	204
E.1.7	Anisotropies polarimétriques A de Cloude et Pottier (1997) observées et reconstruites sur un voisinage 7×7 pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i>	204

E.1.8	Anisotropies polarimétriques A de Cloude et Pottier (1997) observées et reconstruites sur un voisinage 7×7 pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i>	205
E.3.9	Transect, NDVI optique	206
E.3.10	Entropie Cloude et Pottier (1997) observée et reconstruite, fenêtre d'estimation 7×7	206
E.3.11	Angle α Cloude et Pottier (1997) observé et reconstruit, fenêtre d'estimation 7×7	206
E.3.12	Anisotropie Cloude et Pottier (1997) observée et reconstruite, fenêtre d'estimation 7×7	207
E.4.13	Construction d'un pseudo-NDVI pour simuler un cas de reconstruction sans connaissance a priori de μ_{global}	207
E.4.14	Types de rétrodiffusion issus de la segmentation du plan (H, α) pour les données radar observées, reconstruites et <i>démélangées</i> sur un voisinage 7×7 de l'image <i>RS2-FORCA-005</i> et avec la méthode du pseudo-NDVI décrite dans la figure E.4.13.	208
F.1.1	Décomposition de Pauli (T_{11}, T_{22}, T_{33}) observée pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i> estimée avec un filtre <i>BoxCar</i> 7×7 sur le site d'étude de Mane	209
F.1.2	Entropie H de Cloude et Pottier (1997) observée résultant de l'estimation de la matrice de covariance avec un filtre <i>BoxCar</i> 7×7 pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i> sur le site d'étude de Mane	209
F.1.3	Angle α de Cloude et Pottier (1997) observé résultant de l'estimation de la matrice de covariance avec un filtre <i>BoxCar</i> 7×7 pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i> sur le site d'étude de Mane	210
F.1.4	Anisotropie de Cloude et Pottier (1997) observée résultant de l'estimation de la matrice de covariance avec un filtre <i>BoxCar</i> 7×7 pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i> sur le site d'étude de Mane	210
F.1.5	Segmentation du plan (H, α) observée pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i> , estimée avec un filtre <i>BoxCar</i> 7×7 et données optiques NDVI en transparence	210
F.1.6	Décompositions de Pauli <i>démélangées</i> pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i> , une fenêtre 7×7 et $seuil_{\mu_{local}} = 0,5$	211
F.1.7	Paramètres (H_0, α_0, A_0) de Cloude et Pottier (1997) <i>démélangés</i> issus de la matrice de covariance $\mu[C_0]$ (<i>Forêt</i>) pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i> . Une fenêtre 7×7 et un $seuil_{\mu_{local}} = 0,5$ ont été utilisés	211
F.1.8	Paramètres (H_1, α_1, A_1) de Cloude et Pottier (1997) <i>démélangés</i> issus de la matrice de covariance $(1 - \mu)[C_1]$ (<i>Sol nu</i>) pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i>	212
F.1.9	Segmentation du plan (H_0, α_0) de Cloude et Pottier (1997) issue de la matrice de covariance $\mu[C_0]$ (<i>Forêt</i>) pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i>	213
F.1.10	Segmentation du plan (H_1, α_1) de Cloude et Pottier (1997) issue de la matrice de covariance $(1 - \mu)[C_1]$ (<i>Sol nu</i>) pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i>	213
F.2.11	Paramètres (H_0, α_0, A_0) de Cloude et Pottier (1997) <i>démélangés</i> issus de la matrice de covariance $\mu[C_0]$ (<i>forêt</i>) pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i>	214
F.2.12	Segmentation du plan (H_0, α_0) de Cloude et Pottier (1997) issue de la matrice de covariance $\mu[C_0]$ (<i>sol nu</i>) pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i>	214

F.2.13	Paramètres (H_1, α_1, A_1) de Cloude et Pottier (1997) démélangés issus de la matrice de covariance $(1 - \mu)[C_1]$ (<i>Sol nu</i>) pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i>	215
F.2.14	Segmentation du plan (H_1, α_1) de Cloude et Pottier (1997) issue de la matrice de covariance $(1 - \mu)[C_1]$ (<i>Sol nu</i>) pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i>	215
F.3.15	Influence du seuil μ_{local} sur les segmentations des plans (H, α) démélangés.	216
F.3.16	Influence du paramètre seuil μ_{local} sur les paramètres de Pauli (diffusion de surface) T_{011} et T_{111} issus du démélangé et le paramètre T_{11} observé. Les paramètres sont estimés sur une fenêtre 7×7	217
F.3.17	Influence du paramètre seuil μ_{global} sur les paramètres de Pauli (diffusion de surface) T_{022} et T_{122} issus du démélangé et le paramètre T_{22} observé, les paramètres sont estimés sur une fenêtre 7×7	218
F.3.18	Influence du paramètre seuil μ_{global} sur les paramètres de Pauli (diffusion de surface) T_{033} et T_{133} issus du démélangé et le paramètre T_{33} observé, les paramètres sont estimés sur une fenêtre 7×7	219
F.4.19	Influence de la taille du pixel optique sur la segmentation du plan (H_0, A_0, α_0) de Cloude et Pottier (1997) de $\mu[C_0]$ forêt. L'algorithme de démélangé a été résolu sur un voisinage 7×7 et avec un seuil $\mu_{local} = 0,6$	220
F.4.20	Influence de la taille du pixel optique sur la segmentation du plan (H_1, α_1) de Cloude et Pottier (1997) de $(1 - \mu)[C_1]$ sol nu. L'algorithme de démélangé a été résolu sur un voisinage 7×7 et avec un seuil $\mu_{local} = 0,6$	221

Liste des tableaux

2.1	Date et heure d'acquisition des jeux de données radar	34
2.2	Paramètres d'acquisition des jeux de données Radar	34
2.3	Prise de Vues Aériennes IGN	36
2.4	Nomenclature des classes d'occupation du sol, Site de Mane	37
3.1	Paramètres moyens de la décomposition de Pauli de l'image <i>RS2-FORCA-003</i> sur le site d'Oraison	44
3.2	Types <i>Z1</i> à <i>Z9</i> (définitions et codes couleurs) proposés par Cloude et Pottier (1997) correspondant à des régions du plan (H, α)	48
3.3	Moyenne des paramètres (H, A, α) de Cloude et Pottier (1997) pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i>	48
4.1	Distances entre matrices de covariance pour 10 types de couverts agricoles.	63
4.2	Paramètres de Pauli et de Cloude et Pottier	64
6.1	Paramètres polarimétriques de Pauli et de Cloude et Pottier (1997) des données de référence utilisées pour générer les simulation.	97
6.2	Résidus $ \Delta C_{ij} $ (moyenne et écart-type) pour une transition culture de colza $[C_1]$ à sol nu $[C_0]$ en fonction du paramètre nb_{look} . Une fenêtre de résolution 9×9 a été utilisée pour réaliser cette table	99
7.1	Résidus de reconstruction $ \Delta C_{ij} $ par terme de la matrice de covariance pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i> et pour différents voisinages $M \times M$. Un $seuil_{\mu_{local}} = 0,6$ a été utilisé pour cette table.	121
7.2	Résidus de reconstruction $ \Delta C_{ij} $ par terme de la matrice de covariance pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i> et pour différents voisinages $M \times M$. Un $seuil_{\mu_{local}} = 0,6$ a été utilisé pour cette table.	121
7.3	Nombre moyen d'observations optiques par pixel radar disponibles pour estimer μ_{global} en fonction de la taille du pixel optique	125

7.4	Évolution des résidus $ \Delta C_{ij} \in [\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma]$ en fonction de la taille du pixel optique. Ces résultats concernent l'application de l'algorithme de démixage sur une fenêtre 7×7 et un $seuil_{\mu_{local}} = 0,6$ pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i>	126
7.5	Évolution des résidus $ \Delta C_{ij} \in [\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma]$ en fonction de la taille du pixel optique. Ces résultats concernent l'application de l'algorithme de démixage sur une fenêtre 7×7 et un $seuil_{\mu_{local}} = 0,6$ pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i>	126
7.6	Évolution des résidus $ \Delta C_{ij} \in [\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma]$ en fonction du seuil $seuil_{\mu_{local}}$ utilisé pour le calcul de paramètre de mélange μ_{global} . Ces résultats concernent l'application de l'algorithme de démixage sur une fenêtre 7×7 et pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i>	127
8.1	Nomenclature et légende des cinq types d'occupation du sol du site de Mane . . .	143
8.2	Espace des attributs consistant en la moyenne sur chaque région de segmentation du paramètre de mélange μ_{global} et des paramètres de Cloude et Pottier (1997) du radar observé et <i>démélangé</i>	144
8.3	Importance des attributs, <i>RS2-FORCA-003</i>	145
8.4	Importance des attributs, <i>RS2-FORCA-005</i>	145
8.5	Évaluation de la classification pour l'image <i>RS2-FORCA003</i> avec un taux d'apprentissage de 40% et un taux d'évaluation de 60% des 1128 échantillons. Les valeurs obtenues sont la moyenne sur 100 expériences de classification	145
8.6	Évaluation de la classification pour l'image <i>RS2-FORCA005</i> avec un taux d'apprentissage de 40% et un taux d'évaluation de 60% des 1128 échantillons. Les valeurs obtenues sont la moyenne sur 100 expériences de classification	146
9.1	Coefficients de corrélation de <i>Pearson</i> et <i>Spearman</i> entre l'indice LiDAR et les configurations <i>A</i> , <i>B</i> et <i>C</i>	151
A.1	Nomenclature des classes d'occupation du sol, Site Mane	161
B.1	Paramètres moyens de la décomposition de Pauli de l'image <i>RS2-FORCA-003</i> sur le site d'Oraison	164
B.2	$E(\langle C_{11} \rangle_{7 \times 7})$, $E(\langle C_{12} \rangle_{7 \times 7})$ et $E(\langle C_{13} \rangle_{7 \times 7})$ pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i> et pour chacune des huit zones du site d'Oraison de la figure B.1	165
B.3	$E(\langle C_{22} \rangle_{7 \times 7})$, $E(\langle C_{23} \rangle_{7 \times 7})$ et $E(\langle C_{33} \rangle_{7 \times 7})$ pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i> et pour chacune des huit zones du site d'Oraison de la figure B.1	165
B.4	$E(\langle T_{11} \rangle_{7 \times 7})$, $E(\langle T_{12} \rangle_{7 \times 7})$ et $E(\langle T_{13} \rangle_{7 \times 7})$ pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i> et pour chacune des huit zones du site d'Oraison de la figure B.1	166
B.5	$E(\langle T_{22} \rangle_{7 \times 7})$, $E(\langle T_{23} \rangle_{7 \times 7})$ et $E(\langle T_{33} \rangle_{7 \times 7})$ pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i> et pour chacune des huit zones du site d'Oraison de la figure B.1	166
B.6	$E(\langle C_{11} \rangle_{7 \times 7})$, $E(\langle C_{12} \rangle_{7 \times 7})$ et $E(\langle C_{13} \rangle_{7 \times 7})$ pour l'image <i>RS2-FORCA-008</i> et pour une nomenclature des types de couverts agricoles	169

B.7	$E(< C_{22} >_{7 \times 7})$, $E(< C_{23} >_{7 \times 7})$ et $E(< C_{33} >_{7 \times 7})$ pour l'image <i>RS2-FORCA-008</i> et pour une nomenclature des types de couverts agricoles	169
B.8	$E(< T_{11} >_{7 \times 7})$, $E(< T_{12} >_{7 \times 7})$ et $E(< T_{13} >_{7 \times 7})$ pour l'image <i>RS2-FORCA-008</i> et pour une nomenclature des types de couverts agricoles	170
B.9	$E(< T_{22} >_{7 \times 7})$, $E(< T_{23} >_{7 \times 7})$ et $E(< T_{33} >_{7 \times 7})$ pour l'image <i>RS2-FORCA-008</i> et pour une nomenclature des types de couverts agricoles	170
B.10	$E(< H >_{7 \times 7})$, $E(< A >_{7 \times 7})$ et $E(< \alpha >_{7 \times 7})$ pour l'image <i>RS2-FORCA-008</i> et pour une nomenclature des types de couverts agricoles	171
B.11	Distance $d_{kl}()$ (Frery et al., 2014) entre les matrices de covariance $[C]$ pour l'image <i>RS2-FORCA-008</i> et pour la nomenclature des types de couverts agricoles	171
B.12	Matrice de confusion qualifiant la classification automatique des types de couverts agricoles, réalisée à partir de l'image <i>RS2-FORCA-007</i>	174
B.13	Matrice de confusion qualifiant la classification automatique des types de couverts agricoles, réalisée à partir de l'image <i>RS2-FORCA-003</i>	175
D.1	Résidus $ \Delta C_{ij} $ (moyenne et écart-type) pour une transition culture de colza $[C_1]$ à sol nu $[C_0]$ en fonction du paramètre nb_{look} . Une fenêtre de résolution 9×9 a été utilisée pour réaliser cette table	191
D.2	Résidus $ \Delta C_{ij} $ (moyenne et écart-type) pour une transition culture de colza $[C_1]$ à sol nu $[C_0]$ en fonction du paramètre nb_{look} . Une fenêtre de résolution 9×9 a été utilisée pour réaliser cette table.	192
D.3	Table complète des distances de <i>Complex-Wishart Kullback-Leibler</i> entre $\widehat{[C_0]}$ et $[C_{0_{ref}}]$ et $\widehat{[C_1]}$ et $[C_{1_{ref}}]$ pour plusieurs valeurs de nombre de tirages $[M \times M]$ et d'intensité du bruit nb_{look}	195
E.1	Pourcentage d'observations ignorées dans le calcul des résidus $ \Delta C_{ij} $ (table 7.2.3) pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i> pour différents tailles de voisinage $M \times M$	205
E.2	Pourcentage d'observations ignorées dans le calcul des résidus $ \Delta C_{ij} $ (table 7.2.4) pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i> pour différents tailles de voisinage $M \times M$	205
E.3	Comparaison des résidus de reconstruction $ \Delta C_{ij} $ (6.6) par terme de la matrice de covariance pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i> lorsque que le μ_{global} est déduit du NDVI de l'image optique ou du pseudo-NDVI simulant le cas $\mu_{global} \approx 0,5$ pour tous les pixels radar	208

Résumé

Cette thèse s'inscrit dans le contexte de l'amélioration de la caractérisation de l'occupation du sol à partir d'observations de télédétection de natures très différentes : le radar polarimétrique et les images optiques multispectrales.

Le radar polarimétrique permet la détermination de mécanismes de rétrodiffusion provenant de théorèmes de décomposition de l'information polarimétrique utiles à la classification des types d'occupation du sol. Cependant ces décompositions sont peu compréhensibles lorsque que plusieurs classes thématiques co-existent dans des proportions très variables au sein des cellules de résolution radar. Le problème est d'autant plus important que le speckle inhérent à l'imagerie radar nécessite l'estimation de ces paramètres sur des voisinages locaux.

Nous nous interrogeons alors sur la capacité des données optiques multispectrales sensiblement plus résolues spatialement que le radar polarimétrique à améliorer la compréhension des mécanismes radar. Pour répondre à cette question, nous mettons en place une méthode de démixage des images radar polarimétrique par séparation thématique de sources. L'image optique peut être considérée comme un paramètre de réglage du radar fournissant une vue du mélange. L'idée générale est donc de commencer par un démixage thématique (décomposer l'information radar sur les types d'occupation du sol) avant de réaliser les décompositions polarimétriques (identifier des mécanismes de rétrodiffusion).

Dans ce travail nous proposons d'utiliser un modèle linéaire et présentons un algorithme pour réaliser le démixage thématique. Nous déterminons ensuite la capacité de l'algorithme de démixage à reconstruire le signal radar observé. Enfin nous évaluons si l'information radar *démixée* contient de l'information thématique pertinente. Cette évaluation est réalisée sur des données simulées que nous avons générées et sur des données Radarsat-2 complètement polarimétriques pour un cas d'application de mélange sol nu/forêt.

Les résultats montrent que, malgré le speckle, la reconstruction est valable. Il est toujours possible d'estimer localement des bases thématiques permettant de décomposer l'information radar polarimétrique puis de reconstruire le signal observé. Cet algorithme de démixage permet aussi d'assimiler de l'information portée par les images optiques. L'évaluation de la pertinence thématique des bases de la décomposition est plus problématique. Les expériences sur des données simulées montrent que celles-ci représentent bien l'information thématique souhaitée, mais que cette bonne estimation est dépendante de la nature des types thématiques et de leurs proportions de mélange.

Cette méthode nécessite donc des études complémentaires sur l'utilisation de méthodes d'estimation plus robustes aux statistiques des images radar. Son application à des images radar de longueur d'onde plus longue pourrait permettre, par exemple, une meilleure estimation du volume de végétation dans le contexte de forêts ouvertes.

Abstract

Land cover is a layer of information of significant interest for land management issues. In this context, combining remote sensing observations of different types is expected to produce more reliable results on land cover classification. The objective of this work is to explore the use of polarimetric radar images in association with co-registered higher resolution optical images.

Extracting information from a polarimetric representation consists in decomposing it with target decomposition algorithms. Understanding these mechanisms is challenging as they are mixed inside the radar cell resolution but it is the key to producing a reliable land cover classification. The problem while using these target decomposition algorithms is that average physical parameters are obtained. As a result, each land cover type of a mixed pixel might not be well described by the average polarimetric parameters. The effect is all the more important as speckle affecting radar observations requires a local estimation of the polarimetric matrices.

In this context, we chose to assess whether optical images can improve the understanding of radar images at the observation scale so as to retrieve more information. Spatial and spectral unmixing methods, traditionally designed for optical image fusion, were found to be an interesting framework. As a consequence, the idea of unmixing physical radar scattering mechanisms with the optical images is proposed. The original method developed is the decomposition of the polarimetric information, based on land cover type. This thematic decomposition is performed before applying usual target decomposition algorithms.

A linear mixing model for radar images and an unmixing algorithm are proposed in this document. Having pointed out that the linear unmixing model is able to split off polarimetric information on a land cover type basis, the information contained in the unmixed matrices is evaluated. The assessment is carried out with generated simulated data and polarimetric radar images from the Radarsat-2 satellite. For this experiment, *Bare soil* and *Forested area* were considered for land cover types.

It was found that despite speckle, the reconstructed radar information after the unmixing is statically relevant with the observations. Moreover, the unmixing algorithm is capable of assimilating information from optical images. The question whether the unmixed radar images contain relevant thematic information is more challenging. Results on real and simulated data show that this capacity depends on the types of land cover considered and their respective proportions.

Future work will be carried out to make the estimation step more robust to speckle and to test this unmixing algorithm on longer wavelength radar images. In this case, this method could be used to have a better estimation of vegetation biomass in the context of open forested areas.

Première partie

Problématique

Cette première partie permet de comprendre le problème auquel ce travail propose une réponse. Le premier chapitre introduit la problématique et situe celle-ci dans le panorama des applications (l'amélioration de la caractérisation de l'occupation du sol) et des méthodes (la fusion de données). Elle en précise aussi les hypothèses de travail. La problématique que nous y exposons est intimement liée au type d'images que nous utilisons : les images radar polarimétrique. Pour comprendre l'approche proposée dans la deuxième partie de ce document nous devons décrire les spécificités de ces images radar. Le deuxième chapitre présente les données dont nous disposons. Les concepts de polarimétrie radar nécessaires à la compréhension de la méthode sont donnés de façon théorique et pratique dans le troisième chapitre.

Chapitre 1

Introduction et problématique

Sommaire

1.1	Améliorer la caractérisation de l’occupation du sol	27
1.2	Radar polarimétrique en complément de l’optique multispectrale	28
1.3	Choix d’un niveau de fusion	29
1.4	Fusion conjointe ou coopérative?	30
1.5	Problématique et Approche	30
1.5.1	Problématique	30
1.5.2	Approche	31
1.5.3	Questions	31
1.6	Hypothèses complémentaires de travail	31
1.7	Plan du mémoire	32

1.1 Améliorer la caractérisation de l’occupation du sol

La caractérisation de l’occupation du sol à partir d’images aériennes ou satellite est un enjeu important notamment pour le développement et le suivi de politiques publiques d’aménagement du territoire. Être capable de produire cette information et de la mettre à jour permet de connaître à un instant l’état d’un territoire (cartographie de la ressource forestière, cartographie des types de couverts agricoles) et d’aborder l’évolution de celui-ci (comme par exemple l’artificialisation des territoires ou la déprise agricole). Chaque application ne nécessite pas la même nomenclature de classes. Si l’artificialisation du territoire peut être suivie à petite échelle avec une typologie du type *zones urbaines, zones agricoles, forêt et eau*, d’autres applications comme le contrôle des déclarations agricoles nécessitent une nomenclature très détaillée distinguant les types de cultures. De plus, ces nomenclatures peuvent être hiérarchiques et intégrer des variables quantifiant chaque classe d’occupation du sol. Par exemple, le taux du couvert forestier dans la nomenclature d’une cartographie forestière permet de distinguer une forêt ouverte d’une forêt fermée avant d’en distinguer la composition de son peuplement.

La majeure partie des études réalisées pour la constitution d’une couche « occupation » du sol le sont à partir d’une image optique multispectrale. [Gressin \(2014\)](#) propose par exemple une

méthode générique pour la mise à jour d'une base de données d'occupation du sol à grande échelle en milieux naturels à partir d'une image satellite à très haute résolution spatiale. Ces images, comme les prises de vues optiques aériennes, possèdent traditionnellement quatre canaux spectraux sensibles à des intervalles de longueur d'onde dans le bleu, le vert, le rouge et le proche infrarouge.

Les stratégies suivantes sont envisageables pour augmenter la capacité de distinction entre les classes d'occupation du sol. Celles-ci peuvent être uniquement méthodologiques comme le point 3. D'autres comme les points 1, 2 et 4 sont liées à l'amélioration des capteurs de télédétection et nécessitent par conséquent la mise au point de méthodes dédiées.

1. **L'utilisation d'images superspectrales ou hyperspectrales.** Augmenter la résolution spectrale peut permettre de distinguer des objets spectralement proches en optique multispectrale. L'augmentation de la résolution spectrale va souvent de paire avec une perte en résolution spatiale. Bioucas-Dias et al. (2012) proposent un panorama des méthodes de traitement des images hyperspectrales.
2. **L'utilisation de séries temporelles.** L'évolution temporelle au cours d'une année de la réflectance dans chacun des canaux spectraux peut permettre d'identifier plus finement les objets. Petitjean et al. (2012) donne un état de l'art des méthodes d'analyse de séries temporelles et propose une méthode dédiée pour le calcul de distances entre séries temporelles.
3. **L'intégration d'information de plus haut niveau.** Outre la réflectance, des attributs de forme ou de texture peuvent par exemple être pris en compte. L'information de contexte ou de voisinage peut aussi améliorer les décisions. Dans le vocabulaire de la fusion de données que nous présentons dans la partie 1.3, ce type d'information représente les niveaux *intermédiaire* et *haut*.
4. **L'association avec des images issues de capteurs différents.** Pour améliorer les résultats d'une classification d'occupation du sol, ou pour extraire plus d'informations l'utilisation d'une autre source de données peut être très utile en complément de l'optique multispectrale. Cette autre source peut être du même type mais avec des propriétés différentes. Par exemple, on peut associer des images optiques à haute résolution spatiale et faible résolution spectrale avec des images à haute résolution spectrale et faible résolution spatiale. Il peut aussi s'agir de combiner des images de types différents comme des images optiques et des images radar. L'éditorial *Foreword to the Special Issue on Data Fusion* (Gamba et Chanussot, 2008) du numéro spécial de la revue TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING présente les domaines et méthodes actuelles de la fusion de données.

Cette thèse s'inscrit dans le contexte de l'amélioration de la caractérisation de l'occupation du sol en utilisant l'approche 4 : utiliser des sources d'information de natures différentes.

1.2 Radar polarimétrique en complément de l'optique multispectrale

Les images radar polarimétrique ont été choisies comme données à associer à l'optique multispectrale, principalement car on s'attend à ce que le radar polarimétrique présente un point de vue complémentaire, au regard de la forte différence de nature des deux systèmes considérés.

Si au sein d'une cellule de rétrodiffusion, l'optique multispectrale observe une réflectance propre à la nature des objets, le radar polarimétrique est quant à lui sensible à l'organisation spatiale de ces objets. Les traitements polarimétriques ont pour but de déduire par exemple si ces objets forment plutôt une surface ou un volume, si la surface est lisse ou rugueuse à l'échelle de la longueur d'onde. Ainsi le radar polarimétrique permet de déterminer des mécanismes de rétrodiffusion. Des méthodes de calcul de ces mécanismes ainsi que des exemples sur différents types d'occupation du sol sont donnés dans le chapitre 3. La classification de ces paramètres permet alors d'identifier les classes d'occupation du sol.

Néanmoins, ces méthodes de classification présentent des limites. Les mécanismes de rétrodiffusion ne sont pas toujours facilement compréhensibles. Des méthodes de segmentation de ceux-ci ont été développées (Cloude et Pottier, 1997) mais de fortes confusions peuvent être observées entre les classes. De plus, le phénomène de speckle bien connu en imagerie radar et dû à la cohérence des ondes électromagnétiques oblige à estimer ces paramètres localement. Ainsi dans le voisinage d'estimation des paramètres il est probable de trouver des types d'occupation du sol différents. Les mécanismes de rétrodiffusion pouvant traduire un mélange sont d'autant plus difficiles à analyser.

Pour aborder ce problème de mélange, nous faisons dans ce travail l'hypothèse que les données radar polarimétrique ont une résolution spatiale sensiblement plus faible que les images optiques multispectrales. Pratiquement nous sommes dans le cas où l'optique est la BD ORTHO® de l'Institut national de l'information géographique et forestière (IGN) (à 25 cm ou 50 cm de résolution spatiale) ou des images d'un satellite optique à résolution spatiale submétrique (du type Pléiades ou WorldView 2 ou 3). Le radar est satellite et complètement polarimétrique (comme par exemple Radarsat-2 ou ALOS-Palsar 1 ou 2).

Nous nous intéressons dans cette thèse à la fusion d'images radar et optiques multispectrales dans le cas où la donnée optique est sensiblement plus résolue spatialement que le radar et où le radar est complètement polarimétrique.

1.3 Choix d'un niveau de fusion

Ce travail s'inscrit donc dans le cadre de la fusion de données. Gamba et Chanussot (2008) rappellent le vocabulaire et les concepts de la fusion. Ils considèrent qu'on peut parler de trois niveaux de fusion. Le premier niveau est considéré comme le *bas niveau*. Il s'agit ici de fusionner des observations (pixels pour la fusion d'images), des mesures physiques réalisées par les instruments de télédétection. Ensuite, le *niveau intermédiaire* est celui des attributs, des primitives. Il est question ici de combiner des caractéristiques extraites des images. Un descripteur d'images comme la texture relève de ce niveau. Enfin le *haut niveau* est celui des décisions. Dans le contexte de l'occupation du sol, on s'attache par exemple à réunir les résultats de plusieurs classifications d'images.

Il est aussi intéressant de spécifier le type d'information en sortie d'un processus de fusion. À un *bas niveau*, les observations peuvent être combinées pour produire de nouvelles observations, des attributs ou des décisions. À un niveau intermédiaire, la fusion d'attributs peut produire de nouveaux attributs ou des décisions. À un *haut niveau*, on combine des décisions pour produire de nouvelles décisions.

Les méthodes de fusion d'images optiques et radar ont été relativement bien explorées au niveau des attributs et des décisions. Par exemple, Gamba et Chanussot (2008) expliquent que l'extrac-

tion et la combinaison géométrique d'attributs est considéré comme une pratique courante pour améliorer le résultat d'une classification. Ces méthodes ont produit des résultats fiables notamment dans l'extraction multi-sources de contours de bâtiments et de routes en contexte urbain (Tupin et Roux, 2003). La fusion de décisions a aussi été traitée et le cadre méthodologique est bien défini (Bloch, 2003). Les approches crédibilistes, comme celles fondées sur la théorie des croyances de Dempster-Shafer (Shafer, 1976), permettent de combiner des décisions provenant de sources d'informations différentes. On s'intéresse alors à la modélisation des imperfections des données (incertitude, imprécision, incomplétude, ambiguïté, ignorance, conflit).

Il nous semble que la fusion de données à *bas niveau* a relativement été peu traitée. De plus, le fait que les données optiques multispectrales et radar polarimétriques sont de natures très différentes pose des problèmes intéressants du point de vue méthodologique.

Nous avons choisi de travailler sur des méthodes de fusion *bas niveau* permettant la combinaison d'observations optiques multispectrales et radar polarimétrique.

1.4 Fusion conjointe ou coopérative ?

Concernant les méthodes de fusion de données *bas niveau*, deux stratégies peuvent être considérées : la **fusion conjointe** et la **fusion coopérative**.

1. **Fusion conjointe.** Dans ce cas, les deux sources indépendantes de données (optique multispectrale et radar polarimétrique) sont traitées conjointement. Au niveau des observations que nous avons choisi, le but est par exemple d'avoir des familles indépendantes d'observations pouvant être fournies à un classifieur.
2. **Fusion coopérative.** Dans le cas d'une fusion coopérative des données optiques et radar, une des données peut être vue comme un paramètre de réglage de l'autre. Il ne s'agit pas simplement d'une juxtaposition des deux sources de données mais une des sources d'information permet une meilleure compréhension de l'autre. On espère ainsi générer de l'information de plus haut niveau, c'est-à-dire produire de meilleures décisions pour la classification de l'occupation du sol. Dans notre cas d'étude l'optique multispectrale pourrait donc aider à la meilleure compréhension des mécanismes de rétrodiffusion du radar polarimétrique.

Le cadre méthodologique du traitement conjoint est assez riche. Des algorithmes d'apprentissage automatique comme les forêts d'arbres décisionnels (Breiman, 2001) sont populaires et efficaces pour réaliser une fusion conjointe de sources d'information comme le radar polarimétrique et l'optique multispectrale. En revanche, la fusion coopérative est relativement inexplorée et pourra aboutir à la mise au point de méthodes innovantes.

Nous choisissons de nous intéresser aux méthodes de fusion coopérative, l'optique servant de *paramètre de réglage* des images radar polarimétrique.

1.5 Problématique et Approche

1.5.1 Problématique

La question centrale de ce travail peut donc être formulée de la façon suivante : **les données optiques multispectrales à très haute résolution spatiale permettent-elles d'amé-**

liorer la compréhension des mécanismes de rétrodiffusion radar ? Pour répondre à cette question nous allons mettre en place une méthode de *démélange* comme l'indique le titre de ce mémoire : « **Démélange d'images radar polarimétrique par séparation thématique de sources** ».

1.5.2 Approche

Plusieurs types d'occupation du sol peuvent être mélangés dans une cellule de rétrodiffusion radar. Les mécanismes de rétrodiffusion caractérisent dans ce cas un mélange et des confusions peuvent être observées avec d'autres types d'occupation du sol en situations pures ou dans d'autres conditions de mélange. Pour certaines applications, les données optiques multispectrales permettent d'estimer des proportions de types d'occupation du sol présents dans la cellule de résolution radar. Sachant cette proportion, nous proposons d'effectuer un *démélange* de l'image radar, c'est-à-dire estimer une image radar polarimétrique pour chaque type d'occupation du sol présent dans la cellule de résolution. Les traitements radar polarimétrique usuels (décompositions polarimétriques) peuvent ensuite être appliqués aux images radar *démélangées*.

Nous proposons donc de commencer par un démelange thématique (décomposition de l'information radar sur les types d'occupation du sol) avant de réaliser les décompositions polarimétriques (identification des mécanismes de rétrodiffusion).

1.5.3 Questions

Les questions posées par cette approche auxquelles nous avons essayé de répondre sont en particulier :

1. Quel cadre mathématique (équations de mélange) utiliser pour le *démélange* ?
2. Comment mettre en œuvre ce *démélange* sur les données image ?
3. Le démelange est-t-il statistiquement valable. Pouvons nous reconstituer les données mélangées à partir des données *démélangées* ?
4. Cette méthode de *démélange* permet-t-elle de produire de l'information ? Peut-on par conséquent prendre de meilleures décisions ou estimer de manière plus robustes des paramètres d'occupation du sol après avoir réalisé le *démélange*. Si non, un traitement conjoint serait alors suffisant.
5. Ce processus de fusion permet-il d'agréger l'information portée par l'optique dans le produit radar *démélangé* (assimilation) ?

1.6 Hypothèses complémentaires de travail

Pour répondre à ces questions nous faisons les hypothèses suivantes :

- **Mélange à deux classes.** Nous n'abordons dans ce travail que le cas où le mélange est constitué de deux classes thématiques. Les équations et la méthode de démelange que nous proposons dans le chapitre 5 sont extensibles à n classes mais nous ne discutons pas de ce point dans ce document. Nous avons privilégié l'évaluation plus approfondie du cas à deux classes avant la possible généralisation de la méthodes à n classes.

- **Cohérence géométrique des données optiques et radar.** Les travaux donnant un état de l'art des méthodes de fusion (Gamba et Chanussot, 2008) insistent sur l'importance de la cohérence géométrique des données candidates à la fusion. Cette mise en cohérence est d'autant plus importante quand les capteurs sont de type différent. Pohl et Van Genderen (1998) démontrent par exemple l'importance de la précision géométrique des données dans les méthodes de fusion de données *bas niveau* et recommandent des précisions géométriques sub-pixellaires. Des méthodes de recalage géométrique entre données optiques et radar, dont Tupin (2011) donne un état de l'art, peuvent aussi être mises en œuvre. Dans ce travail nous n'avons pas utilisé de méthodes pour l'amélioration de la précision géométrique ou le recalage des données. Nous avons considéré d'une part que les données optiques, provenant de la BDORTHO® de l'IGN, sont vérifiées géométriquement et d'autre part que le géoréférencement direct du radar associé à un bon Modèle Numérique de Terrain (MNT) suffit à notre méthode.

1.7 Plan du mémoire

Nous avons choisi de diviser ce document en trois parties. La première partie introduit le sujet et donne les éléments nécessaires à la compréhension du problème. Ces éléments sont essentiellement liés à la nature des images radar polarimétrique et par conséquent le chapitre 3 rappelle les concepts de la polarimétrie radar. Nous n'y présentons que les décompositions polarimétriques qui seront utilisées dans la méthode proposée et les statistiques du speckle, base de la méthode de démixage. Nous avons fait le choix de présenter en amont un chapitre sur les données et sites d'étude (chapitre 2). En effet, les éléments d'état de l'art sur la polarimétrie radar sont illustrés sur les données acquises pour ce travail.

Ensuite, la deuxième partie concerne la réponse à la problématique. Cette partie commence par le chapitre 4 qui continue l'état de l'art en répertoriant les méthodes qui pourraient être mise en œuvre pour aborder le sujet. Ce chapitre 4 introduit le concept de *mixed pixel* en radar polarimétrique, donne l'état de l'art des méthodes de fusion bas niveau optique et radar, et présente des méthodes d'estimation de mécanismes de rétrodiffusion radar robustes au mélange. Le chapitre 5 présente la méthodologie. Nous y spécifions les équations du mélange et l'algorithme envisagé pour le *démélange*. Il répond en ce sens aux questions 1 et 2 de la partie 1.6.

Enfin, la méthode est examinée dans la troisième partie sur des données simulées que nous avons réalisées en chapitre 6 et sur des données réelles dans les chapitres 7 et 8. L'évaluation statistique du modèle (question 3) est évaluée dans les chapitres 6 et 7. De même la question 4 est discutée d'abord sur les données simulées en chapitre 6 puis sur les données réelles en chapitre 8. La question 5 traitant de la capacité du processus de fusion à transférer l'information thématique portée par l'optique multispectrale au produit radar *démélangé* n'est abordé que sur les données réelles en chapitre 8. Les conclusions et les perspectives ouvertes par ce travail sont discutées en chapitre 9.

Chapitre 2

Données et sites d'étude

Sommaire

2.1	Choix de la zone d'étude	33
2.2	Données radar	33
2.3	Données optiques	35
2.4	Sites d'étude	36
2.4.1	Oraison	36
2.4.2	Mane	37

Dans ce chapitre nous introduisons d'une part la zone et les sites d'étude choisis dans les parties 2.1 et 2.4 et d'autre part les données dont nous disposons. Les images radar sont présentées dans la partie 2.2 et les données optiques dans la partie 2.3. Nous avons choisi de commencer par la description des données car dans le chapitre 3 suivant sur la polarimétrie radar nous illustrons les concepts de façon pratique sur ces données.

2.1 Choix de la zone d'étude

La zone d'étude retenue se situe en France dans le département des Alpes de Haute-Provence (04). Les acquisitions d'images ont été centrées sur la ville de Forcalquier ($43^{\circ}57'36''N, 5^{\circ}46'50''E$). L'École Nationale des Sciences Géographiques (ENSG), où cette thèse a été réalisée, y possède une école d'été dans laquelle les différents cycles de formation initiale réalisent des travaux terrain. Les travaux présentés en annexe A que nous avons encadrés sur le terrain ne concernent pas directement ce travail de recherche mais ont permis de constituer la liste des jeux de données que nous présentons dans la table 2.1.

2.2 Données radar

Le système radar est un système actif de télédétection permettant, dans le cas satellite, d'acquérir des données lors des orbites ascendantes ou descendantes. Un des avantages d'un système actif est la possibilité de choisir certains paramètres d'acquisition comme la longueur d'onde, la

polarisation ou l'angle d'incidence. La table 2.1 présente les jours et heures d'acquisition et la table 2.2 les paramètres de chaque acquisition. La figure 2.2.1 détaille les emprises de ces images radar en géométrie terrain. Les systèmes radar opèrent dans le domaine des micro-ondes avec des longueurs d'onde λ comprises entre 1 cm et 1 m. Le choix de la longueur d'onde impacte les types de rétrodiffusion obtenues. En bande C, $\lambda \in [3,75 \text{ cm}, 7,5 \text{ cm}]$, on mesure comment les diffuseurs élémentaires de taille $> \lambda$ sont organisés dans une cellule de résolution radar. Cette bande est par exemple intéressante pour la cartographie des types de couverts agricoles. En bande L, $\lambda \in [15 \text{ cm}, 30 \text{ cm}]$, on s'intéresse à l'organisation spatiale de diffuseurs de taille plus importante. Cette bande est souvent utilisée pour la cartographies des types de couverts forestiers. Toutes les données dont nous disposons ont été acquises avec le satellite *Radarsat-2* utilisant une longueur d'onde $\lambda = 5,5 \text{ cm}$.

Huit jeux de données radar ont été acquis entre 2011 et 2014. Les dates et heures d'acquisition sont présentées en table 2.1. Ces données ont pu être obtenues grâce au Groupe d'Intérêt Scientifique *GIS BreTel* à travers le projet VIGISAT et à la société CLS (Collecte Localisation Satellites) ayant opéré la réception et diffusion des données. Dans le reste de ce document nous ferons référence à l'**Identifiant** des tables 2.1 et 2.2 pour la dénomination de chaque jeu de données radar.

TABLEAU 2.1 – Date et heure d'acquisition des jeux de données radar

Identifiant	Date	Heure
RS2-FORCA-001	06-07-2011	05 :47
RS2-FORCA-002	13-07-2011	05 :43
RS2-FORCA-003	20-05-2012	05 :43
RS2-FORCA-004	16-06-2012	05 :55
RS2-FORCA-005	27-06-2012	05 :35
RS2-FORCA-006	08-07-2013	17 :27
RS2-FORCA-007	15-07-2013	17 :23
RS2-FORCA-008	17-06-2014	05 :35

Ces jeux de données ont des caractéristiques différentes qui sont présentées dans la table 2.2. Six d'entre eux sont complètement polarimétriques. Les emprises spatiales de chaque image radar en géométrie terrain sont représentées sur la carte en figure 2.2.1.

TABLEAU 2.2 – Paramètres d'acquisition des jeux de données Radar

Identifiant	Mode, Product	$[Rng \times Az]$	$[Imin, Imax]$	Orbite
RS2-FORCA-001	Fine Quad-Pol, SLC	$[4,73 \text{ m} \times 4,81 \text{ m}]$	$[34.5^\circ, 36.1^\circ]$	Desc.
RS2-FORCA-002	Ultrafine VV, SLC	$[1,33 \text{ m} \times 1,94 \text{ m}]$	$[38.1^\circ, 40.4^\circ]$	Desc.
RS2-FORCA-003	Fine Quad-Pol, SLC	$[4,73 \text{ m} \times 4,74 \text{ m}]$	$[38.4^\circ, 39.8^\circ]$	Desc.
RS2-FORCA-004	Fine Quad-Pol, SLC	$[4,73 \text{ m} \times 4,97 \text{ m}]$	$[23.4^\circ, 25.3^\circ]$	Desc.
RS2-FORCA-005	Fine Quad-Pol, SLC	$[4,73 \text{ m} \times 4,76 \text{ m}]$	$[46.8^\circ, 48.0^\circ]$	Desc.
RS2-FORCA-006	Ultrafine VV, SLC	$[1,33 \text{ m} \times 2,02 \text{ m}]$	$[32.3^\circ, 33.6^\circ]$	Asc.
RS2-FORCA-007	Fine Quad-Pol, SLC	$[4,73 \text{ m} \times 4,78 \text{ m}]$	$[26.9^\circ, 28.7^\circ]$	Asc.
RS2-FORCA-008	Fine Quad-Pol, SLC	$[4,73 \text{ m} \times 4,76 \text{ m}]$	$[46.8^\circ, 48.0^\circ]$	Desc.

$[Rng \times Az]$ résolution radiale et azimutale en *Slant Range*; $[Imin, Imax]$: Angles d'incidence du *Near Range* au *Far Range*; (Desc., Asc.) : orbites descendantes ou ascendantes.

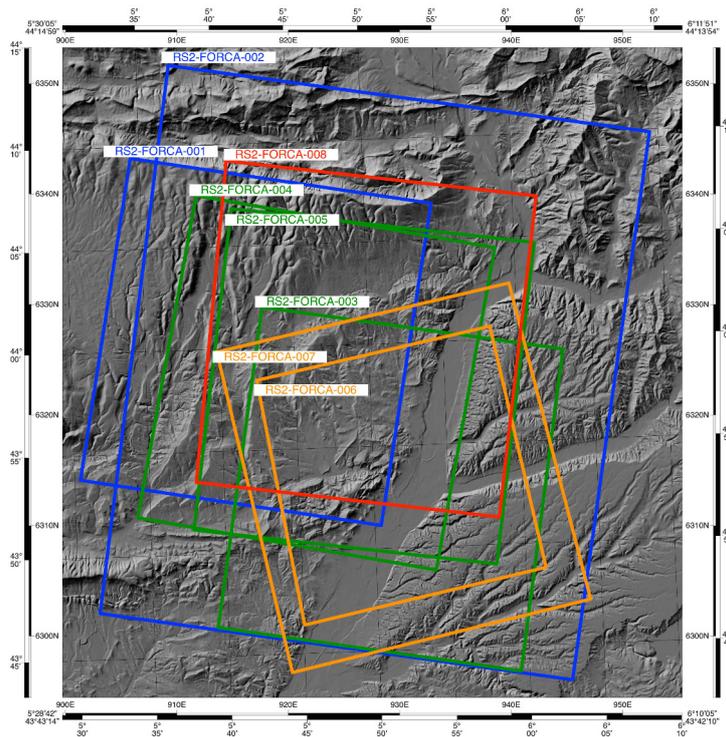


FIGURE 2.2.1 – Emprise des images Radarsat-2 acquises en 2011, 2012, 2013 et 2014 sur le MNT BD ALTI® de l'IGN représenté en estompage

Les données en géométrie terrain que nous présentons dans cette thèse sont géoréférencées dans le système RGF93 / projection LAMBERT93. Un habillage cartographique est proposé dont les coordonnées géographiques en degrés, minutes, secondes correspondent au RGF93. Les coordonnées métriques concernent la projection LAMBERT93.

2.3 Données optiques

Les ortho-images (BD ORTHO®) de l'IGN ont été utilisées en complément des images radar polarimétrique. La méthode de fabrication des ortho-images est expliquée par [Kasser et Egels \(2001\)](#). Les modules d'une chaîne de production des ortho-images y sont détaillés. Les images d'une prise de vues aériennes, un MNT et la géométrie de prise de vue (issue d'un calcul d'aéro-triangulation dans le cas aérien) constituent les éléments en entrée du processus. Puis ces images sont ré-échantillonnées pour les rendre superposables en tout point à une carte. Une égalisation entre ortho-images est réalisée afin de minimiser les différences radiométriques entre images. Enfin, un calcul de mosaïque (calcul automatique de lignes de raccords) permet d'assembler les ortho-images produites.

La BDORTHO® constitue la couche image du Référentiel à Grande Échelle (RGE) de l'IGN. La BDORTHO® est produite à la résolution spatiale de 50 cm. Spectralement deux produits sont disponibles : la version *vraies couleurs* (canaux spectraux rouge, vert et bleu) et la version *infra-rouge couleur* (canaux spectraux Infra-rouge, rouge et vert). Actuellement le rythme de

mise à jour de cette couche image est de 3 ans. Des accords avec les collectivités territoriales peuvent permettre de fournir une version Haute Résolution (HR) de la BDORTHO®. C'est le cas du département des Alpes de Haute-Provence où les images de la prise de vues ont été acquises à 25 cm de résolution spatiale.

La prise de vues aériennes a été réalisée sur 14 dates. Trois vols, définis dans la table 2.3, concernent l'emprise des images radar (figure 2.2.1). Le sud de la zone a été couvert en juin 2012 et le nord de la zone en octobre 2012.

TABLEAU 2.3 – Prise de Vues Aériennes IGN

Vol	Date	Nb Images	Heure	Résolution spatiale
Vol 1	22-06-2012	487	13h44 à 16h51	0,25 m
Vol 7	2-10-2012	438	11h16 à 11h58	0,25 m
Vol 12	6-10-2012	460	11h01 à 12h44	0,25 m

2.4 Sites d'étude

2.4.1 Oraison

Ce site est situé principalement sur la commune d'Oraison (figure 2.4.2) . La majeure partie de la zone est occupée par la plaine alluviale de la Durance. Ce site a été choisi pour expliquer la polarimétrie radar (chapitre 3) notamment à cause de la diversité des grandes classes thématiques qui le composent : eau permanente (Durance), sol nu naturels (alluvions de la Durance et plans d'eau), forêt, zone urbaine (Oraison) et différents types de couverts agricoles. Ce site représente une zone de 5 km × 5 km sur le terrain.

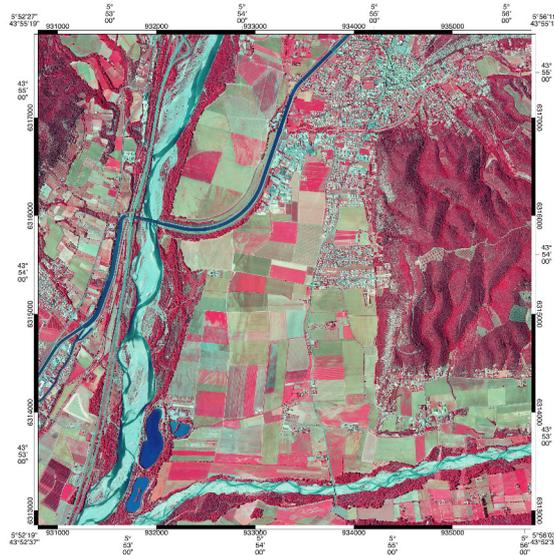


FIGURE 2.4.2 – Site d'Oraison, BDORTHO® IRC 2012

2.4.2 Mane

Le premier site d'étude considéré (figure 2.4.3) est principalement situé sur la commune de Mane et à la limite avec la commune de Saint-Michel-l'Observatoire. La dimension sur le terrain de ce site est de 1500 m × 250 m. Une description plus détaillée de ce site et des photographies

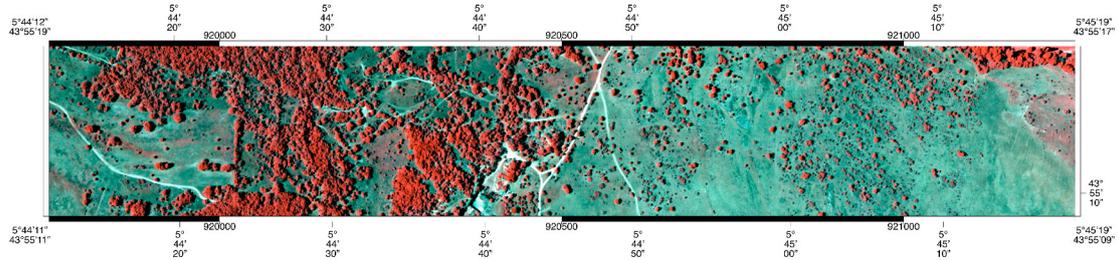


FIGURE 2.4.3 – Site d'étude de Mane, Ortho-image IRC

prises sur le terrain sont disponibles en annexe A. L'algorithme que nous proposons est évalué sur ce site dans le chapitre 7 et le chapitre 8. Ce site a été choisi car il présente des conditions de mélange non stationnaires entre une classe *forêt* et une classe *sol nu* et des conditions de pentes assez homogènes. La table 2.4 propose une nomenclature d'occupation du sol pour cette zone.

TABLEAU 2.4 – Nomenclature des classes d'occupation du sol, Site de Mane

Classe	Dénomination	Description
0	Thymaie	Pelouse de thym, apparence stable dans le temps
1	Sol nu	Sol nu calcaire et chemins
2	Forêt	Forêt de feuillus (chêne pubescent)
3	Graminées	Graminées pluriannuelles
4	Steppe herbacée	Steppe annuelle, apparence très variable de mai à juillet

Sur ce site les données optiques ont été produites à partir du *vol 1* de la table 2.3.

Chapitre 3

Rappels sur la polarimétrie radar

Sommaire

3.1 Les représentations polarimétriques	39
3.1.1 Matrice de diffusion	39
3.1.2 Matrice de Covariance dans le cas monostatique	40
3.1.3 Matrice de cohérence dans le cas monostatique	41
3.2 Les théorèmes de décomposition polarimétrique	42
3.2.1 Décomposition de Pauli	42
3.2.2 Décomposition incohérente de Cloude et Pottier (1997)	46
3.3 Les statistiques du speckle	50
3.3.1 Marche aléatoire dans le plan complexe	51
3.3.2 Les hypothèses de Goodman du speckle pleinement développé	52
3.3.3 Réflectivité radar d'un canal de polarisation S_{XY}	52
3.3.4 Lois de distribution de A_{XY} et I_{XY}	54
3.4 Filtrage et estimation locale des paramètres	56
3.4.1 Filtrage	56
3.4.2 Lois de distribution pour les données multilookées	57
3.5 Conclusion sur la polarimétrie radar	58

Comme nous l'avons énoncé dans le chapitre 1, nous faisons l'hypothèse que les données radar sont complètement polarimétriques. Les jeux de données vérifiant cette hypothèse sont les jeux de données de type *Quad-Pol* de la table 2.2 du chapitre 2. De nombreux ouvrages de référence existent concernant le traitement des images radar (Maître, 2001; Massonnet et Souyris, 2008). Certains sont même entièrement dédiés à la polarimétrie radar (Cloude, 2009; Lee et Pottier, 2009). Dans ce chapitre nous avons choisi de ne pas redévelopper les concepts de la polarimétrie; les lecteurs voulant acquérir plus d'informations pourront consulter ces ouvrages.

Dans la partie 3.1 nous présentons donc succinctement, et afin d'introduire les notations, les deux représentations de l'information polarimétrique que nous avons considérées dans cette thèse. Puis, les deux décompositions polarimétriques utilisées sont détaillées en partie 3.2. Enfin, la démonstration sur les statistiques du speckle pour un canal de polarisation est un élément important pour la compréhension de la méthode de démelange que nous proposons dans le chapitre 5. Nous reprenons donc en partie 3.3 cette démonstration issue de (Goodman, 1975). Les décompositions polarimétriques et les statistiques du speckle sont illustrées sur le site d'Oraison (cf. partie 2.4.1).

3.1 Les représentations polarimétriques

3.1.1 Matrice de diffusion

La polarisation d'une onde consiste à décrire l'évolution de la direction et l'amplitude du champ électrique \vec{E} dans le temps. La polarimétrie radar permet donc de s'intéresser à comment un objet au sol modifie la polarisation de l'onde incidente. Ainsi, la nature de l'observation faite par le radar polarimétrique est la matrice transformant le champ électrique de l'onde incidente en champ électrique de l'onde diffusée. La matrice de diffusion notée $[S]$ dans l'équation (3.1) contient l'intégralité de l'information polarimétrique.

$$\begin{bmatrix} E_H^s \\ E_V^s \end{bmatrix} = [S] \begin{bmatrix} E_H^i \\ E_V^i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_H^i \\ E_V^i \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

$\langle i \rangle$: onde incidente, $\langle s \rangle$: onde diffusée (« s » : scattered)

Le radar complètement polarimétrique opère donc avec 4 canaux de polarisation pour recréer l'information polarimétrique :

- **HH** : émission horizontale, réception horizontale
- **HV** : émission horizontale, réception verticale
- **VH** : émission verticale, réception horizontale
- **VV** : émission verticale, réception verticale

Co-polarisation et Cross-polarisation Nous parlerons dans ce document de canaux copolarisés ou de *copolarisation* pour les canaux HH et VV . Nous garderons le terme anglo-saxon de *cross-polarisation* ou canaux en polarisation croisée pour HV et VH .

Chaque élément S_{XY} ($XY = \{HH, HV, VH, VV\}$) est un nombre complexe. Dans la suite du document, nous adoptons les deux notations de l'équation (3.2) : la notation en amplitude $|S_{XY}|$ et phase ϕ_{XY} , et la notation en partie réelle i_{XY} et partie imaginaire q_{XY} .

$$\begin{aligned} S_{XY} &= |S_{XY}| e^{j\phi_{XY}} \\ S_{XY} &= i_{XY} + j \cdot q_{XY} \end{aligned} \quad (3.2)$$

Pour chaque canal de polarisation S_{XY} , nous posons respectivement I_{XY} **intensité** et A_{XY} **amplitude** du canal S_{XY} dans les équations (3.3) et (3.4).

$$I_{XY} = |S_{XY}|^2 = i_{XY}^2 + q_{XY}^2 \quad (3.3)$$

$$A_{XY} = |S_{XY}| = \sqrt{i_{XY}^2 + q_{XY}^2} \quad (3.4)$$

Quand la même antenne radar réalise l'émission et la réception des ondes, le radar est dit monostatique. Si deux antennes différentes sont utilisées pour l'émission et la réception, le radar est dit bistatique. Dans le cas monostatique (cas majoritaire dans le cas du radar satellite) on a $S_{HV} = S_{VH}$ et par conséquent la matrice $[S]$ est symétrique. C'est le cas de tous les jeux de données *Quad-Pol* de la table 2.2 du chapitre 2.

3.1.2 Matrice de Covariance dans le cas monostatique

Définition La matrice de covariance $[C]$ définie en équation (3.7) est une représentation en puissance de l'information polarimétrique. La matrice de covariance est construite à partir du vecteur de diffusion k_c qui, dans le cas monostatique est donné par l'équation (3.5).

$$k_c = \begin{bmatrix} S_{HH} \\ \sqrt{2}S_{HV} \\ S_{VV} \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

Les éléments de la matrice de covariance correspondent aux corrélations complexes entre les éléments du vecteur de diffusion k_c (équation (3.6)). Dans le reste du document nous utilisons les notations définies en équation (3.7) pour désigner chaque terme de la matrice de covariance.

$$\begin{aligned} C = k_c \cdot k_c^{*t} &= \begin{bmatrix} S_{HH} \cdot S_{HH}^* & \sqrt{2}S_{HH} \cdot S_{HV}^* & S_{HH} \cdot S_{VV}^* \\ \sqrt{2}S_{HV} \cdot S_{HH}^* & 2S_{HV} \cdot S_{HV}^* & \sqrt{2}S_{HV} \cdot S_{VV}^* \\ S_{VV} \cdot S_{HH}^* & \sqrt{2}S_{VV} \cdot S_{HV}^* & S_{VV} \cdot S_{VV}^* \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} |S_{HH}|^2 & \sqrt{2}S_{HH}S_{HV}^* & S_{HH}S_{VV}^* \\ \sqrt{2}S_{HV}S_{HH}^* & 2|S_{HV}|^2 & \sqrt{2}S_{HV}S_{VV}^* \\ S_{VV}S_{HH}^* & \sqrt{2}S_{VV}S_{HV}^* & |S_{VV}|^2 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.6)$$

$$= \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} \\ C_{21} & C_{22} & C_{23} \\ C_{31} & C_{32} & C_{33} \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

La matrice de covariance $[C]$ est une matrice hermitienne semi-définie positive. Dans le cas du radar monostatique, cette matrice est d'ordre 3. Les termes non diagonaux sont complexes. Les termes diagonaux sont réels et représentent les intensités des canaux de polarisation ($C_{11} = I_{HH}$, $C_{22} = 2I_{HV}$, $C_{33} = I_{VV}$).

Estimation locale Il est usuel en radar d'estimer cette matrice sur un voisinage local. Nous verrons les raisons de cette estimation locale dans la partie 3.3. Dans le cas où la matrice $[C]$ a été estimée sur un voisinage $[M \times M]$ nous adoptons la notation $\langle [C] \rangle_{M \times M}$ et de même $\langle C_{ij} \rangle_{M \times M}$ désigne un élément C_{ij} de $\langle [C] \rangle_{M \times M}$ avec $[i, j] \in [1, 3]^2$ dans le cas monostatique. Le nombre d'observations entrant en compte dans le calcul de ces paramètres moyens est appelé nombre de *look* ou nombres de *vues*. On parle de données *multi-lookées*. Dans le cas de l'estimation locale sur un voisinage fixe, on utilise généralement une taille $[11 \times 11]$ pour des données *1-look* et des tailles $[7 \times 7]$ pour des images *4-look* (Touzi, 2002). Dans ce travail nous considérons les tailles de voisinage locaux les plus communes allant de $[7 \times 7]$ à $[11 \times 11]$ et ajoutons aussi selon l'application des conditions plus limites avec des voisinages $[5 \times 5]$ et $[13 \times 13]$.

Distance entre matrices de covariance Plusieurs distances ont été proposées entre deux matrices de covariances $[C_A]$ et $[C_B]$. Moen et al. (2015) comparent cinq distances : *Mahalanobis*, *Multivariate Gaussian Bhattacharyya*, *Multivariate Gaussian Kullback-Leibler*, *Symmetric multivariate Gaussian Kullback-Leibler* et *Complex-Wishart Kullback-Leibler*. Une autre distance possible pour les matrices de covariance radar est une distance calculée d'après les valeurs propres généralisées tel que propose Förstner et Moonen (2003).

Lorsque nous aurons dans ce document à calculer une distance entre matrices de covariance nous prendrons la distance *Complex-Wishart Kullback-Leibler* (Frery et al., 2014) notée d_{kl} et définie par l'équation (3.8). Cette distance sera utilisée par exemple pour déterminer si une matrice $[C_A]$ est proche d'une matrice $[C_B]$. Nous l'utilisons dans le chapitre 4 pour comparer des matrices de covariance issues d'expériences terrain ou dans le chapitre 6 pour caractériser des résidus d'estimation de matrices de covariance.

$$d_{kl}(C_A, C_B) = \frac{\text{tr}(C_A^{-1}C_B + C_B^{-1}C_A)}{2} - p \quad (3.8)$$

$\text{tr}(C)$: trace d'une matrice C et p nombres d'éléments de k_c

Non corrélation des canaux de co-polarisation et cross-polarisation Cette hypothèse établit que dans le cas d'un milieu naturel comme le sol ou la forêt, la corrélation entre les canaux de co-polarisation et cross-polarisation est considérée nulle (Lee et Pottier, 2009). Cette assertion est traduite dans l'équation (3.9) avec $E()$ l'espérance mathématique. La démonstration est donnée dans (Borgeaud et al., 1987). Maître (2001) remarque que cette hypothèse simplificatrice est très largement utilisée. La forme de la matrice de covariance dans le cas d'un milieu naturel est par conséquent donnée en équation (3.10).

$$E(S_{HH}S_{HV}^*) = E(S_{HH}S_{VH}^*) = E(S_{HV}S_{VV}^*) = E(S_{VH}S_{VV}^*) = 0 \quad (3.9)$$

$$E([C]) = \begin{bmatrix} E(|S_{HH}|^2) & 0 & E(S_{HH}S_{VV}^*) \\ 0 & 2E(|S_{HV}|^2) & 0 \\ E(S_{VV}S_{HH}^*) & 0 & E(|S_{VV}|^2) \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

3.1.3 Matrice de cohérence dans le cas monostatique

Une autre représentation en puissance de l'information polarimétrique est la matrice de cohérence $[T]$. La matrice de cohérence $[T]$ définie en équation (3.12) est construite à partir du vecteur de Pauli k_p qui, dans le cas monostatique est donné par l'équation (3.11). Nous notons k_p^{*t} le vecteur de Pauli conjugué transposé.

$$k_p = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} S_{HH} + S_{VV} \\ S_{HH} - S_{VV} \\ 2S_{HV} \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

$$\begin{aligned}
 [T] &= k_p \cdot k_p^{*t} \\
 &= \frac{1}{2} \begin{bmatrix} (S_{HH} + S_{VV})(S_{HH} + S_{VV})^* & (S_{HH} + S_{VV})(S_{HH} - S_{VV})^* & 2(S_{HH} + S_{VV})S_{HV}^* \\ (S_{HH} - S_{VV})(S_{HH} + S_{VV})^* & (S_{HH} - S_{VV})(S_{HH} - S_{VV})^* & 2(S_{HH} - S_{VV})S_{HV}^* \\ 2S_{HV}(S_{HH} + S_{VV})^* & 2S_{HV}(S_{HH} - S_{VV})^* & 4S_{HV}S_{HV}^* \end{bmatrix} \\
 &= \frac{1}{2} \begin{bmatrix} |S_{HH} + S_{VV}|^2 & (S_{HH} + S_{VV})(S_{HH} - S_{VV})^* & 2(S_{HH} + S_{VV})S_{HV}^* \\ (S_{HH} - S_{VV})(S_{HH} + S_{VV})^* & |S_{HH} - S_{VV}|^2 & 2(S_{HH} - S_{VV})S_{HV}^* \\ 2S_{HV}(S_{HH} + S_{VV})^* & 2S_{HV}(S_{HH} - S_{VV})^* & 4|S_{HV}|^2 \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{3.12}$$

Nous utiliserons les notations définies dans l'équation (3.13) pour désigner chaque terme de la matrice de cohérence. La matrice de cohérence $[T]$ est comme $[C]$ une matrice hermitienne semi-définie positive. $[C]$ et $[T]$ ont les mêmes valeurs propres. L'information contenue dans la matrice de cohérence est équivalente (on peut exprimer chaque T_{ij} comme une combinaison linéaire de C_{ij}). Cependant le vecteur de Pauli k_p traduit mieux les types de rétrodiffusion que nous abordons dans la partie 3.2 faisant notamment apparaître les mécanismes de doubles rebonds liés au terme $S_{HH} - S_{VV}$. Par conséquent, [Massonnet et Souyris \(2008\)](#) conclut que la structure des vecteurs propres de $[T]$ est plus appropriée pour l'analyse polarimétrique. Dans le cas du radar monostatique, cette matrice est d'ordre 3. Les termes non diagonaux sont complexes. Les termes diagonaux sont réels et sont liés à des mécanismes simples de rétrodiffusion que nous aborderons dans la partie (3.2).

$$T = \begin{bmatrix} T_{11} & T_{12} & T_{13} \\ T_{21} & T_{22} & T_{23} \\ T_{31} & T_{32} & T_{33} \end{bmatrix} \tag{3.13}$$

3.2 Les théorèmes de décomposition polarimétrique

Les théorèmes de décomposition polarimétrique ont pour but de décomposer les représentations de l'information polarimétrique afin d'en retrouver les mécanismes de rétrodiffusion. Les théorèmes peuvent s'appliquer à la matrice de diffusion $[S]$, à la matrice de covariance $[C]$, à la matrice de cohérence $[T]$ ou à d'autres représentations de l'information polarimétrique que nous ne présentons pas dans ce document. Il existe de nombreux théorèmes de décomposition. [Cloude et Pottier \(1996\)](#) donnent un état de l'art de ces décompositions. La lecture de ([Lee et Pottier, 2009](#)) et ([Cloude, 2009](#)) permet d'avoir une vision exhaustive de ces théorèmes.

La méthode de démélange que nous proposons est évaluée avec deux décompositions très populaires dans les chaînes de traitement des images radar polarimétrique :

- la **décomposition de Pauli**,
- la **décomposition incohérente de Cloude et Pottier (1997)**.

3.2.1 Décomposition de Pauli

La décomposition de Pauli s'appuie sur la décomposition de la matrice de diffusion $[S]$ (décomposition cohérente) ou la matrice de cohérence $[T]$ (décomposition incohérente) sur une base simple

de mécanismes de rétrodiffusion. Les mécanismes de rétrodiffusion considérés sont la réflexion de surface, la réflexion paire (ou de doubles rebonds) et la réflexion de volume. Les matrices de Pauli données en équation (3.14) sont utilisées pour la décomposition de la matrice de diffusion (équation 3.15).

$$\sigma_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \sigma_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \quad \sigma_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \quad \sigma_3 = \begin{bmatrix} 0 & -j \\ j & 0 \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

Diffusion de surface (σ_0) La figure 3.2.1 représente une interaction simple entre l'onde électromagnétique incidente et une surface plane. Le cas particulier où la surface est normale à la direction de l'onde incidente est présenté sur le schéma. Dans ce cas et en reprenant les notations de l'équation 3.1, les composantes horizontales et verticales subissent un déphasage de π ce qui se traduit par $E_H^s = -E_H^i$ et $E_V^s = -E_V^i$. La forme canonique de la matrice de diffusion $[S]$ est donnée par $[S] = -\sigma_0$.

Diffusion de doubles rebonds (σ_1) La figure 3.2.2 représente l'interaction d'une onde électromagnétique avec un dièdre. Dans le cas d'une réflexion paire (deux interactions entre l'onde et l'objet) la composante horizontale est conservée $E_H^s = E_H^i$ alors que seule la composante verticale subit un déphasage de π : $E_V^s = -E_V^i$. La forme canonique $[S] = -\sigma_1$ de la matrice de diffusion décrit ce comportement.

Diffusion de volume (σ_2) La forme canonique $[S] = -\sigma_2$ illustre la diffusion de volume. Il s'agit de multiples interactions entre l'onde incidente et l'objet. Dans ce cas beaucoup d'énergie revient dans les canaux de polarisation croisée.

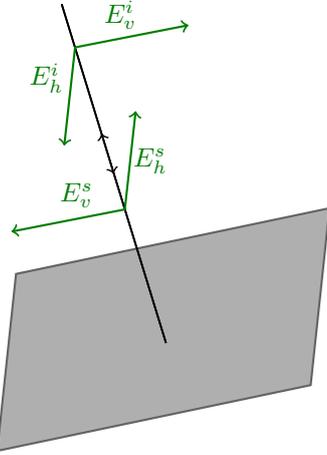


FIGURE 3.2.1 – Réflexion de surface

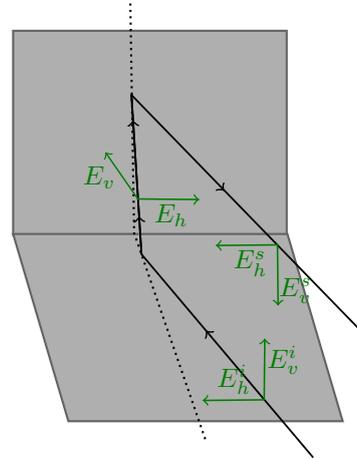


FIGURE 3.2.2 – Réflexion paire, doubles rebonds

L'équation (3.15) propose une décomposition de la matrice de diffusion $[S]$ sur la base $(\sigma_0, \sigma_1, \sigma_2)$ des matrices de Pauli. Le vecteur de Pauli k_p donné en équation (3.11) a en réalité été construit à partir de cette décomposition. Par conséquent, dans le domaine de la puissance, les éléments

diagonaux de la matrice de cohérence $[T]$ correspondent aux intensités de la décomposition de Pauli.

$$S = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix} = \frac{S_{HH} + S_{VV}}{2} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} + \frac{S_{HH} - S_{VV}}{2} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} + S_{HV} \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

La décomposition de Pauli est communément représentée sous la forme d'une composition colorée avec les conventions suivantes et reprises dans l'équation (3.16) :

- **Canal Bleu** : diffusion de **surface** ($\frac{|S_{HH}+S_{VV}|^2}{2}$)
- **Canal Vert** : diffusion de **volume** ($2|S_{HV}|^2$)
- **Canal Rouge** diffusion de **double rebonds** ($\frac{|S_{HH}-S_{VV}|^2}{2}$)

$$T = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} |S_{HH} + S_{VV}|^2 & (S_{HH} + S_{VV})(S_{HH} - S_{VV})^* & 2(S_{HH} + S_{VV})S_{HV}^* \\ (S_{HH} - S_{VV})(S_{HH} + S_{VV})^* & |S_{HH} - S_{VV}|^2 & 2(S_{HH} - S_{VV})S_{HV}^* \\ 2S_{HV}(S_{HH} + S_{VV})^* & 2S_{HV}(S_{HH} - S_{VV})^* & 4|S_{HV}|^2 \end{bmatrix} \quad (3.16)$$

Pour illustrer les paramètres de la décomposition de Pauli, nous calculons et proposons une interprétation de ces paramètres moyens sur plusieurs types d'occupation du sol du site d'étude d'Oraison présenté dans la partie 2.4.1.

Décomposition de Pauli sur le site d'Oraison La table 3.1 détaille les paramètres T_{11} , T_{22} et T_{33} sur huit zones homogènes correspondant à huit types d'occupation du sol différents (colonne *Type* de la table 3.1). Ces paramètres polarimétriques ont été calculés sur l'image en *slant range* de la matrice de cohérence $\langle [T] \rangle_{7 \times 7}$ estimée localement sur un voisinage 7×7 . Le jeu-test utilisé est l'image RS2-FORCA-003 de la table 2.1. La moyenne des observations par zone est donnée dans la table : $E(\langle T_{11} \rangle_{7 \times 7})$, $E(\langle T_{22} \rangle_{7 \times 7})$ et $E(\langle T_{33} \rangle_{7 \times 7})$. La figure 3.2.3 représente ces zones sur une version orthorectifiée de la décomposition de Pauli. Un étallement linéaire a été réalisé par canal. La table complète des $E(\langle T_{ij} \rangle_{7 \times 7})$ ainsi que des photographies prises sur le terrain en mai 2012 sont données en annexe B. Cette annexe contient aussi d'autres éléments terrain (paramètres polarimétriques et évaluations de classification) sur les jeux-tests RS2-FORCA-007 (2013) et RS2-FORCA-008 (2014).

TABLEAU 3.1 – Paramètres moyens de la décomposition de Pauli (d.n.) de l'image *RS2-FORCA-003* pour chacune des huit zones du site d'Oraison de la figure 3.2.3

Num.	Type	$E(\langle T_{11} \rangle_{7 \times 7})$	$E(\langle T_{22} \rangle_{7 \times 7})$	$E(\langle T_{33} \rangle_{7 \times 7})$
1	<i>plan d'eau</i>	$0,16 \times 10^6$	$0,10 \times 10^6$	$0,07 \times 10^6$
2	<i>jeune maïs</i>	$2,08 \times 10^6$	$0,31 \times 10^6$	$0,26 \times 10^6$
3	<i>galets</i>	$5,92 \times 10^6$	$1,04 \times 10^6$	$0,97 \times 10^6$
4	<i>culture d'orge</i>	$1,91 \times 10^6$	$1,83 \times 10^6$	$0,46 \times 10^6$
5	<i>zone urbaine</i>	$1,14 \times 10^7$	$1,71 \times 10^7$	$0,98 \times 10^6$
6	<i>prairie de sainfoin</i>	$1,72 \times 10^6$	$1,15 \times 10^6$	$0,89 \times 10^6$
7	<i>forêt</i>	$2,77 \times 10^6$	$1,09 \times 10^6$	$1,09 \times 10^6$
8	<i>culture colza</i>	$4,55 \times 10^6$	$3,36 \times 10^6$	$3,12 \times 10^6$

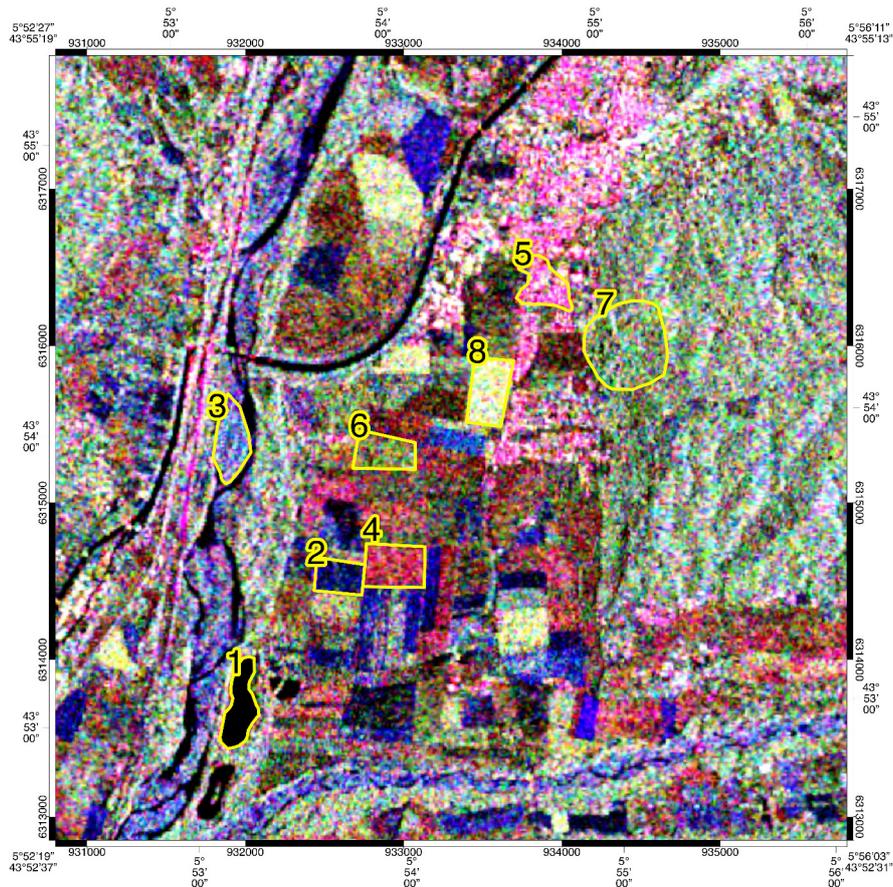


FIGURE 3.2.3 – Décomposition de Pauli appliquée à l'image *RS2-FORCA-003* sur le site d'Oraison et délimitation des huit zones dont nous présentons la légende et les paramètres de Pauli moyens en table 3.1

Information thématique apportée par les paramètres de la décomposition de Pauli

Le type 1 (*plan d'eau*) illustre le cas d'une réflexion spéculaire sur une surface très lisse à l'échelle de la longueur d'onde. L'onde radar incidente a été quasiment entièrement réfléchi d'après les lois de Snell-Descartes de la réflexion. Les paramètres de la décomposition de Pauli obtenus sont donc sûrement liés au bruit de mesure.

Les types 2 (*jeune maïs*) et 3 (*galets*) sont essentiellement constitués par de la réflexion de surface. L'écart en diffusion de surface entre ces deux types est essentiellement lié à la rugosité de surface. Plus la surface est rugueuse à l'échelle de la longueur d'onde et plus la réflexion de surface est diffuse (et par conséquent plus d'énergie revient à l'antenne radar). En effet, à la date d'acquisition le *maïs* (type 2) était à son tout début de développement (photographie disponible sur la figure B.1.2 de l'annexe B) et principalement cultivé sur des sols sablonneux très lisses à l'échelle de la longueur d'onde ($\lambda = 5,5$ cm pour Radarsat-2). La diffusion de volume est proportionnellement plus importante pour le type 3 car une part plus importante de l'énergie incidente a été dépolarisée.

Les types 4 (*culture d'orge*) et 5 (*zone urbaine*) ont des modes de rétrodiffusion où la diffusion

de doubles rebonds joue un rôle important. Le type 4 représente des cultures très sèches et érigées verticalement d'orge (figure B.1.2 de l'annexe B). Il y cohabite de la réflexion de double rebonds (sol/tige d'orge) et de la réflexion de surface (interaction simple avec le sol). Ce milieu bien organisé provoque une faible diffusion de volume. Ces cultures de céréales sont facilement observables par photo-interprétation sur la figure 3.2.3 de par leur couleur rouge-magenta. Le type 5 (*zone urbaine*) est fortement dominé par de la réflexion de double rebonds, identifiable par sa teinte rose sur la figure 3.2.3. Le sol urbain et les façades des bâtiment forment des dièdres à angles quasiment parfaitement droits qui expliquent la quantité d'énergie reçue en diffusion de doubles rebonds.

Les types 6 (*prairie de sainfoin*) et 7 (*forêt*) sont des milieux beaucoup moins organisés où la diffusion de volume est plus importante et quasiment du même ordre de grandeur que la diffusion de surface et de doubles rebonds. Cette diffusion de volume est d'autant plus importante que la quantité d'énergie reçue dans les canaux de *cross-polarisation* est moins importante que dans les canaux de *copolarisation*.

Le type 8 (*culture de colza*) est, au moment de l'acquisition radar, le type d'occupation du sol qui produit la rétrodiffusion de volume la plus importante. Les rétrodiffusions de surface et double rebonds y sont aussi très développées.

Ces observations montrent comment interpréter les paramètres polarimétriques issus de la décomposition de Pauli. Ils sont valables pour les types d'occupation à un moment particulier de leur développement. En effet, il est évident que ceux-ci évoluent avec les différents stades de développement des objets d'occupations du sol (notamment sur les thèmes agricole et forestier). La figure B.2.3 de l'annexe B propose aussi une représentation de Pauli du jeu-test *RS2-FORCA-005* du 27 juin 2012 démontrant l'évolution temporelle entre mai et juin des paramètres de la décomposition de Pauli sur le site d'Oraison.

3.2.2 Décomposition incohérente de Cloude et Pottier (1997)

La seconde décomposition de l'information polarimétrique que nous utilisons dans ce travail est la décomposition incohérente de Cloude et Pottier (1997). Celle-ci consiste en une décomposition en éléments propres de la matrice de cohérence $[T]$ définie en équation (3.17).

$$[T] = \begin{bmatrix} u_1 & u_2 & u_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1 & u_2 & u_3 \end{bmatrix}^{*t} \quad (3.17)$$

u_1, u_2, u_3 base de vecteurs propres orthogonaux

u_i de la forme $u_i = [\cos(\alpha_i), \sin(\alpha_i) \cos(\beta_i) e^{j\delta_i}, \sin(\alpha_i) \sin(\beta_i) e^{j\gamma_i}]^T$

$\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ valeurs propres réelles

À partir de la décomposition en éléments propres définie par l'équation (3.17), Cloude et Pottier (1997) définissent trois paramètres : l'entropie polarimétrique (3.18), l'anisotropie polarimétrique (3.19) et l'angle α (3.20). Ces trois paramètres de la décomposition incohérente de Cloude et Pottier (1997) appliquée à l'image radar *RS2-FORCA-003* sont représentés en figure 3.2.4 sur le site d'étude d'Oraison.

Entropie polarimétrique L'entropie polarimétrique H (3.18) est une mesure du degré de désordre des ondes réfléchies : $H \in [0,1]$. Si $H = 0$ les ondes reçues par l'antenne radar sont toujours entièrement polarisées, à l'image des formes canoniques que nous avons présentées en figures 3.2.1 et 3.2.2. Dans ce cas un seul mécanisme de rétrodiffusion est à l'œuvre dans la cellule de résolution et seulement λ_1 est non nul si $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$. A l'inverse si $H = 1$ les ondes reçues ont été entièrement dépolarisées et $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = \frac{1}{3}$. L'entropie peut aussi être vue comme une mesure de la qualité des interprétations qui peuvent être réalisées à partir d'une décomposition polarimétrique. Il est communément admis que quand $H > 0,7$ il est difficile d'identifier les mécanismes de rétrodiffusion.

$$H = - \sum_{k=1}^3 P_i \cdot \log_3(P_i) \text{ avec } P_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{k=1}^3 (\lambda_k)} \quad (3.18)$$

Anisotropie polarimétrique L'anisotropie polarimétrique A (3.19) est comme l'entropie polarimétrique définie à partir des valeurs propres λ_i de la décomposition en éléments propres de $[T]$ et par définition $A \in [0,1]$. L'anisotropie polarimétrique compare la deuxième et la troisième valeur propre. L'anisotropie est une information complémentaire à l'entropie. Particulièrement quand $H \in [0,7,0,9]$, $A \rightarrow 1$ indique qu'un deuxième mécanisme de diffusion important intervient. Si $A \rightarrow 0$ il n'y a pas de comportement secondaire ($\lambda_2 \approx \lambda_3$).

$$A = \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_2 + \lambda_3} \quad (3.19)$$

Angle α L'angle α (3.20) est déterminé à partir des valeurs propres et des vecteurs propres de la décomposition en éléments propres de $[T]$. L'angle α est un angle $\in [0,90^\circ]$ qui traduit le type de mécanisme de rétrodiffusion dominant dans la cellule de résolution. $\alpha = 0$ caractérise la diffusion par une surface, $\alpha = 45^\circ$ la diffusion par un volume, $\alpha = 90^\circ$ la diffusion par un dièdre.

$$\alpha = P_1\alpha_1 + P_2\alpha_2 + P_3\alpha_3 \quad (3.20)$$

Segmentation du plan (H,α) Cloude et Pottier (1997) proposent de segmenter de façon empirique le plan (H,α) en 9 régions. Ces régions constituent des types de mécanismes de rétrodiffusion. La figure 3.2.6 page 50 montre ces régions du plan (H,α) . Les paramètres (H,α) des types d'occupation du sol introduits en table 3.1 y sont représentés. Les types de rétrodiffusion sont définis dans la table 3.2 avec les dénominations de Cloude et Pottier (1997) que nous avons choisies de conserver en anglais. Les codes couleurs et les descriptions secondaires (entre parenthèses) sont repris de Pottier (2011). Les codes couleurs seront conservés tout au long de ce document.

Décomposition incohérente de Cloude et Pottier sur le site d'Oraison (2.4.1) La figure 3.2.5 présente le résultat de la segmentation du plan (H,α) sur le site d'Oraison. La table 3.3 donne les paramètres moyens (H,α) des types d'occupations du sol du site d'étude d'Oraison. Ces paramètres sont représentés sur la figure 3.2.6.

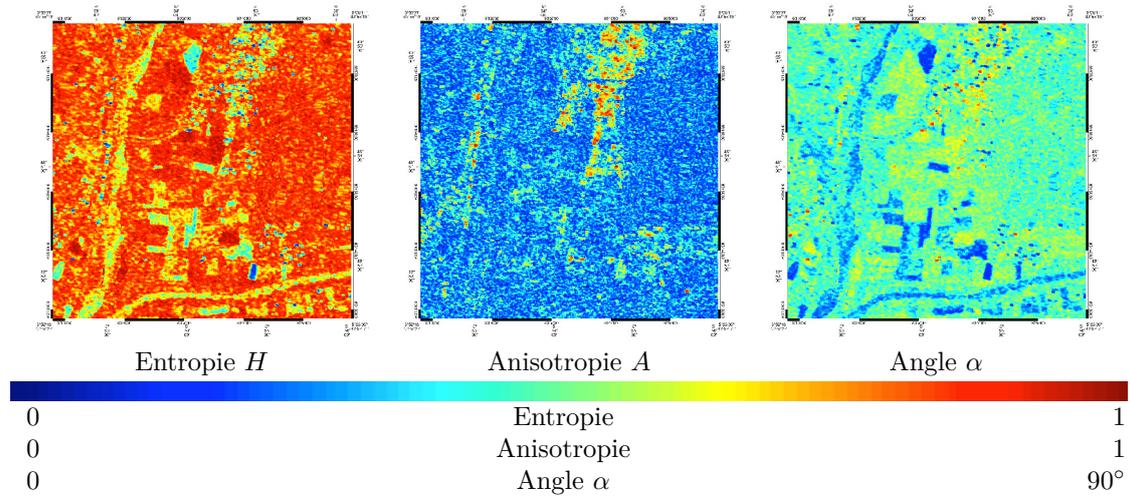


FIGURE 3.2.4 – Paramètres de Cloude et Pottier (1997) : Entropie H , Anisotropie A et Angle α , estimés sur un voisinage 7×7 et pour l'image *RS2-FORCA-003*

TABLEAU 3.2 – Types Z1 à Z9 (définitions et codes couleurs) proposés par Cloude et Pottier (1997) correspondant à des régions du plan (H, α)

Z1	<i>High Entropy Multiple Scattering (branch/crown structure)</i>
Z2	<i>High Entropy Vegetation Scattering (cloud of anisotropic needles)</i>
Z3	<i>High Entropy Surface Scatter (no feasible region)</i>
Z4	<i>Medium Entropy Multiple Scattering (forestry double bounce)</i>
Z5	<i>Medium Entropy Vegetation Scattering (vegetation)</i>
Z6	<i>Medium Entropy Surface Scatter (surface roughness)</i>
Z7	<i>Low Entropy Multiple Scattering Events (dihedral scatterer)</i>
Z8	<i>Low Entropy Dipole Scattering (dipole)</i>
Z9	<i>Low Entropy Surface Scatter (Bragg surface)</i>

TABLEAU 3.3 – Moyenne des paramètres (H, A, α) de Cloude et Pottier (1997) pour les zones présentées en figure 3.2.3 pour l'image *RS2-FORCA-003*

Num.	Type	\bar{H}	\bar{A}	$\bar{\alpha}$
1	<i>plan d'eau</i>	0,91	0,26	49,43
2	<i>jeune maïs</i>	0,57	0,24	23,57
3	<i>galets Durance</i>	0,64	0,27	27,18
4	<i>culture orge</i>	0,68	0,34	48,19
5	<i>zone urbaine</i>	0,58	0,67	52,26
6	<i>prairie sainfoin</i>	0,88	0,28	48,62
7	<i>forêt</i>	0,86	0,24	42,26
8	<i>culture colza</i>	0,92	0,23	51,07

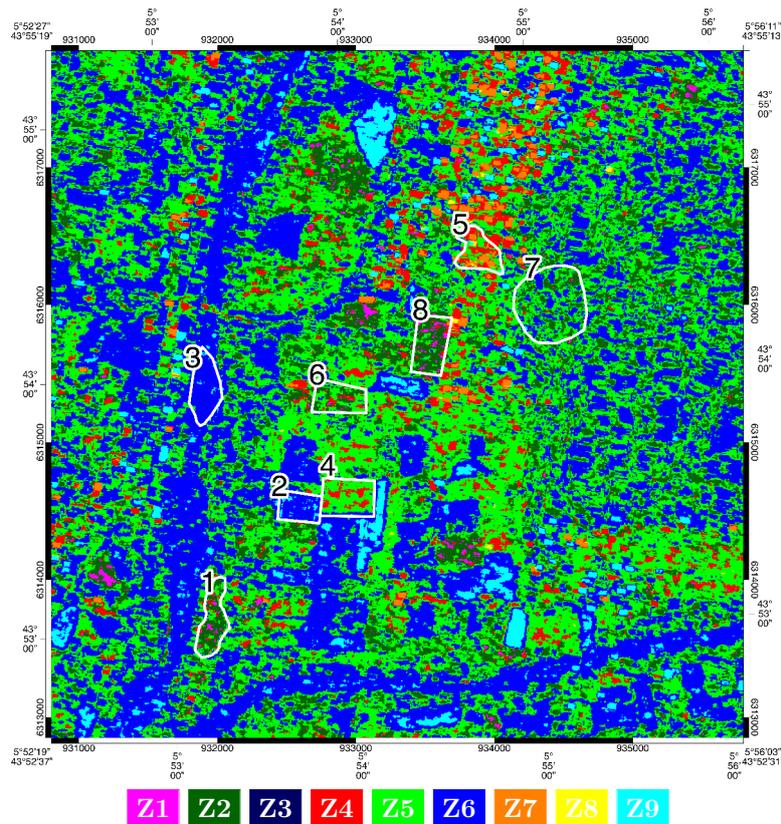


FIGURE 3.2.5 – Visualisation en géométrie terrain pour l'image *RS2-FORCA-003* du résultat de la segmentation du plan (H, α) proposée par Cloude et Pottier (1997) estimée sur un voisinage 7×7 . La table 3.2 donne la légende de cette carte.

Information thématique apportée par la segmentation du plan (H, α) La segmentation du plan (H, α) pour le type 1 (*plan d'eau*) n'est pas pertinente. En effet, comme nous avons vu précédemment il s'agit principalement de bruit de mesure.

Les types d'occupation du sol 2, 3, 4 et 5 partagent une entropie relativement faible ($H < 0,7$), alors que les types 6, 7 et 8 ont une mesure d'entropie élevée ($H > 0,85$).

Les types 2 (*jeune maïs*) et 3 (*galets Durance*) sont bien compris dans la région **Z6** qualifiant une diffusion de surface modérément entropique. Le type 2 (sol plus lisse et moins rugueux que le type 3) apparaît moins entropique et tendant plus vers un comportement α de surface.

Les paramètres de Pauli indiquent que le type 4 (*culture orge*) est principalement composé de diffusion de surface et de doubles rebonds. Ce type d'occupation du sol est caractérisé par le type **Z5** qui correspond à une diffusion dipolaire par la végétation dans un environnement modérément entropique. Il est néanmoins à la limite avec le type **Z4** qualifiant des doubles rebonds dans un environnement modérément entropique.

Le type 5 (*zone urbaine*) est dans le type **Z4** c'est à dire une diffusion de doubles rebonds dans un environnement modérément entropique. Parmi les types d'occupation du sol choisis la zone urbaine est le seul type à posséder une anisotropie élevée dénotant la présence d'un mécanisme

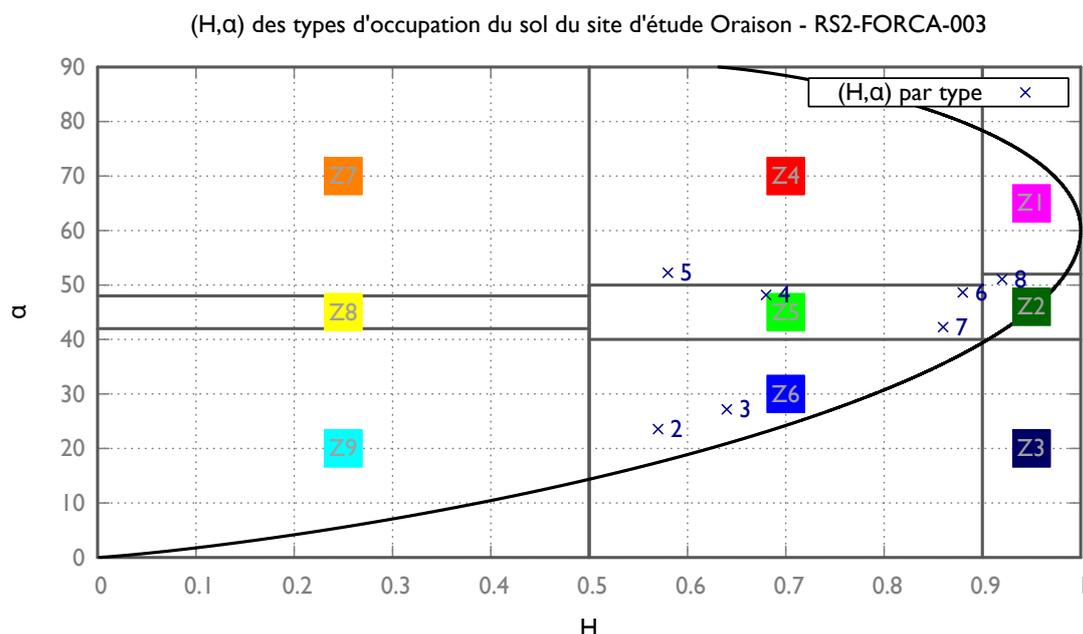


FIGURE 3.2.6 – Plan (H, α) et régions empiriques du plan définies dans la table 3.1 et représentation des valeurs de (H, α) pour chaque type d'occupation du sol de la table 3.1. Les valeurs sont calculées à partir de l'image *RS2-FORCA-003* avec une fenêtre d'estimation de taille 7×7

secondaire important, sûrement de la diffusion directe surfacique des sols nus et toits urbains en plus des doubles rebonds.

Les types 6 (*prairie de sainfoin*) et 7 (*forêt*) sont caractérisés par **Z5** (végétation). Le type 6 est cependant proche de **Z4** alors que 7 est plutôt proche de **Z6**. Cela est sûrement dû à la pénétration plus importante des ondes électromagnétiques dans la prairie causant des interactions sol/végétation alors qu'il y a une composante surfacique plus importante de la forêt (taille d'une feuille peut être $> \lambda = 5,5$ cm).

Le type 8 (*culture de Colza*) est en limite de la classe **Z2** et **Z1**. **Z1** caractérise des doubles rebonds dans un environnement fortement entropique.

3.3 Les statistiques du speckle

Jusqu'à présent les paramètres des décompositions polarimétriques que nous avons présentés ont été estimés sur des zones homogènes avec plusieurs centaines de *look* (*multi-look*). La figure 3.3.7 montre des extraits de 20×20 pixels sur les types d'occupation du sol 2 (*jeune maïs*), 4 (*culture d'orge*) et 8 (*culture de colza*). Ces illustrations correspondent à la décomposition de Pauli des données brutes acquises en *slant range* (*1-look*).

Cette figure illustre le phénomène bien connu en imagerie radar du **speckle**. L'occupation du sol pour tous les pixels de chaque extrait peut être considérée comme homogène, pourtant on

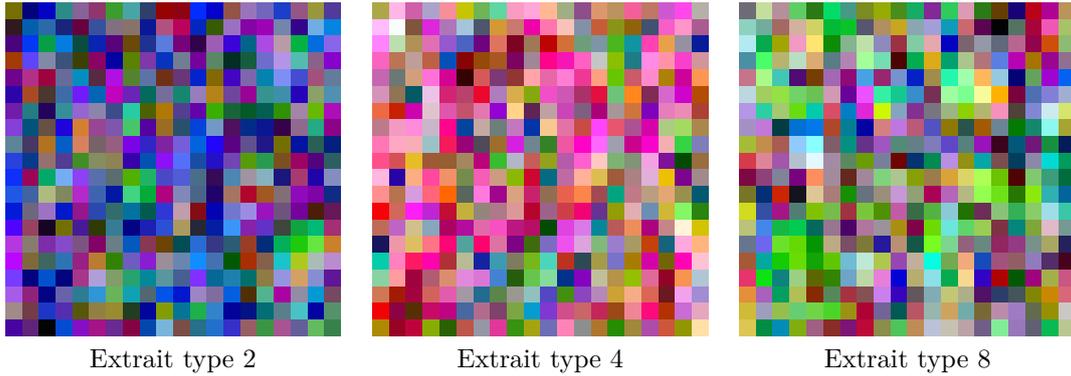


FIGURE 3.3.7 – Trois décompositions de Pauli 1-look sur des zones homogènes en occupation du sol. Ces figures illustrent le phénomène du speckle.

observe une très forte variabilité des paramètres de la décomposition de Pauli. Nous expliquons dans cette partie ce phénomène et en donnons les statistiques dans les conditions dites du speckle pleinement développé (Goodman, 1975). Cette démonstration est importante car la méthode de démixage que nous proposons en chapitre 5 s’appuie sur cette celle-ci.

3.3.1 Marche aléatoire dans le plan complexe

Les travaux sur la description statistique du speckle le considèrent comme un phénomène d’interférences entre les différentes ondes rétrodiffusées. Ainsi il peut être modélisé comme une diffusion par un **ensemble de cibles ponctuelles** (Maître, 2001).

On considère qu’une cellule de résolution radar est constituée de N diffuseurs élémentaires. Ces N diffuseurs élémentaires sont répartis aléatoirement dans la cellule de rétrodiffusion. Chacun de ces diffuseurs élémentaires possède une amplitude élémentaire $|S_{n_{XY}}|$ et une phase élémentaire $\phi_{n_{XY}}$ pour un canal de polarisation XY . Chaque canal de polarisation est constitué par la somme complexe présentée en équation (3.21).

$$\begin{cases} S_{HH} = \sum_{n=1}^N |S_{n_{HH}}| e^{j\phi_{n_{HH}}} \\ S_{HV} = \sum_{n=1}^N |S_{n_{HV}}| e^{j\phi_{n_{HV}}} \\ S_{VH} = \sum_{n=1}^N |S_{n_{VH}}| e^{j\phi_{n_{VH}}} \\ S_{VV} = \sum_{n=1}^N |S_{n_{VV}}| e^{j\phi_{n_{VV}}} \end{cases} \quad (3.21)$$

Le phénomène de speckle est lié au déphasage de chaque diffuseur élémentaire ϕ_n . On perçoit avec l’équation (3.21) que si on bouge un diffuseur d’une fraction de la longueur d’onde $\lambda = 5,5$ cm dans une cellule de rétrodiffusion $[4,73 \text{ m} \times 4,74 \text{ m}]$ en *slant range* pour Radarsat-2 (*RS2-FORCA-003*), la partie réelle et imaginaire de $e^{j\phi_{n_{XY}}}$ prendront toutes les valeurs possibles dans $[0,1]$. Bien que ce problème soit déterministe (si les N diffuseurs et l’antenne radar sont placés exactement à la même position, on obtient la même valeur de S_{XY}), il est en pratique impossible à reproduire (micro-configuration des diffuseurs). On fait donc l’hypothèse que les phases ϕ_n sont

uniformément réparties. Ainsi, cette somme cohérente des réponses des N cibles ponctuelles est vue comme une marche aléatoire (figure 3.3.8) dans le plan complexe (Goodman, 1975).

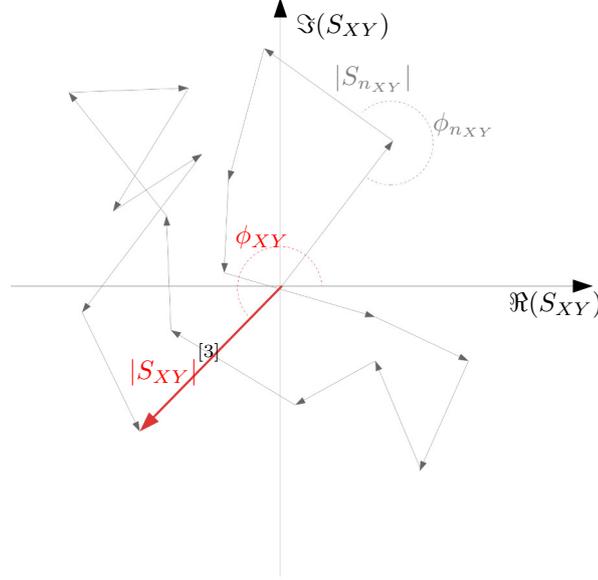


FIGURE 3.3.8 – Représentation des équations (3.21) pour un canal S_{XY} comme une marche aléatoire dans le plan complexe

3.3.2 Les hypothèses de Goodman du speckle pleinement développé

Pour déterminer les lois de distribution de l'amplitude et de l'intensité, Goodman (1975) fait les hypothèses suivantes (hypothèses du speckle pleinement développé) :

1. Le nombre de diffuseurs élémentaires N par cellule de résolution est suffisamment grand ;
2. L'amplitude et la phase ($|S_{n_{XY}}|, \phi_{n_{XY}}$) d'un diffuseur n sont indépendantes de celles des autres diffuseurs ;
3. Pour chaque diffuseur n l'amplitude $|S_{n_{XY}}|$ et la phase $\phi_{n_{XY}}$ sont indépendantes entre elles ;
4. Les phases $\phi_{n_{XY}}$ sont uniformément distribuées entre $[-\pi, \pi]$.

3.3.3 Réflectivité radar d'un canal de polarisation S_{XY}

Pour un canal de polarisation S_{XY} , la somme cohérente (3.21) s'écrit en partie réelle et imaginaire avec l'équation (3.22).

$$\begin{cases} i_{XY} = \sum_{n=1}^N |S_{n_{XY}}| \cos(\phi_{n_{XY}}) \\ q_{XY} = \sum_{n=1}^N |S_{n_{XY}}| \sin(\phi_{n_{XY}}) \end{cases} \quad (3.22)$$

En prenant l'espérance mathématique $E()$ on obtient :

$$\begin{cases} E(i_{XY}) = E\left(\sum_{n=1}^N |S_{n_{XY}}| \cos(\phi_{n_{XY}})\right) \\ E(q_{XY}) = E\left(\sum_{n=1}^N |S_{n_{XY}}| \sin(\phi_{n_{XY}})\right) \end{cases} \quad (3.23)$$

Avec l'hypothèse (2) de Goodman (1975) on peut écrire :

$$\begin{cases} E(i_{XY}) = \sum_{n=1}^N E(|S_{n_{XY}}| \cos(\phi_{n_{XY}})) \\ E(q_{XY}) = \sum_{n=1}^N E(|S_{n_{XY}}| \sin(\phi_{n_{XY}})) \end{cases} \quad (3.24)$$

Avec l'hypothèse (3) de Goodman (1975) on a :

$$\begin{cases} E(i_{XY}) = \sum_{n=1}^N E(|S_{n_{XY}}|) \cdot E(\cos(\phi_{n_{XY}})) \\ E(q_{XY}) = \sum_{n=1}^N E(|S_{n_{XY}}|) \cdot E(\sin(\phi_{n_{XY}})) \end{cases} \quad (3.25)$$

L'hypothèse (4) de Goodman (1975) assure que :

$$\begin{cases} E(\cos(\phi_{n_{XY}})) = 0 \\ E(\sin(\phi_{n_{XY}})) = 0 \end{cases} \quad (3.26)$$

Et par conséquent :

$$\begin{cases} E(i_{XY}) = 0 \\ E(q_{XY}) = 0 \end{cases} \quad (3.27)$$

L'espérance mathématique de la partie réelle et de la partie imaginaire d'un canal de polarisation est donc nulle. On s'intéresse maintenant à l'espérance de l'amplitude et de l'intensité d'un canal de polarisation $E(A_{XY})$ et $E(I_{XY})$.

En considérant les hypothèses (2) et (3) de Goodman (1975) on a :

$$\begin{cases} E(i_{XY}^2) = \sum_{k=1}^N \sum_{m=1}^N E(|S_{k_{XY}}| \cdot |S_{m_{XY}}|) \cdot E(\cos(\phi_{k_{XY}}) \cdot \cos(\phi_{m_{XY}})) \\ E(q_{XY}^2) = \sum_{k=1}^N \sum_{m=1}^N E(|S_{k_{XY}}| \cdot |S_{m_{XY}}|) \cdot E(\sin(\phi_{k_{XY}}) \cdot \sin(\phi_{m_{XY}})) \\ E(i_{XY} \cdot q_{XY}) = \sum_{k=1}^N \sum_{m=1}^N E(|S_{k_{XY}}| \cdot |S_{m_{XY}}|) \cdot E(\cos(\phi_{k_{XY}}) \cdot \sin(\phi_{m_{XY}})) \end{cases} \quad (3.28)$$

L'hypothèse (4) de Goodman (1975) sur les phases uniformément distribuées donne :

$$\begin{cases} E(\cos(\phi_{k_{XY}}) \cdot \cos(\phi_{m_{XY}})) = E(\sin(\phi_{k_{XY}}) \cdot \sin(\phi_{m_{XY}})) = \begin{cases} \frac{1}{2} & \text{si } k = m \\ 0 & \text{si } k \neq m \end{cases} \\ E(\cos(\phi_{k_{XY}}) \cdot \sin(\phi_{m_{XY}})) = 0 \quad \forall k, m \end{cases} \quad (3.29)$$

On obtient alors :

$$\begin{cases} E(i_{XY}^2) = \frac{1}{2}E\left(\sum_{n=1}^N |S_{n_{XY}}|^2\right) \\ E(q_{XY}^2) = \frac{1}{2}E\left(\sum_{n=1}^N |S_{n_{XY}}|^2\right) \\ E(i_{XY} \cdot q_{XY}) = 0 \end{cases} \quad (3.30)$$

On note souvent R la **réflectivité radar** (3.31). La réflectivité radar augmente avec le nombre de diffuseurs élémentaires contenus dans la cellule.

$$R_{XY} = E(I_{XY}) = E(i_{XY}^2) + E(q_{XY}^2) = E\left(\sum_{n=1}^N |S_{n_{XY}}|^2\right) \quad (3.31)$$

3.3.4 Lois de distribution de A_{XY} et I_{XY}

Pour calculer les lois de distribution de l'**amplitude** A_{XY} et de l'**intensité** I_{XY} , Goodman (1975) fait l'hypothèse que le nombre de diffuseurs élémentaires N est très grand (hypothèse (1)). La partie réelle i_{XY} et la partie imaginaire q_{XY} correspondent à une somme de variables aléatoires indépendantes. Avec N très grand et en faisant aussi l'hypothèse d'une loi à variance finie, le **théorème central limite** montre sous ces conditions que i_{XY} et q_{XY} convergent vers des lois normales de moyenne nulle et de même variance (3.32).

$$\begin{cases} p(i_{XY}|R) = \frac{1}{\sqrt{\pi R}} e^{-\frac{i_{XY}^2}{R}} \\ p(q_{XY}|R) = \frac{1}{\sqrt{\pi R}} e^{-\frac{q_{XY}^2}{R}} \end{cases} \quad (3.32)$$

Sachant que $A_{XY} = \sqrt{i_{XY}^2 + q_{XY}^2}$ (3.4) et que $p(i_{XY}|R)$ et $p(q_{XY}|R)$ suivent des lois normales, on sait par définition que $p(A_{XY}|R)$ suit une loi de Rayleigh ce qui est traduit par l'équation (3.32). I_{XY} est distribuée selon une loi exponentielle décroissante (3.34) d'espérance $E(I_{XY}) = R$ et de variance $var(I_{XY}) = R^2$.

$$p(A_{XY}|R) = \frac{2A}{R} e^{-\frac{A^2}{R}} \quad A \geq 0 \quad (3.33)$$

$$p(I_{XY}|R) = \frac{1}{R} e^{-\frac{I}{R}} \quad I \geq 0 \quad (3.34)$$

Ces lois de distribution sont données en figures 3.3.9, 3.3.10 et 3.3.11 pour les types d'occupation du sol définis en table 3.1. Chaque type d'occupation du sol est caractérisé par sa propre réflectivité radar R_{XY} .

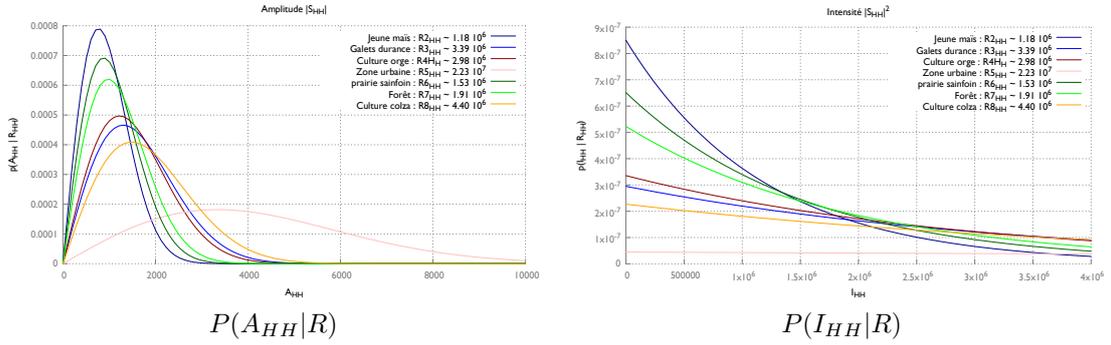


FIGURE 3.3.9 – Lois de distribution théoriques de A_{HH} et I_{HH} des types d'occupation du sol du site d'Oraison sachant leurs réflectivités radar (paramètres de Pauli de la table 3.1)

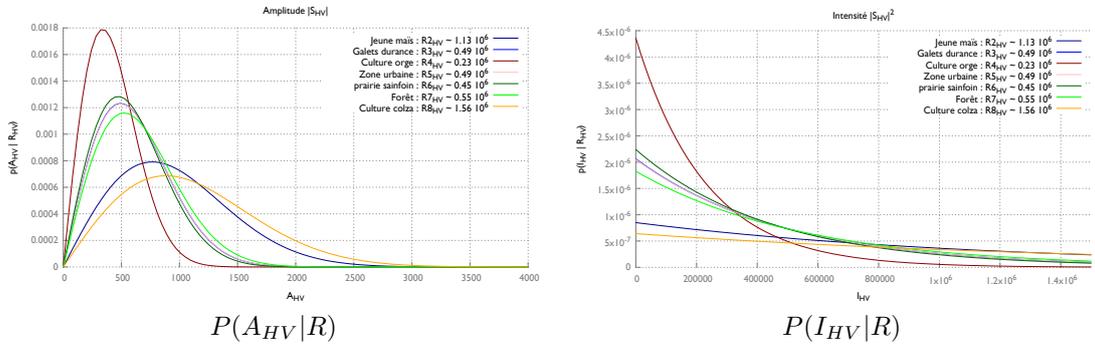


FIGURE 3.3.10 – Lois de distribution théoriques de A_{HV} et I_{HV} des types d'occupation du sol du site d'Oraison sachant leurs réflectivités radar (paramètres de Pauli de la table 3.1)

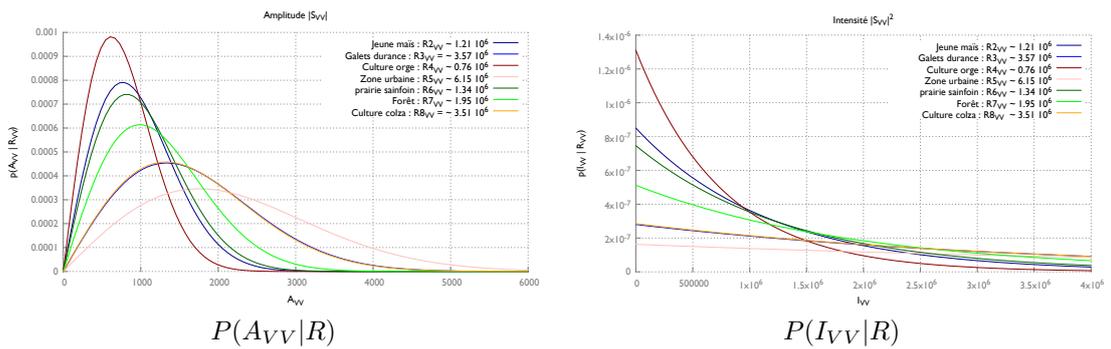


FIGURE 3.3.11 – Lois de distribution théoriques de A_{VV} et I_{VV} des types d'occupation du sol du site d'Oraison sachant leurs réflectivités radar (paramètres de Pauli de la table 3.1)

Ces distributions théoriques sont bien observées en pratique. La figure 3.3.12 donne à titre d'exemple l'histogramme de A_{HH} et I_{HH} sur la zone de *forêt* (type 7 de table 3.1.)

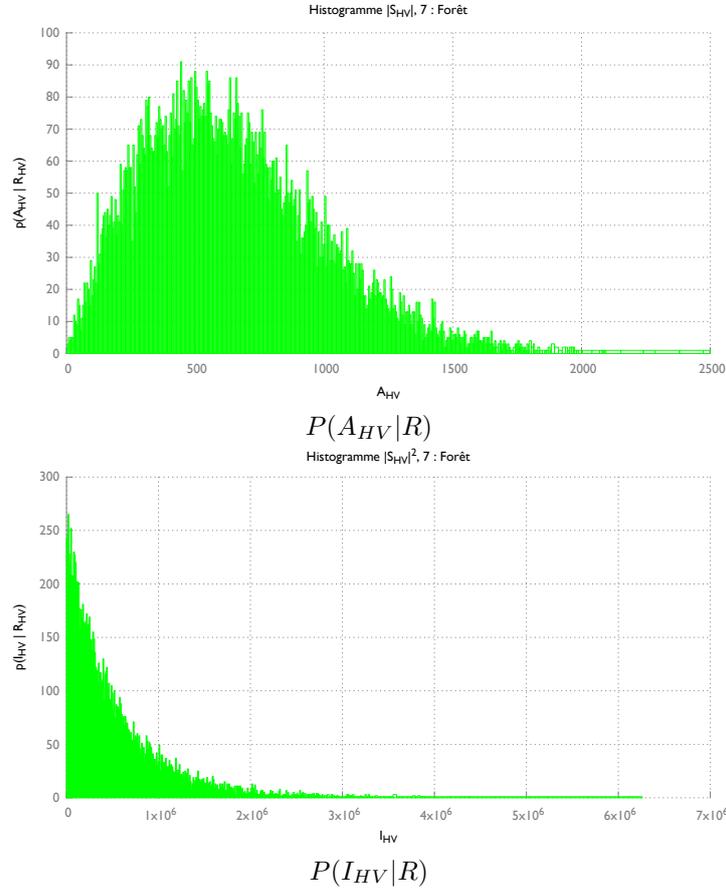


FIGURE 3.3.12 – Histogrammes observés de A_{HH} et de I_{HH} (*1-look*) pour le type 7 (*forêt*) de la table 3.1. Les histogrammes sont calculés avec l'image *RS2-FORCA-003*

3.4 Filtrage et estimation locale des paramètres

3.4.1 Filtrage

Les statistiques du speckle que nous venons de présenter montrent qu'en radar une observation seule ne suffit pas pour calculer les paramètres polarimétriques. Il faut donc, à partir de plusieurs observations, pouvoir estimer $E(I_{XY})$ ou $E(A_{XY})$ ou plutôt dans le cas polarimétrique $E([C])$ ou $E([T])$.

Deux stratégies sont envisageables : le filtrage temporel ou le filtrage spatial. Dans le cas du filtrage temporel une série d'images est acquise pour estimer $E([C])$ par pixel. Pour le filtrage spatial, une seule image est utilisée et plusieurs pixels (par exemple un voisinage local) contribuent à l'estimation. Le filtrage spatial est de loin le plus commun, l'acquisition d'images radar à de

nombreuses dates sans qu'il y ait de changement de l'occupation du sol étant très contraignante.

Lee et Pottier (2009) donnent un état de l'art des méthodes de filtrage du speckle distinguant celles dédiées au cas mono-polarisation et les celles spécifiques au traitement des images polarimétriques. Farage et al. (2006), Bouchemakh et al. (2008) ou Foucher et Lopez-Martinez (2014) proposent en complément des études comparatives des approches pour le filtrage du speckle dans le cas polarimétrique. L'approche la plus simple consiste à prendre une moyenne locale dans un voisinage $N \times M$ pixels. Il s'agit du **BoxCar Filter** décrit dans le cas d'un seul canal de polarisation par l'équation (3.35). L'extension au cas polarimétrique est dans ce cas directe et donnée par l'équation (3.36).

$$\langle I_{XY} \rangle_{N \times M} = \frac{1}{N \times M} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M I_{XY}(i,j) \quad (3.35)$$

$$\langle C \rangle_{N \times M} = \frac{1}{N \times M} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M C(i,j) \quad (3.36)$$

Plus on augmente le nombre de looks ($N \times M$) et plus l'estimation de l'espérance est correcte. Cependant ce moyennage se fait au détriment de la résolution spatiale et la probabilité d'avoir des types d'occupations du sol différents dans l'échantillon des observations utilisées pour le calcul de l'espérance augmente.

Par conséquent, Lee et al. (1999) rappellent qu'un des principes que doit respecter le filtrage du speckle dans le cas polarimétrique est la préservation des mécanismes de rétrodiffusion. Le filtrage doit donc être adaptatif et sélectionner dans un voisinage les observations qui contribuent à l'estimation de l'espérance en respectant des critères d'homogénéité ou d'hétérogénéité. De nombreux filtres respectant ce principe ont été développés. Citons par exemple le *Refined Lee Filter* (Lee, 1981) qui consiste en l'utilisation de voisinages adaptatifs que nous expliquons dans la partie 4.5.1.

3.4.2 Lois de distribution pour les données multilookées

Dans le cas de données radar N -look, les lois de distribution de l'intensité (3.37) et de l'amplitude (3.38) sont données en équations (3.39) et (3.40) avec $\Gamma()$ la loi gamma d'Euler.

$$I_{N_{XY}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N I_{n_{XY}} \quad (3.37) \quad A_{N_{XY}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N I_{n_{XY}}} \quad (3.38)$$

$$p(I_{N_{XY}}|R) = \frac{N^N I_{N_{XY}}^{N-1}}{\Gamma(N) R^N} e^{-\frac{N I_{N_{XY}}}{R}} \quad (3.39) \quad p(A_{N_{XY}}|R) = \frac{2N A_{N_{XY}}^{2N-1}}{\Gamma(N) R^N} e^{-\frac{N A_{N_{XY}}^2}{R}} \quad (3.40)$$

La figure 3.4.13 donne la loi de distribution de l'intensité N -look $I_{N_{XY}}$ pour le type d'occupation du sol 4 (*culture d'orge*) et pour plusieurs valeurs de N .

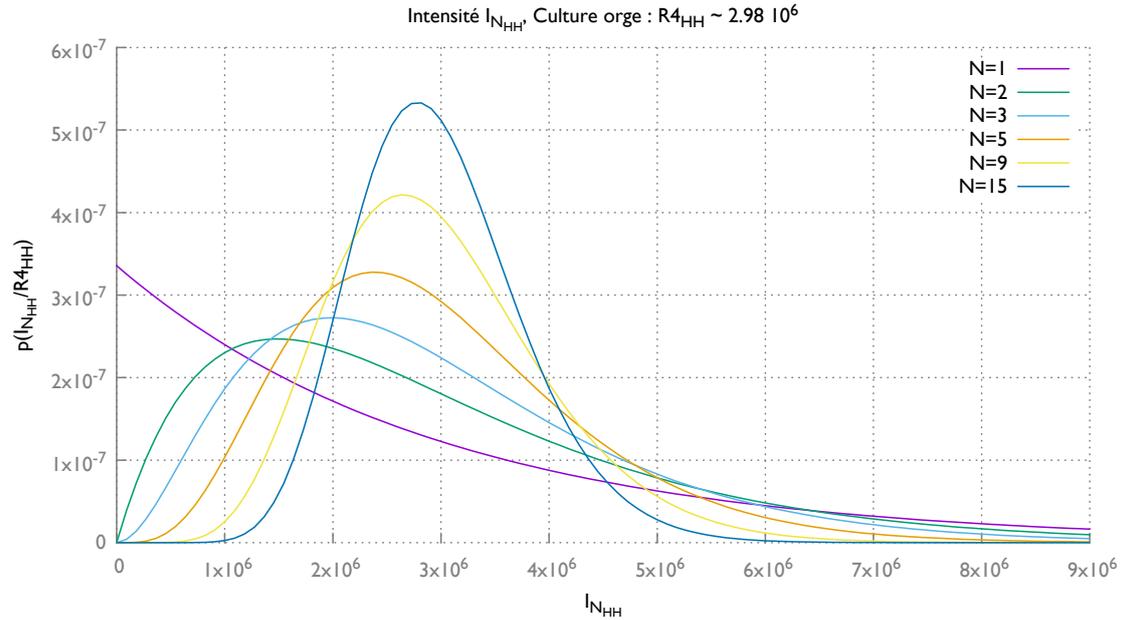


FIGURE 3.4.13 – Loi de distribution théorique de l'intensité N -look $I_{N_{HH}}$ pour l'image *RS2-FORCA-003* pour le type d'occupation du sol *culture orge* défini en table 3.1

3.5 Conclusion sur la polarimétrie radar

Ce chapitre nous a permis d'introduire les représentations polarimétriques de la matrice de covariance $[C]$ et la matrice de cohérence $[T]$. L'algorithme de démélange que nous proposons en chapitre 5 s'applique à la matrice de covariance $[C]$. En ce sens nous considérons les mesures de $[C]$ (1 -look) comme les observations d'un système.

De nombreuses décompositions polarimétriques existent. Nous avons choisi de n'en considérer que deux qui sont actuellement parmi les plus utilisées dans les chaînes de traitement radar polarimétrique : la décomposition de Pauli et la décomposition incohérente de [Cloude et Pottier \(1997\)](#). Ces décompositions nous servent à évaluer les résultats de l'algorithme de démélange dans les chapitres 6, 7 et 8.

La partie sur les statistiques du speckle a été présentée ici car les équations que nous utilisons pour notre algorithme de démélange en chapitre 5 proviennent d'une adaptation de la démonstration de [Goodman \(1975\)](#) dans le cas où plusieurs types thématiques de diffuseurs élémentaires sont présents dans la cellule de rétrodiffusion.

Le chapitre 4 suivant a justement pour but de traiter les conséquences d'un mélange de types thématiques dans une cellule de rétrodiffusion et de donner un état de l'art des méthodes robustes à ce mélange pour l'estimation des paramètres polarimétriques.

Deuxième partie

Proposition d'une méthode de démélange par séparation thématique de sources

Selon la problématique énoncée précédemment, nous cherchons à avoir une meilleure compréhension de l'information radar polarimétrique quand des types d'occupation du sol différents sont présents dans des proportions variables dans les cellules de résolution radar. Les données optiques plus résolues spatialement peuvent nous servir à avoir une vue de ce mélange. Existe-t-il des méthodes d'estimation des paramètres radar robustes au mélange des classes thématiques ? Comment intégrer l'information optique pour améliorer la compréhension du radar ? Le premier chapitre de cette partie identifie des approches pouvant répondre à ces questions. Parmi celles-ci les méthodes de démélange apparaissent les plus appropriées. La méthode que nous proposons dans le chapitre suivant s'inspire donc de cette approche et en propose une adaptation dans le cas des images optiques et radar polarimétrique.

Chapitre 4

Modèles de mélange et méthodes de démixage

Sommaire

4.1	Le concept des <i>mixed pixels</i> en télédétection	62
4.1.1	Les modèles de mélange en imagerie optique	62
4.1.2	Peut-on parler de <i>mixed pixels</i> en imagerie radar?	63
4.2	Méthodes de démixage	65
4.2.1	Démixage spectral	65
4.2.2	Démixage spatial et spectral	66
4.3	Méthodes de fusion multi-résolution	67
4.3.1	Méthodes	67
4.3.2	Évaluation critique	68
4.4	Assimilation de données	69
4.5	Méthodes robustes au mélange	70
4.5.1	Sélection adaptative de pixels	71
4.5.2	Estimation de la matrice de covariance par la méthode du point fixe	73
4.6	Conclusion	73

Comme nous l'avons énoncé dans le chapitre 1, nous travaillons sur des méthodes de combinaison des données optiques multispectrales et radar polarimétrique au niveau des observations. Plus précisément, nous nous intéressons à la capacité d'utiliser les données optiques multispectrales pour avoir une meilleure compréhension des images radar polarimétrique. En effet, nous pensons que les décompositions polarimétriques sont difficilement compréhensibles quand plusieurs entités thématiques sont mélangées dans la cellule de rétrodiffusion radar.

Dans la partie 4.1 nous expliquons le concept de mélange au niveau du pixel en optique et en radar. Puis nous présentons trois familles de méthodes permettant une analyse de la composition du mélange quand deux produits à différentes résolutions spatiales sont disponibles : les méthodes de démixage (4.2), de fusion multi-résolution (4.3) et d'assimilation de données (4.4). Enfin nous discutons dans la partie 4.5 de méthodes d'estimation des représentations ou des décompositions polarimétriques robustes au mélange.

4.1 Le concept des *mixed pixels* en télédétection

4.1.1 Les modèles de mélange en imagerie optique

En imagerie optique, cette notion de mélange au sein d'une observation a largement été étudiée depuis vingt ans. Keshava et Mustard (2002) proposent un état de l'art des modèles de mélange (on parle de *mixed pixel* pour un mélange dans les observations) et des travaux de démixage (*unmixing*) dont nous présenterons les approches dans la partie 4.2.1. Les articles de Bioucas-Dias et al. (2012) et Plaza et al. (2011) reprennent et complètent cet état de l'art.

Chaque matériau est caractérisé en optique par une courbe de réflectance spectrale (signature spectrale). Cette courbe est une courbe théorique, présentant pour un matériau donné le pourcentage d'énergie réfléchi d'une source d'illumination en fonction de la longueur d'onde. Ces courbes sont généralement réalisées en laboratoire avec des outils comme des spectrophotomètres. Selon la résolution spatiale de l'image optique, il est fréquent d'observer plusieurs types de matériaux dans un pixel. Par exemple, cette question du mélange a énormément été étudiée en imagerie hyperspectrale car une très forte résolution spectrale va souvent de pair avec une faible résolution spatiale. Plus la résolution spatiale est faible plus la probabilité de trouver des entités thématiques différentes dans la cellule de résolution est forte. On parle dans ce cas de *endmembers* et de *abundances*. Un *endmember* est un comportement pur : la courbe de réflectance de chaque matériau présent dans la cellule de résolution. Les *abundances* représentent la proportion de chaque *endmember*.

Mélange linéaire (*Linear mixing model*) La façon la plus simple et la plus communément utilisée d'exprimer ce mélange est de considérer un mélange linéaire. En reprenant les notations de Bioucas-Dias et al. (2012) le modèle de mélange linéaire est donné par l'équation (4.1). y_i est la réflectance dans chacune des B bandes spectrales ($i \in \{1, \dots, B\}$). Chaque pixel est constitué de p *endmembers*. Un *endmember* $j \in \{1, \dots, p\}$ possède une réflectance ρ_{ij} dans la bande spectrale i et se trouve dans la proportion α_j . Le terme w_i représente un bruit additif ou des erreurs de modélisation.

$$y_i = \sum_{j=1}^p \rho_{ij} \alpha_j + w_i \tag{4.1}$$

$$\rho_{ij} \geq 0, \alpha_j \geq 0 \text{ et } \sum_{j=1}^p \alpha_j = 1$$

Mélange non-linéaire (*Nonlinear mixing model*) Des modèles de mélange non-linéaires ont aussi beaucoup été proposés. Bioucas-Dias et al. (2012) donnent un état de l'art de travaux considérant un mélange non-linéaire. Si le mélange linéaire est valide quand les *endmembers* représentent des zones homogènes et bien séparées (mélange macroscopique) dans le pixel, celui-ci n'est plus adapté si le mélange est plutôt réalisé à l'échelle microscopique. Dans ce cas on peut considérer qu'il y a des interactions entre les différents diffuseurs. L'utilisation d'un modèle non-linéaire est aussi nécessaire quand des diffuseurs différents sont répartis verticalement dans la cellule de rétrodiffusion (forêt stratifiée, ...).

4.1.2 Peut-on parler de *mixed pixels* en imagerie radar ?

En imagerie radar on trouve très peu de travaux dans la littérature abordant le problème du mélange d’entités thématiques dans un pixel. Dans le chapitre précédent nous avons présenté la nature des observations radar : la matrice de diffusion dans le cas polarimétrique. Nous avons montré que cette observation était liée à des mécanismes de rétrodiffusion dans la cellule de rétrodiffusion. Peut-on faire une analogie entre ces mécanismes de rétrodiffusion et les réflectances en imagerie optique ? Dans le cas où on trouve des entités thématiques de natures différentes, peut-on parler de mélange des mécanismes de rétrodiffusion ? Ce problème est d’autant plus intéressant en radar que nous avons vu dans la partie 3.4 la nécessité d’estimer ces observations radar sur un voisinage.

Cette analogie nous apparaît valable. L’expérience suivante a été réalisée sur le jeu de données RS2-FORCA-008 de la table 2.1. Les espérances des matrices de covariance ont été calculées pour différents types d’occupation du sol du thème agricole. Une mission terrain a été réalisée les 25 et 26 juin 2014. Ainsi nous essayons de qualifier les types d’occupations du sol proches dans la mesure de la matrice de covariance. La table 4.1 présente les distances entre matrices de covariance (au sens de la distance présentée en équation (3.8)). Plusieurs parcelles agricoles par type d’occupation contribuent au calcul de la moyenne. Une photographie d’une de ces parcelles par type est disponible en figures B.3.4 et B.3.5 de l’annexe B.

TABLEAU 4.1 – Distances entre matrices de covariance pour 10 types de couverts agricoles. Ces distances illustrent une ressemblance des types de couverts agricoles dans la mesure de distance entre matrices de covariance $d_{kl}()$

		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
<i>Tourmesol</i>	0	0	0,477	0,364	0,235	0,053	0,092	0,268	0,151	0,090	0,213	0,122
<i>Colza</i>	1	0,477	0	0,748	0,720	0,618	0,495	0,672	0,350	0,272	0,340	0,322
<i>Céréales</i>	2	0,364	0,748	0	0,036	0,180	0,087	0,034	0,192	0,176	0,121	0,122
<i>Oliviers</i>	3	0,235	0,720	0,036	0	0,091	0,043	0,019	0,193	0,130	0,092	0,098
<i>Maraîchers</i>	4	0,053	0,618	0,180	0,091	0	0,027	0,125	0,152	0,086	0,123	0,085
<i>Maïs</i>	5	0,092	0,495	0,087	0,043	0,027	0	0,054	0,095	0,038	0,062	0,027
<i>Luzerne</i>	6	0,268	0,672	0,034	0,019	0,125	0,054	0	0,210	0,120	0,102	0,083
<i>Pommiers</i>	7	0,151	0,350	0,192	0,193	0,152	0,095	0,210	0	0,085	0,116	0,082
<i>Sauge</i>	8	0,090	0,272	0,176	0,130	0,086	0,038	0,120	0,085	0	0,066	0,018
<i>Sainfoin</i>	9	0,213	0,340	0,121	0,092	0,123	0,062	0,1012	0,116	0,066	0	0,045
<i>Lavande</i>	10	0,122	0,322	0,122	0,098	0,085	0,027	0,083	0,082	0,018	0,045	0

en *bleu* les trois types d’occupation du sol les plus proches pour chaque objet

Les deux couples de matrices de covariance les plus proches sont le couple (*sauge*, *lavande*) avec une distance $d_{kl}([C_8],[C_{10}]) = 0,018$ et le couple (*oliviers*, *luzerne*) avec $d_{kl}([C_3],[C_6]) = 0,019$. Ces deux cas sont particulièrement intéressants car ils présentent pour un des éléments du couple un mélange macroscopique entre deux types de matériaux et pour l’autre élément un matériau unique et continu sur la parcelle. Pour l’exemple des *oliviers* et de la prairie de *luzerne* nous donnons les deux photographies de ces types d’occupation du sol en figure 4.1.1, les deux matrices de covariance en équation (4.2) et (4.3) ainsi que les paramètres de Pauli et de la décomposition incohérente de Cloude et Pottier en table 4.2.

Pour information les matrices de la table 4.1 ont été estimées sur 16662 observations radar



3 : Oliviers

6 : Luzerne

 FIGURE 4.1.1 – Deux photographies prises sur le terrain caractérisant le type *Oliviers* (3) et le type *Luzerne* (6) de la table 4.1

appartenant à la classe *luzerne* et 12478 observations pour la classe *oliviers*.

$$E([C_3]) = 10^6 \begin{bmatrix} 1,808 & 0,052 - j.0,017 & 0,585 + j.0,105 \\ 0,052 + j.0,017 & 0,378 & 0,344 + j.0,889 \\ 0,585 - j.0,105 & 0,344 - j.0,889 & 1,645 \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

$$E([C_6]) = 10^6 \begin{bmatrix} 1,843 & -0,037 - j.0,029 & 0,598 + j.0,137 \\ -0,037 + j.0,029 & 0,426 & -0,072 + j.0,204 \\ 0,598 - j.0,137 & -0,072 - j.0,204 & 1,499 \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

TABLEAU 4.2 – Paramètres de Pauli et de Cloude et Pottier

	$E(T_{11})$	$E(T_{22})$	$E(T_{33})$	H	A	α
Oliviers	$2,312 \times 10^6$	$1,141 \times 10^6$	$0,756 \times 10^6$	0,841	0,293	44,037
Luzerne	$2,269 \times 10^6$	$1,073 \times 10^6$	$0,852 \times 10^6$	0,850	0,258	43,863

Les valeurs observées dans différentes représentations polarimétriques pour le type *oliviers* et le type *luzerne* montrent bien une très grande similarité. Pourtant une classe (la *luzerne*) est une prairie modérément dense et continue alors que l'autre classe (les *oliviers*) combine du sol nu et des arbres très volumineux.

Les *mixed pixels* sont aussi considérés comme une des causes principales des erreurs de classification. Dans la partie B.4 de l'annexe B nous donnons le résultat de deux expériences de classification automatique des types de couverts agricoles. La méthode utilisée est détaillée dans l'annexe B. Les matrices de confusion sont données dans les tables B.12 et B.13. La nomenclature des classes considérée était légèrement différente de celle proposée dans la table 4.1.

On observe dans ces deux matrices une confusion importante entre la classe des *vergers* et celles des *prairies* (la classe *prairie* regroupe *luzerne* et *sainfoin* dans cette nomenclature). L'examen de la précision de la méthode de classification de la table B.12 (précision *réalisateur* dans ce tableau) montre que 11,4 % des pixels de la classe *vergers* ont été classés en *prairie*. C'est le cas de confusion le plus important pour la classe *vergers* qui a une précision *réalisateur* globale de

78,5 %. De même pour la table B.13 42,8 % des *vergers* ont été classés en *prairies* (l'apprentissage n'est sûrement pas suffisant dans ce cas).

Ces résultats préliminaires confirment qu'il semble que différentes configurations de mélange thématique peuvent aboutir à des paramètres polarimétriques similaires. D'une façon plus générale, nous pourrions étudier les conséquences de différents types de mélange sur les paramètres polarimétriques observés. Nous traitons ce point pour trois types de mélange sur des données simulées dans le chapitre 6. L'étude pour différents types de mélange et sur les données radar réelles est un point que nous proposons en perspectives de ce travail dans le chapitre 9.

4.2 Méthodes de démixage

Nous avons vu dans le paragraphe précédent le concept du *mixed pixel* en optique. Nous faisons l'hypothèse que ce concept peut être étendu en radar quand plusieurs entités thématiques sont présentes dans la cellule de rétrodiffusion radar. Nous allons maintenant présenter les méthodes pour *démélanger* dans le cas des images optiques. En imagerie optique le démixage vise à retrouver pour chaque observation les *endmembers* qui la constitue ainsi que leurs *abundances* respectives. Nous distinguons deux cas :

- le cas où une seule image est disponible (souvent hyperspectrale). Les différentes approches sont reprises du travail de synthèse de Plaza et al. (2011). Dans ce cas on parle de démixage spectral.
- le cas où on adjoint une image plus résolue spatialement mais peu résolue spectralement. Nous abordons dans ce cas le concept du *spatial unmixing* et nous nous appuyons sur la synthèse de Zhukov et al. (1999) qui présente le vocabulaire et les concepts. Dans ce cas on peut parler de démixage spatial et spectral.

Pour l'imagerie radar aucune étude n'a proposé un démixage des mécanismes de rétrodiffusion et c'est l'objet de ce travail. Nous proposerons pour le cas à deux classes une méthode dans le chapitre 5. Les différentes approches proposées pour l'imagerie optique peuvent nous aider pour la conception de notre algorithme.

4.2.1 Démixage spectral

L'objectif des méthodes de démixage est donc de retrouver pour un pixel les *endmembers* qui le constituent, leurs caractéristiques (réflectances dans chaque bande spectrale, et leurs *abundances*). Différentes approches peuvent être utilisées pour déterminer la signature spectrale des *endmembers* :

- **La méthode des pixels purs** : Cette première approche fait l'hypothèse qu'il y a au moins un pixel pur (un seul type d'*endmember*) pour chaque *endmember*. Trouver ces pixels purs permet de déterminer les caractéristiques de chaque *endmember*. Les réflectances dans chaque bande spectrale des *endmembers* sont donc dans ce cas estimées des données. L'ajout d'information spatiale, comme la texture, peut aussi être pris en compte dans la détermination des pixels purs.
- **L'utilisation d'une bibliothèque de réflectances** Des bibliothèques de courbes de réflectance par matériau sont disponibles. La bibliothèque *ASTER Spectral Library* en est un exemple (Baldrige et al., 2009). Ces courbes sont le résultat de mesures in situ et ont souvent été réalisées avec des spectrophotomètres. Ces bases de données donnent donc les courbes de réflectances de chaque *endmember*. Il s'agit donc de trouver les *end-*

members et les *abundances* qui participent au mélange parmi les nombreuses courbes de réflectances disponibles. Dans ce cas il est souvent nécessaire d'adopter une représentation parcimonieuse des *abundances*. Des méthodes de régression parcimonieuse et d'optimisation convexe ont ainsi été développées par Bioucas-Dias et Figueiredo (2010) ou Iordache et al. (2014).

- **Méthode du simplexe** Les signatures spectrales des *endmembers* peuvent aussi être déterminées d'un point de vue plus géométrique (Bioucas-Dias et al., 2012). Connaissant le nombre p d'*endmembers* et dans le cas d'un mélange linéaire (4.1), il est possible de déterminer leurs caractéristiques en fonction du volume minimum qu'ils forment. Cette enveloppe convexe est un $(p - 1)$ -simplex.

4.2.2 Démélange spatial et spectral

Le but du démélange spatial et spectral est d'adjoindre une décomposition spatiale du pixel à la décomposition spectrale. Une source de données plus résolue est donc nécessaire pour identifier la position des *endmembers* dans la cellule de résolution.

Les méthodes de démélange spatial et spectral ont été synthétisées par Zhukov et al. (1999). Des images plus résolues servent à analyser la composition des pixels de l'image moins résolue. Cette méthode est donc multi-capteurs et multi-résolution. Les deux capteurs jouent les deux rôles suivants dans la méthode de démélange :

- *Measuring instrument*. L'image à plus faible résolution spatiale est considérée comme l'instrument de mesure. En imagerie optique cette image possède une grande résolution spectrale. Il s'agit très souvent d'une image hyperspectrale possédant une grande capacité à discerner les types de matériaux observés mais dont la faible résolution spatiale provoque l'existence de nombreux *mixed pixels*.
- *Classifying instrument*. L'image la plus résolue spatialement est considérée comme un instrument de classification. Cette image a en général une faible résolution spectrale (souvent une image multispectrale ou panchromatique). Cette image va subir une classification permettant d'identifier le nombre d'*endmembers* présents dans la cellule de résolution du *measuring instrument* et leurs proportions.

La figure 4.2.2 montre le principe du démélange spatial et spectral. Nous observons bien que la différence de résolution spatiale entre les images permet une analyse de la composition des pixels du *measuring instrument*. Sur cette figure les motifs des pixels du *classifying instrument* représentent des types d'occupation du sol différents.

Zurita-Milla et al. (2007) ont par exemple utilisé les méthodes de démélange spatial et spectral avec des images optiques provenant de capteurs différents : MERIS et Landsat TM. Les images du *classifying instrument* (Landsat TM) ont été classifiées avec une méthode non-supervisée (ISO-DATA) pour analyser la composition de chaque pixel du *measuring instrument* (MERIS). Les comportements spectraux (réflectances dans les bandes spectrales) de MERIS pour chaque classe de la classification ont donc pu être estimés. L'estimation a été réalisée en posant un système linéaire par bande spectrale (modèle linéaire de mélange) et en le résolvant grâce à la méthode des moindres carrés. Cet ajustement a été réalisé sous contraintes : les réflectances par bandes estimées doivent être positives et inférieures ou égales à des bornes supérieures correspondant à des valeurs connues de saturation du capteur MERIS par bande.

Ces méthodes de démélange spatial semblent particulièrement bien adaptées pour l'objectif que nous nous sommes fixé. Nous avons un produit sensiblement plus résolu (l'optique multispectral) et un instrument de mesure (radar polarimétrique) dont nous souhaitons avoir une meilleure

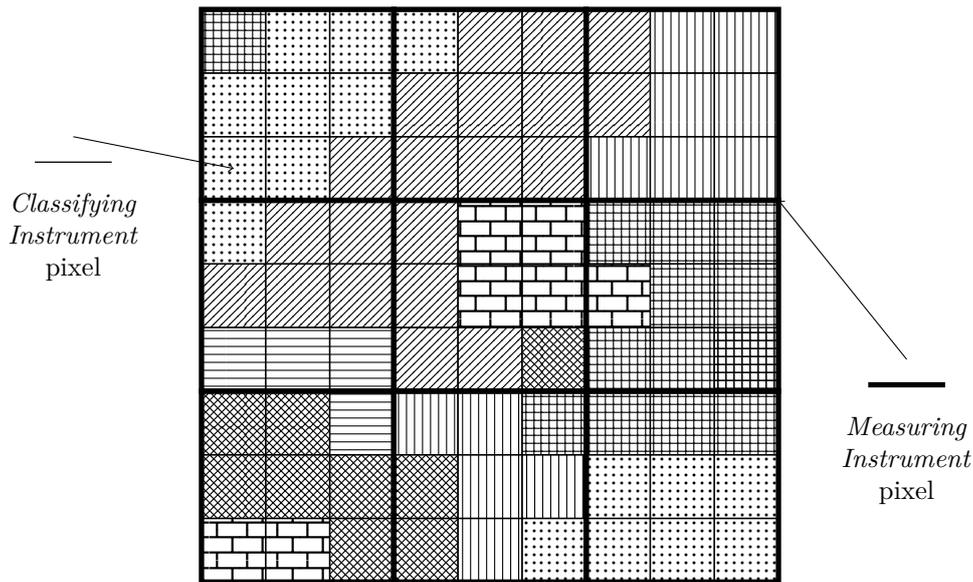


FIGURE 4.2.2 – Démélange spatial et spectral grâce à la différence de résolution spatiale du *classifying* et *measuring instrument*. Les motifs appliqués aux pixels du *classifying instrument* représentent des types d’occupation du sol différents.

compréhension quand des objets de type différents sont mélangés dans la cellule de rétrodiffusion. A l’instar des signatures spectrales, des mécanismes de rétrodiffusions radar correspondant à des classes différentes pourraient être *démélangés*.

4.3 Méthodes de fusion multi-résolution

Nous n’avons pas trouvé de référence abordant la question du *spatial unmixing* quand le *measuring instrument* est une image radar et le *classifying instrument* une image optique. Quelques travaux de fusion de données portent sur la réalisation d’un produit du type *pan-sharpening* combinant optique et radar. Nous donnons dans cet partie un état de l’art de ces travaux.

4.3.1 Méthodes

La majeure partie des méthodes utilisées pour combiner des observations radar et optiques proviennent du travail sur la mise au point d’algorithmes de *pan-sharpening* où des images panchromatiques servent à améliorer la résolution spatiale d’images multispectrales. Dans les adaptations de ces méthodes pour les images optiques et radar, nous n’avons trouvé que des travaux utilisant le radar pour améliorer la résolution spatiale d’images optiques. Bien qu’il existe de nombreux algorithmes pour le *pan-sharpening* optique, [Klonus \(2006\)](#) et [Mercer et al. \(2005\)](#) remarquent qu’il y a très peu de publications mentionnant un *sharpening* avec des images radar et optique. Cette remarque est toujours valide même après l’apparition de nouveaux systèmes radar depuis 2006.

Les méthodes de *pan-sharpening* sont traditionnellement divisées dans les trois grandes familles suivantes :

- projection-substitution,
- contribution spectrale relative,
- multi-résolution.

Méthodes du type projection-substitution Concernant ces méthodes, [Jinghui et al. \(2010\)](#) remarquent que les deux plus utilisées sont celles fondées sur l'espace colorimétrique Intensité, Teinte, Saturation (ITS) et sur l'Analyse en Composantes Principales (ACP). Ces deux techniques sont aussi celles qui ont été le plus adaptées pour fusionner images radar et images optiques. La méthode ITS a été utilisée par [Balik Sanli et al. \(2009\)](#) et par [Chen et al. \(2003\)](#). Dans les deux cas, des images multispectrales et radar mono-polarisation ont été utilisées et la résolution spatiale des images radar est plus fine que celle des images optiques. Par conséquent le radar a servi à améliorer la résolution spatiale des images optiques. Dans ces deux papiers, les données optiques multispectrales ont été converties dans le système colorimétrique ITS et l'intensité lumineuse I a été remplacée par l'intensité radar. L'ACP vise à créer des canaux d'informations décorrélés à partir des observations initiales corrélées (les canaux spectraux dans le cas par exemple de l'imagerie multispectrale). L'ACP a été utilisée par [Ramadan et al. \(2007\)](#) pour fusionner des images Radarsat-1 avec des images optiques Landsat-TM. Dans ce cas, la première composante de l'ACP est remplacée par l'intensité radar. Pour l'ITS ou l'ACP, la dernière étape de l'algorithme est la transformation inverse permettant de retrouver les valeurs (R, V, B) d'un produit mixte *super résolu*.

Méthodes du type contribution spectrale relative Les techniques du type contribution spectrale relative ont pour but de calculer un pseudo canal panchromatique à partir des images multispectrales. Un ratio est calculé entre le canal panchromatique observé et ce pseudo canal panchromatique pour calculer un gain. Plusieurs méthodes sont utilisées pour calculer ce pseudo canal panchromatique. La majeure partie de celles-ci considèrent une combinaison linéaire des canaux multi-spectraux : Brovey, ou Synthetic Variable Ratio (SVR).

Méthodes du type multi-résolution Les analyses multi-résolutions ont pour but de décomposer les images à haute résolution spatiale et les images à plus basse résolution spatiale en une somme de fonctions à plusieurs fréquences spatiales. L'amélioration de la résolution est alors réalisée en remplaçant les termes à hautes fréquences spatiales de l'image la moins résolue spatialement par ceux de la plus résolue. Une des méthodes la plus fréquemment utilisée pour cette analyse multi-résolution est la décomposition en ondelettes. Pour la fusion d'images optique et radar, ces méthodes ont souvent été utilisées en complément d'une approche par projection-substitution. [Mercer et al. \(2005\)](#) proposent une méthode combinant ITS et décomposition en ondelettes. [Chibani \(2007\)](#) associe aussi ITS et décomposition en ondelettes. [Hong et al. \(2009\)](#) proposent aussi une méthode combinant ITS et décomposition en ondelettes. Cette méthode a été appliquée dans ([Hong et al., 2014](#)) avec des images Radarsat et MODIS.

4.3.2 Évaluation critique

Dans la majeure partie des travaux précédents, des distorsions colorimétriques ont été observées. [Park et Kang \(2004\)](#) remarquent qu'un problème fondamental dans l'utilisation de ces méthodes

pour la fusion optique et radar est la distorsion de l'information spectrale. Ce problème est même observé avec des images optiques quand les deux images sont de capteurs différents. On comprend que ce problème est d'autant plus important lors de la fusion d'images optiques et radar.

Le système ITS est un espace colorimétrique lié au système visuel humain. Park et Kang (2004) mentionnent que cette méthode est très utilisée pour de sa simplicité et sa capacité à améliorer la résolution spatiale. Cependant, dans le cas optique, ils remarquent des distorsions de l'information spectrale quand les images panchromatiques et multispectrales sont peu corrélées. En réalité, cette méthode est utilisée pour fusionner des images panchromatiques et multispectrales car elle s'appuie sur un principe physique : l'intensité lumineuse peut être calculée à partir des trois composantes d'un système *RVB* comme le fait le système visuel humain (cônes). C'est aussi pourquoi cette méthode est limitée à trois canaux pour les images multispectrales. Cette approche paraît donc peu appropriée à la fusion d'images radar et optiques car ces principes physiques ne sont pas généralisables au traitement des intensités radar. Les méthodes du type contribution spectrale relative utilisent communément une combinaison linéaire des canaux multi-spectraux pour simuler une information panchromatique. Comme pour le système ITS, il n'y a pas de principe physique pour exprimer une intensité radar comme une combinaison linéaire des canaux multi-spectraux.

L'ACP transforme les observations multispectrales en nouveaux canaux décorrélés. Pour les images optiques multispectrales, la première composante, contenant le plus d'information, est liée aux contours spatiaux dans l'image. L'hypothèse assumant que les contours extraits de l'optique sont corrélés avec les contours radar n'est pas valide.

L'inadéquation de ces méthodes à combiner des images radar et optiques a été observée dans la littérature. Le fait que l'ITS et l'ACP ne sont pas appropriés a été observé par Zhang et al. (2010). Les auteurs affirment que les méthodes classiques considérant qu'il existe une corrélation dans les images ne sont pas appropriées pour l'imagerie radar et optique. Klonus (2006) propose une comparaison de huit méthodes pour la fusion d'images optiques et radar. Il conclut que la plupart des méthodes de fusion ne sont pas capables d'intégrer l'information radar dans l'image multispectrale sans causer de distorsions colorimétriques. Des travaux de recherche ont été entrepris pour la compensation de ces distorsions colorimétriques. Zhang et al. (2010) proposent une méthode *block-SVR* (*Block-based Synthetic Variable Ratio*) qui a pour but d'estimer des pondérations dans la combinaison linéaire utilisée pour exprimer l'intensité radar en fonction des canaux multispectraux. Gungor et Shan (2006) ont développé un algorithme pour réduire les distorsions colorimétriques en prenant en compte des contraintes locales.

4.4 Assimilation de données

Une autre famille de méthodes pouvant répondre au besoin de meilleure compréhension des mécanismes de rétrodiffusion radar à partir des données optiques multispectrales est l'assimilation de données. Les éléments de synthèse concernant l'assimilation de données que nous énonçons ci-dessous sont repris du chapitre *Assimilation de données pour le suivi de surfaces continentales* de Tupin et al. (2014). Les méthodes d'assimilation de données ont été introduites en télédétection dans le début des années 90, notamment pour les modèles d'océanographie ou de météorologie. L'assimilation de données représente toutes les techniques qui ont pour objectif de combiner modèles et observations.

En suivi des surfaces continentales, ces modèles sont des représentations mathématiques de pro-

cessus biophysiques, idéalement bâtis à partir de principes fondamentaux de la physique. Ces modèles sont dynamiques lorsqu'ils permettent le suivi temporel d'un phénomène. Des modèles d'estimation de l'humidité du sol ou de croissance de la végétation ont par exemple été proposés. Contrairement à la recherche de relations mathématiques directes entre les observations de télédétection et les variables d'un modèle (inversion de données), les méthodes d'assimilation de données permettent de prendre en compte des observations de télédétection ne représentant pas directement les variables d'un modèle. Ces méthodes sont d'autant plus intéressantes si certaines de ces variables ne sont pas directement observables.

Par exemple, il est possible de prendre en compte une information partielle comme l'humidité superficielle donnée par des capteurs de télédétection (5 premiers centimètres du sol) pour une variable d'humidité du sol. Il est aussi possible d'utiliser une observation liée à une variable d'un modèle. C'est le cas si on utilise une température de surface en lien avec une variable d'humidité du sol d'un modèle. Ce sont ces mêmes méthodes qui permettent d'estimer des volumes de végétation à partir d'une combinaison de canaux spectraux.

Les méthodes les plus utilisés en assimilation peuvent être classées en deux types :

- les approches séquentielles qui corrigent un modèle à chaque observation disponible. Le filtre de Kalman et ses variantes en sont les méthodes les plus utilisées.
- les méthodes variationnelles qui consistent à ajuster les observations aux prédictions du modèle. Les méthodes 3DVAR (*three-dimensional variational data assimilation*) ou 4DVAR en sont des exemples très fréquents.

Dans le cas de notre problématique (utiliser l'optique multispectrale mieux résolue pour avoir une meilleure compréhension des mécanismes de rétrodiffusion radar), les méthodes d'assimilation de données peuvent être intéressantes :

- l'analyse des mécanismes des rétrodiffusions à partir de l'observation radar peut être vu comme un modèle mathématique.
- le fait que l'assimilation de données permet de propager de l'information de nature très différente peut être utile pour l'amélioration des données radar polarimétrique à partir des données optiques multispectrales.

4.5 Méthodes robustes au mélange

Les parties 4.2, 4.3 et 4.4 s'intéressent à des méthodes pour combiner des informations de natures ou de résolutions différentes. Le résultat est une observation ou un modèle ayant intégré de l'information provenant d'une autre source de données. Ces méthodes pourraient donc être utilisées pour analyser ou décomposer une image radar polarimétrique peu compréhensible car plusieurs entités thématiques sont mélangées dans la cellule de résolution.

Une autre façon d'avoir une meilleure compréhension de ces mécanismes de rétrodiffusion serait de s'intéresser à des méthodes d'estimation des représentations polarimétriques robustes au mélange. Dans la présentation de ces méthodes, nous distinguerons deux cas extrêmes de mélange que nous nommons :

- mélange macroscopique (figure 4.5.3). Dans ce cas extrême, les pixels radar sont purs. Comme nous avons vu dans la partie 3.4 les représentations polarimétriques nécessitent une estimation locale. Le mélange intervient donc dans ce cas au niveau de cette estimation locale.
- mélange intime (figure 4.5.4). Dans ce cas, chaque observation radar est le résultat d'un mélange d'entités thématiques dans chaque cellule de résolution.

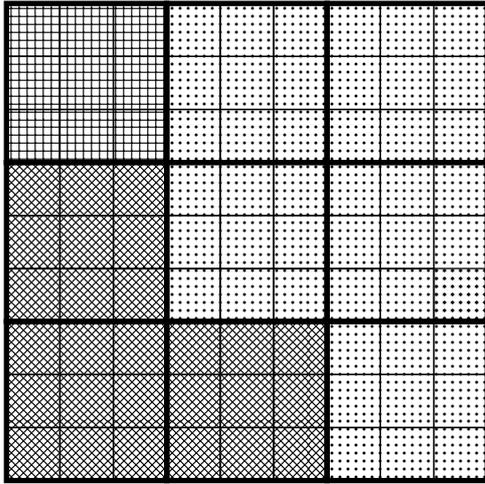


FIGURE 4.5.3 – Mélange macroscopique

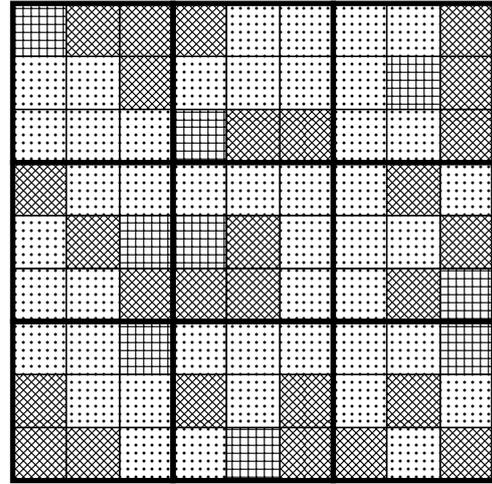


FIGURE 4.5.4 – Mélange intime

Sur les figures 4.5.3 et 4.5.4 les motifs représentent des entités thématiques différentes. Dans les deux figures on trouve les mêmes types thématiques et ceux-ci sont présents dans les mêmes proportions. En radar, nous avons vu que l'estimation de la matrice de covariance nécessite plusieurs vues (*looks*). Ces figures représentent le cas où on utiliserait un voisinage 3×3 pour estimer localement la matrice de covariance. S'il existe en imagerie radar des méthodes robustes au mélange macroscopique que nous détaillons dans les parties suivantes, le cas d'un mélange intime nécessite une nouvelle approche.

Nous distinguons deux catégories de méthodes robuste au mélange : les approches fondées sur une sélection adaptative de pixels dans la partie 4.5.1 et la méthode d'estimation de la matrice de covariance par la méthode du point fixe dans la partie 4.5.2.

4.5.1 Sélection adaptative de pixels

L'idée de ces méthodes est de sélectionner de façon adaptative les pixels radar qui contribuent au *multilooking* plutôt que d'utiliser un simple voisinage local comme dont l'avons défini dans la partie 3.4.1. Deledalle et al. (2015) présentent un état de l'art de ces méthodes. Nous reprenons les quatre catégories proposées par Deledalle et al. (2015) : *Oriented Windows*, *Region Growing*, *Point-Wise* et *Patch-Wise*.

Voisinage orienté Le filtre *Lee Refined* (Lee, 1981) fait partie de cette catégorie. Lee (1981) propose de commencer le filtrage par la sélection d'une des huit fenêtres proposées en figure 4.5.5. Seuls les pixels représentés en blanc sur cette figure sont utilisés lors du filtrage. L'emprise du filtre *Lee Refined* est recoupée en sous-blocs pouvant se chevaucher (un voisinage 3×3 est par exemple utilisé pour un filtre *Lee Refined* de taille 7×7). Puis une détection de contours est réalisée entre les sous-blocs afin de sélectionner la fenêtre de la figure 4.5.5 la plus appropriée. Une extension de cette méthode pour traiter le cas complètement polarimétrique est proposée dans (Lee et al., 1999). Dans (Lee et Pottier, 2009) on trouve une comparaison entre le filtre *Boxcar* et le filtre *Lee Refined* sur une forêt des Landes en France. Les auteurs montrent que le filtre *Lee Refined* a permis la conservation des contours de l'image lors du filtrage. Bien que

Lee et Pottier (2009) abordent bien dans leur problématique le concept de mélange d'entités thématiques (les auteurs parlent de *mixed scattering media*), ce filtre fait l'hypothèse que le mélange est macroscopique est bien ordonné. C'est le cas de l'exemple donné : forêt des Landes avec des parcelles forestières très régulières. Cette approche n'est donc pas utilisable pour traiter le cas du mélange intime.

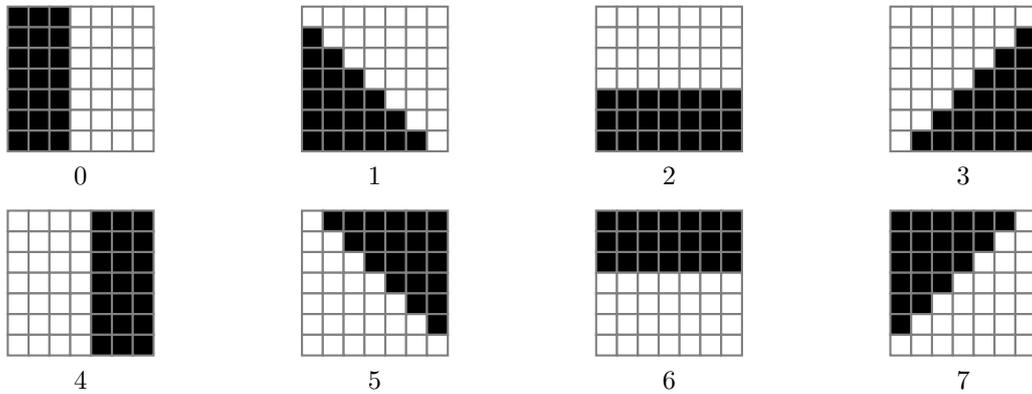


FIGURE 4.5.5 – Huit fenêtres de (Lee, 1981). Après sélection de la fenêtre la plus appropriée les paramètres polarimétriques sont estimés sur les pixels représentés en blanc sur cette figure.

Croissance de régions Pour cette approche le voisinage utilisé pour l'estimation locale d'une représentation polarimétrique radar est donné par le résultat d'une méthode de croissance de région. Vasile et al. (2006) proposent une méthode pour estimer la matrice de cohérence à partir d'un voisinage donné par une croissance de région. Le croissance de région est calculée à partir des intensités des éléments diagonaux T_{11} , T_{22} et T_{33} de la matrice de cohérence.

Sélection des pixels dans un voisinage Ces méthodes proposent de sélectionner seulement certains pixels dans un voisinage local. C'est l'idée du très utilisé *Sigma filter* proposé par Lee (1983). En faisant l'hypothèse d'un bruit blanc gaussien d'écart-type σ , seules les intensités I_{ij} dans un voisinage $N \times M$ telles que $I_{ij} - 2\sigma \leq I_{ij} \leq I_{ij} + 2\sigma$ sont utilisées pour estimer une moyenne $\langle I(i,j) \rangle$. Dans le cas d'un pixel à très forte réflectivité radar, cette sélection n'est pas réalisée et un filtre moyen est appliqué. Une version améliorée du *Sigma filter* est proposée dans (Lee et al., 2009). Dans cet ajout, les auteurs prennent en compte les statistiques du speckle que nous avons détaillées dans la partie 3.3 plutôt qu'une loi de distribution gaussienne du bruit blanc. Le traitement des pixels à forte réflectivité est aussi amélioré.

Voisins non-locaux L'idée est de ne pas utiliser seulement les pixels similaires dans un voisinage comme dans la partie précédente mais de s'intéresser à des voisinages similaires (*patch*). Il s'agit par exemple des méthodes de débruitage par patches (*non-local means*). Deledalle et al. (2015) proposent une adaptation générique des méthodes de débruitage par patches nommée *NL-SAR* pour des données mono-polarisations (SAR), radar interférométriques (InSAR), radar polarimétriques (PolSAR) et polarimétriques et interférométriques (PolInSAR). Une phase de pré-estimation de la matrice de covariance est nécessaire. A partir de cette pré-estimation, une mesure de similarité est proposée. Cette mesure de similarité est utilisée pour rechercher dans une zone (potentiellement toute l'image) des voisinages (*patches*) similaires au voisinage du pixel dont on cherche à estimer la matrice de covariance. L'estimation est ensuite réalisée en utilisant

les matrices de covariances de chaque voisinage non-local trouvé pondérées par leurs mesures de similarité (*weighted maximum likelihood*). Cette approche non-locale permet de limiter la perte en résolution spatiale tout en ayant de nombreuses observations pour l'estimation de la matrice de covariance.

4.5.2 Estimation de la matrice de covariance par la méthode du point fixe

Dans le cas des statistiques du speckle décrites dans la partie 3.3, les méthodes d'estimation de la matrice de covariance radar fondées sur la prise en compte de lois de distribution gaussiennes comme le *Sigma Filter* (Lee, 1983) ne sont pas adaptées. Ces méthodes ont été améliorées en prenant en compte les distributions statistiques du speckle avec le *Improved Sigma Filter* (Lee et al., 2009). Cependant dans le cas d'un *fouillis* impulsif et hétérogène Pascal (2006) observe que les méthodes classiques d'estimation de la matrice de covariance sont limitées. Concernant les matrices de covariance estimées à partir des images radar polarimétrique que nous utilisons dans cette thèse, il nous semble que ce fouillis impulsif et hétérogène peut être observé :

- lors d'une très grande variabilité locale des conditions de mélange entre des entités thématiques,
- lors d'une transition progressive entre ces classes thématiques,
- lors de variations spatiales en puissance (souvent quand dans la cellule de rétrodiffusion se trouvent quelques diffuseurs élémentaires à très forte réflectivité).

Pascal et al. (2008) proposent un estimateur de la matrice de covariance robuste à ce fouillis impulsif et hétérogène. L'estimation de la matrice de covariance par la méthode du point fixe se fait de manière itérative. Les travaux de Mahot (2012) et Mahot et al. (2013) évaluent la robustesse aux perturbations provoquant le fouillis impulsif et hétérogène. Vasile et al. (2010) utilisent l'estimation de la matrice de covariance par la méthode du point fixe dans le contexte de la classification de paramètres de la décomposition incohérente de Cloude et Pottier (1997). En pratique (images Radarsat-2 SLC complètement polarimétriques), on observe que cette méthode n'est pas suffisante pour traiter les cas où il existe de très fortes variabilités en puissance. La figure 4.5.6 compare les paramètres de Pauli sur des zones à forte réflectivité (zone urbaines, pylônes électriques) suite à l'estimation de la matrice de covariance avec un filtre *Boxcar* 7×7 et la méthode du point fixe sur un voisinage 7×7 et 15 itérations.

4.6 Conclusion

Parmi les méthodes identifiées dans cet état de l'art, celles de démélange spatial et spectral nous semblent les plus appropriées. La forte différence de résolution spatiale entre les données optiques multispectrales dont nous disposons et les images radar polarimétrique assure un nombre d'observations suffisant pour estimer des proportions de mélange. De plus cette méthode ne nécessite pas une ressemblance des mesures physiques radar et optique : l'optique voit des types de mélange et peut identifier le nombre d'entités thématiques contenues dans la cellule de rétrodiffusion. À partir de ces informations de *haut niveau* le radar peut subir le démélange. Il reste néanmoins à déterminer dans quelle représentation polarimétrique effectuer le démélange et quelles équations peuvent être mises en œuvre.



BoxCar Filter 7×7

Point Fixe 7×7

FIGURE 4.5.6 – Paramètres de Pauli sur des zones à forte réflectivités suite à l'estimation de la matrice de matrice de covariance avec un filtre *Boxcar* 7×7 et la méthode du Point fixe sur un voisinage 7×7 et 15 itérations, pour l'image *RS2-FORCA-003*

Chapitre 5

Algorithme de démixage

Sommaire

5.1	Équations du mélange pour le cas à deux classes	76
5.1.1	Hypothèses du mélange	76
5.1.2	Termes diagonaux C_{11} , C_{22} et C_{33}	77
5.1.3	Termes non-diagonaux : C_{13} , C_{12} , C_{23} , C_{31} , C_{21} et C_{32}	77
5.1.4	Généralisation du mélange à la matrice de Covariance	78
5.2	Algorithme de démixage	79
5.2.1	Recalage : mise en cohérence géométrique des images optiques et radar	80
5.2.2	Classification binaire $\mu_{local} = \{0,1\}$ à l'échelle du pixel optique	80
5.2.3	Calcul de la proportion μ_{global} à l'échelle du pixel radar	81
5.2.4	Estimation sur un voisinage $M \times M$ des termes de $[C_0]$ et $[C_1]$	81
5.3	Décompositions polarimétriques	82
5.4	Produit radar reconstruit	83
5.5	Méthode pour évaluer l'algorithme de démixage	84
5.5.1	Capacité de reconstruction	84
5.5.2	Information thématique	85
5.6	Implémentation	86

La méthode que nous proposons peut être vue comme un algorithme de démixage spatial et spectral tel que ceux décrits dans la partie 4.2.2. L'instrument de mesure est le radar polarimétrique, ainsi nous faisons une analogie entre mécanismes de rétrodiffusion et comportements spectraux. L'optique multispectrale est l'instrument de classification et sert à estimer l'équivalent des proportions entre entités thématiques (*abundances*).

La première partie 5.1 de ce chapitre s'intéresse aux équations du mélange et répond donc à la question 1 sur le cadre mathématique à utiliser posée en chapitre 1 page 31. En effet, si la littérature est abondante dans le cas du démixage optique (modèles linéaires ou non-linéaires) nous ne connaissons pas de modèle de mélange pour les données radar polarimétrique. Dans ce travail nous n'abordons que le cas d'un mélange à 2 classes (mélange et démixage) mais nous verrons en annexe C que les équations peuvent être généralisées pour un mélange à n classes. Une fois les équations établies, l'algorithme de démixage multi-capteurs que nous proposons est détaillé dans la partie 5.2. Cette partie répond à la question 2 page 31 sur la méthode à mettre en œuvre.

5.1 Équations du mélange pour le cas à deux classes

5.1.1 Hypothèses du mélange

Nous considérons donc un mélange à deux classes. Le mélange est constitué de deux types d'entités thématiques différentes (l'équivalent des *endmembers*). Nous nommons ces deux comportements : **type 0** et **type 1**.

Nous avons vu dans la partie 3.3 que chaque canal radar complexe S_{XY} observé est le résultat de la somme cohérente de diffuseurs élémentaires répartis dans la cellule de rétrodiffusion (3.21). Dans les hypothèses du speckle pleinement développé de (Goodman, 1976), nous avons calculé les lois de distributions de l'amplitude A_{XY} et de l'intensité I_{XY} .

Les équations de mélange que nous proposons sont dérivées des hypothèses et de la démonstration de (Goodman, 1976). Nous faisons simplement l'hypothèse qu'il existe dans chaque cellule de résolution deux familles de diffuseurs élémentaires correspondant à deux entités thématiques différentes. Nous pouvons alors considérer, pour le cas à deux classes, un unique paramètre de mélange $\mu \in [0,1]$. Le mélange dans chaque cellule de rétrodiffusion est donc caractérisé par :

- la proportion μ du nombre de diffuseurs élémentaires du type thématique 0,
- la proportion $1 - \mu$ du nombre de diffuseurs élémentaires du type thématique 1.

La figure 5.1.1 montre ces conditions de mélange. Traditionnellement l'estimation de $E(S_{XY})$ est réalisée sur un voisinage local, ici à titre d'exemple un voisinage de taille 3×3 a été considéré. Ainsi, en faisant l'hypothèse comme dans l'équation (3.21) qu'une cellule de rétrodiffusion est constituée de N diffuseurs élémentaires, nous pouvons écrire la somme cohérente comme proposé dans l'équation (5.1). Cette équation concerne un pixel, ici le pixel central de la figure 5.1.1. Les autres pixels du voisinage correspondent à d'autres conditions de mélange local μ .

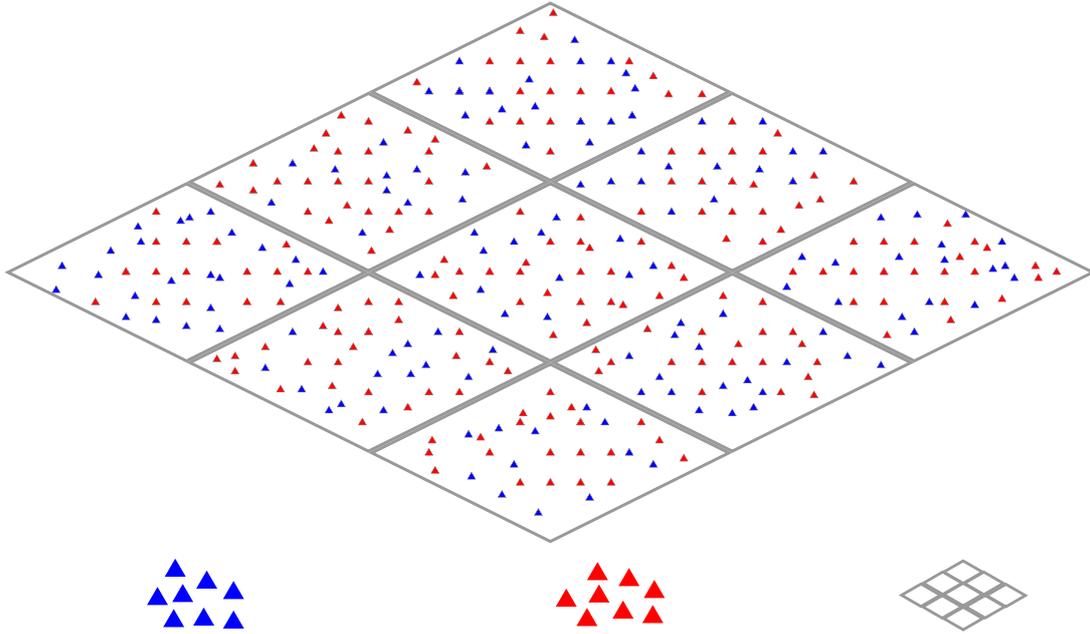
$$S_{XY} = \sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XY}}| e^{j\phi_{0n_{XY}}} + \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XY}}| e^{j\phi_{1m_{XY}}} \quad (5.1)$$

avec $XY = HH, HV, VH$ ou VV

N diffuseurs élémentaires, $\mu \in [0,1]$ proportion des types 0 et 1

L'objectif est donc de voir à partir de l'équation (5.1) comment se comporte le mélange en matrice de covariance. Pour cela nous reprenons les hypothèses de (Goodman, 1976) et nous étendons ces hypothèses à deux familles de diffuseurs élémentaires 0 et 1.

1. L'amplitude $|S_{0n_{XY}}|$ et la phase $\phi_{0n_{XY}}$ du diffuseur n sont indépendantes de celles des autres diffuseurs et pour chaque diffuseur l'amplitude et la phase sont indépendantes entre elles,
2. l'amplitude $|S_{1n_{XY}}|$ et la phase $\phi_{1n_{XY}}$ du diffuseur n sont indépendantes de celles des autres diffuseurs et pour chaque diffuseur l'amplitude et la phase sont indépendantes entre elles,
3. les phases $\phi_{0n_{XY}}$ sont uniformément distribuées,
4. les phases $\phi_{1n_{XY}}$ sont uniformément distribuées,
5. les amplitudes et phases ($|S_{0n_{XY}}|, \phi_{0n_{XY}}$) et ($|S_{1m_{XY}}|, \phi_{1m_{XY}}$) sont indépendantes pour des diffuseurs de types 0 et 1,
6. les nombres de diffuseurs μN et $(1 - \mu)N$ sont suffisamment grands.



diffuseurs élémentaires de **type 0** diffuseurs élémentaires de **type 1** voisinage d'estimation
 FIGURE 5.1.1 – Répartition des diffuseurs élémentaires de **type 0** et **type 1** (mélange à 2 classes) dans les cellules de rétrodiffusion radar utilisées pour une estimation de $E(S_{XY})$ d'un canal de polarisation S_{XY}

5.1.2 Termes diagonaux C_{11} , C_{22} et C_{33}

Dans les conditions de (Goodman, 1976) étendues à deux familles de diffuseurs élémentaires, nous trouvons que le mélange est linéaire pour les termes diagonaux de la matrice de covariance. L'annexe C décrit la démonstration complète dans sa partie C.2. Pour les termes diagonaux réels, les $E(C_{XX})$ sont liés à $E(S_{XX} \cdot S_{XX}^*) = E(|S_{XX}|^2)$. L'équation (5.2) donne ce résultat.

$$\begin{aligned}
 E(|S_{XX}|^2) &= \mu E \left(\sum_{n=1}^N |S_{0n_{XX}}|^2 \right) + (1 - \mu) E \left(\sum_{m=1}^N |S_{1m_{XX}}|^2 \right) \\
 E(|S_{XX}|^2) &= \mu R_{0_{XX}} + (1 - \mu) R_{1_{XX}}
 \end{aligned} \tag{5.2}$$

5.1.3 Termes non-diagonaux : C_{13} , C_{12} , C_{23} , C_{31} , C_{21} et C_{32}

La démonstration pour les équations du mélange pour les termes non diagonaux est donnée dans la partie C.3 de l'annexe C. Pour ces termes complexes non-diagonaux de la matrice de covariance, le même mélange linéaire est observé. Ces termes sont liés à $E(S_{XX} \cdot S_{XY}^*)$. L'équation (5.3)

donne cette relation linéaire pour la partie réelle $E(\Re(S_{XX}.S_{XY}^*))$ et la partie imaginaire.

$$\begin{cases} E(\Re(S_{XX}.S_{XY}^*)) &= \mu R_{0_{XXXY}} \cos(\Delta\phi_{0_{XX-XY}}) + (1-\mu)R_{1_{XXXY}} \cos(\Delta\phi_{1_{XX-XY}}) \\ E(\Im(S_{XX}.S_{XY}^*)) &= \mu R_{0_{XXXY}} \sin(\Delta\phi_{0_{XX-XY}}) + (1-\mu)R_{1_{XXXY}} \sin(\Delta\phi_{1_{XX-XY}}) \end{cases} \quad (5.3)$$

avec :

$$\begin{cases} R_{0_{XXXY}} = E\left(\sum_{n=1}^N |S_{0n_{XX}}| |S_{0n_{XY}}|\right) \\ R_{1_{XXXY}} = E\left(\sum_{m=1}^N |S_{1m_{XX}}| |S_{1m_{XY}}|\right) \\ \Delta\phi_{0_{XX-XY}} \text{ tel que } \cos(\Delta\phi_{0_{XX-XY}}) = E(\cos(\phi_{0n_{XX}} - \phi_{0n_{XY}})) \\ \Delta\phi_{1_{XX-XY}} \text{ tel que } \cos(\Delta\phi_{1_{XX-XY}}) = E(\cos(\phi_{1m_{XX}} - \phi_{1m_{XY}})) \end{cases}$$

5.1.4 Généralisation du mélange à la matrice de Covariance

Avec les relations que nous avons trouvées dans la partie 5.1.2 pour les termes diagonaux et 5.1.3 pour les termes non diagonaux de la matrice de covariance, nous pouvons écrire le mélange matriciellement avec l'équation (5.4).

$$[C] = \mu [C_0] + (1-\mu) [C_1] \quad (5.4)$$

avec $[C_0] =$

$$\begin{bmatrix} R_{0_{HH}} & \sqrt{2}R_{0_{HHHV}}e^{j(\Delta\phi_{0_{HH-HV}})} & R_{0_{HHVV}}e^{j(\Delta\phi_{0_{HH-VV}})} \\ \sqrt{2}R_{0_{HHHV}}e^{j(-\Delta\phi_{0_{HH-HV}})} & 2R_{0_{HV}} & \sqrt{2}R_{0_{HVVV}}e^{j(\Delta\phi_{0_{HV-VV}})} \\ R_{0_{HHVV}}e^{j(-\Delta\phi_{0_{HH-VV}})} & \sqrt{2}R_{0_{HVVV}}e^{j(-\Delta\phi_{0_{HV-VV}})} & R_{0_{VV}} \end{bmatrix}$$

et $[C_1] =$

$$\begin{bmatrix} R_{1_{HH}} & \sqrt{2}R_{1_{HHHV}}e^{j(\Delta\phi_{1_{HH-HV}})} & R_{1_{HHVV}}e^{j(\Delta\phi_{1_{HH-VV}})} \\ \sqrt{2}R_{1_{HHHV}}e^{j(-\Delta\phi_{1_{HH-HV}})} & 2R_{1_{HV}} & \sqrt{2}R_{1_{HVVV}}e^{j(\Delta\phi_{1_{HV-VV}})} \\ R_{1_{HHVV}}e^{j(-\Delta\phi_{1_{HH-VV}})} & \sqrt{2}R_{1_{HVVV}}e^{j(-\Delta\phi_{1_{HV-VV}})} & R_{1_{VV}} \end{bmatrix}$$

avec les notations suivantes :

$$\begin{cases} R_{0_{XY}} = E\left(\sum_{n=1}^N |S_{0n_{XY}}|^2\right) \\ R_{1_{XY}} = E\left(\sum_{m=1}^N |S_{1m_{XY}}|^2\right) \\ R_{0_{XYX'Y'}} = E\left(\sum_{n=1}^N |S_{0n_{XY}}| |S_{0n_{X'Y'}}|\right) \\ R_{1_{XYX'Y'}} = E\left(\sum_{m=1}^N |S_{1m_{XY}}| |S_{1m_{X'Y'}}|\right) \\ \Delta\phi_{0_{XY-X'Y'}} \text{ tel que } \cos(\Delta\phi_{0_{XY-X'Y'}}) = E(\cos(\phi_{0n_{XY}} - \phi_{0n_{X'Y'}})) \\ \Delta\phi_{1_{XY-X'Y'}} \text{ tel que } \cos(\Delta\phi_{1_{XY-X'Y'}}) = E(\cos(\phi_{1m_{XY}} - \phi_{1m_{X'Y'}})) \\ XY = HH, HV, \text{ ou } VV \\ X'Y' = HH, HV, \text{ ou } VV \end{cases}$$

5.2 Algorithme de démelange

Étant donnée la différence de résolution spatiale entre la donnée optique et la donnée radar polarimétrique (cf tables 2.2 et 2.3), on sait qu'il y a de nombreuses observations optiques correspondant à une observation radar. L'idée est donc d'utiliser la donnée optique pour avoir une estimation de la proportion des diffuseurs élémentaires de chaque type. Le cas limite où les résolutions spatiales des deux images deviennent proches est discuté dans la partie 7.5 pour la reconstruction (définie en partie 5.3) et les décompositions polarimétriques des images radar *démélangées* (partie F.4 de l'annexe F).

Pour retrouver la proportion de chaque type de diffuseur, une décision locale d'appartenance au type **0** ou **1** est prise à l'échelle du pixel de l'image optique et grâce à la radiométrie de celles-ci. Connaissant cette proportion, des systèmes linéaires de moindres carrés sont ensuite posés et résolus pour retrouver les matrices de covariance $[C_0]$ et $[C_1]$.

Pour illustrer l'algorithme de démelange que nous proposons, nous considérons le cas suivant $[C_0] = \text{Forêt}$ et $[C_1] = \text{Sol nu}$. Les différentes étapes du démelange sont données dans la figure 5.2.2.

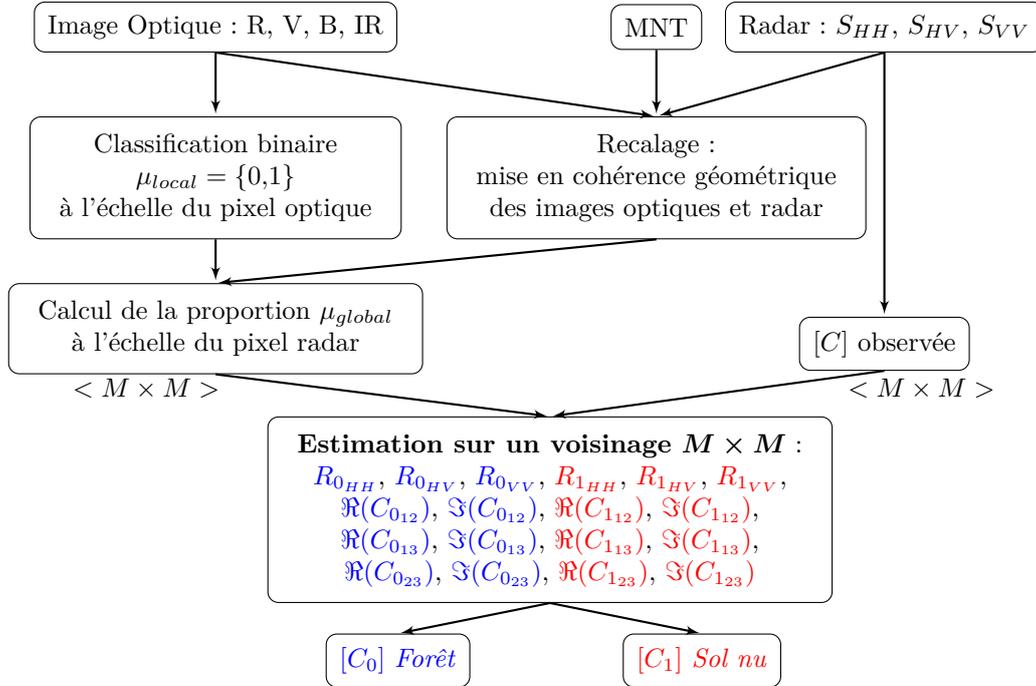


FIGURE 5.2.2 – Étapes de l'algorithme de démelange permettant d'obtenir $[C_0]$ et $[C_1]$ à partir des images optiques et radar

5.2.1 Recalage : mise en cohérence géométrique des images optiques et radar

L'étape *Recalage* correspond à la génération des lots d'observations. En amont de cette méthodologie, on trouve :

- les images radar polarimétrique échantillonnées en *slant range* (géométrie d'acquisition) accompagnées du fichier d'orientation des images (le fichier *product.xml* pour les images Radarsat-2).
- les ortho-images optiques en géométrie terrain (corrigées du relief en projection cartographique).

Étant donné notre objectif de démelange des observations radar polarimétrique, nous avons choisi de ne pas orthorectifier les images radar. En effet, l'orthorectification requiert forcément une étape d'interpolation pour ré-échantillonner les images en géométrie terrain.

Afin de conserver au maximum les observations du radar initiales, nous générons dans la géométrie optique (plus résolue que le radar) un lien entre les deux géométries : l'appartenance de chaque pixel optique à chaque pixel radar. Pour réaliser cette étape, un MNT (BDAlti® à 25 m de résolution spatiale) est utilisé en complément du fichier d'orientation des images radar. Le résultat est donné en exemple sur une petite zone sur l'image (1) de la figure 5.2.2.

Les deux premières étapes de la figure 5.2.2 sont réalisées à l'échelle du pixel optique. Les emprises rouges sur la phase *Recalage* illustrent l'appartenance de chaque pixel optique à un pixel radar. Puis l'étape de classification (2) produit un μ_{local} binaire à l'échelle de l'optique ($\mu_{local} \in \{0,1\}$) comme décrit dans la partie 5.2.2. Enfin pour chaque pixel radar composé des observations optiques données par l'étape (1), un paramètre μ_{global} est calculé en étape (3) (cf. partie 5.2.3). Le μ_{global} est continu ($\mu_{global} \in [0,1]$) à l'échelle d'un pixel radar.

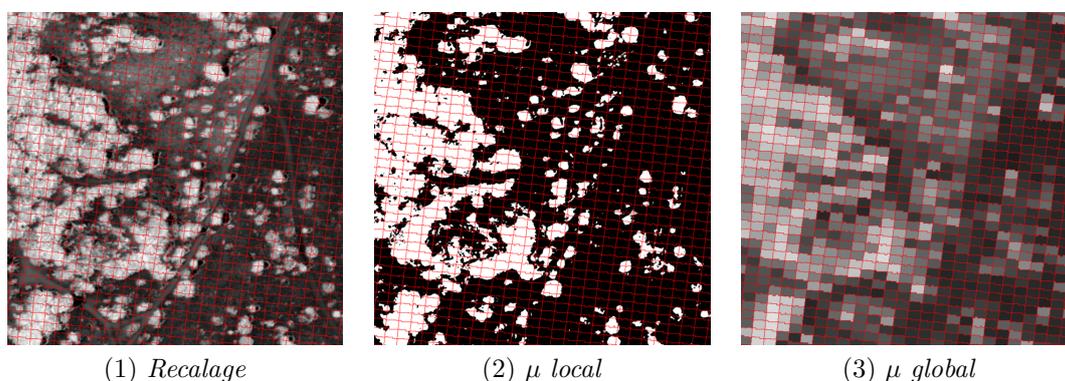


FIGURE 5.2.3 – Trois étapes de la figure 5.2.2 permettant d'obtenir le paramètre μ_{global} . La *Recalage* établit un lien entre géométrie optique et radar, les pixels optiques sont classés de façon binaire (2) à l'échelle de l'optique puis le paramètre μ_{global} est produit à l'échelle d'un pixel radar.

5.2.2 Classification binaire $\mu_{local} = \{0,1\}$ à l'échelle du pixel optique

L'optique multispectrale joue le rôle du *classifying instrument* défini dans la partie 4.2.2. Pour chaque pixel de la géométrie optique, on décide si celui-ci est complètement de [type 0](#) ou de

type 1. Dans ce cas particulier où $[C_0] = \text{Forêt}$ et $[C_1] = \text{Sol nu}$, un simple seuillage brut de l'indice NDVI a été réalisé. Un histogramme des valeurs du NDVI est donné en figure 7.6.11. La valeur $\text{seuil}_{\mu_{global}} = 0,5$ a été choisie pour les résultats en chapitres 7 et 8 car celle-ci semble le mieux séparer l'information de la forêt et du sol nu. L'influence du seuil est discutée dans la partie 7.6 et en partie F.3 de l'annexe F. Des méthodes de classification supervisées où non-supervisées peuvent être mise en œuvre lors de cette étape pour d'autres nomenclatures. Nous nommons le résultat de cette étape μ_{local} . L'image (2) de la figure 5.2.2 montre cette étape.

5.2.3 Calcul de la proportion μ_{global} à l'échelle du pixel radar

L'étape suivante est la réunion des décisions locales (μ_{local}) à l'échelle d'une observation radar. Pour chaque pixel optique appartenant à une même observation radar, la proportion définie par l'équation (5.5) est calculée. Dans le chapitre 7, cet algorithme sera appliqué au site d'étude de Mane 2.4.2. Pour information, sur ce site d'étude, il y a en moyenne 504 pixels optiques par pixel radar.

$$\mu_{global} = \frac{\text{Card}(\mu_{local} = 0)}{\text{Card}(\mu_{local} = 0) + \text{Card}(\mu_{local} = 1)} \quad (5.5)$$

Nous considérons que la mesure μ_{global} représente une estimation de la proportion de diffuseurs élémentaires de **type 0** et de **type 1** introduits dans l'équation (5.1). Quand $\mu_{global} = 1$, l'observation radar est complètement de **type 0 (Forêt)**. Quand $\mu_{global} = 0$, l'observation radar est complètement de **type 1 (Sol nu)**. L'image (3) de la figure 5.2.3 montre le résultat du calcul du μ_{global} sur une petite zone.

5.2.4 Estimation sur un voisinage $M \times M$ des termes de $[C_0]$ et $[C_1]$

Les équations déterminées dans la partie 5.1 montrent qu'on peut se ramener à un système d'équations linéaires entre la matrice de covariance observée et les matrices de covariances *démélangées* C_0 et C_1 et le paramètre μ_{global} . Dans un voisinage donné de taille $M \times M$ dans la géométrie image radar (exemple de voisinage $< 7 \times 7 >$ dans la figure 5.2.4 correspondant à l'exemple de la figure 5.2.3), nous posons un système linéaire de moindres carrés (5.6) pour chaque terme diagonal de la matrice de covariance et deux systèmes linéaires de moindres carrés (5.7) par terme non-diagonaux (partie et réelle et partie imaginaire).

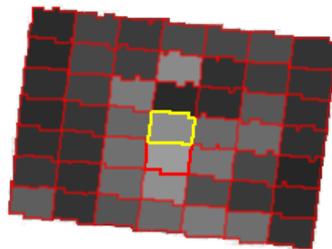


FIGURE 5.2.4 – Résolution du système de moindres pour le pixel radar représenté en jaune sur la figure et en utilisant les valeurs de $[C]$ (*1-look*) et μ_{global} d'un voisinage $< 7 \times 7 >$

Pour un terme diagonal C_{XX} réel, le système linéaire s'écrit :

$$\begin{bmatrix} \dots & \dots \\ \mu & (1 - \mu) \\ \dots & \dots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_{0_{XX}}(i,j) \\ R_{1_{XX}}(i,j) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dots \\ C_{XX}(i,j) \\ \dots \end{bmatrix} \quad (5.6)$$

Pour un terme non-diagonal complexe C_{XY} , les deux systèmes linéaires s'écrivent :

$$\begin{bmatrix} \dots & \dots \\ \mu & (1 - \mu) \\ \dots & \dots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Re(E(C_{0_{XY}}(i,j))) \\ \Re(E(C_{1_{XY}}(i,j))) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dots \\ \Re(C_{XY}(i,j)) \\ \dots \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \dots & \dots \\ \mu & (1 - \mu) \\ \dots & \dots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Im(E(C_{0_{XY}}(i,j))) \\ \Im(E(C_{1_{XY}}(i,j))) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dots \\ \Im(C_{XY}(i,j)) \\ \dots \end{bmatrix} \quad (5.7)$$

Le vecteur des observations ($C_{XX}(i,j)$, $\Re(C_{XY}(i,j))$ ou $\Im(C_{XY}(i,j))$) contiennent les termes *1-look* de la matrice de covariance observée. Ceux-ci n'ont donc pas subi d'estimation locale. Les paramètres concernent les conditions de mélange de chaque observation (μ , $1 - \mu$) et celles-ci sont déduites des données optiques comme nous l'avons vu précédemment. Les inconnues à estimer sont les termes des matrices de covariances *démélangées* $[C_0]$ et $[C_1]$. Chacun des systèmes est donc surdéterminé. Dans le cas d'un voisinage de résolution 7×7 , 49 équations sont disponibles pour estimer 2 inconnues. Ce nombre important d'équations est néanmoins nécessaire car les observations radar 1-look sont affectées par l'effet speckle décrit en 3.3. Ces systèmes linéaires de moindres carrés ont été résolus avec la méthode SVD : décomposition en valeurs singulières.

A l'issue de cet algorithme de démélange nous obtenons donc pour chaque pixel radar deux matrices de covariance $[C_0]$ et $[C_1]$ dont nous espérons qu'elles traduisent les propriétés polarimétriques de type thématique 0 et du type thématique 1.

5.3 Décompositions polarimétriques

Pour répondre à la problématique d'avoir une meilleure connaissance des mécanismes de rétrodiffusion radar quand des types thématiques différents sont mélangés dans la cellule de rétrodiffusion, nous avons proposé une méthode de démélange permettant une décomposition thématique de l'information. L'idée est d'effectuer ensuite les décompositions polarimétriques traditionnelles. La figure 5.3.5 montre ces décompositions et l'obtention de paramètres polarimétriques *démélangés* en plus de paramètres polarimétriques observés. Les paramètres *démélangés* sont obtenus par résolution des systèmes linéaires de moindres carrés sur un voisinage $\langle M \times M \rangle$ alors que les paramètres observés sont obtenus par estimation locale sur un voisinage $\langle M \times M \rangle$ avec le filtre *BoxCar*.

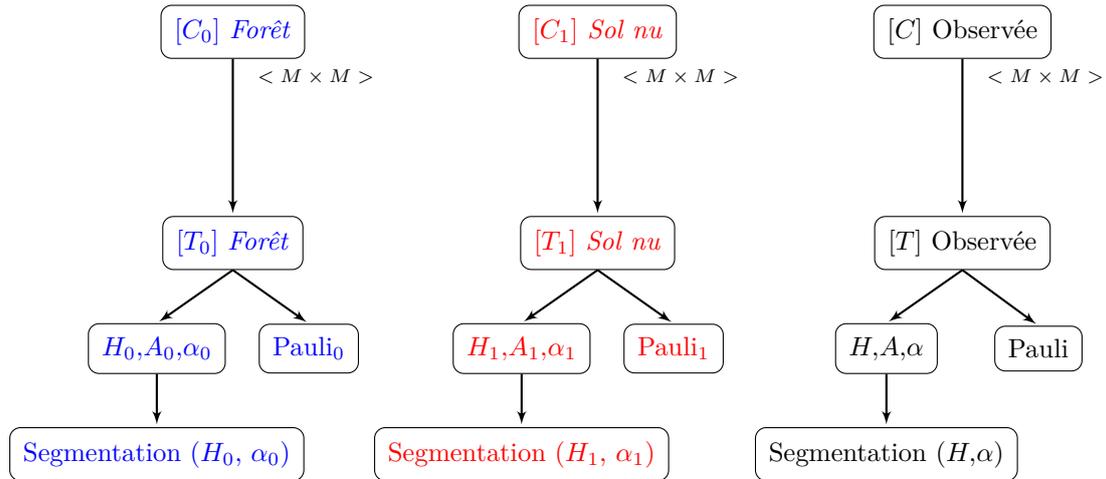


FIGURE 5.3.5 – Décompositions polarimétriques après démêlange obtenues après résolution des systèmes linéaires de moindres carrés sur un voisinage $\langle M \times M \rangle$ et décompositions polarimétriques observées estimées localement sur le même voisinage $\langle M \times M \rangle$

5.4 Produit radar reconstruit

Les matrices de covariance *démêlées* $[C_0]$ et $[C_1]$ ayant été estimées par pixel radar, il est aussi possible de recréer une matrice de covariance *reconstruite*.

La figure 5.4.6 montre la constitution de la matrice de covariance reconstruite et les décompositions polarimétriques appliquées à celle-ci.

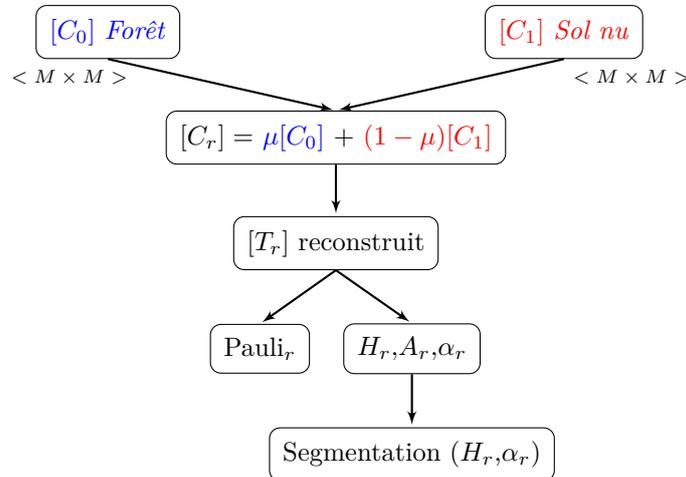


FIGURE 5.4.6 – Génération du produit radar reconstruit à partir des matrices de covariance *démêlées* $[C_0]$ et $[C_1]$ et du paramètre μ_{global} déduit de l'image optique

5.5 Méthode pour évaluer l’algorithme de démélangement

L’évaluation de cet algorithme de démélangement renvoie aux questions 3, 5 et 4 posées en chapitre 1 et fait l’objet des chapitres 6, 7, et 8 suivants. Étant donné l’algorithme que nous venons de proposer, deux points très différents et indépendants doivent être évalués :

1. la capacité de génération d’un produit radar reconstruit proche du radar observé,
2. le fait que l’information contenue dans $[C_0]$ et $[C_1]$ a une réalité thématique.

Pour le point 2, nous nous sommes aussi demandé si l’algorithme de démélangement permet le transfert d’information thématique portée par la donnée optique aux données radar lors du démélangement.

Rappelons que cette méthode a été proposée dans le but d’avoir une meilleure compréhension des mécanismes de rétrodiffusion radar lorsque la matrice de covariance est difficile à estimer, c’est-à-dire :

- lors d’une très grande variabilité locale des conditions de mélange entre des entités thématiques,
- lors d’une transition progressive entre ces classes thématiques,
- lors de variations spatiales en puissance (souvent quand dans la cellule de rétrodiffusion se trouve quelques diffuseurs élémentaires à très forte réflectivité).

Ce travail se concentre plus particulièrement sur l’effet du mélange des classes thématiques. Les cas d’étude que nous avons considérés sont principalement situés en contexte naturel où le point 5.5, souvent lié à des structures faites par l’homme, est peu observable. Nous n’évaluons donc pas notre travail lors de variations spatiales en puissance. De plus, des éléments répondant à cette question peuvent être trouvés dans (Vasile et al., 2010), (Mahot, 2012) ou (Mahot et al., 2013).

5.5.1 Capacité de reconstruction

Le point 1 semble facile à évaluer statistiquement en se dotant d’une mesure de résidus entre les termes de $[C_r]$ et $[C]$. Il est cependant essentiel d’étudier comment évoluent les résidus en fonction de plusieurs paramètres de l’algorithme :

- la taille $M \times M$ du voisinage,
- la taille du pixel optique,
- le *seuil* $_{\mu_{global}}$ considéré.

Nous pourrions aussi analyser ces résidus en fonction du paramètre μ_{global} , et déterminer si la reconstruction est plus ou moins efficace en fonction des conditions locales de mélange. L’évaluation statistique peut être réalisée globalement sur toute l’image ou plus localement (le long de transects par exemple). Pour ces pistes de validation du produit radar reconstruit, les données réelles dont nous disposons et décrites dans le chapitre 2 semblent être appropriées et le site d’étude de Mane (2.4.2) a été choisi en conséquence (forte variabilité des conditions de mélange entre une classe *forêt* et une classe *sol nu*). C’est l’objet du chapitre 7.

Si les grandes variabilités locales des conditions de mélange sont fréquentes dans les données réelles, les transitions lentes sont plus difficilement observables. Des données simulées peuvent dans ce cas être conçues en complément.

5.5.2 Information thématique

Le point 2 est en revanche plus délicat à évaluer. Dans le cas de nos données en bande C , les mécanismes de rétrodiffusion radar sont difficiles à prédire sur les environnements naturels que nous avons choisis. Pour pallier ce problème, la mise au point de données simulées pourrait dans un premier temps servir à valider la méthode. Les différentes expériences que nous avons menées (types d'occupation du sol pour expliquer la polarimétrie radar dans le chapitre 3 et expériences sur le thème agricole fournies en annexe B) nous fournissent des comportements (espérance des matrices de covariance pour un très grand nombre de vues). Ces comportements types correspondent à des comportements purs que nous pouvons mélanger. Connaissant μ_{global} , $[C_0]$ et $[C_1]$, il est donc facile d'évaluer la capacité de l'algorithme de démélange à retrouver $[C_0]$ et $[C_1]$ et donc de montrer que l'information contenue dans ces matrices a une réalité thématique. Le chapitre 6 propose une évaluation des points 1 et 2 sur des données simulées.

Pour qualifier si $[C_0]$ et $[C_1]$ ont une réalité thématique avec les données réelles nous appliquerons l'algorithme de démélange sur le site d'étude de Mane (2.4.2) et analyserons grâce aux décompositions polarimétriques les types de rétrodiffusion obtenues. Puis nous essayerons de comparer pour toutes les conditions de mélange les ordres de grandeurs des termes de $[C_0]$ et $[C_1]$ à ces mêmes valeurs en conditions très minoritaires de mélange ($\mu_{global} \rightarrow 0$ ou $\mu_{global} \rightarrow 1$). Ce sont les résultats que nous proposons en annexe F.

D'autres pistes ont été envisagées pour qualifier l'information thématique de $[C_0]$ et $[C_1]$.

- **La comparaison à une méthode robuste au mélange.** La méthode de l'estimation de la matrice de covariance par la méthode du point fixe a été choisie (Pascal et al., 2008). En faisant l'hypothèse que cette méthode est robuste au mélange des classes thématiques, on pourrait observer, en faisant varier le paramètre de mélange μ , un basculement rapide de cette estimation vers les $[C_0]$ et $[C_1]$ que nous estimons avec notre algorithme. Ces tests ont été effectués mais le basculement rapide n'a pas été observé. La méthode de l'estimation de la matrice de covariance par la méthode du point fixe est sans doute seulement robuste à la présence de diffuseurs élémentaires à très forte réflectivité et pas au mélange de types thématiques. Ces résultats ne sont pas proposés dans ce document.
- **Valider avec les résultats d'une classification d'occupation du sol.** L'idée était de trouver un cas (nomenclature d'une classification du sol) où la donnée optique a seulement une vue sur la proportion entre des types d'occupation du sol différents mais ne sait pas les classer. Le radar serait quant à lui capable de faire la différence entre ces types mais pas en condition de mélange car l'estimation de la matrice de covariance n'est pas satisfaisante. Ainsi nous aurions pu observer que le radar *démélangé* possède un pouvoir de classification plus important que le radar mélangé associé conjointement aux données optiques. Nous n'avons pas trouvé de cas pratique pour cette validation.
- **L'utilisation d'un troisième type d'information.** Nous disposons sur la zone d'étude de nuages de points LiDAR aéroporté acquis par l'IGN. Cette information indépendante des données optiques et radar polarimétrique peut servir à la validation de l'algorithme de démélange. Un cas d'application est proposé en perspectives de ce document (chapitre 9) sur l'apport de l'algorithme de démélange sur l'estimation de volume de végétation.

Enfin le fait que de l'information thématique contenue dans la donnée optique peut être transférée au radar pendant le démélange est apparu plus facile à évaluer. En effet, nous avons pu trouver un cas pratique où l'optique est capable de discerner des types d'occupation du sol alors que le radar n'en est pas capable. Nous comparons donc la précision d'un classifieur dont l'apprentissage est réalisé sur les données optiques, les données radar observées ou les données radar *démélangées*. Cette évaluation est proposée dans la partie 8.4 de l'annexe F.

5.6 Implémentation

Pour réaliser l'implémentation de l'algorithme et de tous les éléments de validation de celui-ci des outils en lignes de commande ont été développés. Ces lignes de commande ont été écrites en C++ et s'appuient en très grande majorité sur la bibliothèque ORFEO Tool Box (OTB) (Inglada et Christophe, 2009) pour la gestion des images (<https://www.orfeo-toolbox.org/>). Ces traitements simples et nombreux (80 commandes) ont ensuite été automatisés dans des scripts Python pour traiter plusieurs images et plusieurs jeux de données radar par image. Les traitements ont été regroupés en 15 phases : génération des observations, démélangement, décompositions polarimétriques, calculs des résidus...

Nous précisons dans la liste ci dessous quelques informations sur l'implémentation de certaines phases faisant appels à des dépendances d'OTB ou bien d'autres bibliothèques et outils externes à OTB :

- la phase de recalage décrite en 5.2.1 s'appuie, au travers d'OTB, sur la bibliothèque OSSIM (<http://www.ossim.org>) pour la prise en compte de la géométrie de l'acquisition Radarsat-2 (*InverseSensorModel*) et la prise en compte du MNT (*DEMHandler*).
- l'estimation sur un voisinage local des termes $[C_0]$ et $[C_1]$ par la méthode SVD a été réalisée en utilisant la bibliothèque d'algèbre linéaire Eigen (eigen.tuxfamily.org).
- Les commandes développées concernant les décompositions et changements de représentations polarimétriques reposent principalement sur les classes du module *SAR Polarimetry* d'OTB.
- les traitements statistiques (calculs de résidus, paramètres moyens par intervalles de μ) sont des lignes commandes utilisant les *Accumulators* de la bibliothèque BOOST (<http://www.boost.org/>)
- la prise en compte de lois de distribution (utilisée principalement pour la génération des données simulées en chapitre 6) a été implémentée en faisant appel à la bibliothèque *GNU Scientific Library* GSL (<http://www.gnu.org/software/gsl/>).
- les commandes traitant de la visualisation des données (palettes de couleur, transparence) utilisent principalement les outils de la bibliothèque *ImageMagick* (www.imagemagick.org).
- la partie sur l'assimilation de l'information optique (8.4) est la seule phase de traitement d'images ne reposant pas sur du code OTB. Le paquet *scikit-learn* de Python a été utilisé pour son implémentation de la méthode des Forêts Aléatoires (<http://scikit-learn.org/>).

Troisième partie

Éléments de validation de l'algorithme de démixage

L'algorithme de démixage que nous venons de proposer est-il valable ? Est-il possible de décomposer l'information sur des bases thématiques puis de reconstruire une information proche de l'information radar observée ? D'autre part le possible intérêt de cet algorithme de démixage pour une application liée à l'occupation du sol est la pertinence de l'information obtenue suite au démixage. Cette information démixée a-t-elle une réalité thématique ? Les chapitres suivants ont pour but de répondre à ces questions. Des données simulées et réelles sont utilisées pour fournir ces éléments de validation.

Chapitre 6

Évaluation de l’algorithme avec des données simulées

Sommaire

6.1	Génération des données simulées	90
6.1.1	Proportions du mélange	90
6.1.2	Calcul des observations de la simulation : utilisation du mélange linéaire et introduction du bruit	91
6.2	Conséquence du mélange sur les paramètres polarimétriques	92
6.2.1	Transition <i>sol nu</i> à <i>colza</i>	93
6.2.2	Transition <i>sol nu</i> à <i>zone urbaine</i>	94
6.2.3	Transition <i>zone urbaine</i> à <i>colza</i>	95
6.2.4	Conclusions	97
6.3	Évaluation du produit radar reconstruit	98
6.3.1	Résidus pour un voisinage de résolution $M \times M$ donné	98
6.3.2	Influence de la taille du voisinage $M \times M$ sur les résidus $ \Delta C_{ij} $	101
6.3.3	Influence du paramètre de mélange μ	102
6.3.4	Filtrage du speckle	103
6.3.5	Comparaison des paramètres de Pauli mélangés et reconstruits	103
6.3.6	Comparaison des paramètres (H, α) de Cloude et Pottier (1997) mélangés et reconstruits	105
6.4	Information thématique contenue dans $\widehat{[C_0]}$ et $\widehat{[C_1]}$	106
6.4.1	Tirage aléatoire de $M \times M$ positions dans la simulation	106
6.4.2	Résolution sur un voisinage local $M \times M$	109
6.5	Conclusion	116

L’objectif de ce chapitre est d’évaluer l’algorithme de démixage proposé dans le chapitre 5 sur des données simulées comme nous l’avons proposé dans la partie 5.5. Pour construire les données simulées nous faisons l’hypothèse que le mélange linéaire donné par la formule (5.4) est valide et que deux classes seulement interviennent dans le mélange.

Dans ces conditions, nous cherchons à évaluer :

- comment évoluent les paramètres des décompositions polarimétriques en fonction du mélange,
- si la matrice de covariance radar reconstruite $[C_r]$ décrite en 5.4.6 est valable,
- si l'algorithme de démélange permet de retrouver les comportements thématiques $[C_0]$ et $[C_1]$ mélangés dans les données simulées.

Pour les deux derniers points nous considérons deux cas identifiés comme les causes de mauvaise estimation de la matrice de covariance radar : le cas d'une **transition lente** des conditions de mélange entre deux types d'occupation du sol et le cas d'une **forte variabilité locale** des conditions de mélange. Nous étudions ces points en fonction du paramètre de mélange μ , de la taille $M \times M$ du voisinage de résolution du système de moindres carrés (figure 5.2.4) et de l'*intensité* du bruit introduit dans les simulations (simulation du speckle).

La partie 6.1 décrit la méthode de construction des données simulées. Les conséquences d'un mélange thématique sur les paramètres polarimétriques sont traitées dans la partie 6.2. La partie 6.3 vise à évaluer statistiquement le produit radar reconstruit alors que la partie 6.4 a pour but de déterminer si l'algorithme de démélange permet de retrouver les deux matrices de covariances mélangées dans la simulation. Des conclusions sont données dans la partie 6.5.

Dans ce chapitre nous notons $[C_{0_{ref}}]$ et $[C_{1_{ref}}]$ les matrices de covariance *référence* provenant d'expériences terrain. Ces deux matrices permettent la constitution des données simulées. Nous notons $[\widehat{C}_0]$ et $[\widehat{C}_1]$ quand il s'agit du résultat de l'estimation de $[C_0]$ et $[C_1]$. Ici le paramètre de mélange μ_{global} n'est pas déduit de l'imagerie optique mais est un paramètre connu, nous le nommons ici simplement μ .

6.1 Génération des données simulées

6.1.1 Proportions du mélange

On considère une transition linéaire lente entre deux comportements thématiques $[C_0]$ et $[C_1]$. Cette image fait 101×20 pixels, et chacune des 101 colonnes correspond à une condition μ de mélange différente. La transition se fait linéairement par pas de $\mu = 0,01$ comme indiqué sur la figure 6.1.1. Sur la gauche de la simulation $\mu = 0$ et la matrice de covariance mélangée est complètement du type $[C_1]$; sur la droite de la simulation $\mu = 1$ la matrice de covariance mélangée est complètement du type $[C_0]$.

Transition lente des conditions de mélange Pour aborder le cas d'une transition lente entre deux types thématiques, nous résolvons localement le système de moindres carrés sur une fenêtre défilante de taille $M \times M$ pixels.

Forte variabilité locale des conditions de mélange Pour traiter le cas d'une forte variabilité locale des paramètres de mélange entre entités thématiques, nous conservons cette transition linéaire et nous sélectionnons aléatoirement $M \times M$ pixels dans la simulation. Le système de moindres carrés est résolu avec ces $M \times M$ observations et nous pouvons reproduire cette expérience un nombre Nb de fois.



FIGURE 6.1.1 – Paramètre μ de mélange utilisé pour mélanger $[C_{0_ref}]$ et $[C_{1_ref}]$ avec les formules décrites dans la partie 6.1.2

6.1.2 Calcul des observations de la simulation : utilisation du mélange linéaire et introduction du bruit

Dans les simulations suivantes nous prenons pour $[C_0]$ et $[C_1]$ les valeurs de $E(C_i)$ estimées sur les types d'occupations du sol définis en table 3.1 et figure 3.2.3. Connaissant μ pour chaque pixel (6.1.1) nous pouvons appliquer la formule (5.4) page 78 : $[C] = \mu[C_0] + (1 - \mu)[C_1]$. Connaissant les termes $E(C_{0_{ij}})$ et $E(C_{1_{ij}})$, chaque pixel est construit pour chaque terme avec le tirage dans une loi $\Gamma()$ d'après les distributions des données *multilookées* définies en (3.39).

Pour les termes diagonaux réels, chaque terme C_{ii} est construit avec la formule (6.1).

$$\begin{cases} \Re(C_{ii}) = \mu\Gamma(nb_{look}, \frac{E(C_{0_{ii}})}{nb_{look}}) + (1 - \mu)\Gamma(nb_{look}, \frac{E(C_{1_{ii}})}{nb_{look}}) \\ \Im(C_{ii}) = 0 \end{cases} \quad (6.1)$$

Pour les termes non diagonaux complexes chaque terme C_{ij} ($i \neq j$) est construit avec la formule (6.2).

$$\begin{cases} \Re(C_{ij}) = (\mu\Gamma(nb_{look}, \frac{E(C_{0_{ij}})}{nb_{look}}) + (1 - \mu)\Gamma(nb_{look}, \frac{E(C_{1_{ij}})}{nb_{look}}))\cos(\phi(\mu E(C_{0_{ij}}) + (1 - \mu)E(C_{1_{ij}}))) \\ \Im(C_{ij}) = (\mu\Gamma(nb_{look}, \frac{E(C_{0_{ij}})}{nb_{look}}) + (1 - \mu)\Gamma(nb_{look}, \frac{E(C_{1_{ij}})}{nb_{look}}))\sin(\phi(\mu E(C_{0_{ij}}) + (1 - \mu)E(C_{1_{ij}}))) \end{cases} \quad (6.2)$$

nb_{look} Nous considérons donc un paramètre nb_{look} représentant l'intensité du bruit introduit dans la simulation. Il s'agit donc d'un tirage dans les lois de distribution des intensités radar représentées en figure 3.4.13 page 58. Pour appréhender ce paramètre, l'effet de nb_{look} sur une décomposition de Pauli sur une des transitions que nous considérons dans la partie 6.2 est représenté en figure D.1 de l'annexe D.

6.2 Conséquence du mélange sur les paramètres polarimétriques

Pour illustrer l'effet du mélange des classes thématiques sur les paramètres polarimétriques nous prenons les trois objets issus des expériences réalisées dans la partie 3.2 page 42 sur l'image *RS2-FORCA-003* : *jeune maïs*, *zone urbaine* et *culture de colza*. Nous avons vu qu'à la date d'acquisition l'objet *jeune maïs* est très similaire à un sol nu. Cet objet est désigné *sol nu* dans le reste du chapitre 6.

Le choix de ces trois objets a été réalisé car ils occupent des places bien distinctes dans le plan (H, α) : ceux-ci englobent toutes les autres valeurs de (H, α) . Les proportions entre types de rétrodiffusion sont aussi bien différentes. Ils ne constituent pas des types de mélange ayant une réalité sur le terrain, bien que les paramètres polarimétriques du colza sont proches dans notre cas des paramètres polarimétriques de la forêt.

À partir de ces trois objets, nous considérons les transitions d'un sol nu agricole où le type de rétrodiffusion est essentiellement surfacique à une culture de colza où les trois types de rétrodiffusion (surface, doubles rebonds et volume) sont importants (partie 6.2.1). La partie 6.2.2 décrit la transition de ce même sol nu vers une zone urbaine (rétrodiffusion de doubles rebonds et rétrodiffusion surfacique très importantes). Puis finalement une transition de l'objet zone urbaine vers une culture de colza est considérée dans la partie 6.2.3.

Dans cette partie nous nous intéressons à l'effet du mélange sur les paramètres polarimétriques ; l'évolution de ces paramètres en fonction de l'intensité du bruit introduit dans les simulations n'est pas l'objet de cette partie. Par conséquent nous avons fixé arbitrairement le paramètre $nb_{look} = 25$ pour cette partie 6.2. Les trois matrices de covariance que nous nommons $[C_{solnu}]$, $[C_{solurbain}]$ et $[C_{colza}]$ que nous mélangeons ici sont les suivantes :

$$[C_{solnu}] = \begin{bmatrix} (1,176 \times 10^6, 0) & (6488, 22797) & (885251, 176523) \\ (6488, -22797) & (129888, 0) & (-6120, -14028) \\ (885251, -176523) & (-6120, 14028) & (1,20902 \times 10^6, 0) \end{bmatrix} \quad (6.3)$$

$$[C_{urbain}] = \begin{bmatrix} (2,22739 \times 10^7, 0) & (204135, -168309) & (-2,841 \times 10^6, -1,177 \times 10^6) \\ (204135, 168309) & (487785, 0) & (94893, -59175) \\ (-2,841 \times 10^6, 1,177 \times 10^6) & (94893, -59175) & (6,148 \times 10^6, 0) \end{bmatrix} \quad (6.4)$$

$$[C_{colza}] = \begin{bmatrix} (4,4045 \times 10^6, 0) & (41795, 25493) & (594784, -24219) \\ (41795, -25493) & (1,559 \times 10^6, 0) & (78648, -47226) \\ (594784, 24219) & (78648, 47226) & (3,510 \times 10^6, 0) \end{bmatrix} \quad (6.5)$$

Pour chacune des trois transitions choisies nous présentons :

- les données simulées dans la représentation de Pauli,
- les données simulées dans la représentation de la segmentation du plan (H, α) ,
- la moyenne des paramètres de Pauli par colonne des données simulées (20 observations de même μ),
- la moyenne des paramètres de la segmentation du plan (H, α) pour chaque colonne des données simulées (20 observations de même μ).

Enfin des conclusions sur ces résultats sont données dans la partie 6.2.4

6.2.1 Transition *sol nu* à *colza*

La figure 6.2.2 montre les données simulées dans la représentation de Pauli et dans la représentation de la segmentation du plan (H, α) de Cloude et Pottier (1997). La moyenne des paramètres de Pauli par colonne des données simulées est donnée en figure 6.2.3 et la moyenne des paramètres de la segmentation du plan (H, α) pour chaque colonne en figure 6.2.4. Ces figures nous permettent de comprendre comment évoluent les paramètres polarimétriques en fonction du mélange μ pour une transition **culture de colza** ($\mu = 0, [C_{1_{ref}}]$) à **sol nu** ($\mu = 1, [C_{0_{ref}}]$). Les interprétations de ces figures sont données dans la partie 6.2.4 en comparaison avec les mêmes figures produites pour deux autres transitions données en partie 6.2.2 et 6.2.3.

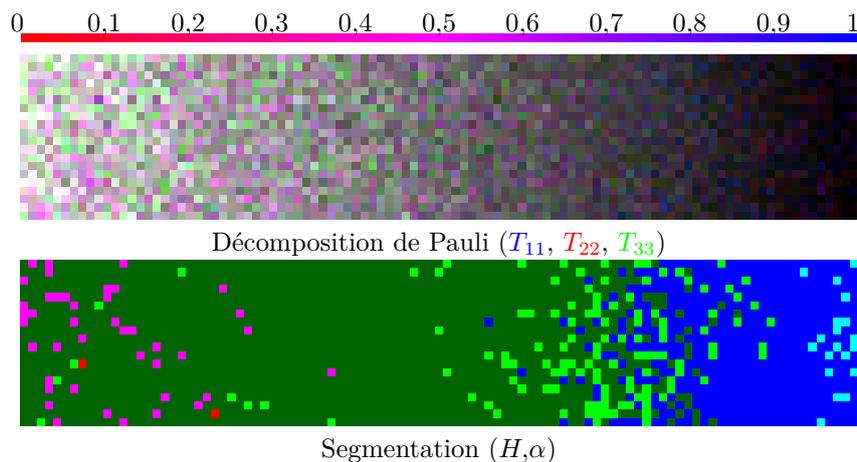


FIGURE 6.2.2 – Représentation des données simulées mélangées dans les représentations de Pauli et de la segmentation de plan (H, α) de Cloude et Pottier (1997) pour une transition de **culture de colza** (\leftarrow) à **sol nu** (\rightarrow). Le paramètre nb_{look} a été fixé à 25 pour cette figure.

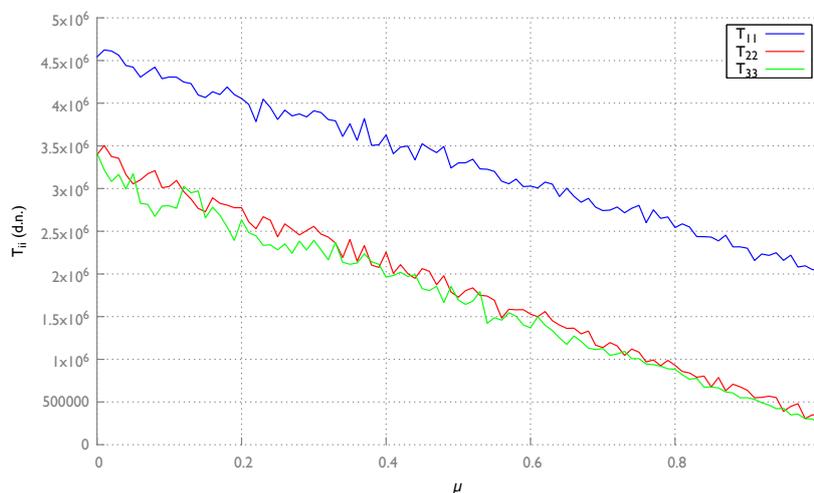


FIGURE 6.2.3 – Moyenne des paramètres de Pauli par colonne des données simulées mélangées en fonction de μ pour une transition de **culture de colza** ($\mu = 0$) à **sol nu** ($\mu = 1$). Le paramètre nb_{look} a été fixé à 25 pour cette figure.

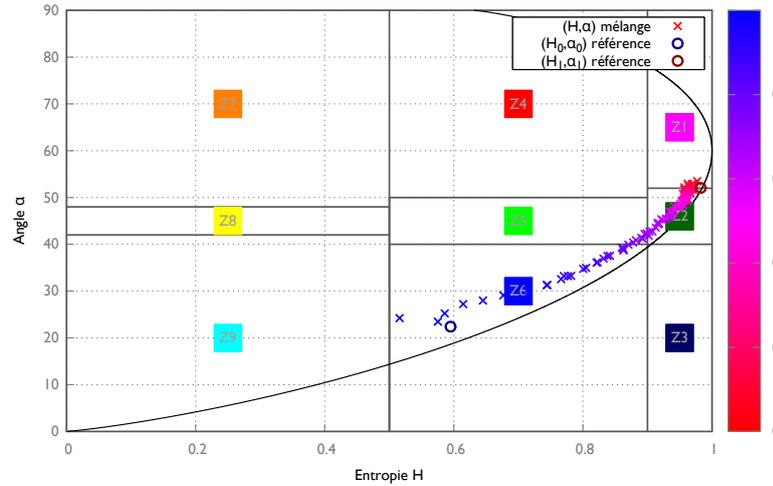


FIGURE 6.2.4 – Moyenne des paramètres de la segmentation du plan (H, α) de Cloude et Pottier (1997) par colonne des données simulées mélangées en fonction de μ pour une transition de culture de colza ($\mu = 0$) à sol nu ($\mu = 1$). Le paramètre nb_{look} a été fixé à 25 pour cette figure.

6.2.2 Transition sol nu à zone urbaine

La figure 6.2.5 montre les données simulées dans la représentation de Pauli et dans la représentation de la segmentation du plan (H, α) de Cloude et Pottier (1997). La moyenne des paramètres de Pauli par colonne des données simulées est donnée en figure 6.2.6 et la moyenne des paramètres de la segmentation du plan (H, α) pour chaque colonne en figure 6.2.7. Ces figures nous permettent de comprendre comment évoluent les paramètres polarimétriques en fonction du mélange μ pour une transition sol nu ($\mu = 0, [C_{1,ref}]$) à zone urbaine ($\mu = 1, [C_{0,ref}]$). Les interprétations de ces figures sont données dans la partie 6.2.4 en comparaison avec les mêmes figures produites pour deux autres transitions données en partie 6.2.1 et 6.2.3.

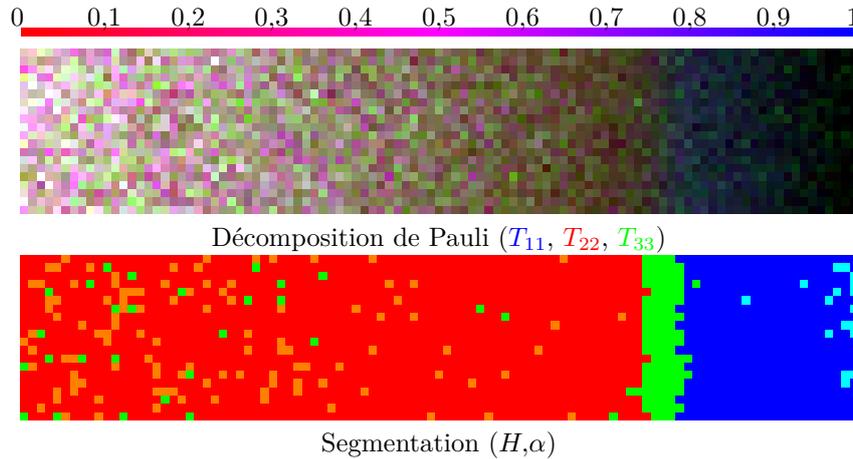


FIGURE 6.2.5 – Représentation des données simulées mélangées dans les représentations de Pauli et de la segmentation de plan (H, α) de Cloude et Pottier (1997) pour une transition de zone urbaine (\leftarrow) à sol nu (\rightarrow). Le paramètre nb_{look} a été fixé à 25 pour cette figure.

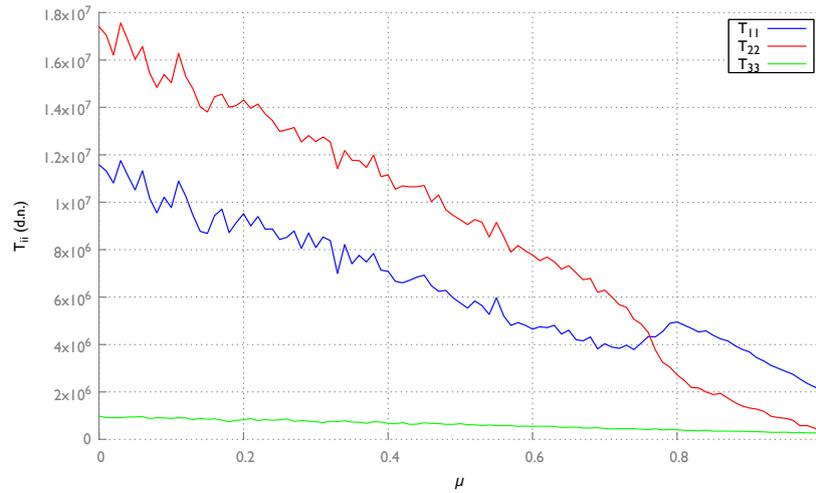


FIGURE 6.2.6 – Moyenne des paramètres de Pauli par colonne des données simulées mélangées en fonction de μ pour une transition de **zone urbaine** ($\mu = 0$) à **sol nu** ($\mu = 1$), paramètres de Pauli en fonction de μ . Le paramètre nb_{look} a été fixé à 25 pour cette figure.

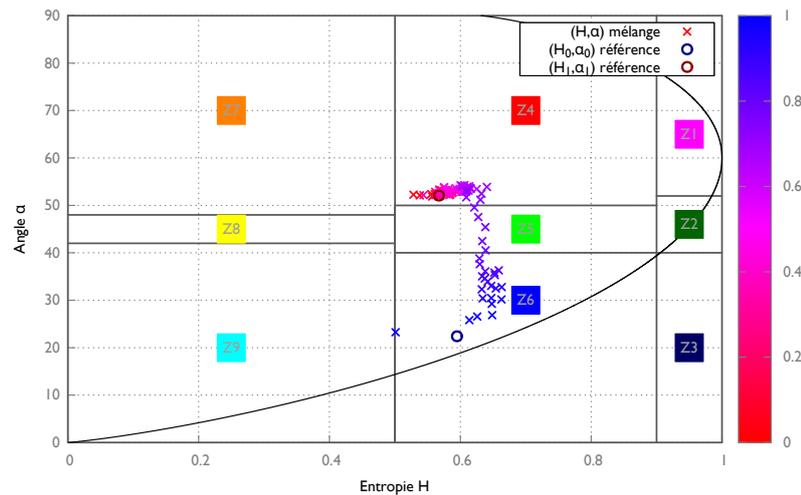


FIGURE 6.2.7 – Moyenne des paramètres de la segmentation du plan (H, α) de Cloude et Pottier (1997) par colonne des données simulées mélangées en fonction de μ pour une transition de **zone urbaine** ($\mu = 0$) à **sol nu** ($\mu = 1$). Le paramètre nb_{look} a été fixé à 25 pour cette figure.

6.2.3 Transition *zone urbaine* à *colza*

La figure 6.2.8 montre les données simulées dans la représentation de Pauli et dans la représentation de la segmentation du plan (H, α) de Cloude et Pottier (1997). La moyenne des paramètres de Pauli par colonne des données simulées est donnée en figure 6.2.9 et la moyenne des paramètres de la segmentation du plan (H, α) pour chaque colonne en figure 6.2.10. Ces figures nous permettent de comprendre comment évoluent les paramètres polarimétriques en fonction

du mélange μ pour une transition **zone urbaine** ($\mu = 0, [C_{1_{ref}}]$) à **colza** ($\mu = 1, [C_{0_{ref}}]$). Les interprétations de ces figures sont données dans la partie 6.2.4 en comparaison avec les mêmes figures produites pour deux autres transitions données en partie 6.2.1 et 6.2.2.

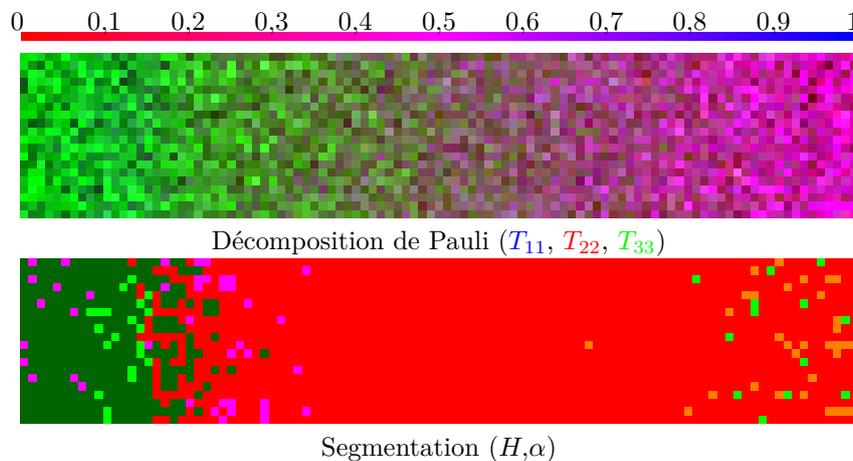


FIGURE 6.2.8 – Représentation des données simulées mélangées dans les représentations de Pauli et de la segmentation de plan (H, α) de [Cloude et Pottier \(1997\)](#) pour une transition de **culture de colza** (\leftarrow) à **zone urbaine** (\rightarrow). Le paramètre nb_{look} a été fixé à 25 pour cette figure.

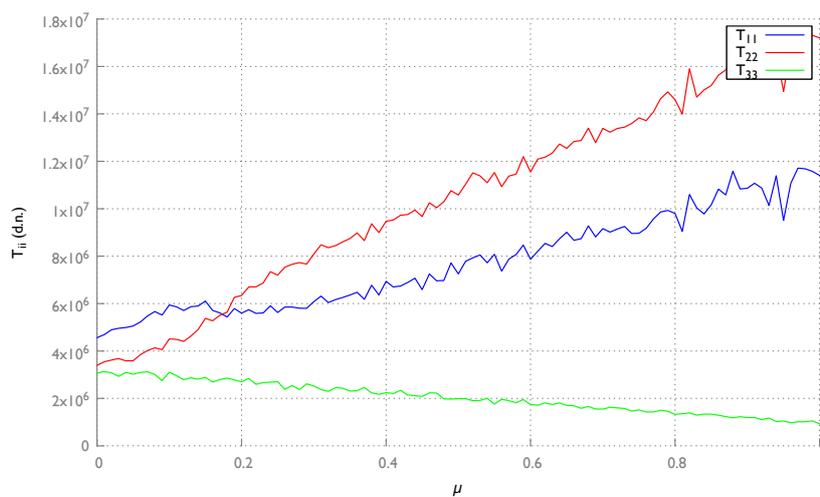


FIGURE 6.2.9 – Moyenne des paramètres de Pauli par colonne des données simulées mélangées en fonction de μ pour une transition **culture de colza** ($\mu = 0$) à **zone urbaine** ($\mu = 1$). Le paramètre nb_{look} a été fixé à 25 pour cette figure.

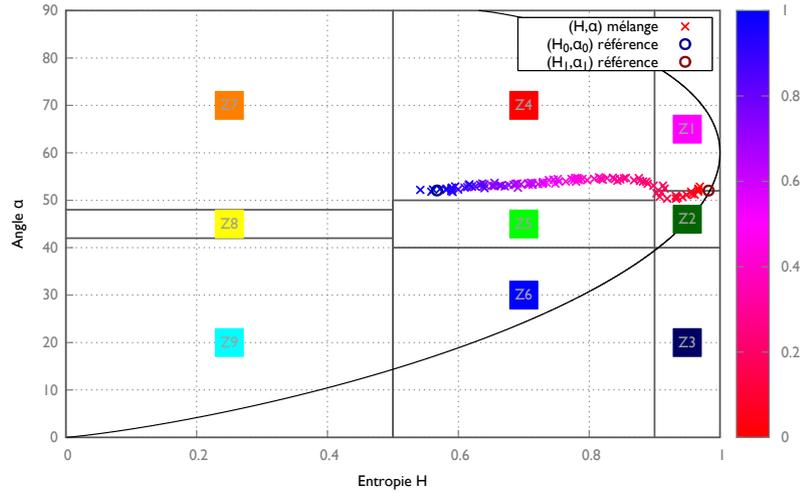


FIGURE 6.2.10 – Moyenne des paramètres de la segmentation du plan (H, α) de Cloude et Pottier (1997) par colonne des données simulées mélangées en fonction de μ pour une transition de culture de colza ($\mu = 0$) à zone urbaine ($\mu = 1$). Le paramètre nb_{look} a été fixé à 25 pour cette figure.

6.2.4 Conclusions

Les conséquences du mélange sur les paramètres polarimétriques sont différentes dans la représentation de Pauli et dans la représentation de Cloude et Pottier (1997). Pour comprendre cette partie nous donnons les paramètres de Pauli et de Cloude et Pottier (1997) des trois objets *sol nu*, *colza* et *zone urbaine* ainsi que les traces des matrices de covariance et de cohérence $tr([C])$ ou $tr([T])$ (car par définition $tr([C]) = tr([T])$) de ces trois objets. La trace de la matrice de covariance représente la puissance totale de l'onde rétrodiffusée.

TABLEAU 6.1 – Paramètres polarimétriques de Pauli et de Cloude et Pottier (1997) des données de référence utilisées pour générer les simulation.

Type	$E(T_{11})$	$E(T_{22})$	$E(T_{33})$	$tr([C])$ ou $tr([T])$	H	α (°)	A
<i>sol nu</i>	$2,08 \times 10^6$	$0,31 \times 10^6$	$0,26 \times 10^6$	$2,65 \times 10^6$	0,59	22,39	0,09
<i>urbain</i>	$11,37 \times 10^6$	$17,05 \times 10^6$	$0,98 \times 10^6$	$29,40 \times 10^6$	0,57	52,06	0,71
<i>colza</i>	$4,55 \times 10^6$	$3,36 \times 10^6$	$3,12 \times 10^6$	$11,03 \times 10^6$	0,98	52,05	0,03

D'une façon générale l'hypothèse de mélange linéaire des matrices de covariance assure une évolution linéaire en fonction de μ des paramètres T_{11} , T_{22} et T_{33} de Pauli. La figure 6.2.3 en est un exemple clair. Dans ce cas on mélange deux classes thématiques dont les proportions entre les différents types de rétrodiffusion sont équivalentes : une diffusion de surface prédominante et des diffusions de volume et de doubles rebonds de même ordre de grandeur (importantes dans le cas du *colza* et faibles pour le *sol nu*).

Quand les angles α sont proches et les entropies H différentes (*colza* et *zone urbaine*) on retrouve un comportement assez linéaire en fonction du paramètre de mélange μ . La figure 6.2.10 montre que lors d'une transition *colza* à *zone urbaine*, les positions (H, α) des données mélangées sont assez espacées régulièrement pour des pas de μ égaux. On observe néanmoins une discontinuité

en α au moment de la transition entre la zone **Z4** et **Z1**. Ainsi on explique les comportements obtenus en figure 6.2.8. En décomposition de Pauli on retrouve bien une évolution linéaire du *colza* vers la *zone urbaine* avec un changement lent autour de $\mu = 0,5$. Dans la représentation de la segmentation de (H, α) , la dominance du type **Z4** jusqu'à $\mu = 0,2$ est expliquée car la majeure partie du trajet se fait dans la zone **Z4** du plan (H, α) .

Quand les angles α sont très différents et les entropies sont proches (*zone urbaine* et *sol nu*) les positions de (H, α) s'accumulent autour de la position de (H, α) de la zone urbaine, puis la transition se fait très rapidement dès $\mu = 0,75$ vers le sol nu en passant par la zone **Z5**. Ce changement très rapide est observé dans la représentation de Pauli et dans la représentation de Cloude et Pottier (1997) sur la figure 6.2.5. On remarque aussi qu'à un certain taux de mélange entre du *sol nu* et de la *zone urbaine* les paramètres polarimétriques obtenus sont très similaires à ceux de la végétation (zone **Z5** du plan). Quand les angles α et les entropies sont très différents (*sol nu* et *colza*), on observe le même type de comportement, comme décrit dans la figure 6.2.4.

Pour les cas des transitions de *sol nu* à *zone urbaine* et *sol nu* à *colza*, l'évolution des positions (H, α) dans le plan peut être expliquée par la différence de puissance totale de la rétrodiffusion (trace des matrices C et T dans la table 6.1). Les types dont la puissance est plus importante ont tendance à dominer, et les paramètres de Cloude et Pottier (1997), comme nous l'avons vu dans la partie 3.2.2, traduisent le type de mécanisme de rétrodiffusion dominant dans la cellule de résolution. Cette observation ne semble pas valide pour la transition *zone urbaine* à *colza* où malgré la forte différence de puissance, la transition en (H, α) s'effectue relativement linéairement.

Au moment de la transition rapide *zone urbaine* à *sol nu* à $\mu = 0,75$ on observe une forte discontinuité des paramètres de Pauli (T_{11} et T_{22}).

6.3 Évaluation du produit radar reconstruit

Dans cette partie nous évaluons le produit radar reconstruit décrit dans la figure 5.4.6. Par construction des données simulées nous ne pouvons estimer celui-ci que dans le cas local, c'est à dire le cas d'une transition lente des conditions de μ .

6.3.1 Résidus pour un voisinage de résolution $M \times M$ donné

L'algorithme de démélange présenté dans la partie 5.2 est ici directement appliqué à l'image simulée. Le système de moindres carrés est donc résolu localement sur une fenêtre de $M \times M$ pixels. Les figures ci-dessous présentent l'évolution des résidus $|\Delta C_{ij}|$ décrits en équation (6.6) avec C_{ij} les éléments de la matrice $[C]$ observée (résultat du mélange) et $C_{r_{ij}}$ les éléments de la matrice de covariance reconstruite à partir de l'estimation de $[\widehat{C}_0]$ et $[\widehat{C}_1]$.

La figure 6.3.11 et la table 6.2 ci-dessous donnent ces résultats en fonction du paramètre nb_{look} pour le cas $[\widehat{C}_0] = \text{sol nu}$ et $[\widehat{C}_1] = \text{culture de colza}$ (6.2.1) et pour $M \times M = 9 \times 9$. Les configurations 6.2.2 et 6.2.3 présentent des résultats très similaires et sont données en annexe D. Les tables de résidus sont données dans ce cas en figures D.1 et D.2.

$$|\Delta C_{ij}| = \left| \frac{C_{ij} - C_{r_{ij}}}{C_{r_{ij}}} \right| \quad (6.6)$$

TABLEAU 6.2 – Résidus $|\Delta C_{ij}|$ (moyenne et écart-type) pour une transition **culture de colza** $[C_1]$ à **sol nu** $[C_0]$ en fonction du paramètre nb_{look} . Une fenêtre de résolution 9×9 a été utilisée pour réaliser cette table

	nb_{look}	$ \Delta C_{11} $	$ \Delta C_{12} $	$ \Delta C_{13} $	$ \Delta C_{22} $	$ \Delta C_{23} $	$ \Delta C_{33} $
$\mu(\Delta C_{ij})$	1	0,578	0,556	0,554	0,600	0,576	0,551
$\sigma(\Delta C_{ij})$	1	0,400	0,398	0,405	0,433	0,416	0,395
$\mu(\Delta C_{ij})$	2	0,420	0,418	0,411	0,455	0,438	0,419
$\sigma(\Delta C_{ij})$	2	0,298	0,297	0,293	0,327	0,310	0,292
$\mu(\Delta C_{ij})$	3	0,356	0,349	0,335	0,377	0,374	0,343
$\sigma(\Delta C_{ij})$	3	0,256	0,249	0,248	0,271	0,273	0,251
$\mu(\Delta C_{ij})$	6	0,261	0,246	0,257	0,274	0,255	0,245
$\sigma(\Delta C_{ij})$	6	0,191	0,180	0,185	0,196	0,183	0,177
$\mu(\Delta C_{ij})$	9	0,212	0,213	0,206	0,221	0,217	0,208
$\sigma(\Delta C_{ij})$	9	0,152	0,156	0,149	0,161	0,162	0,149
$\mu(\Delta C_{ij})$	12	0,180	0,182	0,177	0,197	0,184	0,177
$\sigma(\Delta C_{ij})$	12	0,133	0,132	0,124	0,143	0,133	0,129
$\mu(\Delta C_{ij})$	25	0,131	0,131	0,126	0,136	0,131	0,128
$\sigma(\Delta C_{ij})$	25	0,094	0,094	0,091	0,101	0,096	0,094
$\mu(\Delta C_{ij})$	49	0,094	0,091	0,091	0,098	0,095	0,093
$\sigma(\Delta C_{ij})$	49	0,069	0,067	0,067	0,072	0,070	0,068

Les résultats donnés en figure 6.3.11 et table 6.2 montrent que l'*intensité* du bruit introduit dans la simulation (nb_{look} décroissant) influe sur la capacité de l'algorithme à reconstruire une matrice de covariance $[C_r]$ proche de la matrice $[C]$ observée. Quantitativement un niveau très important de bruit (nb_{look} faible) ne permet pas d'avoir une bonne reconstruction, chaque terme étant reconstruit en moyenne avec un $|\Delta C_{ij}|$ de 60%. À partir de $nb_{look} = 9$, l'estimation descend en dessous de 20% en moyenne. L'écart type de $|\Delta C_{ij}|$ est aussi fortement réduit avec nb_{look} croissant.

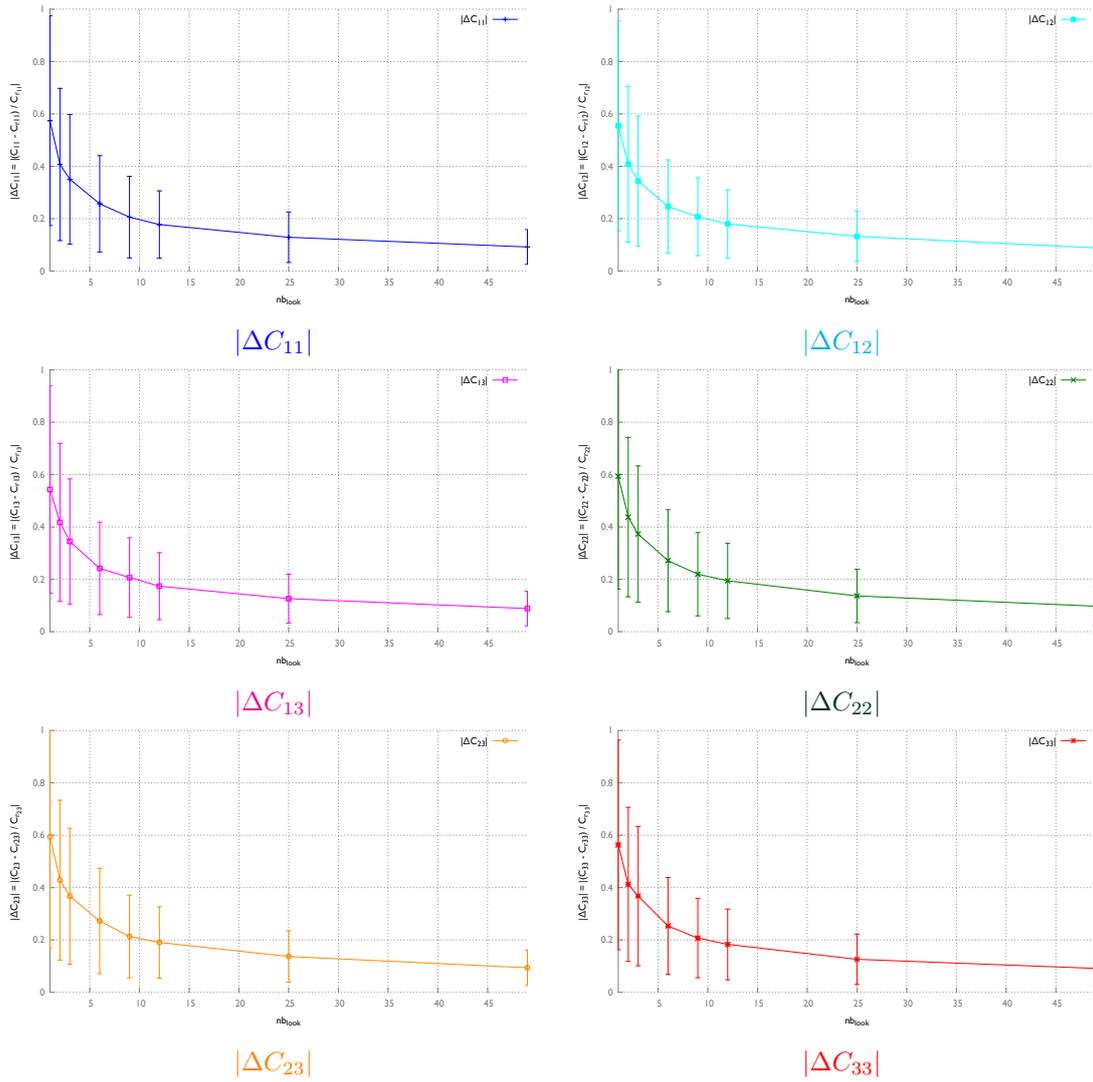


FIGURE 6.3.11 – Évolution des résidus $|\Delta C_{ij}|$ (moyenne et écart-type) pour une transition **culture de colza** $[C_1]$ à **sol nu** $[C_0]$ en fonction du paramètre $nblook$. Une fenêtre de résolution 9×9 a été utilisée pour réaliser cette figure.

La figure 6.3.12 présente la moyenne des résidus $|\Delta C_{ij}|$ de tous les éléments C_{ij} et montre qu'avec l'hypothèse de mélange linéaire réalisée, tous les éléments C_{ij} ont un comportement similaire.

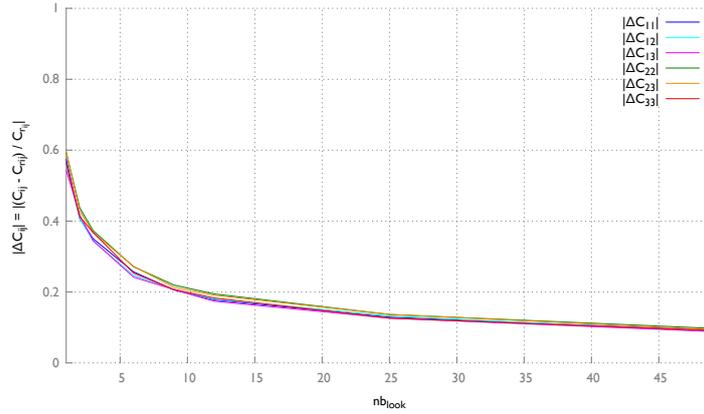


FIGURE 6.3.12 – Comportement similaire de tous les résidus $|\Delta C_{ij}|$ (moyenne) en fonction de nb_{look} pour une transition **sol nu** $[C_0]$ et **culture de colza** $[C_1]$. Une fenêtre 9×9 a été utilisée pour cette figure.

6.3.2 Influence de la taille du voisinage $M \times M$ sur les résidus $|\Delta C_{ij}|$

Dans les figures de la partie 6.3.1, nous avons fixé un voisinage de résolution du système de moindres carrés $M \times M = 9 \times 9$ et avons analysé dans ce cas les résidus $|\Delta C_{ij}|$ pour une transition **culture de colza** à **sol nu**. Pour cette même transition nous évaluons maintenant l'évolution d'un terme en particulier $|\Delta C_{11}|$ en fonction de la taille du voisinage $M \times M$. Ces mêmes figures pour les autres types de transitions sont données en annexe D.

Les résultats de la figure 6.3.13 montrent qu'il n'y pas d'effet de la taille du voisinage $M \times M$ (pour des voisinages 5×5 , 7×7 , 9×9 , 11×11 et 13×13) sur la capacité à reconstruire une matrice de covariance $[C_r]$ proche de la matrice de covariance $[C]$ observée. Dans le cas de cette expérience sur des données simulées, seule l'intensité du bruit (nb_{look} décroissant) influe sur les résidus $|\Delta C_{ij}|$.

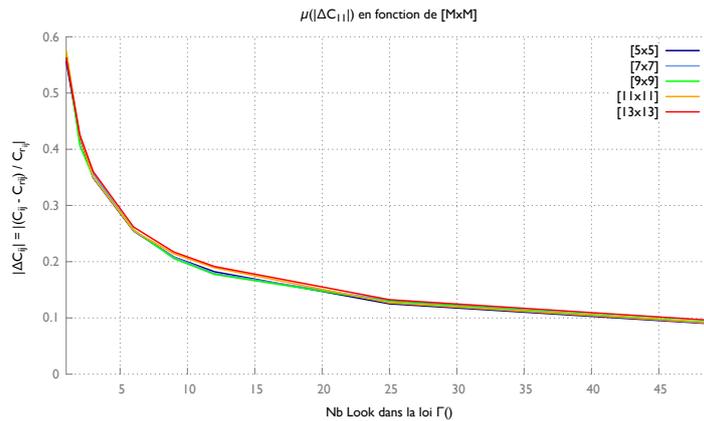


FIGURE 6.3.13 – Influence de la taille du voisinage $M \times M$ sur les résidus $|\Delta C_{11}|$ (moyenne) en fonction de nb_{look} pour la transition **sol nu** $[C_0]$ à **culture de colza** $[C_1]$

6.3.3 Influence du paramètre de mélange μ

La figure 6.3.14 montre l'évolution des résidus $|\Delta C_{ij}|$ pour une transition **culture de colza** à **sol nu** en fonction du paramètre du mélange μ (moyenne des $|\Delta C_{ij}|$ pour chaque condition de mélange μ) et pour deux niveaux de nb_{look} . La figure 6.3.15 présente la carte des résidus $|\Delta C_{ij}|$. Ces deux figures permettent de conclure à une très faible importance du paramètre de mélange μ pour la reconstruction de la matrice $[C_r]$. Ces mêmes figures sont présentées en figures D.3.2 et D.3.3 pour la transition *sol nu* à *zone urbaine* de l'annexe D et en figures D.3.4 et D.3.5 de l'annexe D pour la transition *zone urbaine* à *colza* et confirment cette assertion.

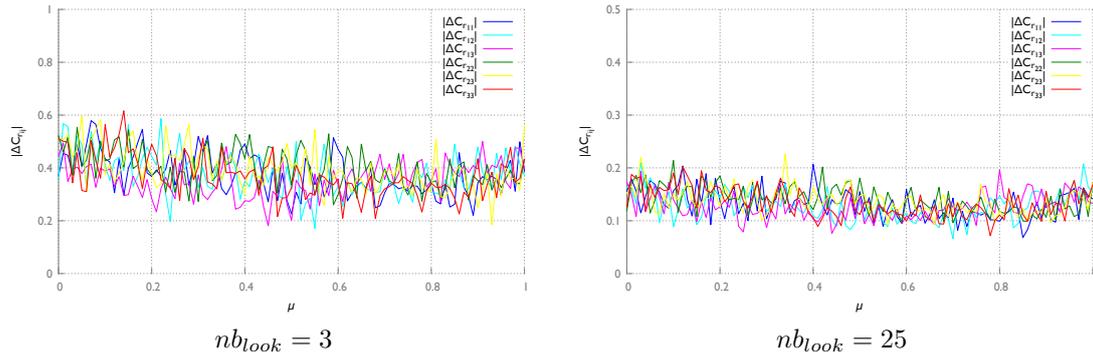


FIGURE 6.3.14 – Évolution des résidus $|\Delta C_{ij}|$ (moyenne) en fonction du paramètre de mélange μ pour une transition **sol nu** $[C_0]$ à **culture de colza** $[C_1]$. Cette figure est donnée pour une taille de voisinage 9×9 et des paramètres $nb_{look} = 3$ et $nb_{look} = 25$.

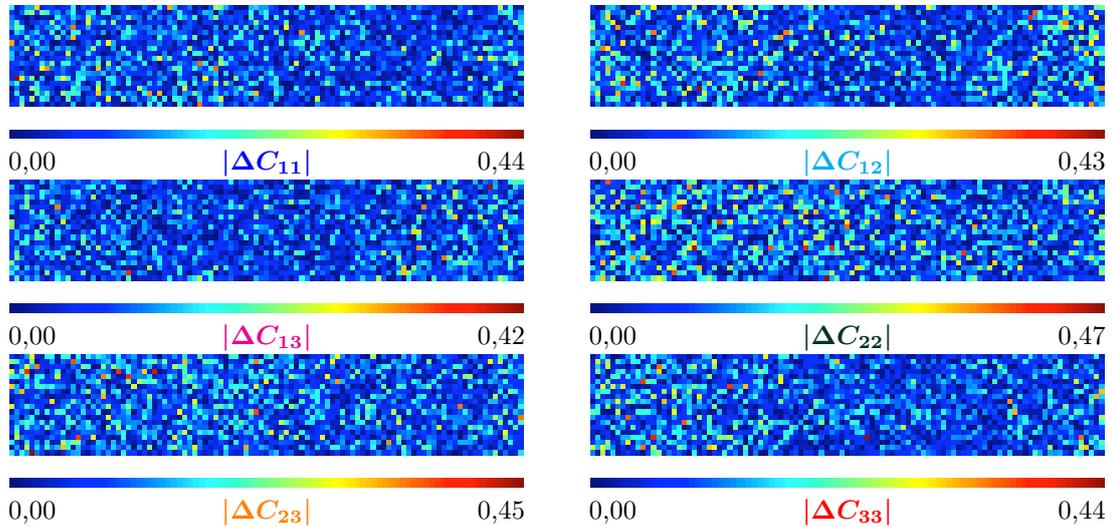


FIGURE 6.3.15 – Cartographie des résidus $|\Delta C_{ij}|$ (moyenne) en fonction du paramètre de mélange μ pour une transition **sol nu** $[C_0]$ à **culture de colza** $[C_1]$. Cette figure est donnée pour une taille de voisinage 9×9 et un paramètre $nb_{look} = 25$.

6.3.4 Filtrage du speckle

La figure 6.3.16 montre les données simulées mélangées et reconstruites dans la représentation de la segmentation du plan (H, α) de Cloude et Pottier (1997) et pour une fenêtre 9×9 de résolution du système de moindres carrés. Ces images sont données pour trois niveaux de nb_{look} . Le résultat de l'estimation de $\widehat{C_0}$ et $\widehat{C_1}$ et de la reconstruction sur un voisinage $M \times M$ a pour conséquence que l'application locale de l'algorithme de démixage se comporte comme une méthode de filtrage local du speckle 3.4.1.

Ce résultat justifie, notamment pour le chapitre suivant où l'algorithme de démixage est testé sur des données réelles, la possibilité d'appliquer la méthode à des données $1-look$.

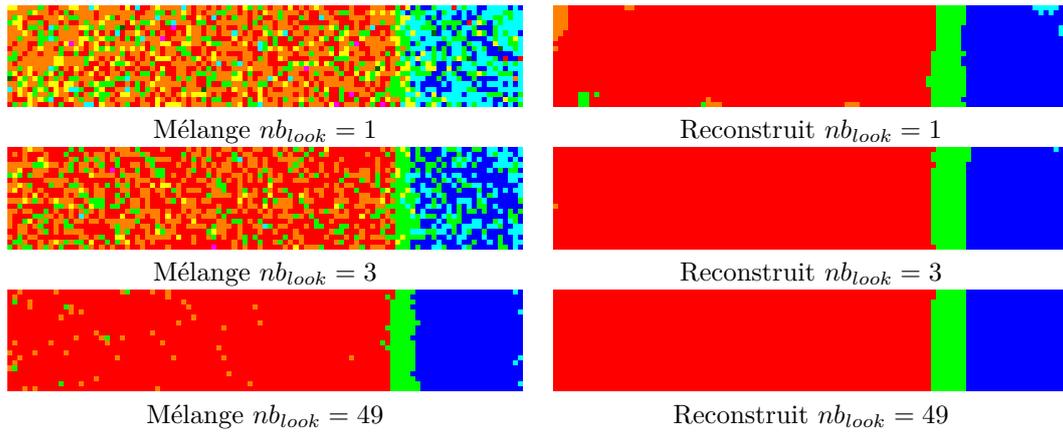


FIGURE 6.3.16 – Comparaison des données mélangées $1-look$ et reconstruites dans la représentation de la segmentation (H, α) de Cloude et Pottier (1997) pour la transition **zone urbaine** (\leftarrow) à **sol nu** (\rightarrow). Une taille de voisinage fenêtre 9×9 a été utilisé pour cette figure.

6.3.5 Comparaison des paramètres de Pauli mélangés et reconstruits

La moyenne pour chaque condition de μ des paramètres de Pauli le long des trois types de transitions est donnée dans la figure 6.3.17. Dans la colonne de gauche *Mélange* de la figure 6.3.17 il s'agit de la moyenne de 20 observations $1-look$ de données mélangées (même μ) et dans la colonne de droite de la figure 6.3.17 il s'agit de la moyenne de 20 résultats de la reconstruction sur un voisinage 9×9 . On s'aperçoit grâce à l'allure générale des courbes que la reconstruction préserve les paramètres de Pauli. L'effet « filtrage » du speckle décrit dans la partie 6.3.4 est aussi observable. Un facteur $9 \times 9 = 81$ en nombre équivalent de vues entre les deux colonnes a pour conséquence que les courbes reconstruites paraissent lisses.

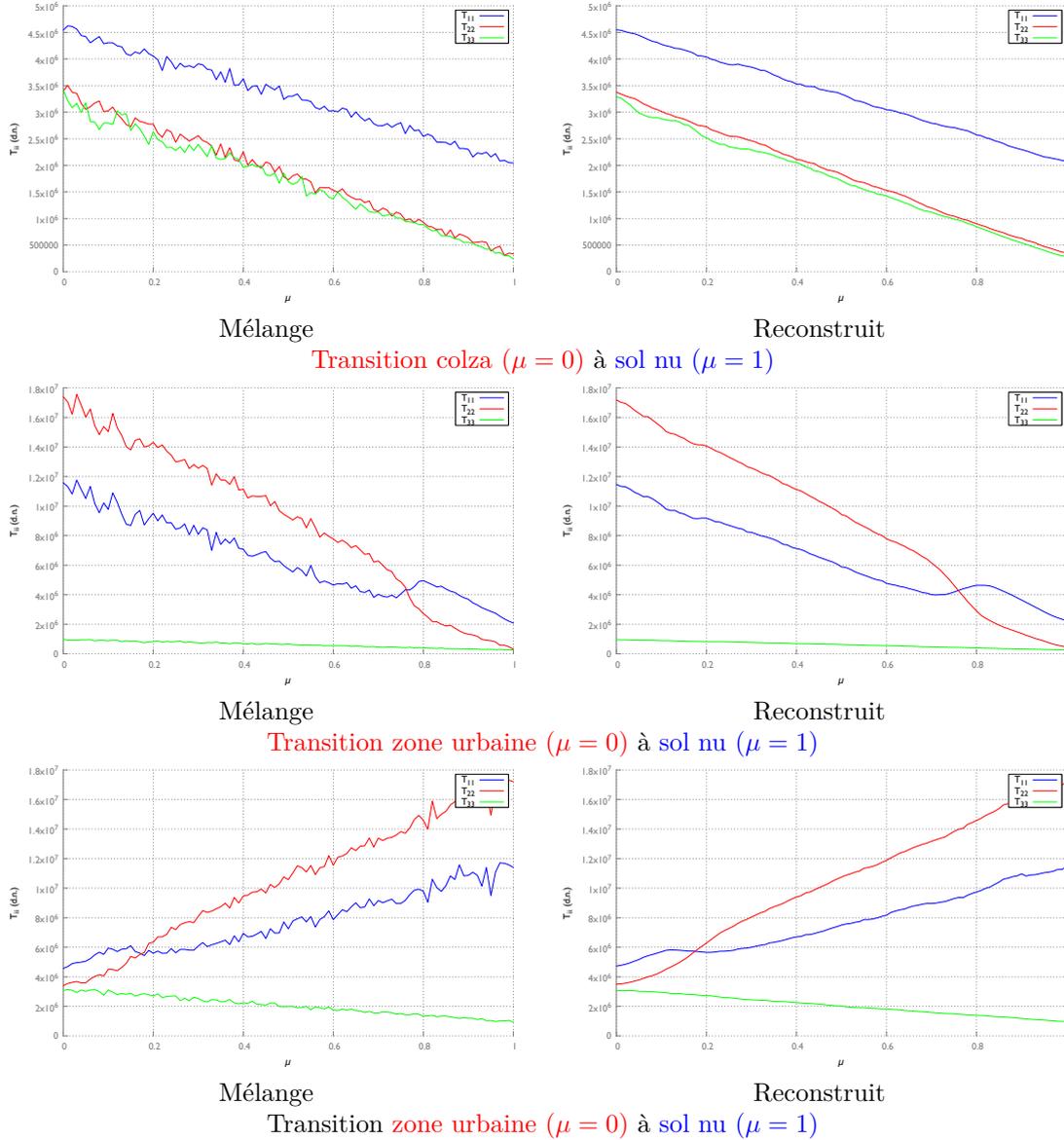


FIGURE 6.3.17 – Comparaison de la moyenne des paramètres de Pauli par colonne des données simulées mélangées et des données reconstruites sur un voisinage 9×9 en fonction de μ pour un des trois types de transition. Le paramètre nb_{look} a été fixé à 25 pour cette figure.

6.3.6 Comparaison des paramètres (H, α) de Cloude et Pottier (1997) mélangés et reconstruits

À l'instar des paramètres de Pauli, les paramètres (H, α) de Cloude et Pottier (1997) sont préservés. Les figures 6.3.18, 6.3.19 et 6.3.20 représentant l'évolution de (H_r, α_r) en fonction de μ sont similaires à celles présentées dans la partie 6.2.

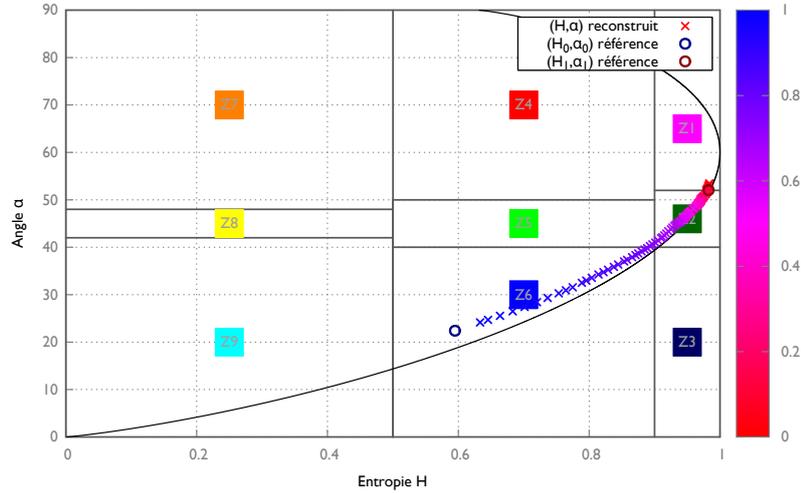


FIGURE 6.3.18 – Évolution des paramètres (H, α) de Cloude et Pottier (1997) reconstruits sur un voisinage 9×9 pour la transition **culture de colza** ($\mu = 0$) à **sol nu** ($\mu = 1$) en fonction de μ . Cette figure est donnée pour $nb_{look} = 25$.

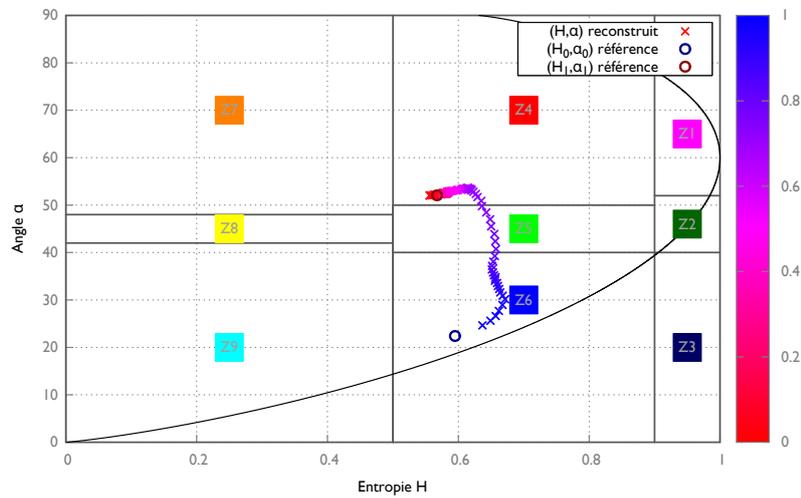


FIGURE 6.3.19 – Évolution des paramètres (H, α) de Cloude et Pottier (1997) reconstruits sur un voisinage 9×9 pour la transition **sol nu** ($\mu = 1$) en fonction de μ . Cette figure est donnée pour $nb_{look} = 25$.

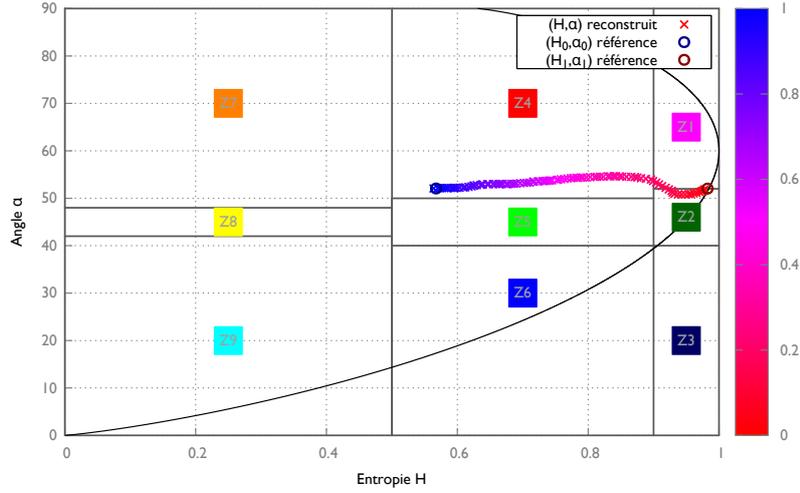


FIGURE 6.3.20 – Évolution des paramètres (H, α) de Cloude et Pottier (1997) reconstruits sur un voisinage 9×9 pour la transition **culture de colza** ($\mu = 0$) à **zone urbaine** ($\mu = 1$) en fonction de μ . Cette figure est donnée pour $nb_{look} = 25$.

6.4 Information thématique contenue dans $\widehat{[C_0]}$ et $\widehat{[C_1]}$

La partie précédente visait à évaluer le produit radar reconstruit à partir de l'estimation de $\widehat{[C_0]}$ et $\widehat{[C_1]}$ ($[C_r] = \mu \widehat{[C_0]} + (1 - \mu) \widehat{[C_1]}$). Nous nous intéressons ici à $\widehat{[C_0]}$ et $\widehat{[C_1]}$. Nous essayons de déterminer si l'algorithme de démélange permet de retrouver dans $\widehat{[C_0]}$ et $\widehat{[C_1]}$ les comportements $[C_{0_{ref}}]$ et $[C_{1_{ref}}]$ que nous avons mélangés.

Nous évaluons cette propriété :

- pour une **forte variabilité locale** des conditions de mélange (6.4.1) en tirant de façon aléatoire $M \times M$ positions dans la simulation,
- pour une **transition lente** des conditions de mélange (6.4.2) en résolvant l'algorithme de démélange localement sur une fenêtre défilante de taille $M \times M$.

6.4.1 Tirage aléatoire de $M \times M$ positions dans la simulation

Dans cette première expérience, nous tirons de façon aléatoire $M \times M$ pixels dans les données simulées créées ci-dessus et pour le cas des trois types de transitions présentées précédemment. Le système de moindres carrés est résolu avec ces $M \times M$ équations. Pour qualifier la distance entre $\widehat{[C_0]}$ et $[C_{0_{ref}}]$ et entre $\widehat{[C_1]}$ et $[C_{1_{ref}}]$ la distance *Complex-Wishart Kullback-Leibler* $d_{kl}()$ introduite en (3.8) est calculée pour différentes tailles $M \times M$. Les résidus $|\Delta C_{ij}|$ sont aussi calculés en utilisant l'équation (6.7) pour le tirage de 9×9 positions. Cette expérience est réalisée Nb fois. Ainsi les distances $d_{kl}()$ et les résidus $|\Delta C_{ij}|$ présentés dans les figures suivantes sont les moyennes de ces Nb expériences.

$$|\Delta C_{ij}| = \left| \frac{\widehat{C}_{ij} - C_{ref_{ij}}}{C_{ref_{ij}}} \right| \quad (6.7)$$

Les figures 6.4.21 et 6.4.22 donnent ces résultats pour une transition **culture de colza** $[C_1]$ à **sol nu** $[C_0]$; 6.4.23 et D.3.7 dans le cas de la transition **zone urbaine** $[C_1]$ à **sol nu** $[C_0]$; 6.4.25 et D.3.8 dans la cas de la transition **culture de colza** $[C_1]$ à **zone urbaine** $[C_0]$. La table complète des distances pour les trois types de transitions et pour différentes valeurs de $M \times M$ et nb_{look} est donnée en annexe D.3.

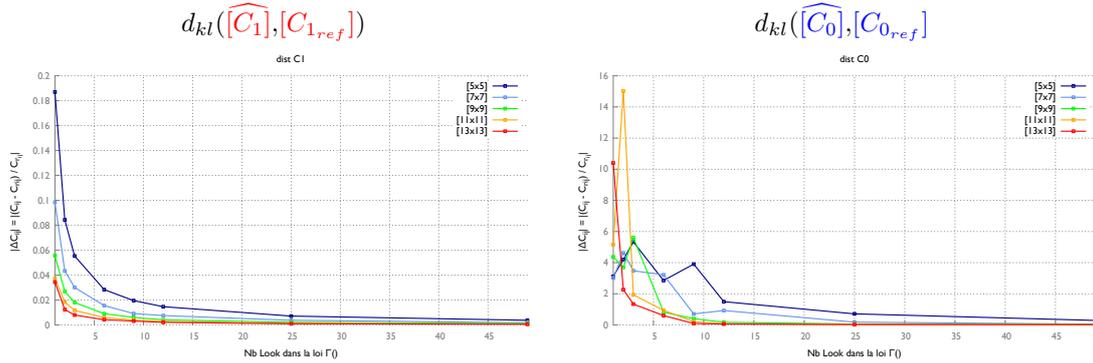


FIGURE 6.4.21 – Distance entre matrices de covariance mélangées et estimées $d_{kl}(\widehat{[C]}, [C_{ref}])$ pour une transition **culture de colza** $[C_1]$ à **sol nu** $[C_0]$. L'algorithme de démixage est résolu grâce au tirage aléatoire de 9×9 positions dans la simulation et les distances sont le résultat moyen de $Nb = 500$ expériences.

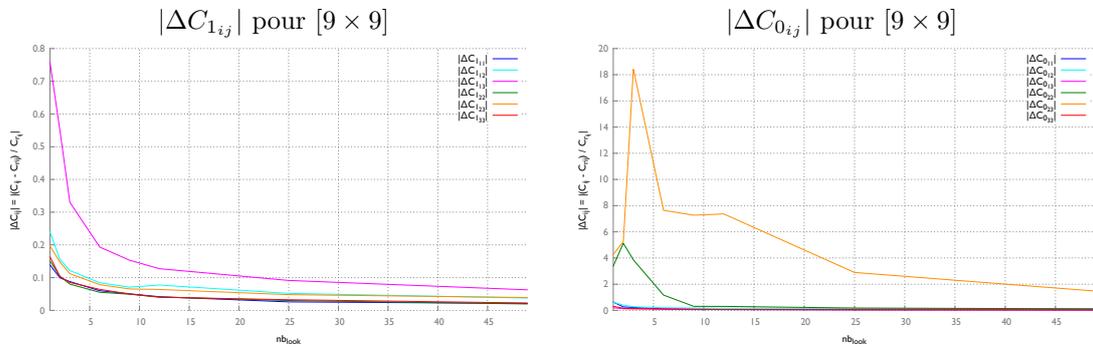


FIGURE 6.4.22 – Résidus moyens pour les termes $|\Delta C_{1_{ij}}|$ pour une transition **culture de colza** $[C_1]$ à **sol nu** $[C_0]$. L'algorithme de démixage est résolu grâce au tirage aléatoire de 9×9 positions dans la simulation et les résidus sont le résultat moyen de $Nb = 500$ expériences.

Pour une transition **culture de colza** $[C_1]$ à **sol nu** $[C_0]$, $[C_{1_{ref}}]$ est particulièrement bien retrouvée quel que soit le nombre de positions $M \times M$ prises dans la simulation et l'intensité du bruit nb_{look} introduit. Augmenter le nombre de ces positions améliore l'estimation $\widehat{[C_1]}$. L'estimation $\widehat{[C_0]}$ est plus problématique et nécessite un nombre de vues $M \times M$ plus important.

La figure 6.4.22 donne les raisons des erreurs d'estimation. Pour $\widehat{[C_1]}$ le terme $\widehat{C_{113}}$ est mal estimé ; pour $\widehat{[C_0]}$ le terme $\widehat{C_{023}}$ est mal estimé ainsi que le terme $\widehat{C_{022}}$. En annexe D.3.4, les mêmes graphiques sont disponibles pour une résolution de système de moindres carrés $M \times M = 13 \times 13$. Même avec un nombre de tirages plus importants les termes $\widehat{C_{ij}}$ sont les mêmes pour les trois types de transition.

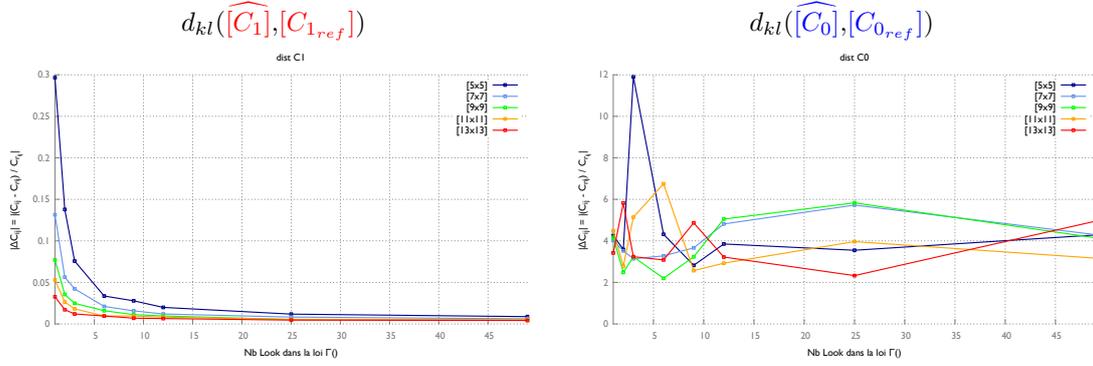


FIGURE 6.4.23 – Distance entre matrices de covariance mélangées et estimées $d_{kl}(\widehat{[C]}, [C_{ref}])$ pour une transition **zone urbaine** $[C_1]$ à **sol nu** $[C_0]$. L'algorithme de démélange est résolu grâce au tirage aléatoire de 9×9 positions dans la simulation et les distances sont le résultat moyen de $Nb = 500$ expériences.

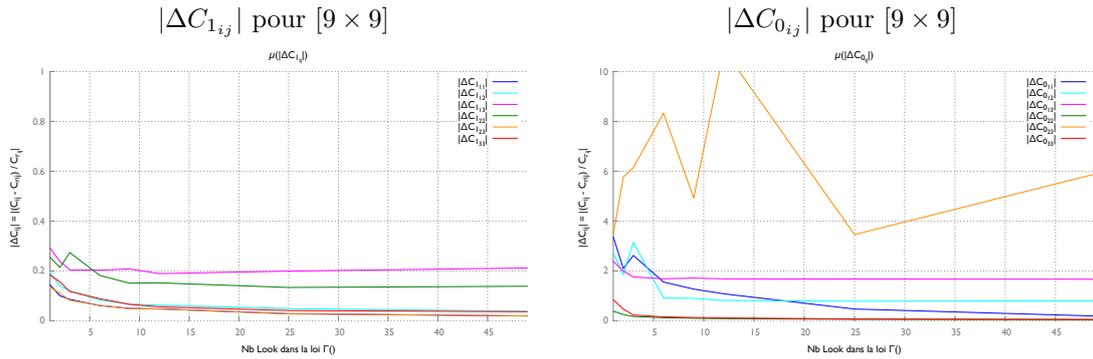


FIGURE 6.4.24 – Résidus moyens pour les termes $|\Delta C_{1_{ij}}|$ pour une transition **zone urbaine** $[C_1]$ à **sol nu** $[C_0]$. L'algorithme de démélange est résolu grâce au tirage aléatoire de 9×9 positions dans la simulation et les résidus sont le résultat moyen de $Nb = 500$ expériences.

Pour une transition **zone urbaine** $[C_1]$ à **sol nu** $[C_0]$, on retrouve des résultats similaires à la transition *colza* à *sol nu* précédente pour l'estimation de $[C_{1_{ref}}]$ (figure 6.4.23). L'estimation $\widehat{[C_0]}$ est dans ce cas très mauvaise même avec un nombre de vues $M \times M$ important. Seuls les termes $\widehat{C_{011}}$ et $\widehat{C_{022}}$ paraissent correctement estimés.

Pour une transition **colza** $[C_1]$ à **zone urbaine** $[C_0]$ (figure 6.4.25) les deux comportements $\widehat{[C_0]}$ et $\widehat{[C_1]}$ sont globalement très bien estimés surtout à partir de $M \times M = 11 \times 11$. On remarque sur la figure D.3.8 que seul le terme $\widehat{C_{013}}$ pose problème.

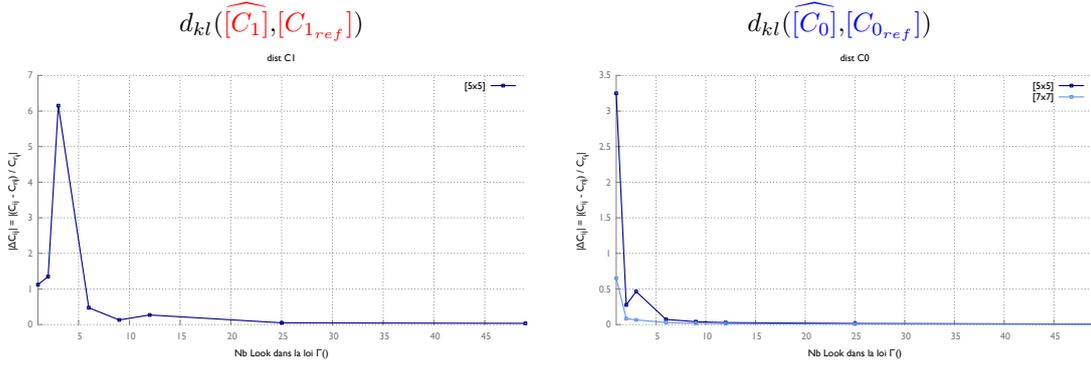


FIGURE 6.4.25 – Distance entre matrices de covariance mélangées et estimées $d_{kl}(\widehat{[C]}, [C_{ref}])$ pour une transition **culture de colza** $[C_1]$ à **zone urbaine** $[C_0]$. L'algorithme de démélange est résolu grâce au tirage aléatoire de 9×9 positions dans la simulation et les distances sont le résultat moyen de $Nb = 500$ expériences.

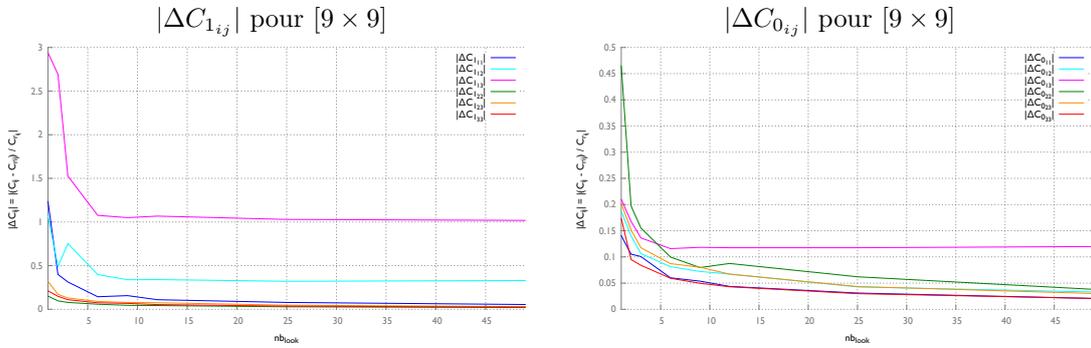


FIGURE 6.4.26 – Résidus moyens pour les termes $|\Delta C_{1,ij}|$ pour une transition **culture de colza** $[C_1]$ à **zone urbaine** $[C_0]$. L'algorithme de démélange est résolu grâce au tirage aléatoire de 9×9 positions dans la simulation et les résidus sont le résultat moyen de $Nb = 500$ expériences.

6.4.2 Résolution sur un voisinage local $M \times M$

Dans cette partie l'algorithme de démélange est résolu localement pour chaque position sur un voisinage de taille $M \times M$. Les figures 6.4.27, 6.4.28 et 6.4.29 présentent comme dans la partie précédente les distances moyennes $d_{kl}(\widehat{[C]}, [C_{ref}])$ (moyenne pour tous les pixels de la simulation). Les résidus $|\Delta C_{ij}|$ sont ici donnés en figures D.3.9, D.3.10 et D.3.11 de l'annexe D.

D'une façon générale les $\widehat{[C_1]}$ et $\widehat{[C_0]}$ sont mal estimés. Le seul cas parmi les trois transitions convergeant vers la matrice référence est le cas du *colza* dans la transition *colza* à *sol nu*. $\widehat{[C_1]}$ est proche de $[C_{1,ref}]$ pour un $nb_{look} \geq 12$ et un voisinage de résolution $M \times M \geq 11 \times 11$.

Dans les figures suivantes nous nous intéressons ensuite à l'estimation $\widehat{[C_1]}$ et $\widehat{[C_0]}$ en fonction du paramètre de mélange en fixant une taille de voisinage 9×9 et une intensité de bruit $nb_{look} = 25$. Les figures 6.4.30, 6.4.31 et 6.4.32 présentent tout d'abord l'évolution de $d_{kl}(\widehat{[C_1]}, [C_{1,ref}])$ et $d_{kl}(\widehat{[C_0]}, [C_{0,ref}])$ en fonction de μ . Ces distances peuvent vite diverger si l'estimation de $\widehat{[C_0]}$

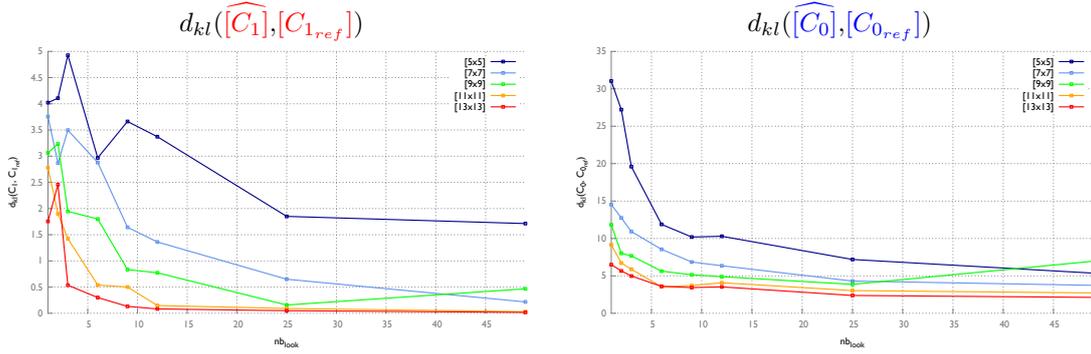


FIGURE 6.4.27 – Distance entre matrices de covariance mélangées et estimées $d_{kl}(\widehat{[C]}, [C_{ref}])$ pour une transition **culture de colza** $[C_1]$ à **sol nu** $[C_0]$. L'algorithme de démixage est résolu sur un voisinage local 9×9 et les distances présentées sont la moyenne pour tous les pixels de la simulation

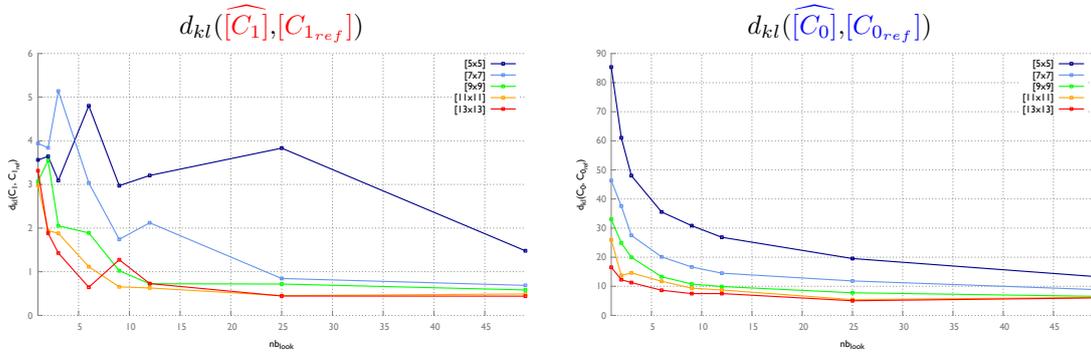


FIGURE 6.4.28 – Distance entre matrices de covariance mélangées et estimées $d_{kl}(\widehat{[C]}, [C_{ref}])$ pour une transition **zone urbaine** $[C_1]$ à **sol nu** $[C_0]$. L'algorithme de démixage est résolu sur un voisinage local 9×9 et les distances présentées sont la moyenne pour tous les pixels de la simulation.

ou de $\widehat{[C_1]}$ est mauvaise. Pour que les figures 6.4.30, 6.4.31 et 6.4.32 soient lisibles nous ne représentons pas ces distances quand $d_{kl}(\widehat{[C_0]}, [C_{0ref}]) > 10$ ou $d_{kl}(\widehat{[C_1]}, [C_{1ref}]) > 10$.

Grâce aux figures 6.4.30, 6.4.31 et 6.4.32 nous remarquons que l'estimation est dépendante du paramètre de mélange μ . Pour la transition **culture de colza** ($\mu = 0$) à **sol nu** ($\mu = 1$), on remarque que la matrice $\widehat{[C_1]}$ est correctement estimée quelque soit μ (à part quelques *outliers*). L'estimation $\widehat{[C_0]}$ n'est correcte qu'à partir de $\mu > 0,9$ et tend à s'éloigner très rapidement de $[C_{0ref}]$. Cette mauvaise estimation du *sol nu* est aussi observée pour la transition **zone urbaine** ($\mu = 0$) à **sol nu** ($\mu = 1$). Dans le cas $\widehat{[C_1]}$ (**zone urbaine**) l'estimation est bonne pour $\mu \in [0,0,65]$ et dans une moindre mesure pour $\mu \in [0,85,1]$.

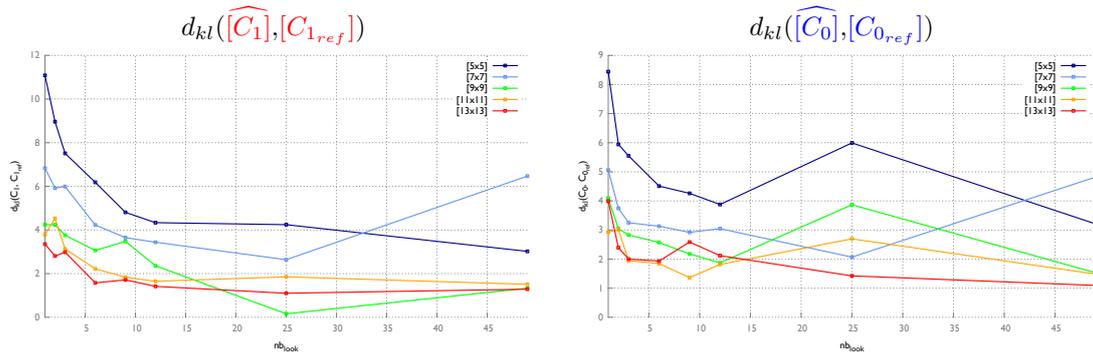


FIGURE 6.4.29 – Distance entre matrices de covariance mélangées et estimées $d_{kl}(\widehat{[C]}, [C_{ref}])$ pour une transition **culture de colza** $[C_1]$ à **zone urbaine** $[C_0]$. L'algorithme de démélange est résolu sur un voisinage local 9×9 et les distances présentées sont la moyenne pour tous les pixels de la simulation.

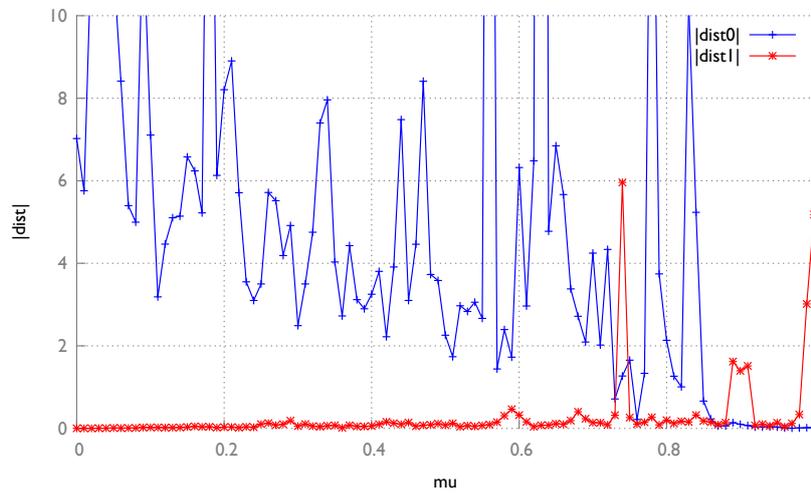


FIGURE 6.4.30 – Évolution de $d_{kl}(\widehat{[C_0]}, [C_{0ref}])$ et $d_{kl}(\widehat{[C_1]}, [C_{1ref}])$ en fonction de μ pour une transition **culture de colza** ($\mu = 0$) à **sol nu** ($\mu = 1$). L'algorithme de démélange est résolu sur un voisinage local 9×9 et les distances présentées par μ sont la moyenne par colonne de la simulation.

Les figures 6.4.33, 6.4.35 et 6.4.37 présentent pour chacune des trois transitions les paramètres de la segmentation (H, α) issus du produit radar reconstruit $[C_r]$ et les matrices de covariances *démélangées* $[C_0]$ et $[C_1]$. Ces figures sont complétées par une étude de l'évolution de paramètres de Pauli des matrices de covariance *démélangées* sont représentés en fonction de μ dans les figures 6.4.34, 6.4.36 et 6.4.38.

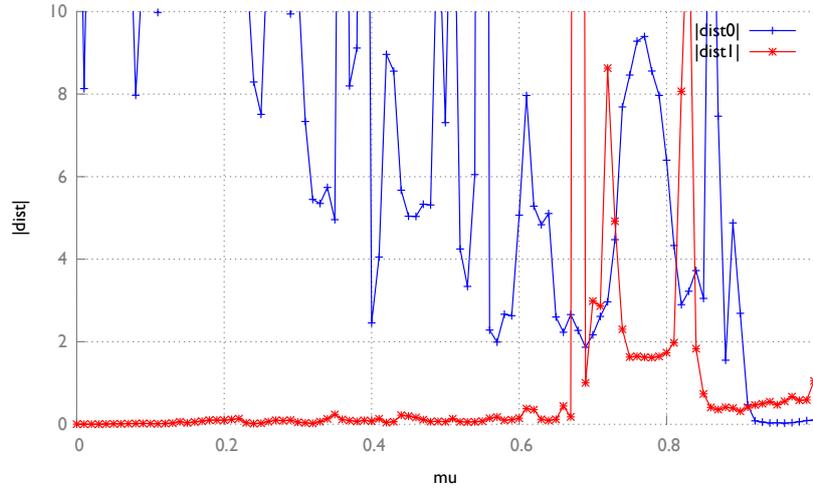


FIGURE 6.4.31 – Évolution de $d_{kl}(\widehat{[C_0]}, [C_{0ref}])$ et $d_{kl}(\widehat{[C_1]}, [C_{1ref}])$ en fonction de μ pour une transition **zone urbaine** ($\mu = 0$) à **sol nu** ($\mu = 1$). L'algorithme de démélange est résolu sur un voisinage local 9×9 et les distances présentées par μ sont la moyenne par colonne de la simulation.

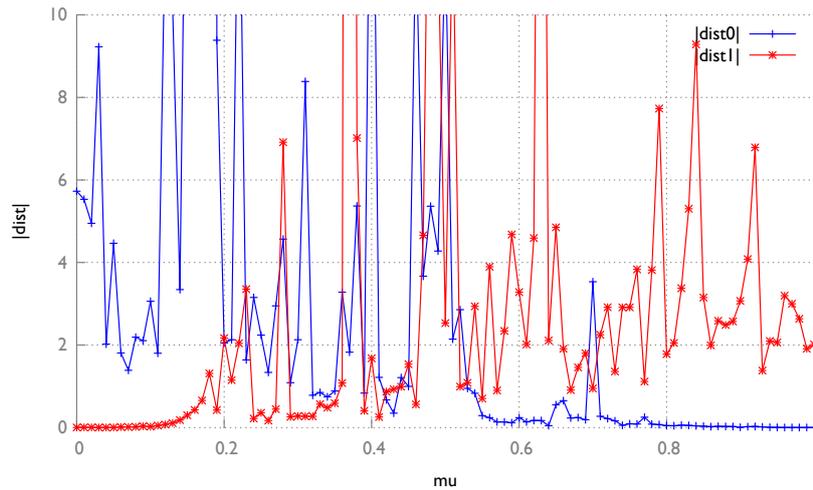


FIGURE 6.4.32 – Évolution de $d_{kl}(\widehat{[C_0]}, [C_{0ref}])$ et $d_{kl}(\widehat{[C_1]}, [C_{1ref}])$ en fonction de μ pour une transition **culture de colza** ($\mu = 0$) à **zone urbaine** ($\mu = 1$). L'algorithme de démélange est résolu sur un voisinage local 9×9 et les distances présentées par μ sont la moyenne par colonne de la simulation

Dans le cas de la transition **culture de colza** ($\mu = 0$) à **sol nu** ($\mu = 1$) les paramètres (H_1, α_1) semblent assez bien estimés à partir $nb_{look} = 25$. La figure 6.4.33 montre que le comportement volumique dans un environnement très entropique **Z2** est majoritairement retrouvé. De façon minoritaire on trouve aussi des types **Z1** correspondant à une sur-estimation de l'angle α_1 . L'estimation des paramètres (H_0, α_0) (**sol nu**) est plus difficile bien que les comportements surfaciques **Z6** et **Z9** sont majoritairement déterminés.

La figure 6.4.34 montre qu'en moyenne les paramètres de Pauli (T_{111} , T_{122} , T_{133}) de la **culture de colza** ($\mu = 0$) sont cohérents avec les paramètres de Pauli observés en $\mu = 0$ mêmes si ceux-ci deviennent de plus en plus variables en condition minoritaire de mélange. Les paramètres de Pauli (T_{011} , T_{022} , T_{033}) du **sol nu** ($\mu = 1$) sont plus stables mais deviennent non pertinents pour $\mu \leq 0,2$. Notamment la non prise en compte de contraintes dans le système de résolution des moindres carrés aboutit à des valeurs aberrantes négatives pour les intensités T_{022} et T_{033} .

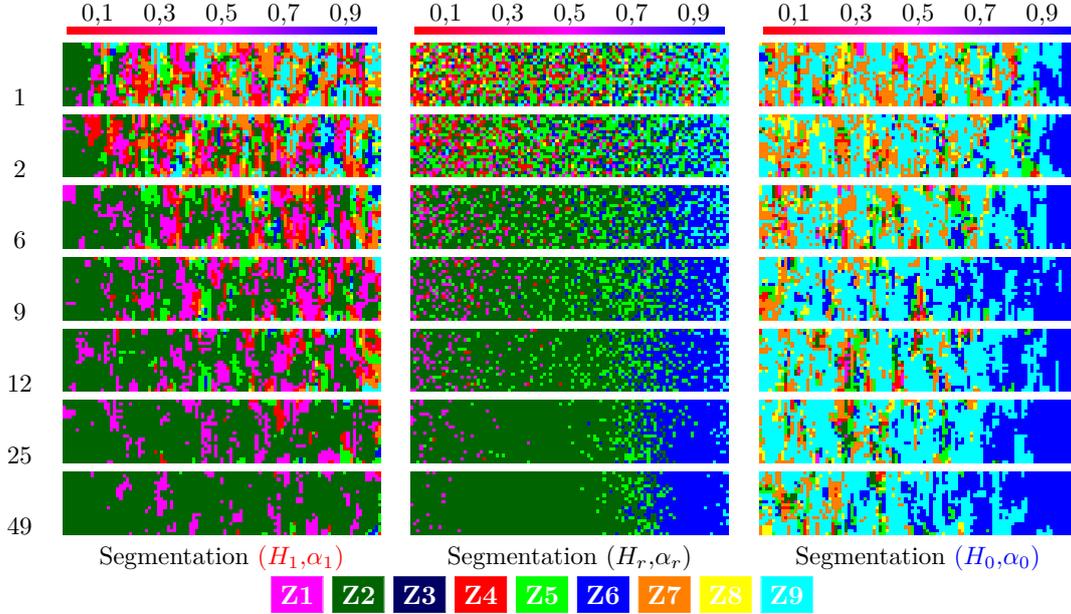


FIGURE 6.4.33 – Paramètres de la segmentation (H_r, α_r) des données mélangées et des segmentations des plans (H_0, α_0) et (H_1, α_1) issues de \widehat{C}_0 et \widehat{C}_1 pour une transition **culture de colza** ($\mu = 0$) à **sol nu** ($\mu = 1$). L'algorithme de démixage est résolu sur un voisinage local 9×9 et les résultats sont donnés pour plusieurs nb_{look} (1 à 49)

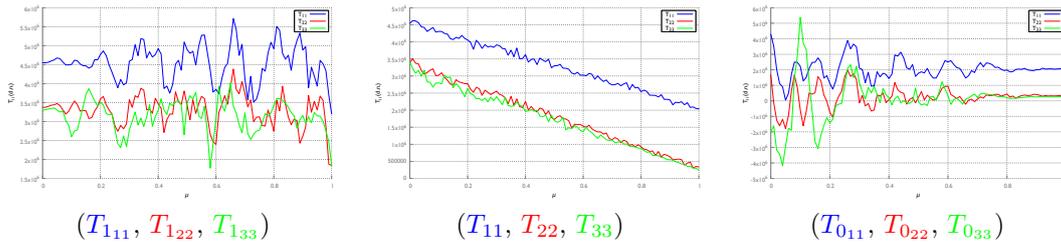


FIGURE 6.4.34 – Évolution des paramètres de Pauli observés (mélange) et *démélangés* pour la transition **culture de colza** ($\mu = 0$) à **sol nu** ($\mu = 1$) dans le plan (H, α) en fonction de μ . L'algorithme de démixage est résolu sur un voisinage local 9×9 et les résultats sont donnés pour $nb_{look} = 25$.

Dans le cas de d'une transition **zone urbaine** ($\mu = 0$) à **sol nu** ($\mu = 1$), il est intéressant de constater que pour la **zone urbaine** les paramètres de la segmentation du plan (H_1, α_1) sur la figure 6.4.35 sont mal déterminés. On s'attend en effet à retrouver le comportement **Z4** caractéristique de la diffusion de doubles rebonds dans les environnements modérément entropiques comme les zones urbaines. Cependant les paramètres de Pauli *démélangés* sur la figure 6.4.36 sont plutôt très stables et cohérents avec les valeurs connus des paramètres de Pauli pour la **zone urbaine**. On observe néanmoins une erreur d'estimation autour de $\mu = 0,75$, là où la discontinuité dans le mélange était observée (figure 6.2.6).

Les mêmes conclusions sur le système de moindres carrés non contraint peuvent aussi être données ici, la composante T_{111} présentant des composantes négatives. Les paramètres du **sol nu** ($\mu = 1$) sont assez mal retrouvés que ce soit dans la représentation de Pauli ou de Cloude et Pottier (1997). Le fait qu'il y a une grande différence de puissance entre les deux matrices de diffusion mélangées peut être une explication.

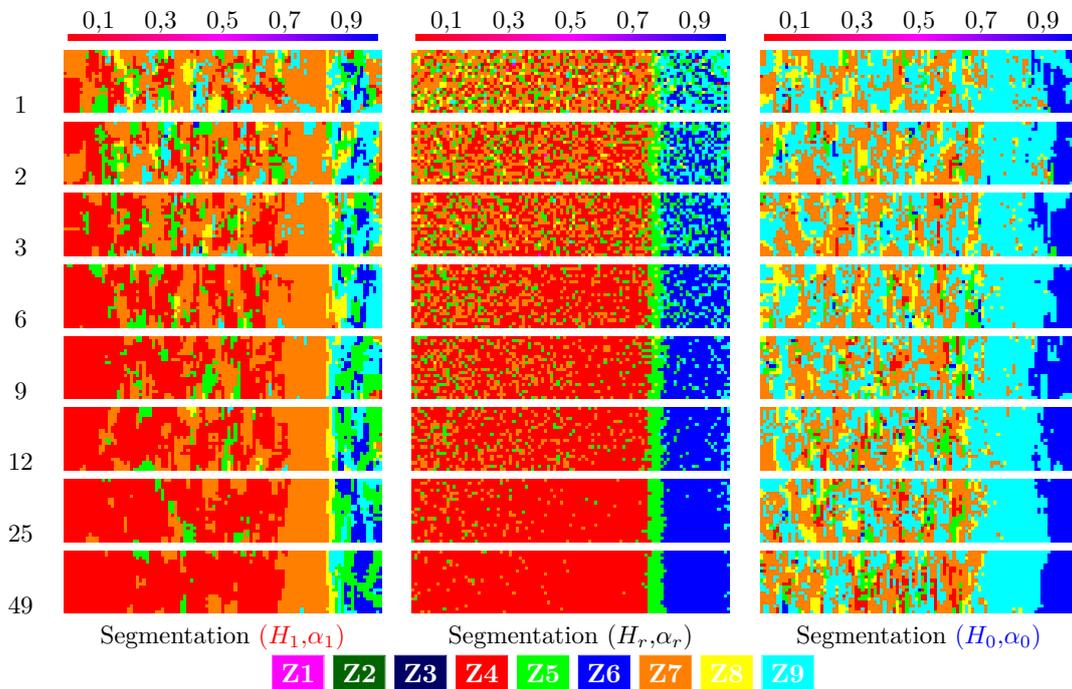


FIGURE 6.4.35 – Paramètres de la segmentation (H_r, α_r) des données mélangées et des segmentations des plans (H_0, α_0) et (H_1, α_1) issues de $[\widehat{C}_0]$ et $[\widehat{C}_1]$ pour une transition **zone urbaine** ($\mu = 0$) à **sol nu** ($\mu = 1$). L'algorithme de démélange est résolu sur un voisinage local 9×9 et les résultats sont donnés pour plusieurs nb_{look} (1 à 49)

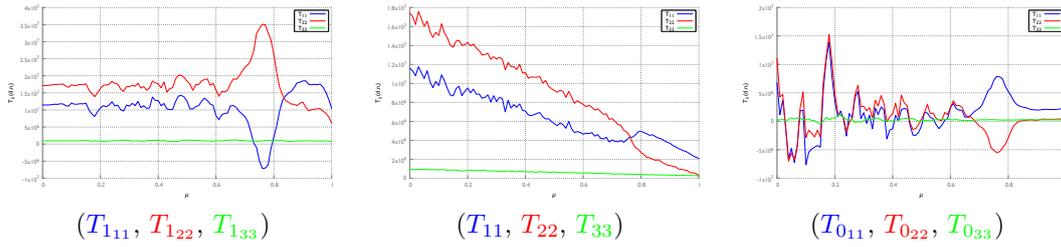


FIGURE 6.4.36 – Évolution des paramètres de Pauli observés (mélange) et *démélangés* pour la transition **zone urbaine** ($\mu = 0$) à **sol nu** ($\mu = 1$) dans le plan (H, α) en fonction de μ . L'algorithme de démixage est résolu sur un voisinage local 9×9 et les résultats sont donnés pour $nb_{look} = 25$.

Les résultats pour la transition **culture de colza** ($\mu = 0$) à **zone urbaine** ($\mu = 1$) sont assez similaires à ceux de la transition zone urbaine à sol nu. Les paramètres de la segmentation du plan (H_1, α_1) sur la figure 6.4.37 sont mal déterminés alors que les paramètres de Pauli de la **zone urbaine** sur la figure 6.4.38 sont très cohérents à part au moment de la discontinuité dans le mélange déjà observée.

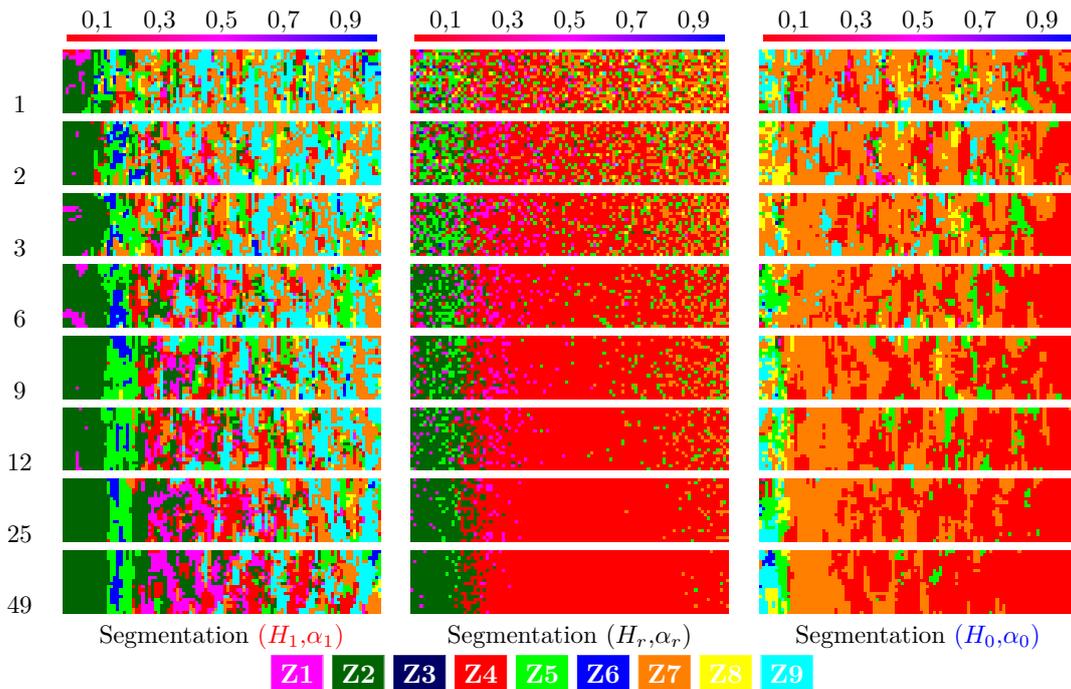


FIGURE 6.4.37 – Paramètres de la segmentation (H_r, α_r) des données mélangées et des segmentations des plans (H_0, α_0) et (H_1, α_1) issues de \widehat{C}_0 et \widehat{C}_1 pour une transition **colza** ($\mu = 0$) à **zone urbaine** ($\mu = 1$). L'algorithme de démixage est résolu sur un voisinage local 9×9 et les résultats sont donnés pour plusieurs nb_{look} (1 à 49).

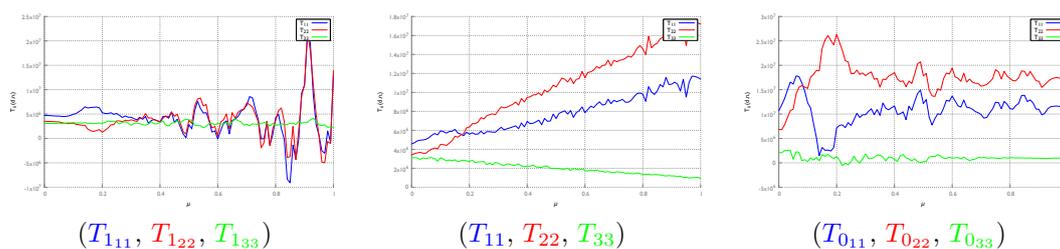


FIGURE 6.4.38 – Évolution des paramètres de Pauli observés (mélange) et *démélangés* pour la transition **culture de colza** ($\mu = 0$) à **zone urbaine** ($\mu = 1$) dans le plan (H, α) en fonction de μ . L'algorithme de *démélange* est résolu sur un voisinage local 9×9 et les résultats sont donnés pour $nb_{look} = 25$.

6.5 Conclusion

Ce chapitre sur l'évaluation de l'algorithme de *démélange* sur des données simulées a permis de mettre en évidence que, sous l'hypothèse de mélange linéaire, des mélanges entre entité thématiques peuvent avoir des conséquences très différentes sur les paramètres polarimétriques. Si les paramètres de Pauli se comportent assez linéairement en fonction du paramètre de mélange μ , les paramètres de [Cloude et Pottier \(1997\)](#) ont des comportements différents en fonction des entités mélangées.

Après ces expériences sur des données simulées, nous pouvons affirmer que le produit radar reconstruit proposé dans la partie 5.4.6 est valable. Si l'intensité du bruit introduit dans les simulations n'est pas trop important, la reconstruction donne une matrice de covariance proche de la matrice de covariance observée, et ce quel que soit le paramètre de mélange μ . Les décompositions polarimétriques de la matrice de covariance reconstruite donne des paramètres polarimétriques cohérents avec les paramètres observés. Nous avons vu que la reconstruction agit aussi comme une estimation locale de la matrice de covariance. Nous pouvons donc envisager d'appliquer l'algorithme de *démélange* sur des données réelles *1-look*.

Si la reconstruction fonctionne bien, il n'est pas évident que les matrices de covariance *démélangées* aient une réalité thématique. Pour évaluer cela nous avons distingué deux cas : le cas d'une forte variabilité locale des conditions de mélange et le cas d'une transition lente des conditions de mélange.

Dans le cas d'une forte variabilité des conditions de mélange, nous avons vu que les comportements thématiques ont pu être retrouvés. Utiliser plus d'observations pour l'estimation de ces matrices *démélangées* permet de mieux retrouver les comportements thématiques. Nous avons cependant un cas où l'algorithme n'a pas fonctionné (cas du *sol nu* dans une transition *zone urbaine* à *sol nu*).

Le cas d'une transition lente apparaît comme une limite à l'estimation de matrices de covariance *démélangées* valables thématiquement. Dans ces conditions, la bonne estimation de $[C_0]$ et $[C_1]$ dépend des types thématiques mélangés et surtout du paramètre de mélange. Il semble y avoir une analogie avec la dominance de certains comportements polarimétriques observés en 6.2. En effet, les zones de transitions entre comportements dominants (plus ou moins larges selon les types mélangés) semblent être les zones où l'estimation de $[C_0]$ et $[C_1]$ n'est plus valable. Le cas où tous les pixels ont les mêmes conditions de μ est un cas dégénéré que nous avons testé où l'estimation de $[C_0]$ et $[C_1]$ donne des résultats aberrants.

Chapitre 7

Évaluation de la reconstruction sur des données réelles

Sommaire

7.1	Décompositions observées	117
7.2	Décompositions polarimétriques de la matrice de covariance reconstruite $[C_r]$	118
7.3	Résidus et taille du voisinage $M \times M$	121
7.4	Évolution des paramètres polarimétriques le long d'un transect .	123
7.5	Influence de la taille du pixel optique sur les résidus de reconstruction	125
7.6	Influence du seuil	127
7.7	Conclusion sur la reconstruction	128

L'algorithme de démixage proposé dans le chapitre 5 est évalué ici sur des données réelles. Le site choisi pour cette évaluation est le site de Mane dont la description est donnée en chapitre 2. Une description plus complète et des photographies du terrain sont aussi disponibles dans l'annexe A. Nous avons choisi d'évaluer l'algorithme sur les images radar *RS2-FORCA-003* (20-05-2012) et *RS2-FORCA-005* (27-06-2012) dont les paramètres ont été décrits dans les tables 2.2 et 2.1.

7.1 Décompositions observées

Nous présentons en figure 7.1.1 un rappel des données optiques (composition IRC) et les deux décompositions de Pauli des images radar *RS2-FORCA-003* et *RS2-FORCA-005*. Ces images confirment que la matrice de covariance radar est difficile à estimer dans le cas où les conditions de mélange ne sont pas stationnaires. Ici, il s'agit surtout du cas où les conditions de mélange entre plusieurs classes thématiques (*forêt* et *sol nu*) présentent une forte variabilité locale.

Les segmentations du plan (H, α) de la décomposition de Cloude et Pottier (1997) pour les deux images radar données en figure 7.1.2 sont aussi difficiles à interpréter dans ce cas. Les types de rétrodiffusion intervenant principalement sont les classes **Z2**, **Z5** et **Z6** décrites dans la table 3.2 page 48.

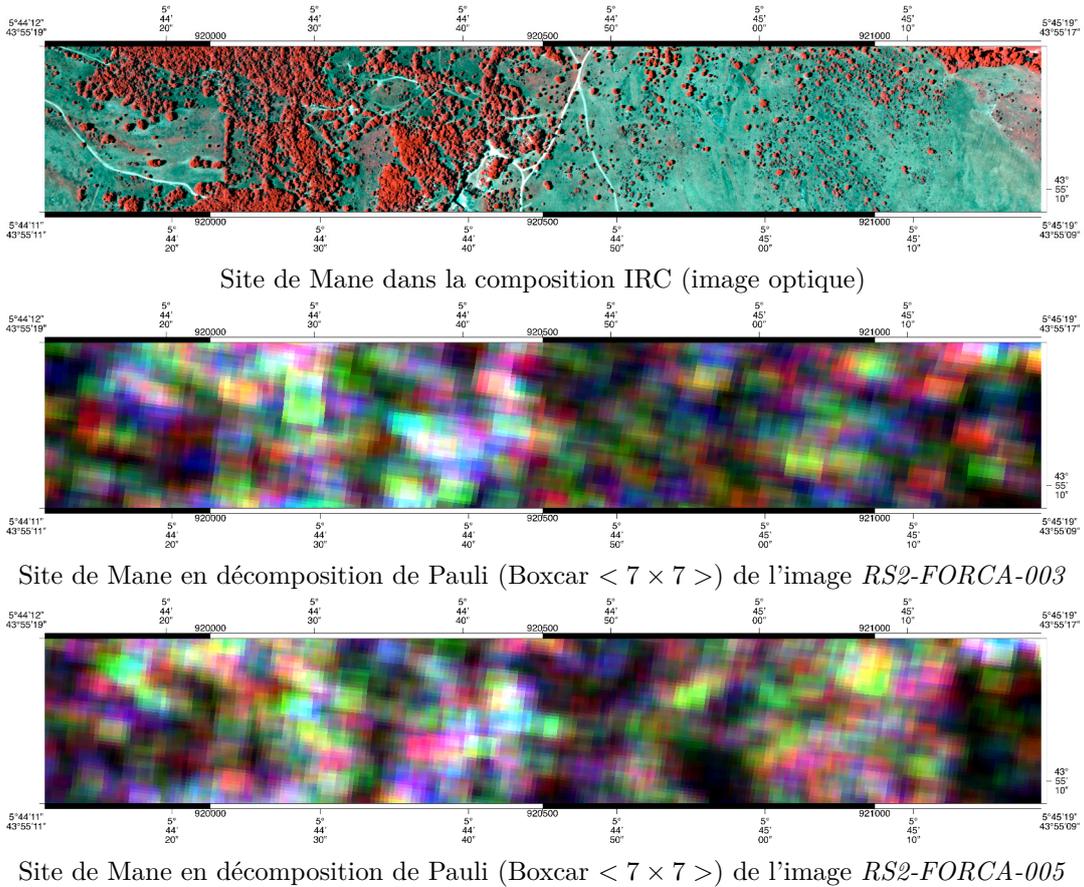


FIGURE 7.1.1 – Décompositions de Pauli estimées sur un voisinage $\langle 7 \times 7 \rangle$ pour les deux images *RS2-FORCA-003* et *RS2-FORCA-005* et données optiques sur le site d'étude de Mane. Cette figure montre la difficulté d'estimer $[C]$ en condition de mélange.

7.2 Décompositions polarimétriques de la matrice de covariance reconstruite $[C_r]$

Nous appliquons ici l'algorithme de démixage tel que décrit dans la partie 5.2. L'étape *Classification binaire* $\mu_{local} = \{0,1\}$ à l'échelle du pixel optique de la figure 5.2.2 est réalisée à l'aide d'un seuillage brut. L'indice de végétation *NDVI* est calculé, ré-échantillonné entre 0 et 1 et le seuillage brut est appliqué pour produire la décision $\mu_{local} = \{0,1\}$. Nous nommons ce seuil $seuil_{\mu_{local}}$; la partie 7.6 de ce chapitre est consacrée à l'influence de ce seuil.

Les figures 7.2.3 et 7.2.4 donnent les décompositions de Pauli observées et reconstruites pour les images *RS2-FORCA-003* et *RS2-FORCA-005*. La décomposition de Pauli est issue de la matrice de covariance estimée avec un filtre *BoxCar* 7×7 alors que la décomposition reconstruite provient de l'algorithme de démixage appliqué sur un fenêtre défilante 7×7 et un paramètre $seuil_{\mu_{local}} = 0,6$. Pour ces deux images les segmentations du plan (H, α) de Cloude et Pottier (1997) sont données en figures E.1.1 et E.1.2 de l'annexe E.

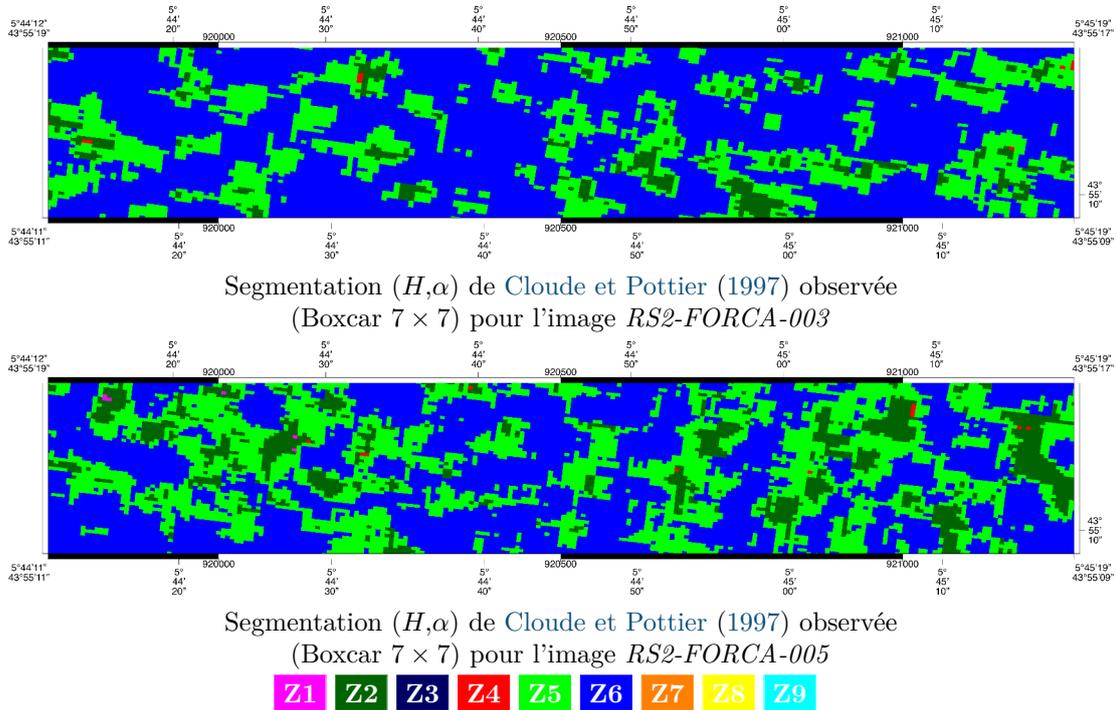


FIGURE 7.1.2 – Segmentations des paramètres (H, α) de Cloude et Pottier (1997) observées sur un voisinage $< 7 \times 7 >$ pour les deux images *RS2-FORCA-003* et *RS2-FORCA-005* sur le site d'étude de Mane.

Visuellement nous observons pour ces deux images que les décompositions de Pauli et les segmentations du plan (H, α) de Cloude et Pottier (1997) des produits radar reconstruits paraissent cohérentes avec les décompositions observées. La partie suivante confirme quantitativement cette observation.

Pour compléter la comparaison visuelle entre produit radar reconstruit et produit radar observé nous donnons en annexe E :

- les figures E.1.1 et E.1.2 qualifiant la segmentation du plan (H, α) observée et reconstruite pour les images *RS2-FORCA-003* et *RS2-FORCA-005*,
- les figures E.1.3 et E.1.4 qualifiant l'entropie polarimétrique observée et reconstruite pour les images *RS2-FORCA-003* et *RS2-FORCA-005*,
- les figures E.1.5 et E.1.6 qualifiant l'angle α observé et reconstruit pour les images *RS2-FORCA-003* et *RS2-FORCA-005*,
- les figures E.1.7 et E.1.8 qualifiant l'anisotropie observée et reconstruite pour les images *RS2-FORCA-003* et *RS2-FORCA-005*.

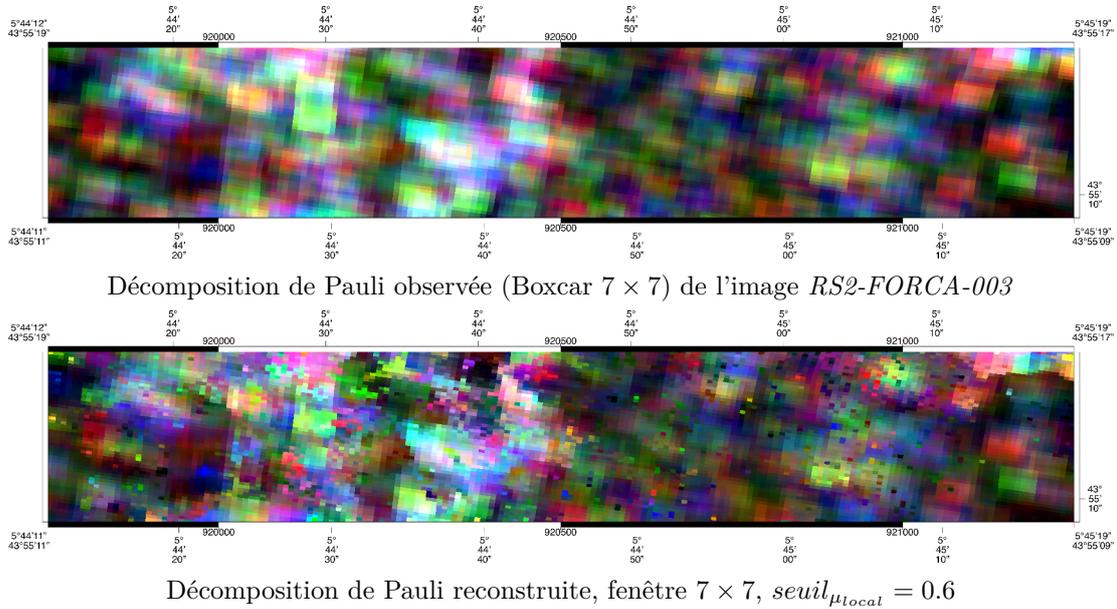


FIGURE 7.2.3 – Décompositions de Pauli observées et reconstruites sur un voisinage $\langle 7 \times 7 \rangle$ pour les images *RS2-FORCA-003* et *RS2-FORCA-005* et sur le site d'étude de Mane. Un $seuil_{\mu_{local}} = 0,6$ a été utilisé pour cette figure.

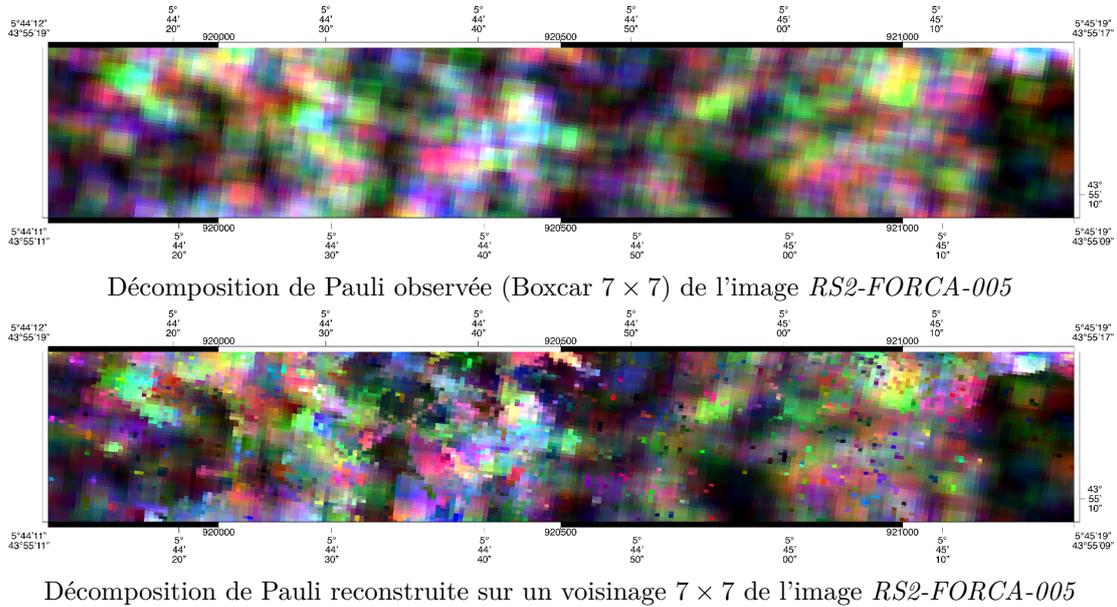


FIGURE 7.2.4 – Décompositions de Pauli observées et reconstruites sur un voisinage $\langle 7 \times 7 \rangle$ pour les images *RS2-FORCA-003* et *RS2-FORCA-005* et sur le site d'étude de Mane. Un $seuil_{\mu_{local}} = 0,6$ a été utilisé pour cette figure.

7.3 Résidus et taille du voisinage $M \times M$

Les résidus relatifs donnés par l'équation (6.6) ont été calculés pour les deux images radar *RS2-FORCA-003* et *RS2-FORCA-005*. Pour chacune des images radar nous présentons un tableau (tables 7.1 et 7.2) ainsi que sa représentation graphique (figures 7.3.5 et 7.3.6) montrant la moyenne et l'écart-type de ces résidus pour chaque terme C_{ij} et pour 4 tailles de voisinage : 5×5 , 7×7 , 9×9 et 11×11 . Les résidus que nous présentons sont uniquement les résidus appartenant à un intervalle de confiance $\in [\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma]$, pour éviter l'influence des quelques *outliers* que nous avons signalés dans la partie 7.2. Le nombre d'observations que nous éliminons dans ce cas est très restreint et diminue avec $M \times M$ croissant. Le nombre d'observations ignorées pour chaque image radar dans le calcul de ces moyennes et écart-types est donné pour information dans les tables E.1 et E.2 de l'annexe E.

TABLEAU 7.1 – Résidus de reconstruction $|\Delta C_{ij}|$ par terme de la matrice de covariance pour l'image *RS2-FORCA-003* et pour différents voisinages $M \times M$. Un $seuil_{\mu_{local}} = 0,6$ a été utilisé pour cette table.

Voisinage		$ \Delta C_{11} $	$ \Delta C_{12} $	$ \Delta C_{13} $	$ \Delta C_{22} $	$ \Delta C_{23} $	$ \Delta C_{33} $
5×5	μ	0,115	0,445	0,238	0,137	0,438	0,157
	σ	0,179	0,466	0,301	0,274	0,455	0,620
7×7	μ	0,102	0,516	0,191	0,108	0,496	0,103
	σ	0,212	0,621	0,227	0,166	0,519	0,172
9×9	μ	0,083	0,515	0,162	0,090	0,523	0,086
	σ	0,115	0,501	0,183	0,108	0,526	0,116
11×11	μ	0,083	0,559	0,139	0,089	0,553	0,080
	σ	0,152	0,548	0,144	0,101	0,524	0,099

avec $|\Delta C_{ij}| = \left| \frac{C_{ij} - C_{r_{ij}}}{C_{r_{ij}}} \right|$

TABLEAU 7.2 – Résidus de reconstruction $|\Delta C_{ij}|$ par terme de la matrice de covariance pour l'image *RS2-FORCA-005* et pour différents voisinages $M \times M$. Un $seuil_{\mu_{local}} = 0,6$ a été utilisé pour cette table.

Voisinage		$ \Delta C_{11} $	$ \Delta C_{12} $	$ \Delta C_{13} $	$ \Delta C_{22} $	$ \Delta C_{23} $	$ \Delta C_{33} $
5×5	μ	0,148	0,458	0,264	0,159	0,475	0,140
	σ	0,391	0,484	0,339	0,556	0,523	0,300
7×7	μ	0,111	0,510	0,202	0,113	0,519	0,113
	σ	0,180	0,543	0,226	0,170	0,547	0,226
9×9	μ	0,103	0,571	0,178	0,105	0,561	0,088
	σ	0,160	0,667	0,195	0,150	0,607	0,118
11×11	μ	0,093	0,546	0,156	0,0990	0,597	0,087
	σ	0,114	0,510	0,159	0,127	0,628	0,124

avec $|\Delta C_{ij}| = \left| \frac{C_{ij} - C_{r_{ij}}}{C_{r_{ij}}} \right|$

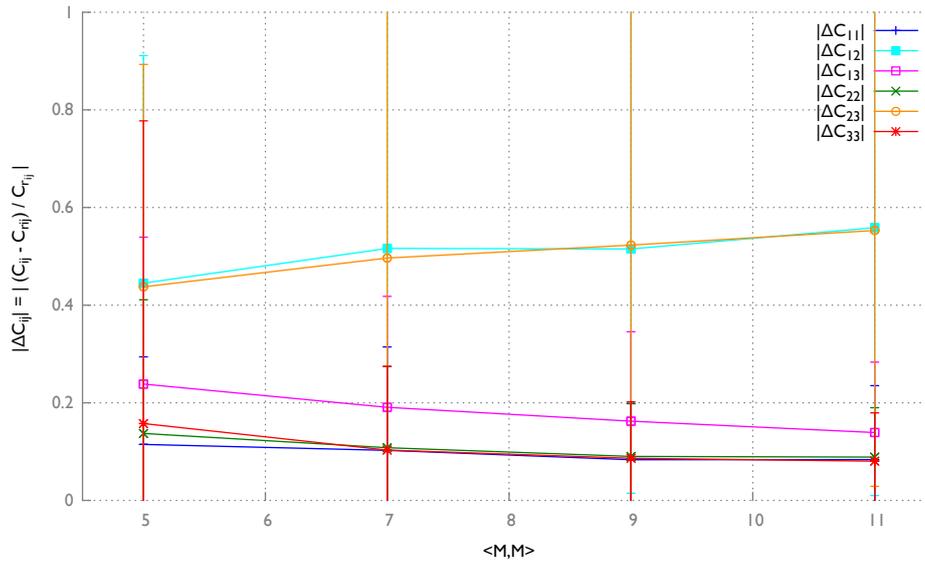


FIGURE 7.3.5 – Évolution des résidus de reconstruction $|\Delta C_{ij}|$ en fonction de la taille du voisinage $M \times M$ pour l'image *RS2-FORCA-003* et par terme de la matrice de covariance. Un $seuil_{\mu_{local}} = 0,6$ a été utilisé pour cette figure.

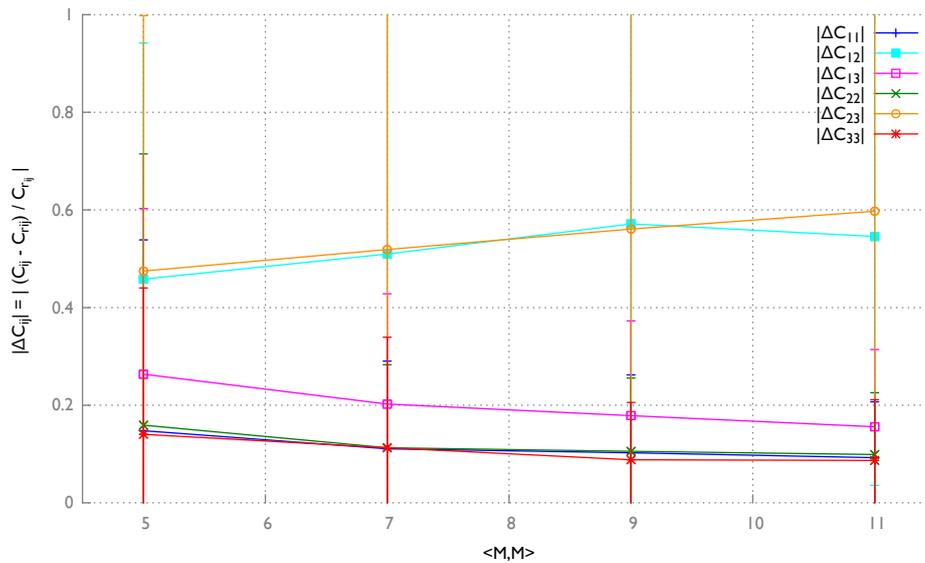


FIGURE 7.3.6 – Évolution des résidus de reconstruction $|\Delta C_{ij}|$ en fonction de la taille du voisinage $M \times M$ pour l'image *RS2-FORCA-005* et par terme de la matrice de covariance. Un $seuil_{\mu_{local}} = 0,6$ a été utilisé pour cette figure.

Bilan : résidus et taille du voisinage Dans l'expérience sur les simulations, nous avons fait l'hypothèse que le mélange linéaire (5.4) pour la génération des données était valide. Par conséquent nous avons observé dans la figure 6.3.11 que tous les termes C_{ij} avaient un comportement similaire concernant le produit radar reconstruit.

Cette hypothèse de mélange linéaire nous semble valide pour les termes diagonaux réels C_{11} , C_{22} et C_{33} . Les résidus de ces trois termes se comportent de la même façon. Le terme C_{13} est en revanche un peu moins bien reconstruit. Pour ces quatre termes on observe une amélioration en moyenne et écart-type des résidus $|\Delta C_{11}|$, $|\Delta C_{13}|$, $|\Delta C_{22}|$ et $|\Delta C_{33}|$ avec l'augmentation de la taille du voisinage de résolution du système de moindres carrés $M \times M$. Ce phénomène n'était pas observable dans les données simulées. Les résidus observés équivalent à un niveau de nb_{look} important (le paramètre *intensité* du bruit dans les expériences sur les données simulées).

Cependant l'hypothèse de mélange linéaire ne s'applique pas aux termes complexes C_{12} et C_{23} . Les résidus $|\Delta C_{12}|$ et $|\Delta C_{23}|$ sont très forts en moyenne et en écart-type. Ce résultat s'explique facilement grâce à l'hypothèse de non-corrélation des canaux de co-polarisation et cross-polarisation que nous avons énoncée en 3.10. En effet pour un milieu naturel (c'est le cas du site de Mane) $E(C_{12}) = 0$ et $E(C_{23}) = 0$ et il n'y a pas ou peu d'information dans C_{12} et C_{23} .

7.4 Évolution des paramètres polarimétriques le long d'un transect

La partie 7.3 précédente évalue quantitativement et de façon globale sur tout le site de Mane la qualité de la reconstruction avec l'analyse de résidus $|\Delta C_{ij}|$. Pour vérifier que cette reconstruction est cohérente pour chaque pixel nous réalisons ici des transects et comparons les paramètres polarimétriques observés et reconstruits dans la décomposition de Pauli et la décomposition de Cloude et Pottier (1997).

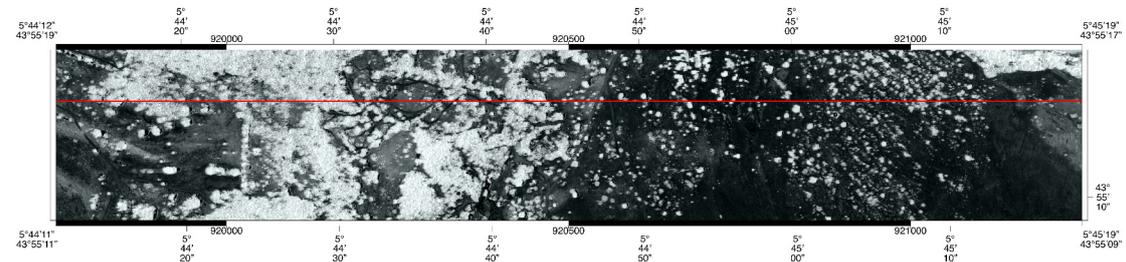


FIGURE 7.4.7 – Les évolutions des paramètres de Pauli sur les figures 7.4.8, 7.4.9 et 7.4.10 sont calculées sur le transect représenté en rouge sur cette figure. L'image contextuelle est ici le NDVI optique.

Les paramètres polarimétriques de la décomposition de Pauli sont donnés en figures 7.4.8, 7.4.9 et 7.4.10 et ceux de la décomposition de Cloude et Pottier (1997) en figures E.3.10, E.3.11 et E.3.12 de l'annexe E.

L'évolution des paramètres polarimétriques de Pauli et de Cloude et Pottier (1997) sur le transect considéré confirme la bonne cohérence des paramètres reconstruits et des paramètres observés. Le fait que les paramètres observés sont plus *lisses* peut être expliqué car on compare ici les paramètres observés issus de l'estimation moyenne de la matrice de covariance sur un voisinage 7×7 (filtre *Boxcar*) avec le résultat de la reconstruction appliqué à la matrice de covariance calculée à partir des observations *1-look*. Les *outliers* remarquables lors de l'évaluation visuelle de la reconstruction de Pauli en figure 7.2.4 doivent provoquer les quelques erreurs de reconstruction observables principalement en décomposition de Cloude et Pottier (1997).

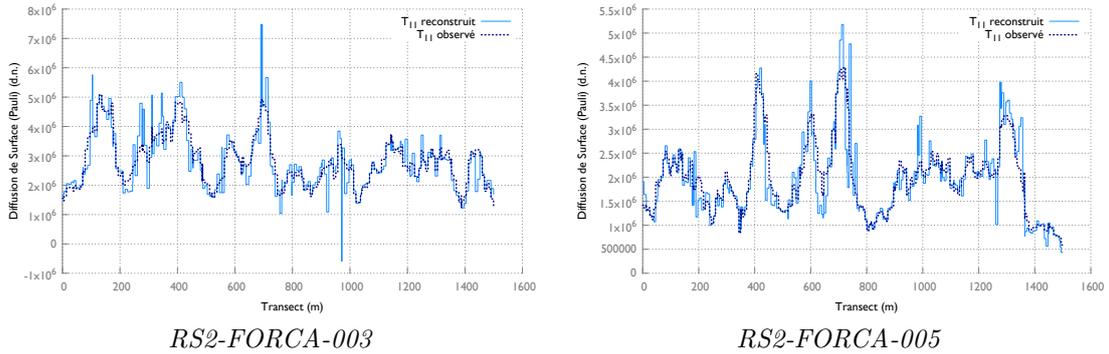


FIGURE 7.4.8 – Évolution de la diffusion de surface de Pauli T_{11} observée et reconstruite sur le transect 7.4.7 pour les deux images *RS2-FORCA-003* et *RS2-FORCA-005*. Une fenêtre d'estimation 7×7 et un $seuil_{\mu_{local}} = 0,6$ ont été utilisés pour cette figure.

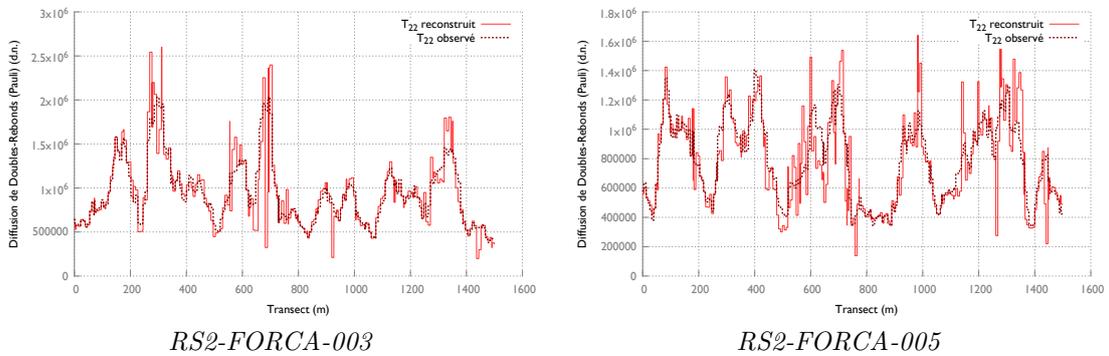


FIGURE 7.4.9 – Évolution de la diffusion de doubles-rebonds de Pauli T_{22} observée et reconstruite sur le transect 7.4.7 pour les deux images *RS2-FORCA-003* et *RS2-FORCA-005*. Une fenêtre d'estimation 7×7 et un $seuil_{\mu_{local}} = 0,6$ ont été utilisés pour cette figure.

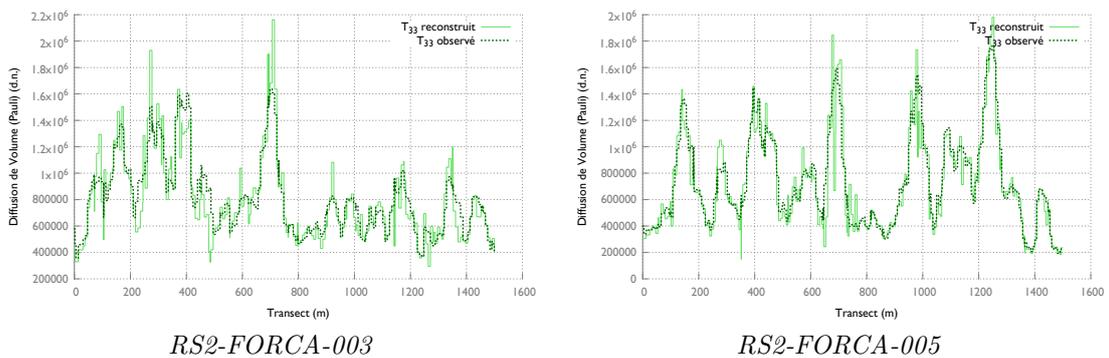


FIGURE 7.4.10 – Évolution de la diffusion de volume de Pauli T_{33} observée et reconstruite sur le transect 7.4.7 pour les deux images *RS2-FORCA-003* et *RS2-FORCA-005*. Une fenêtre d'estimation 7×7 et un $seuil_{\mu_{local}} = 0,6$ ont été utilisés pour cette figure.

7.5 Influence de la taille du pixel optique sur les résidus de reconstruction

Les ortho-images optiques sur le site de Mane présenté en 2.4.2 est initialement échantillonnée à la résolution spatiale de 0,25 m à partir des images aériennes disponibles sur la zone décrite la table 2.3. Dans cette partie nous avons dégradé artificiellement la résolution spatiale des images optiques et avons calculé les résidus $|\Delta C_{ij}|$ de reconstruction dans ces cas.

Comme nous l'avons constaté lors de l'explication de l'algorithme de démélange, nous disposons de plusieurs observations optiques par pixel radar pour estimer le paramètre de mélange μ_{global} que nous avons considéré. La table 7.3 donne le nombre moyen d'observations optiques par pixel radar dans le cas des images *RS2-FORCA-003* et *RS2-FORCA-005*. Dans le cas où les données optiques sont à la résolution terrain de 0,25 m, 500 à 600 observations sont disponibles pour estimer la proportion μ_{global} . Le cas où la résolution est de 5 m apparaît comme une condition limite où en moyenne 1 à 2 pixels optiques seulement contribuent à l'estimation du paramètre de mélange μ_{global} .

TABLEAU 7.3 – Nombre moyen d'observations optiques par pixel radar disponibles pour estimer μ_{global} en fonction de la taille du pixel optique

Résolution optique	0,25 m	0,50 m	1 m	2 m	3 m	4 m	5 m
<i>RS2-FORCA-003</i>	593,7	148,5	37,2	9,4	4,2	2,4	1,6
<i>RS2-FORCA-005</i>	503,78	126,2	32,6	8,0	3,6	2,0	1,3

Les résidus de reconstruction $|\Delta C_{ij}|$ pour les images *RS2-FORCA-003* et *RS2-FORCA-005* sont donnés respectivement dans les tables 7.4 et 7.5. Pour cette expérience sur l'influence de la taille du pixel optique sur les résidus de reconstruction nous avons fixé la taille de la fenêtre d'estimation à 7×7 et le seuil utilisé pour la décision locale $seuil_{\mu_{local}} = 0,6$.

Ces tables montrent que la taille du pixel optique a très peu d'influence sur la qualité de reconstruction. Ce résultat sur les données réelles est à rapprocher des observations faites dans la partie 6.3.3 sur les données simulées. Dans cette partie il a été mis en évidence que la reconstruction est indépendante du paramètre de mélange μ . Ici, le nombre moyen d'observations optiques par pixel radar est directement lié à la qualité d'estimation du paramètre μ_{global} . En d'autres termes, une mauvaise estimation de μ_{global} n'a pas d'influence sur la qualité de reconstruction.

Pour confirmer cette observation nous avons aussi simulé un cas où l'optique donnerait $\mu_{global} \approx 0,5$ pour tous les pixels radar candidats à l'algorithme de démélange. Cette expérience et les résidus de reconstruction sont donnés dans la partie E.4 de l'annexe E pour l'image *RS2-FORCA-005*. Dans ce cas, qui peut se décrire comme le fait que l'on ne dispose pas de connaissance a priori des conditions de mélange, les résidus de reconstruction sont meilleurs en moyenne et écart-type que dans le cas où μ est estimé à partir des données optiques.

TABLEAU 7.4 – Évolution des résidus $|\Delta C_{ij}| \in [\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma]$ en fonction de la taille du pixel optique. Ces résultats concernent l'application de l'algorithme de démixage sur une fenêtre 7×7 et un $seuil_{\mu_{local}} = 0,6$ pour l'image *RS2-FORCA-003*

Résolution optique (m)		$ \Delta C_{11} $	$ \Delta C_{12} $	$ \Delta C_{13} $	$ \Delta C_{22} $	$ \Delta C_{23} $	$ \Delta C_{33} $
0,25 m	μ	0,102	0,516	0,191	0,108	0,497	0,103
	σ	0,212	0,621	0,227	0,166	0,519	0,172
0,5 m	μ	0,099	0,484	0,186	0,106	0,488	0,099
	σ	0,160	0,505	0,210	0,152	0,495	0,141
1 m	μ	0,095	0,476	0,189	0,106	0,498	0,107
	σ	0,138	0,499	0,227	0,160	0,542	0,201
2 m	μ	0,094	0,475	0,192	0,104	0,463	0,110
	σ	0,143	0,551	0,246	0,188	0,482	0,266
3 m	μ	0,091	0,431	0,175	0,092	0,435	0,105
	σ	0,151	0,481	0,227	0,143	0,506	0,265
4 m	μ	0,085	0,456	0,160	0,094	0,397	0,090
	σ	0,150	0,785	0,207	0,237	0,453	0,185
5 m	μ	0,079	0,405	0,183	0,089	0,407	0,093
	σ	0,127	0,448	0,325	0,141	0,448	0,165

$$\text{avec } |\Delta C_{ij}| = \left| \frac{C_{ij} - C_{r_{ij}}}{C_{r_{ij}}} \right|$$

 TABLEAU 7.5 – Évolution des résidus $|\Delta C_{ij}| \in [\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma]$ en fonction de la taille du pixel optique. Ces résultats concernent l'application de l'algorithme de démixage sur une fenêtre 7×7 et un $seuil_{\mu_{local}} = 0,6$ pour l'image *RS2-FORCA-005*

Résolution optique (m)		$ \Delta C_{11} $	$ \Delta C_{12} $	$ \Delta C_{13} $	$ \Delta C_{22} $	$ \Delta C_{23} $	$ \Delta C_{33} $
0,25 m	μ	0,111	0,510	0,202	0,113	0,519	0,113
	σ	0,180	0,543	0,226	0,170	0,547	0,226
0,5 m	μ	0,109	0,493	0,205	0,113	0,524	0,108
	σ	0,167	0,496	0,234	0,172	0,553	0,177
1 m	μ	0,117	0,502	0,201	0,117	0,511	0,099
	σ	0,288	0,546	0,230	0,209	0,540	0,141
2 m	μ	0,104	0,467	0,191	0,108	0,542	0,114
	σ	0,194	0,505	0,234	0,175	0,722	0,415
3 m	μ	0,097	0,442	0,187	0,103	0,467	0,098
	σ	0,190	0,527	0,281	0,185	0,574	0,197
4 m	μ	0,077	0,397	0,182	0,094	0,424	0,100
	σ	0,120	0,483	0,296	0,193	0,542	0,328
5 m	μ	0,103	0,428	0,207	0,087	0,432	0,101
	σ	0,420	0,468	0,369	0,132	0,466	0,250

$$\text{avec } |\Delta C_{ij}| = \left| \frac{C_{ij} - C_{r_{ij}}}{C_{r_{ij}}} \right|$$

7.6 Influence du seuil

Ici nous fixons le paramètre de la taille de fenêtre d'estimation à 7×7 et nous gardons la résolution terrain de 0,25 m des données optiques. Nous faisons varier le paramètre $seuil_{\mu_{local}}$ et calculons les résidus de reconstruction $|\Delta C_{ij}|$. Ces résidus pour l'image *RS2-FORCA-005* sont donnés dans la table 7.6.

TABLEAU 7.6 – Évolution des résidus $|\Delta C_{ij}| \in [\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma]$ en fonction du seuil $seuil_{\mu_{local}}$ utilisé pour le calcul de paramètre de mélange μ_{global} . Ces résultats concernent l'application de l'algorithme de démixage sur une fenêtre 7×7 et pour l'image *RS2-FORCA-005*

$seuil_{\mu_{global}} \in [0,1]$		$ \Delta C_{11} $	$ \Delta C_{12} $	$ \Delta C_{13} $	$ \Delta C_{22} $	$ \Delta C_{23} $	$ \Delta C_{33} $
0,1	μ	0,098	0,462	0,184	0,101	0,494	0,111
	σ	0,180	0,492	0,201	0,2061	0,584	0,383
0,2	μ	0,129	0,558	0,250	0,119	0,567	0,124
	σ	0,251	0,572	0,321	0,171	0,559	0,276
0,3	μ	0,138	0,568	0,260	0,149	0,615	0,119
	σ	0,260	0,570	0,338	0,306	0,689	0,160
0,4	μ	0,146	0,593	0,238	0,140	0,587	0,124
	σ	0,317	0,626	0,258	0,202	0,598	0,184
0,5	μ	0,154	0,568	0,226	0,145	0,575	0,120
	σ	0,721	0,585	0,251	0,249	0,593	0,191
0,6	μ	0,111	0,510	0,202	0,113	0,519	0,113
	σ	0,180	0,543	0,226	0,170	0,547	0,226
0,7	μ	0,114	0,520	0,204	0,118	0,542	0,100
	σ	0,190	0,577	0,250	0,182	0,639	0,150
0,8	μ	0,096	0,451	0,177	0,108	0,455	0,090
	σ	0,165	0,516	0,221	0,213	0,528	0,151
0,9	μ	0,081	0,396	0,133	0,079	0,360	0,071
	σ	0,282	0,628	0,180	0,159	0,480	0,127

$$\text{avec } |\Delta C_{ij}| = \left| \frac{C_{ij} - C_{rij}}{C_{rij}} \right|$$

Les mêmes conclusions que celles énoncées dans la partie 7.5 sur la qualité de reconstruction peuvent être données ici. La figure 7.6.11 montre l'histogramme du NDVI normalisé $\in [0,1]$ de la zone optique 7.4.7. Sur celui-ci, l'information radiométrique concernant la *forêt* se trouve autour du mode $NDVI \approx 0,8$ et l'information du *sol nu* autour du mode $NDVI \approx 0,15$. L'histogramme montre qu'un $seuil_{\mu_{local}}$ autour de 0,5 doit donner les meilleures décisions locales (*forêt*, *sol nu*) et donc produire les meilleures estimations du paramètre de mélange μ_{global} . Or, les conditions limites de seuil donnent des meilleurs résidus de reconstruction. Les bons résidus pour $seuil_{\mu_{local}} = 0,8$ et $seuil_{\mu_{local}} = 0,9$ peuvent s'expliquer car nous avons vu dans le chapitre sur les données simulées que les matrices de covariance dont la puissance totale est importante sont mieux estimées. Dans ce cas $[C_0]$ représente la *forêt* et $[C_1]$ le *sol nu*. Dans le cas où $\mu_{global} \rightarrow 1$, les résidus de reconstruction proviennent principalement de $[C_0]$. Nous verrons dans le chapitre suivant que sur cette zone la puissance totale d'une matrice de covariance *forêt* est plus importante qu'une matrice de covariance *sol nu*.

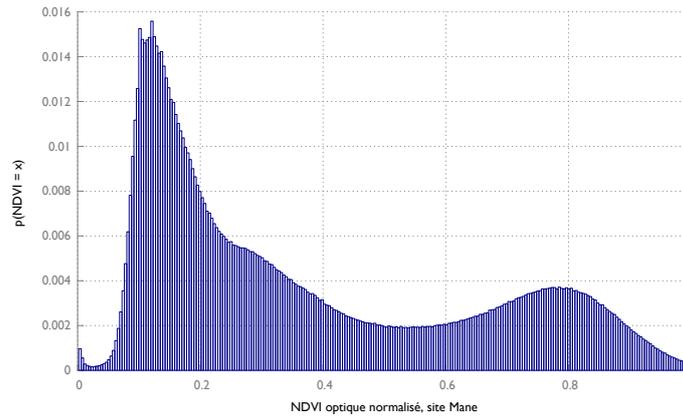


FIGURE 7.6.11 – Histogramme normalisé du NDVI optique $\in [0,1]$ utilisé pour le calcul de μ_{global} sur le site d'étude de Mane

7.7 Conclusion sur la reconstruction

En complément des expériences faites sur les données simulées, ce chapitre nous permet de donner des conclusions sur le produit radar reconstruit.

Statistiquement les résidus de reconstruction ne semblent pas dépendants du paramètre de mélange μ_{global} , de la taille du pixel optique ou du paramètre $seuil_{\mu_{local}}$. Sur les données réelles nous observons une légère influence de la taille de la fenêtre de d'estimation $M \times M$.

Les hypothèses de mélange linéaire peuvent être considérées comme valides sur les données réelles pour les termes C_{11} , C_{22} , C_{33} et C_{13} . Cette hypothèse n'est en revanche pas valable pour les termes C_{12} et C_{23} . De façon très générale on peut approximer chaque terme C_{11} , C_{22} , C_{33} et C_{13} à 8% à 20% de sa valeur en moyenne selon les tailles $M \times M$ de voisinages de résolution de l'algorithme de démixage considérées.

Le paramètre de mélange μ_{global} peut cependant intervenir dans le cas particulier où pour un voisinage $M \times M$ toutes les conditions μ_{global} sont égales ou présentent une transition très lente (tous les μ_{global} très proches dans le voisinage). Dans ce cas les résidus de reconstruction peuvent être importants. Dans ce cas, la matrice des paramètres (A de $AX = B$) des moindres carrés est de rang 1 et ce cas dégénéré provoque des mauvaises estimations. Nous avons observé cela sur une version précédente des données simulées (non présentée dans ce document). Les *outliers* que nous avons observés dans ce chapitre sur les données réelles sont peut être justement dus au cas particulier où tous les μ_{global} du voisinage d'estimation sont égaux. Cette hypothèse n'a cependant pas été testée sur nos données.

Pour résumer et en d'autres termes, malgré le speckle inhérent aux images radar et par conséquent la grande variabilité de la matrice de covariance sur un milieu homogène pour des données *1-look*, on peut toujours estimer une base locale \widehat{C}_0 et \widehat{C}_1 qui permet la reconstruction. Ces conclusions permettent donc en ce sens de répondre à la question 3 page 31 de la partie 1.6. Les questions auxquelles nous devons maintenant répondre sont liées à l'information thématique contenue dans \widehat{C}_0 et \widehat{C}_1 . L'algorithme de démixage permet-il d'assimiler de l'information de l'image optique? Les matrices de covariance \widehat{C}_0 et \widehat{C}_1 ont-elles une réalité thématique? Le chapitre 8 doit répondre à ces questions.

Chapitre 8

Information thématique produite par le démélange

Sommaire

8.1 Résultats du démélange	130
8.1.1 Décompositions de Pauli et de Cloude et Pottier (1997) observées . . .	130
8.1.2 Décompositions de Pauli <i>démélangées</i>	132
8.1.3 Décompositions de Cloude et Pottier (1997) <i>démélangées</i>	132
8.1.4 Conclusion sur la décomposition de Cloude et Pottier (1997) des données <i>démélangées</i>	136
8.2 Évolution des paramètres de Pauli le long d'un transect	137
8.3 Évaluation des paramètres polarimétriques de Pauli en fonction du paramètre de mélange μ	140
8.4 Assimilation de l'information optique	142
8.4.1 Génération de données de référence pour la classification	142
8.4.2 Apprentissage et importance des attributs	144
8.4.3 Classification	145
8.4.4 Conclusions sur l'information thématique produite par le démélange .	146

Dans ce chapitre nous cherchons à répondre aux questions 5 et 4 que nous avons posées en chapitre 1 page 31. Nous rappelons ici ces questions non encore abordées :

4. ce processus de fusion permet-t-il d'agréger l'information portée par l'optique dans le produit radar *démélangé* (assimilation) ?
5. cette méthode de *démélange* permet-elle de produire de l'information ? Peut-on par conséquent prendre de meilleures décisions ou estimer de manière plus robuste des paramètres d'occupation du sol après avoir réalisé le *démélange*. Si non, un traitement conjoint serait alors suffisant.

La partie 8.4 répond à la question 5. Nous allons considérer un problème de classification d'occupation du sol où les données optiques multispectrales permettent de différencier les classes d'une nomenclature alors que les données radar polarimétrique ne le permettent pas. Nous évaluerons si le radar *démélangé* a assimilé l'information thématique portée par les données optiques.

Pour répondre à la question 4 et suite à la discussion sur les moyens de valider l'algorithme donnée dans la partie 5.5, nous essayons d'évaluer si les résultats de l'algorithme de démixage paraissent cohérents sur le site de Mane (2.4.2). Pour ce faire :

- nous donnons et examinons le résultat du démixage dans les représentations polarimétriques de Pauli et de Cloude et Pottier (1997) dans la partie 8.1,
- nous évaluons la cohérence le long d'un transect des paramètres polarimétriques de Pauli dans la partie 8.2,
- nous évaluons les paramètres polarimétriques *démélangés* en fonction du paramètre de mélange μ_{global} dans la représentation de Pauli dans la partie 8.3.

8.1 Résultats du démixage

Les résultats que nous présentons dans la partie 8.1, 8.2 et 8.3 sont produits sur le site de Mane (2.4.2) en fixant la fenêtre d'estimation locale du système de moindres carrés à 7×7 et le $seuil_{\mu_{local}} = 0,5$. Nous avons choisi ce seuil de 0,5 car les résultats les plus cohérents pour l'évaluation des paramètres de Pauli en fonction de μ_{global} en partie 8.3 ont été observés avec celui-ci. L'influence du seuil sur le démixage est abordée dans la partie 8.3 et les résultats pour d'autres valeurs de $seuil_{\mu_{local}}$ sont donnés en partie F.3 de l'annexe F. Les résultats obtenus sont en revanche assez similaires pour les différentes tailles de voisinages $M \times M$. Un exemple est donné pour une taille de voisinage 11×11 en annexe F. Les figures que nous montrons dans cette partie 8.1 concernent l'image *RS2-FORCA-005*. Les mêmes figures appliquées à l'image *RS2-FORCA-003* sont présentées en annexe F.

8.1.1 Décompositions de Pauli et de Cloude et Pottier (1997) observées

Comme nous l'avons vu dans la partie 7.1, la décomposition de Pauli observée sur la zone du site de Mane est difficilement compréhensible. Nous rappelons en figure 8.1.1 cette décomposition observée et donnons les paramètres de Cloude et Pottier (1997) observés en figure 8.1.2.

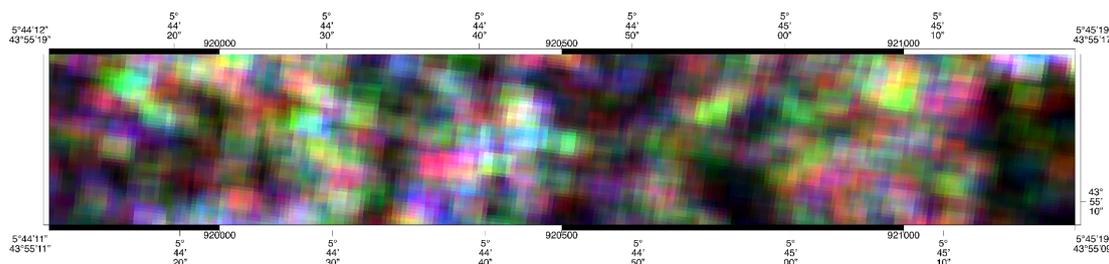


FIGURE 8.1.1 – Décomposition de Pauli observée pour l'image *RS2-FORCA-005* estimée avec un filtre *BoxCar* 7×7 sur le site d'étude de Mane

Visuellement les paramètres de Cloude et Pottier (1997) en figure 8.1.2 semblent assez homogènes et surtout décorrélés de l'occupation de sol de la zone. Cette hypothèse semble confirmée en regardant la figure 8.1.3 qui propose les paramètres de la segmentation du plan (H, α) avec en transparence la zone optique (NDVI). Principalement trois types de rétrodiffusion sont obtenus : **Z2** (diffusions multiples dans un environnement fortement entropique), **Z5** (diffusion dipolaire par la végétation dans un environnement modérément entropique) et **Z6** (diffusion de surface modérément entropique).

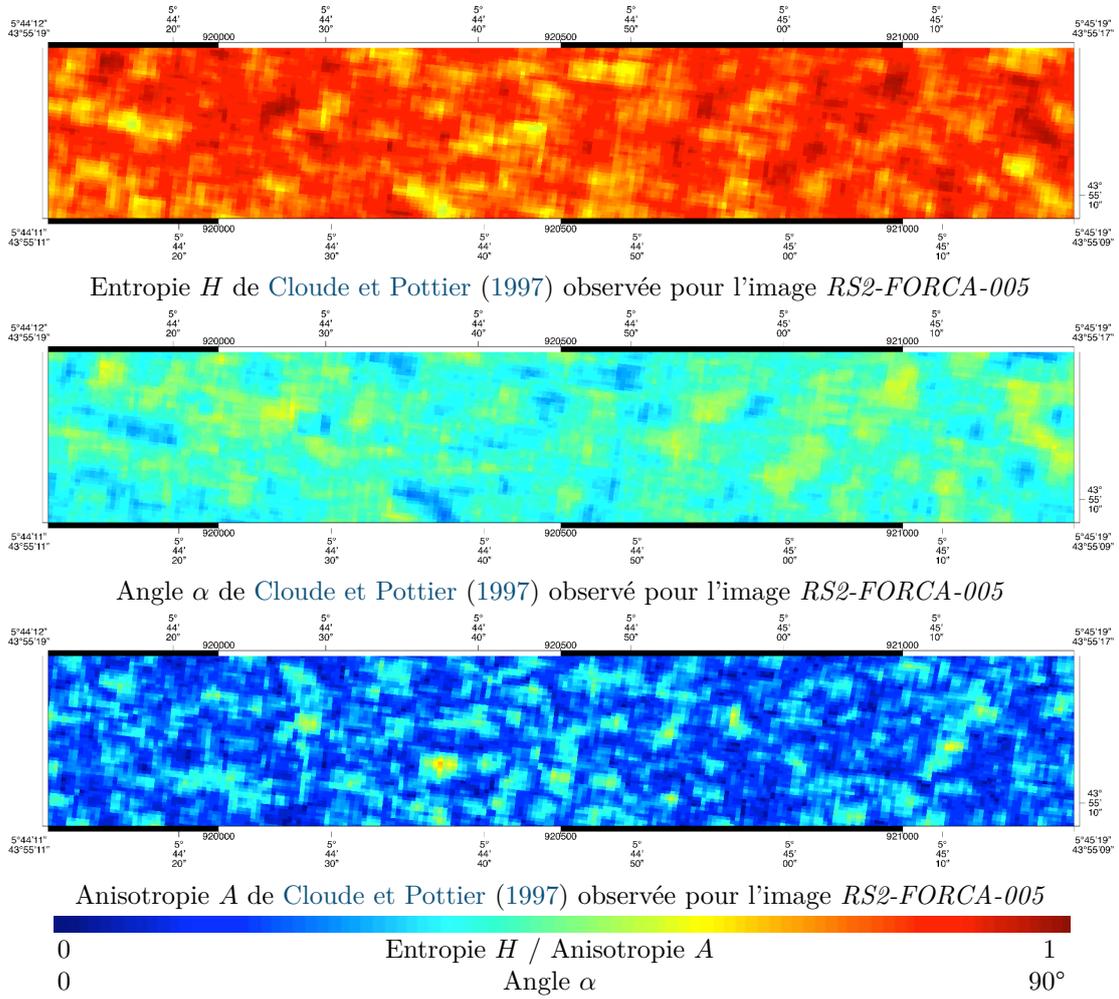


FIGURE 8.1.2 – Paramètres (H,A,α) de Cloude et Pottier (1997) observés résultant de l'estimation de la matrice de covariance avec un filtre *BoxCar* 7×7 pour l'image *RS2-FORCA-005* sur le site d'étude de Mane

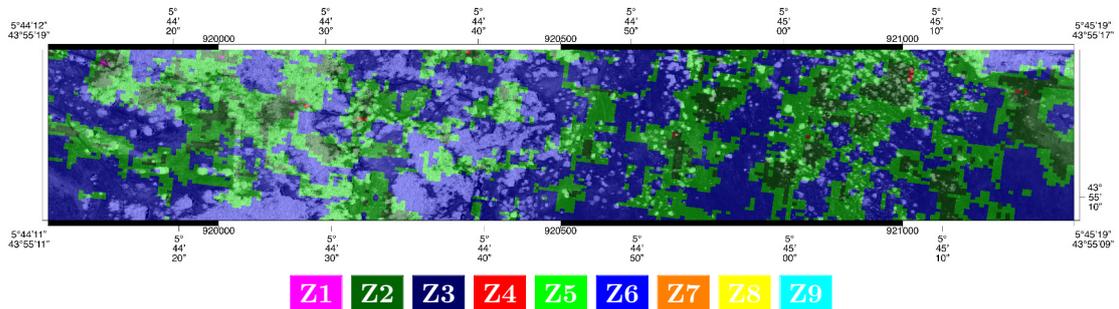


FIGURE 8.1.3 – Segmentation du plan (H,α) observée pour l'image *RS2-FORCA-005*, estimée avec un filtre *BoxCar* 7×7 et données optiques NDVI en transparence

8.1.2 Décompositions de Pauli *démêlängées*

La figure 8.1.4 présente les décompositions de Pauli obtenues après application de l'algorithme de démêlange sur la zone du site de Mane. Nous décomposons la partie de l'information issue du démêlange concernant la *forêt* et le *sol nu*, c'est à dire respectivement $\mu[C_0]$ et $(1 - \mu)[C_1]$.

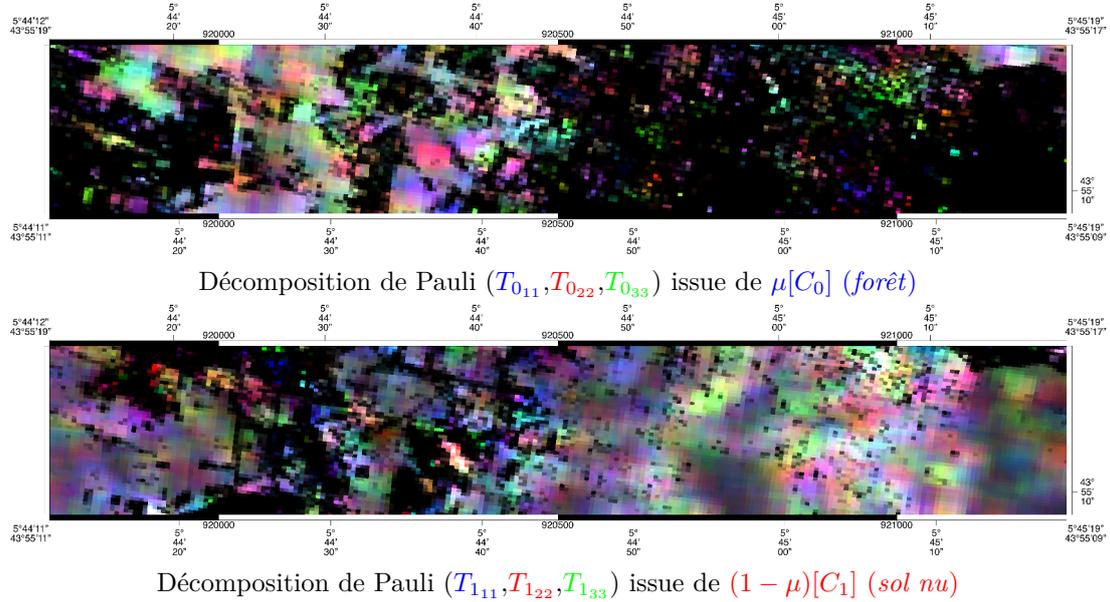


FIGURE 8.1.4 – Décompositions de Pauli *démêlängées* pour l'image *RS2-FORCA-005*, une fenêtre 7×7 et $seuil_{\mu_{global}} = 0,5$

8.1.3 Décompositions de Cloude et Pottier (1997) *démêlängées*

De la même façon que dans la partie 8.1.2 nous présentons ici les résultats du démêlange dans la représentation de Cloude et Pottier (1997). Nous donnons d'abord les paramètres polarimétriques *démêlängés* issus de $\mu[C_0]$ (*forêt*). Ainsi, les paramètres (H_0, α_0, A_0) sont donnés en figure 8.1.5 et la segmentation du plan (H_0, α_0) en figure 8.1.6. De même nous présentons ensuite les mêmes figures pour $(1 - \mu)[C_1]$ (*sol nu*) en figures 8.1.7 et 8.1.8.

Nous avons choisi de présenter dans toutes les figures de cette partie les paramètres de Cloude et Pottier (1997) avec en transparence les données optiques NDVI. Les palettes de couleurs sont moins compréhensibles mais l'analyse locale du type d'occupation du sol lié à ces paramètres *démêlängés* est possible. Les versions non mises en transparence avec le NDVI optique sont disponibles dans la partie F.2 de l'annexe F.

Alors que l'information α des données observées montre en figure 8.1.2 un comportement assez homogène centré sur $\alpha = 45^\circ$, l'angle α_0 *démêlängé*, caractérisant l'information polarimétrique de la *forêt* dans notre cas d'application, présente sur la figure 8.1.5 une grande variété de mesure de l'angle α . Sur les arbres isolés dans la partie Est de la zone, l'angle α_0 présente des comportements tendant vers la diffusion surfacique $\alpha_0 \rightarrow 0^\circ$, des parties dominées par de la diffusion volumique $\alpha_0 \approx 45^\circ$, et surtout un type de diffusion dominant de doubles rebonds $\alpha_0 \rightarrow 90^\circ$ sur certains arbres isolés.

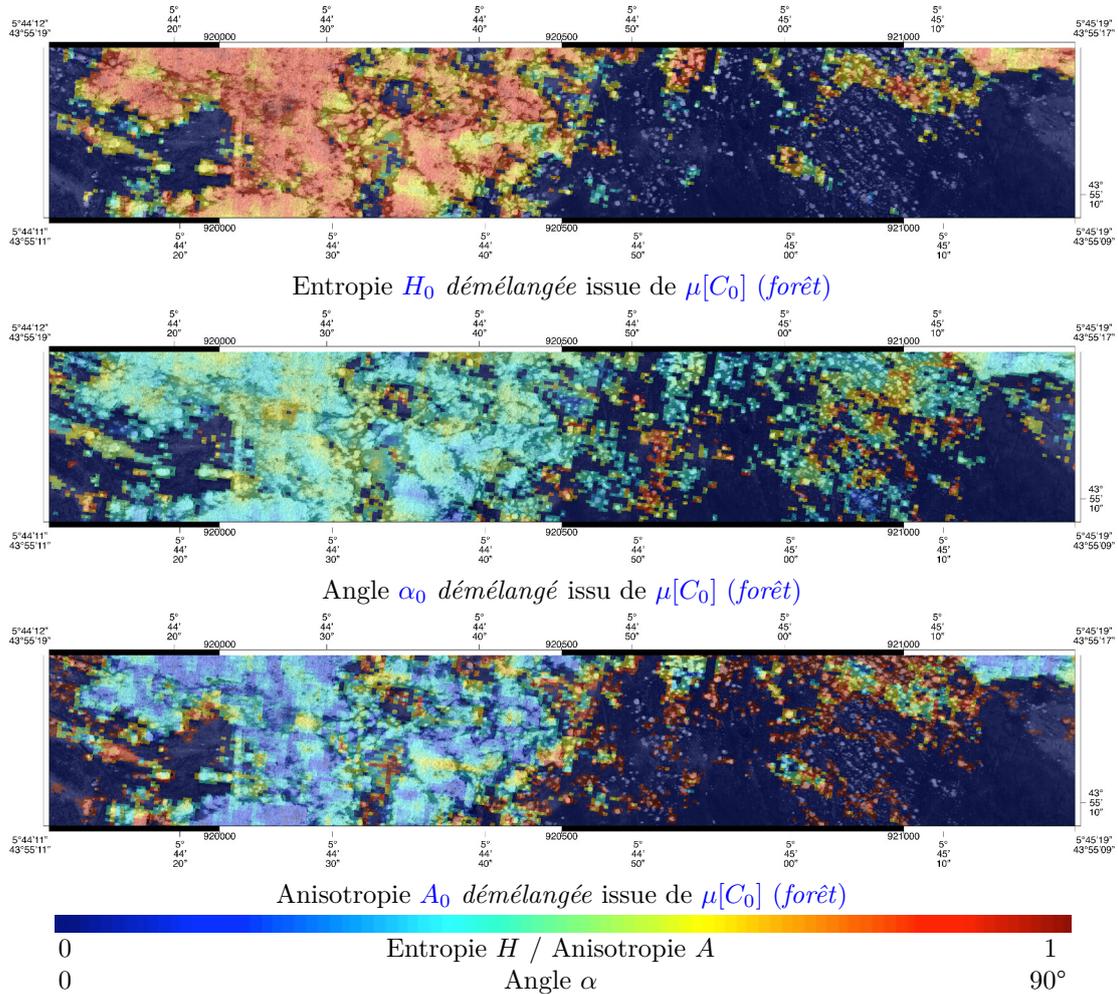


FIGURE 8.1.5 – Paramètres (H_0, α_0, A_0) de Cloude et Pottier (1997) démêlés issus de la matrice de covariance $\mu[C_0]$ (forêt) pour l'image RS2-FORCA-005. Une fenêtre 7×7 et un $seuil_{\mu_{local}} = 0,5$ ont été utilisés

L'anisotropie démêlée A_0 semble aussi apporter visuellement de l'information. L'anisotropie observée A en figure 8.1.2 est assez faible sur toute la zone et ne dépasse pas ou très rarement 0,6. À l'inverse en figure 8.1.5 l'anisotropie A_0 prend des valeurs dans tout l'intervalle $[0,1]$. En particulier, deux types d'occupation du sol provoquent de très fortes valeurs d'entropie démêlée $A_0 \rightarrow 1$: les arbres isolés et les lisières de la forêt. L'anisotropie comme nous l'avons vu dans le chapitre 3 indique qu'un deuxième mécanisme de diffusion important intervient. L'hypothèse pourrait être, pour les arbres isolés un mélange entre diffusion de volume et diffusion de double rebonds. En effet, l'anisotropie $A_0 \rightarrow 1$ indique deux types de diffusion et l'angle α_0 déjà analysé oscille entre diffusion de volume et de doubles rebonds en comportement dominant. De la même façon, les lisières de la forêt pourrait représenter des types de diffusion surfaciques et volumiques.

Pour la segmentation du plan (H_0, α_0) nous présentons sur la figure 8.1.6 deux représentations différentes de l'information : une version avec le NDVI en transparence comme précédemment et une version où l'information de saturation de la couleur est substituée par le NDVI (plus le paramètre de mélange μ_{global} est important et plus la saturation de la couleur Z_i est forte).

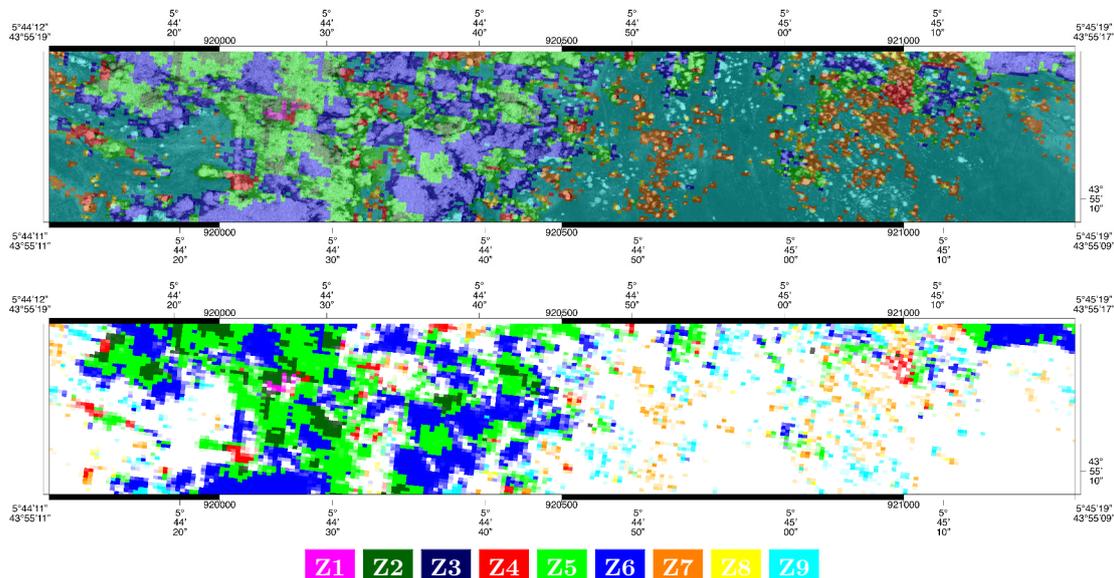


FIGURE 8.1.6 – Segmentation du plan (H_0, α_0) de Cloude et Pottier (1997) issue de la matrice de covariance $\mu[C_0]$ (forêt) pour l'image *RS2-FORCA-005*

Alors que les données observées en figure 8.1.2 sont principalement constituées des types dominants de rétrodiffusion **Z2** (diffusions multiples dans un environnement fortement entropique), **Z5** (diffusion dipolaire par la végétation dans un environnement modérément entropique) et **Z6** (diffusion de surface modérément entropique), de nouveaux types apparaissent concernant la décomposition de $\mu[C_0]$. Ces nouveaux types dominants sont :

- des modes de diffusion de doubles rebonds : **Z1** (doubles rebonds dans un environnement fortement entropique), **Z4** (doubles rebonds dans un environnement modérément entropique) et **Z7** (diffusion double dans un environnement faiblement entropique).
- **Z8** diffusion dipolaire faiblement entropique.
- des modes de diffusion surfacique **Z9** diffusion de surface faiblement entropique.

Les types de rétrodiffusion **Z1**, **Z4** et **Z7** peuvent paraître cohérents sur les arbres isolés. Quand ceux-ci sont assez denses, on obtient le type **Z4** caractérisant des doubles rebonds dans un contexte entropique. Quand les arbres sont moins proches les uns des autres, les doubles rebonds interviennent dans un environnement moins entropique de type **Z7**. Dans un contexte plus forestier (clairière au milieu de la forêt) ces doubles rebonds ont lieu dans un environnement très entropique et sont caractérisés par le type **Z1**. Les types **Z9** caractérisant une surface plutôt lisse à l'échelle de la longueur d'onde sont plus difficiles à comprendre.

Les figures 8.1.7 et 8.1.8 présentent respectivement les paramètres (H_1, α_1, A_1) et les types de rétrodiffusion issus de la partie de l'information $(1 - \mu)[C_1]$ caractérisant le sol nu.

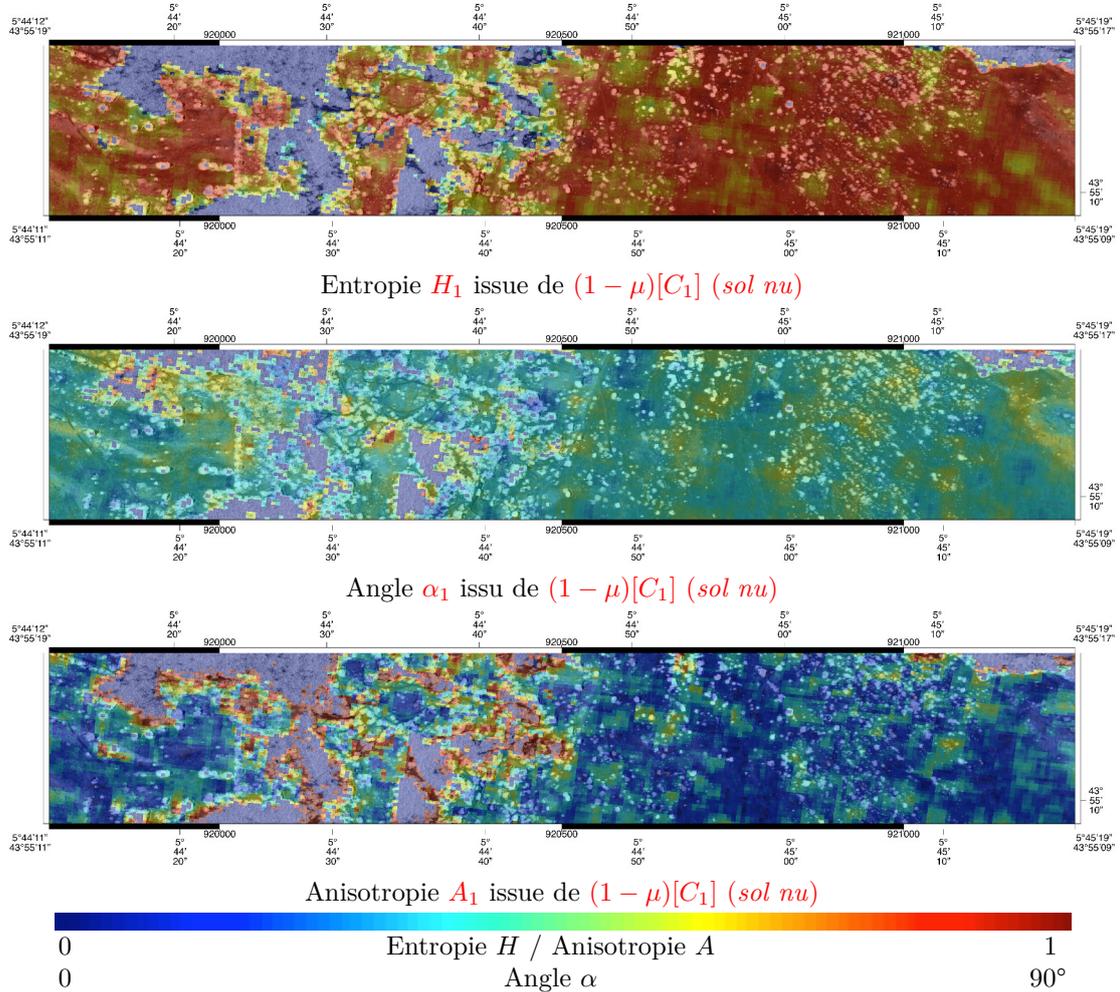


FIGURE 8.1.7 – Paramètres (H_1, α_1, A_1) de Cloude et Pottier (1997) *démêlés* issus de la matrice de covariance $(1 - \mu)[C_1]$ (Sol nu) pour l'image RS2-FORCA-005

Ici encore, des conditions de mélange induisent une hausse de l'anisotropie *démêlée* A_1 et des angle α_1 prenant de plus amples valeurs dans l'intervalle $[0^\circ, 90^\circ]$. Ces situations sont observées pour le sol nu dans les zones de lisières et clairières de la forêt.

Comme pour la forêt les nouveaux types de rétrodiffusion (segmentation du plan (H_1, α_1)) apparaissant avec le *démêlage* sont Z1, Z4, Z7, Z8 et Z9.

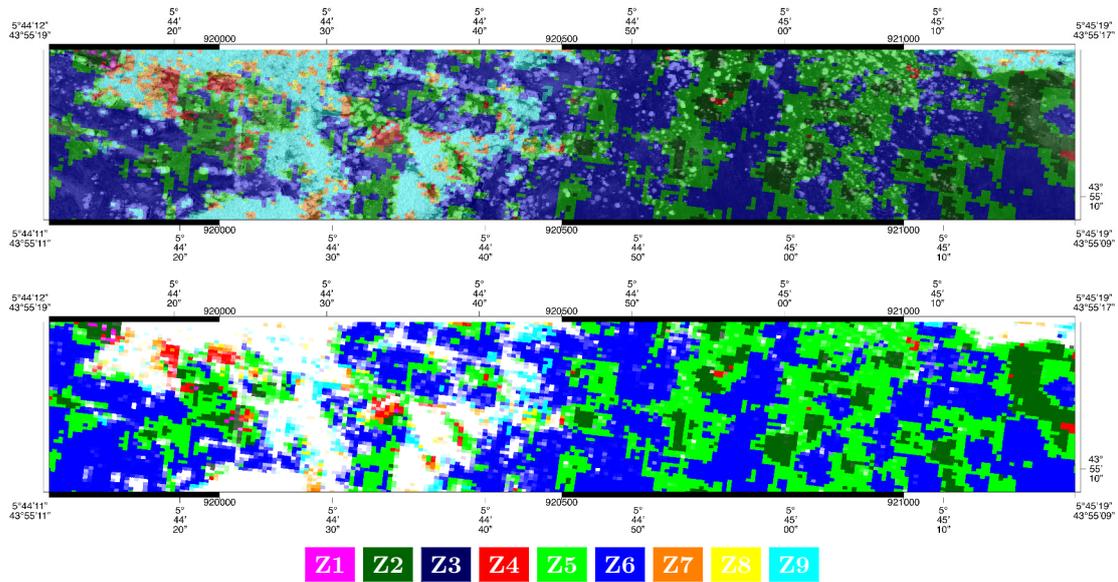


FIGURE 8.1.8 – Segmentation du plan (H_1, α_1) de Cloude et Pottier (1997) issue de la matrice de covariance $(1 - \mu)[C_1]$ (*Sol nu*) pour l'image *RS2-FORCA-005*

8.1.4 Conclusion sur la décomposition de Cloude et Pottier (1997) des données *démêlées*

Nous avons vu que pour les deux cas, de nouveaux de types de rétrodiffusion provenant de la segmentation du plan (H, α) ont été introduits. Quelques hypothèses ont été fournies, notamment sur la partie de l'information *forêt*. Nous donnons en complément en partie F.1 de l'annexe F toutes les figures que nous avons présentées pour cette partie 8.1.3 mais appliquées à l'image *RS2-FORCA-003*. Les observations et hypothèses que nous venons de formuler peuvent s'appliquer aussi à l'image *RS2-FORCA-003*. Nous reprenons simplement en figure 8.1.9 une comparaison des types de rétrodiffusion obtenus pour $\mu[C_0]$ pour les deux images *RS2-FORCA-003* (mai) et *RS2-FORCA-005* (juin).

Il semble cependant très difficile d'affirmer avec ces résultats que les nouveaux types de rétrodiffusion représentent une information pertinente. D'une façon générale, les modes de diffusion en bande C dans un contexte aussi naturel que le site de Mane sont difficiles à expliquer. Pour qualifier les résultats du démêlange en types de rétrodiffusion, il faudrait peut être considérer un cas où ces mécanismes sont plus simplement compréhensibles. On pourrait par exemple garder le cas d'application du mélange *sol nu* et *forêt* mais utiliser des images radar polarimétrique en bande L où les mécanismes de diffusion en forêt peuvent éventuellement être qualifiés par interprétation visuelle. La qualification des données *démêlées* obtenues est un des points que nous développons dans les conclusions et perspectives dans la chapitre 9.

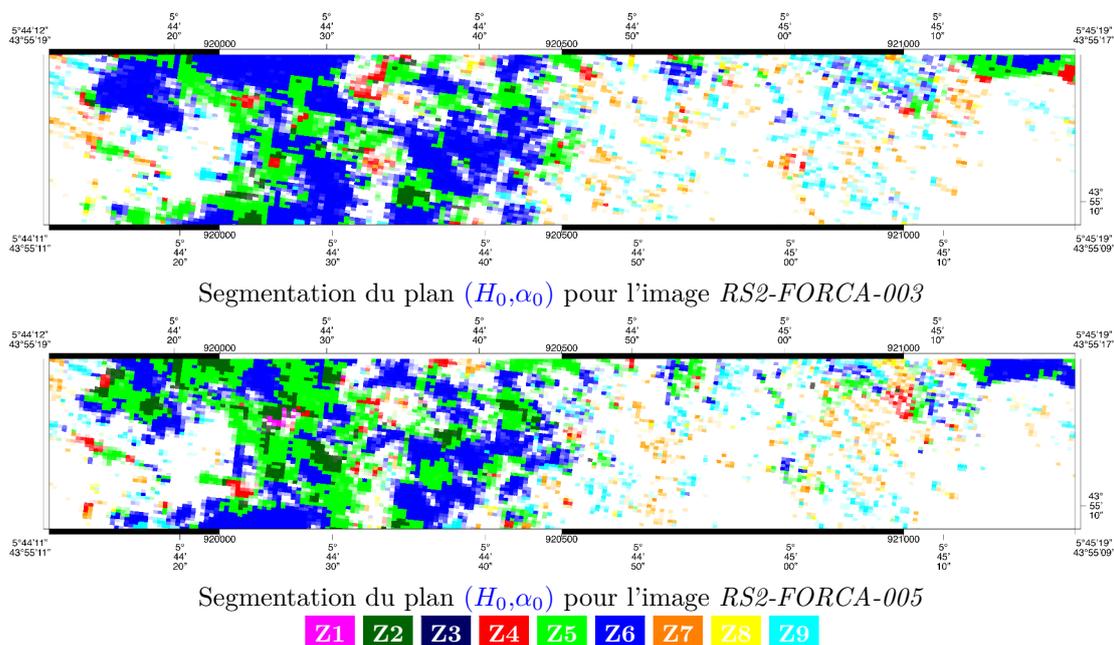


FIGURE 8.1.9 – Comparaison de la segmentation des plans H_0, α_0 pour les deux images $RS2-FORCA-003$ (mai) et $RS2-FORCA-005$ (juin)

8.2 Évolution des paramètres de Pauli le long d'un transect

Dans la partie 8.1 précédente, nous nous sommes intéressés aux paramètres polarimétriques des décompositions de Pauli et Cloude et Pottier (1997) de la partie de l'information $\mu[C_0]$ (*forêt*) et $(1 - \mu)[C_1]$ (*sol nu*) issus du démélange. La figure 8.1.4 présente une vue des paramètres T_{11} , T_{22} et T_{33} mais ceux-ci ont subi un étalement linéaire par canal.

Les paramètres issus de la décomposition de Cloude et Pottier (1997) sont les mêmes pour la décomposition d'une matrice de cohérence $[T']$ et une matrice $\lambda[T'] \forall \lambda \in \mathbb{R}$. Par conséquent, les paramètres obtenus précédemment ne sont pas suffisants pour affirmer que les données *démélangées* sont cohérentes du point de vue de l'ordre de grandeur des intensités des termes de la matrice de covariance $[C]$ ou de cohérence $[T]$. Pour vérifier rapidement que ces termes sont d'un ordre de grandeur valable nous allons comme en figure 7.4.7 considérer un transect (le même transect que pour la figure 7.4.7 page 123) et représenter le long de ce transect les paramètres T_{ii} observées ainsi que $T_{0,ii}$ et $T_{1,ii}$ *démélangés*.

La figure 8.2.10 donne les paramètres observés et démélangés concernant la diffusion de surface T_{11} ; la figure 8.2.11 les paramètres de la diffusion de doubles rebonds T_{22} ; et la figure les paramètres de diffusion de volume T_{33} .

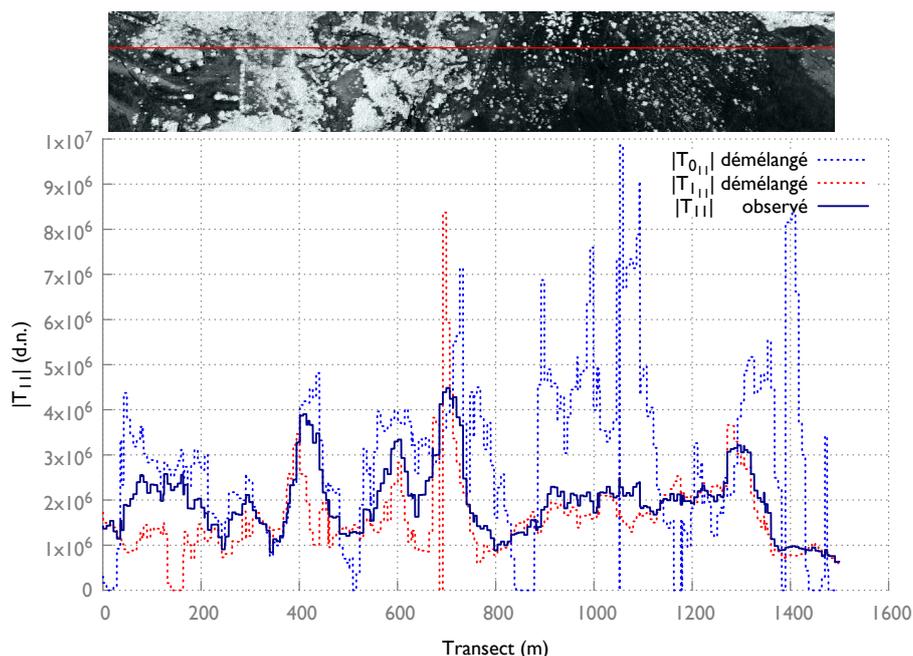


FIGURE 8.2.10 – Diffusion de surface (Pauli) observée (T_{11}) et diffusions de surface démêlées ($T_{0,11}$ forêt) et ($T_{1,11}$ sol nu) sur le transect 7.4.7. L’algorithme de démêlage a été résolu sur une fenêtre 7×7 et avec un $seuil_{\mu_{local}} = 0,5$.

D’une façon générale les $T_{0,ii}$ et $T_{1,ii}$ ont des ordres de grandeurs cohérents avec les valeurs que nous avons remarquées en table 3.1 page 44. Pour les milieux naturels (on exclut le cas *zone urbaine*) nous avons des valeurs de T_{11} allant jusqu’à $5,9 \times 10^6$ et des valeurs moyennes $2,8 \times 10^6$ pour des objets *forêt*.

Pour la diffusion de rebonds des valeurs pouvant aller jusqu’à $3,4 \times 10^6$ et $1,1 \times 10^6$ en moyenne pour la *forêt* ont été observées.

La diffusion de volume variait quant à elle pour les objets de la table 3.1 jusqu’à $3,1 \times 10^6$ et était en moyenne de $1,1 \times 10^6$ pour la *forêt*. On remarque néanmoins quelques problèmes d’estimation avec des valeurs très excessives ou nulles sur certaines parties de transect. Il nous semble que ces mauvaises estimations interviennent quand $T_{0,ii}$ et $T_{1,ii}$ coïncident avec les données T_{ii} observées, c’est à dire pour des cas où $\mu_{global} \rightarrow 0$ ou $\mu_{global} \rightarrow 1$. Ces erreurs n’affectent donc que peu les parties de l’information $\mu[C_0]$ et $(1 - \mu)[C_1]$ que nous avons décomposées à la partie précédente.

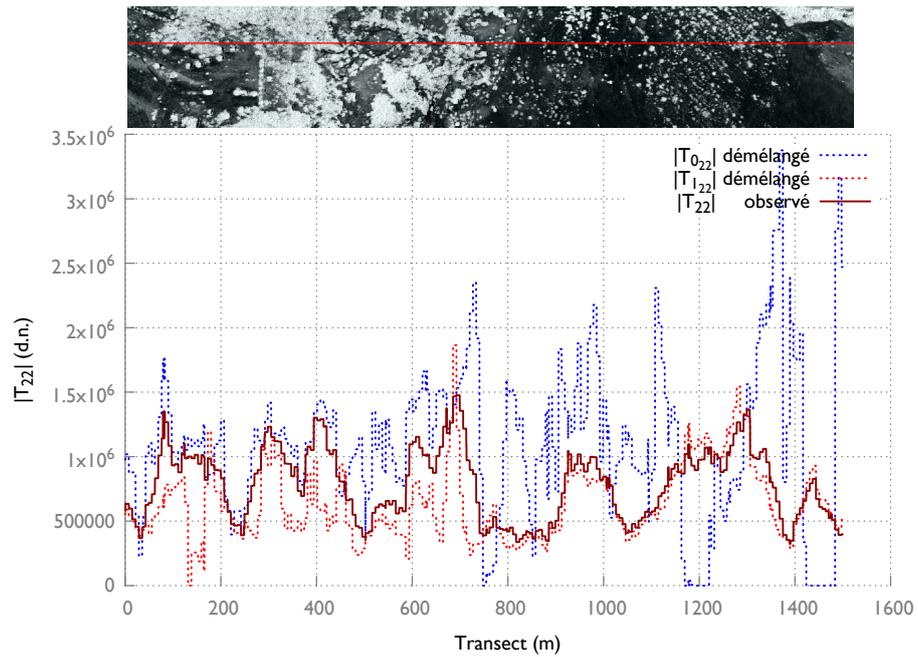


FIGURE 8.2.11 – Diffusion de doubles rebonds (Pauli) observée (T_{22}) et diffusions de doubles rebonds *démêlées* (T_{022} forêt) et (T_{122} sol nu) sur le transect 7.4.7. L’algorithme de démêlage a été résolu sur une fenêtre 7×7 et avec un $seuil_{\mu_{local}} = 0,5$.

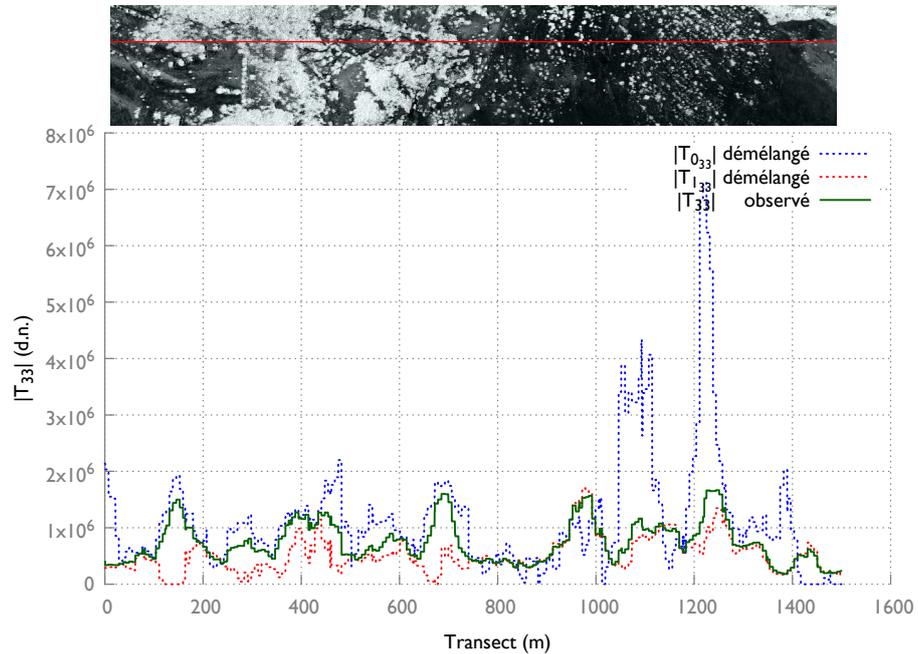


FIGURE 8.2.12 – Diffusion de volume (Pauli) observée (T_{33}) et diffusions de volume *démêlées* (T_{033} forêt) et (T_{133} sol nu) sur le transect 7.4.7. L’algorithme de démêlage a été résolu sur une fenêtre 7×7 et avec un $seuil_{\mu_{local}} = 0,5$.

8.3 Évaluation des paramètres polarimétriques de Pauli en fonction du paramètre de mélange μ

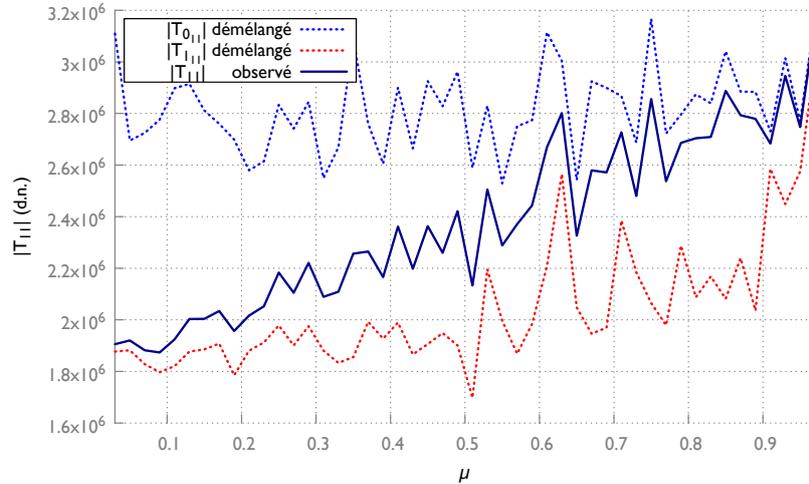
Dans cette partie nous cherchons à savoir si les matrices de covariance $[C_0]$ et $[C_1]$ ont une réalité thématique. Pour réaliser cela nous allons en particulier comparer les matrices de covariance $[C_0]$ et $[C_1]$ à la matrice de covariance observée $[C]$ en conditions limites de μ_{global} (quand $\mu_{global} \rightarrow 0$ ou $\mu_{global} \rightarrow 1$).

D'une façon plus générale nous évaluons comment évoluent les paramètres polarimétriques *démélangés* en fonction de μ_{global} et nous en déduisons les conclusions pour les conditions limites évoquées précédemment.

Sur les figures 8.3.13, 8.3.14 et 8.3.15 nous représentons les paramètres de Pauli *démélangés* et observés en fonction de μ_{global} . Pour réaliser ces figures nous utilisons les matrices de cohérence *démélangées* $[T_0]$ (*forêt*) et $[T_1]$ (*sol nu*) de la figure 5.3.5 page 83. Dans cette partie nous avons utilisé l'image *RS2-FORCA-005*, une fenêtre de résolution de l'algorithme de démélange de taille 7×7 et un $seuil_{\mu_{local}} = 0,5$.

Pour l'image *RS2-FORCA-005* nous avons 11909 observations de $[T]$ et calculs de $[T_0]$ et $[T_1]$. Chacune de ces valeurs possède un $\mu_{global} \in [0,1]$ différent calculé selon la méthode expliquée dans la partie 5.2.3 page 80. Nous découpons l'intervalle $[0,1]$ en 50 intervalles de μ_{global} et prenons la moyenne par intervalle de tous les T_{ii} observés et T_{0ii} et T_{1ii} *démélangés*.

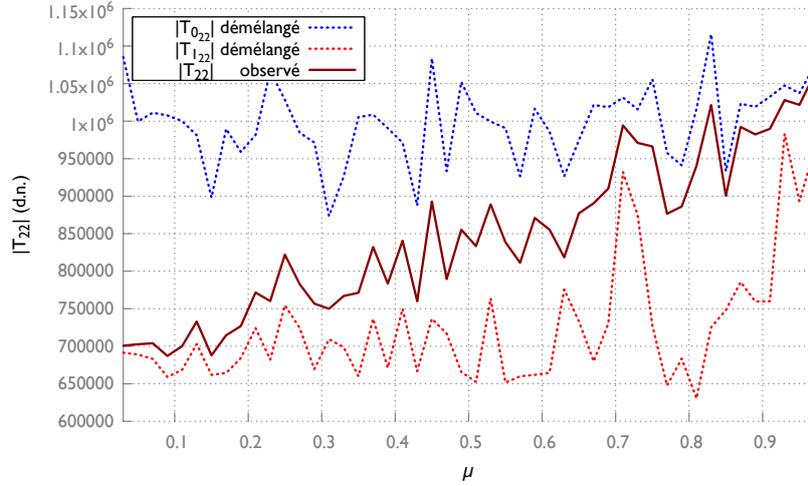
Pour chacune des figures nous donnons $|\overline{T_{0ii}}|$, $|\overline{T_{1ii}}|$, $\sigma(|T_{0ii}|)$ et $\sigma(|T_{1ii}|)$ moyennes et écarts-types des paramètres de Pauli *démélangés* $|T_{0ii}|$, $|T_{1ii}|$. Ces valeurs nous aident à évaluer comment les paramètres *démélangés* évoluent dans différentes configurations de μ_{global} .



$$(|\overline{T_{011}}| = 2,90 \times 10^6, \sigma(|T_{011}|) = 0,56 \times 10^6) \quad (|\overline{T_{111}}| = 2,13 \times 10^6, \sigma(|T_{111}|) = 0,70 \times 10^6)$$

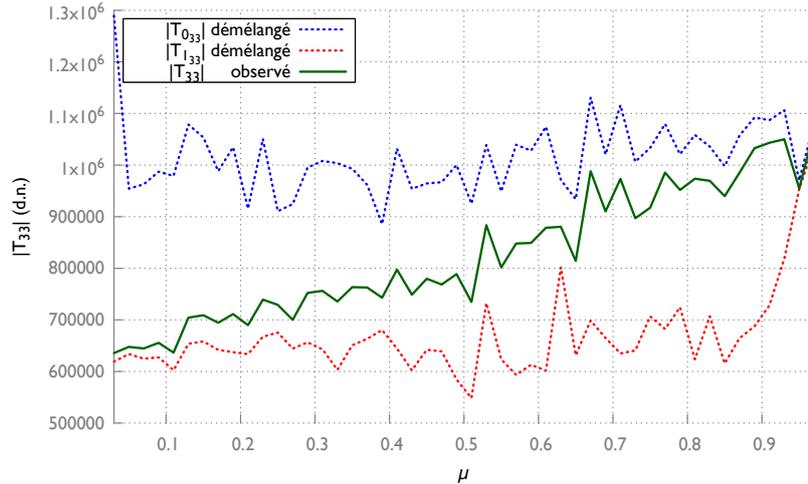
FIGURE 8.3.13 – Évolution des paramètres de Pauli (diffusion de surface) T_{011} et T_{111} issus du démélange et du paramètre T_{11} observé, les paramètres sont estimés sur une fenêtre 7×7 et avec un $seuil_{\mu_{local}} = 0,5$ pour l'image *RS2-FORCA-005*

Dans le cas particulier que nous avons considéré $[T_0]$ *forêt* et $[T_1]$ *sol nu*, on observe des paramètres T_{11} , T_{22} et T_{33} croissants assez linéairement avec μ_{global} .



$$(|T_{022}^-| = 1.03 \times 10^6, \sigma(|T_{022}|) = 0.25 \times 10^6) \quad (|T_{122}^-| = 0.76 \times 10^6, \sigma(|T_{122}|) = 0.25 \times 10^6)$$

FIGURE 8.3.14 – Évolution des paramètres de Pauli (diffusion de doubles rebonds) T_{022} et T_{122} issus du démélange et du paramètre T_{22} observé, les paramètres sont estimés sur une fenêtre 7×7 et avec un $seuil_{\mu_{local}} = 0,5$ pour l'image *RS2-FORCA-005*



$$(|T_{033}^-| = 1.05 \times 10^6, \sigma(|T_{033}|) = 0.23 \times 10^6) \quad (|T_{133}^-| = 0.70 \times 10^6, \sigma(|T_{133}|) = 0.23 \times 10^6)$$

FIGURE 8.3.15 – Évolution des paramètres de Pauli (diffusion de volume) T_{033} et T_{133} issus du démélange et du paramètre T_{33} observé, les paramètres sont estimés sur une fenêtre 7×7 et avec un $seuil_{\mu_{local}} = 0,5$ pour l'image *RS2-FORCA-005*

Aux conditions limites ($\mu_{global} \rightarrow 0$ et $\mu_{global} \rightarrow 1$), on remarque que les paramètres de Pauli *démélangés* sont cohérents avec les paramètres de Pauli observés. Les courbes de $T_{1,ii}$ se confondent bien avec les courbes de T_{ii} quand $\mu_{global} \rightarrow 0$ et on observe la même chose pour les courbes de $T_{0,ii}$ quand $\mu_{global} \rightarrow 1$.

On observe une certaine stabilité des paramètres T_{011} et T_{111} , T_{022} et T_{122} et T_{033} et T_{133} en

fonction de μ_{global} . Si ceux-ci ont une variance assez élevée, ils restent à des valeurs moyennes constantes et cohérentes avec les valeurs en conditions limites de μ_{global} .

Dans tous les cas l'estimation des paramètres du *sol nu* devient difficile quand $\mu_{global} \rightarrow 1$, c'est à dire quand la classe *sol nu* devient très minoritaire. C'est moins le cas pour la *forêt* dont les paramètres sont assez bien retrouvés mêmes en situation minoritaire ($\mu_{global} \rightarrow 0$).

Parmi les trois termes de Pauli T_{11} , T_{22} et T_{33} , les meilleurs résultats sont obtenus pour les diffusions de volume T_{33} et de doubles rebonds T_{22} , où les écarts-types et moyennes des termes T_{033} et T_{133} T_{022} et T_{122} sont comparables.

Le choix du paramètre $seuil_{\mu_{local}}$ a une influence importante sur le fait que les paramètres de Pauli démêlés restent stables en fonction de μ_{global} . Les figures de la partie 8.3 pour différentes valeur de μ_{global} sont présentées en annexe F. Pour les valeurs extrêmes de μ_{global} le démêlage n'est plus effectif et les comportement $T_{0_{ii}}$ et $T_{1_{ii}}$ *démêlés* ne semblent pas cohérents.

8.4 Assimilation de l'information optique

Dans l'algorithme de démêlage que nous proposons nous considérons deux sources d'information indépendantes : l'optique multispectrale et le radar polarimétrique. Un paramètre dérivé de l'optique μ_{global} a été utilisé pour le démêlage des images radar. Dans ces conditions, nous nous demandons si l'information contenue dans μ_{global} est transférée au produit radar pendant le démêlage. Par analogie avec les méthodes d'assimilation de données décrites en 4.4, nous parlons d'assimilation de l'information optique.

Pour répondre à cette question, nous proposons de réaliser une classification d'image sur le site de Mane à partir des données optiques multispectrales et d'évaluer la précision de classification en utilisant différentes configurations : le paramètre de mélange μ_{global} seul dérivé de l'optique, le radar polarimétrique observé ou le radar *démêlé*. La méthode est décrite dans la partie 8.4.1.

8.4.1 Génération de données de référence pour la classification

Nous rappelons en figure 2.4 la composition colorée infrarouge couleur des données optiques multispectrales sur le site de Mane. Sur cette zone, cinq grand types d'occupation du sol sont visibles. Ceux-ci sont définis dans la table 8.1. L'annexe A présente des photographies prises sur le terrain pour chacun de ces types d'occupation du sol.

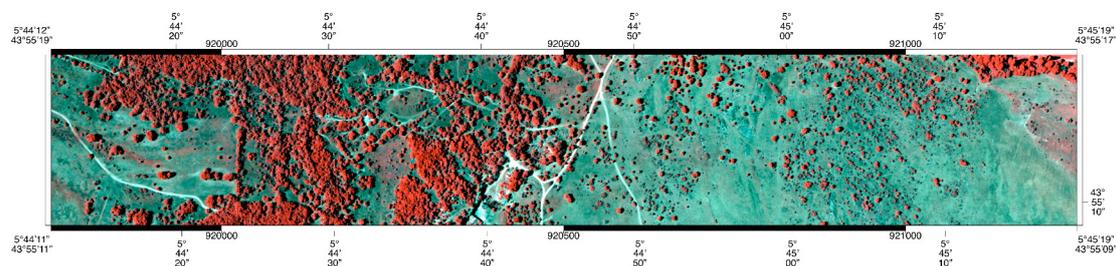


FIGURE 8.4.16 – Composition colorée infrarouge couleur à partir des données optiques multispectrales

Ces cinq types d'occupation du sol sont assez facilement discernables sur l'image 8.4.16 : une forêt de feuillus (2) composée d'une seule essence (chêne pubescent) apparaissant très rouge sur l'image IRC, du sol nu calcaire (1) blanc en IRC principalement visible sur les chemins, des graminées pluriannuelles (3) ayant encore une activité photo-synthétique fin juin apparaissant rosé, une steppe herbacée (4) poussant de mai à juin et sèche en juin bleue claire dans le composition IRC et des pelouses de thym (0) apparaissant bleues foncées dont le comportement radiométrique est assez stable dans le temps. Des informations complémentaires sur ces types d'occupation du sol sont données dans la partie A.2 de l'annexe A.

Par conséquent une donnée de référence a été produite à partir des images optiques multispectrales. Cette référence a été créée en deux étapes : une classification pixellaire à l'échelle de l'optique puis l'agrégation de ces décisions locales à l'échelle d'une segmentation plus cohérente avec la résolution spatiale des données radar.

La classification pixellaire non supervisée a été réalisée par la méthode du *K-means* avec 5 classes. Le résultat de cette classification est présenté sur la figure 8.4.17. La légende de cette classification est donnée en table 8.1.

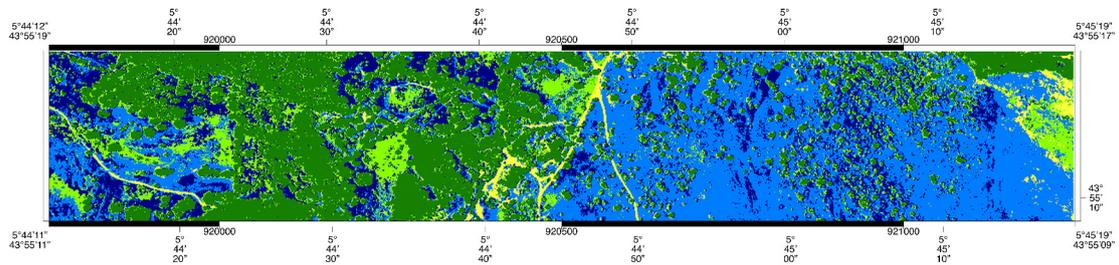


FIGURE 8.4.17 – Classification pixellaire non-supervisée *K-means* à l'échelle du pixel optique correspondant à la nomenclature donnée en table 8.1

TABLEAU 8.1 – Nomenclature et légende des cinq types d'occupation du sol du site de Mane

Classe	Dénomination
0	Pelouse de thym
1	Sol nu
2	Forêt de feuillus
3	Graminées pluriannuelles
4	Steppe herbacée

Ensuite une segmentation de l'image 8.4.16 avec la méthode *Mean-Shift* (Fukunaga et Hostetler, 1975) a été réalisée donnant le résultat présenté dans la figure 8.4.18. 1128 régions ont été obtenues.

La classification donnée en 8.4.17 a été réalisée à la résolution spatiale de l'optique, soit résolution spatiale de 0,25 m. La segmentation ayant produit 1128 régions, il y a moyenne 5319 pixels optiques attribués précédemment aux classes de la table 8.1 par région de segmentation. Pour produire le jeu de données de référence nous avons classé chaque région de segmentation visible en 8.4.18 par la méthode du vote majoritaire.

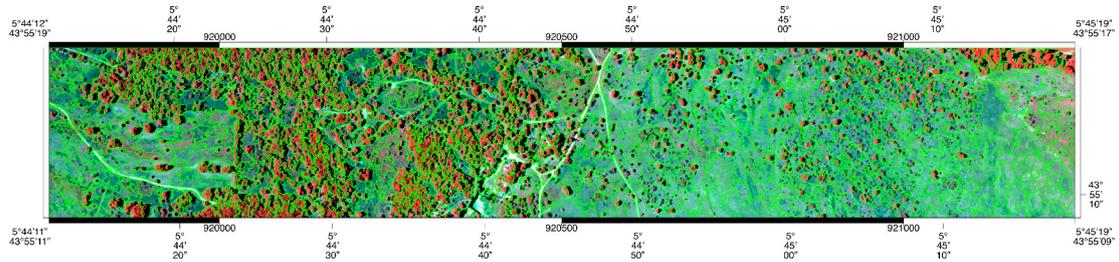


FIGURE 8.4.18 – Résultat de la segmentation par la méthode *Mean-Shift*

8.4.2 Apprentissage et importance des attributs

La méthode de classification que nous avons choisie est la méthode des *Forêts Aléatoires* (Breiman, 2001). C'est une méthode supervisée s'appuyant sur des nombreux arbres de décisions entraînés à partir de données d'apprentissage. Nous avons choisi de travailler dans la représentation de Cloude et Pottier (1997). Les attributs que nous considérons sont la moyenne du paramètre μ_{global} et des paramètres (H, α, A) par région de segmentation. L'espace des attributs considéré pour l'apprentissage est donné dans la table 8.2. Ces attributs ont été calculés sur le modèle donné en figure 5.3.5 page 83. Pour toute la partie 8.4 l'algorithme de démélange a été appliqué sur une fenêtre d'estimation de taille 7×7 et avec un $seuil_{\mu_{local}} = 0,6$. Ici les attributs *démélangés* proviennent bien de la décomposition polarimétrique des bases $[C_0]$ et $[C_1]$ (et non pas $\mu[C_0]$ et $(1 - \mu)[C_1]$). Les données radar observées (H, α, A) sont donc quant à elles estimées localement sur le même voisinage 7×7 avec le filtre *Boxcar*.

TABLEAU 8.2 – Espace des attributs consistant en la moyenne sur chaque région de segmentation du paramètre de mélange μ_{global} et des paramètres de Cloude et Pottier (1997) du radar observé et *démélangé*

Famille	Attributs
Optique	$\overline{\mu_{global}}$
Radar observé	$\overline{H}, \overline{\alpha}, \overline{A}$
Radar <i>démélangé</i> 0	$\overline{H}_0, \overline{\alpha}_0, \overline{A}_0$
Radar <i>démélangé</i> 1	$\overline{H}_1, \overline{\alpha}_1, \overline{A}_1$

Dans cette partie, l'apprentissage pour la méthode des *Forêts aléatoires* (Breiman, 2001) a été réalisé sur l'intégralité des données (1128 échantillons) avec pour chaque région les attributs donnés en table 8.2. À l'issue de l'apprentissage, l'importance des attributs (Breiman, 2001) a été calculé et est donnée en table 8.3 pour l'image *RS2-FORCA-003* et en table 8.4 pour l'image *RS2-FORCA-005*.

L'attribut $\overline{\mu_{global}}$ est dans les deux cas l'attribut apportant le plus d'information. Ce résultat apparaît logique car les données de référence ont été produites à partir de l'image optique multispectrale et que le paramètre $\overline{\mu_{global}}$ dérive de ces mêmes données optiques. Ensuite les paramètres *démélangés* $(\overline{H}_0, \overline{\alpha}_0, \overline{A}_0)$ et $(\overline{H}_1, \overline{\alpha}_1, \overline{A}_1)$ semblent apporter plus d'information que les attributs radars observés $(\overline{H}, \overline{\alpha}, \overline{A})$. Ce premier résultat semble confirmer que l'information portée par le paramètre $\overline{\mu_{global}}$ a été assimilée lors du démélange, notamment au travers de l'entropie et l'anisotropie polarimétrique.

TABLEAU 8.3 – Importance des attributs, *RS2-FORCA-003*

Ranking	Attributs	Importance
1	$\bar{\mu}_{global}$	0,295
2	\bar{H}_0	0,163
3	\bar{A}_0	0,113
4	\bar{A}_1	0,078
5	\bar{H}_1	0,076
6	$\bar{\alpha}_0$	0,068
7	\bar{A}	0,057
8	$\bar{\alpha}_1$	0,053
9	$\bar{\alpha}$	0,050
10	\bar{H}	0,048

TABLEAU 8.4 – Importance des attributs, *RS2-FORCA-005*

Ranking	Attributs	Importance
1	$\bar{\mu}_{global}$	0,293
2	\bar{H}_0	0,165
3	\bar{H}_1	0,110
4	\bar{A}_0	0,086
5	\bar{A}_1	0,078
6	$\bar{\alpha}_0$	0,0560
7	$\bar{\alpha}$	0,054
8	$\bar{\alpha}_1$	0,054
9	\bar{H}	0,052
10	\bar{A}	0,051

8.4.3 Classification

L'apprentissage pour la méthode des *Forêts aléatoires* a ensuite été réalisé sur 40% des 1128 échantillons puis la précision de classification est évaluée sur les 60% des 1128 échantillons restants. La précision, le rappel et le F-Score qualifiant cette classification sont donnés respectivement en table 8.5 et table 8.6.

Les résultats sont donnés en fonction de plusieurs configurations d'attributs correspondant à la première colonne des tables 8.5 et 8.6.

TABLEAU 8.5 – Évaluation de la classification pour l'image *RS2-FORCA003* avec un taux d'apprentissage de 40% et un taux d'évaluation de 60% des 1128 échantillons. Les valeurs obtenues sont la moyenne sur 100 expériences de classification

Configuration	Précision	Rappel	F-Score
$\bar{\mu}_{global}$	0,598	0,660	0,625
$(\bar{H}, \bar{\alpha}, \bar{A})$	0,341	0,382	0,351
$(\bar{H}_0, \bar{\alpha}_0, \bar{A}_0) + (\bar{H}_1, \bar{\alpha}_1, \bar{A}_1)$	0,587	0,665	0,603
$\bar{\mu} + (\bar{H}, \bar{\alpha}, \bar{A})$	0,659	0,718	0,659
$\bar{\mu} + (\bar{H}_0, \bar{\alpha}_0, \bar{A}_0) + (\bar{H}_1, \bar{\alpha}_1, \bar{A}_1)$	0,663	0,725	0,674
$\bar{\mu} + (\bar{H}, \bar{\alpha}, \bar{A}) + (\bar{H}_0, \bar{\alpha}_0, \bar{A}_0) + (\bar{H}_1, \bar{\alpha}_1, \bar{A}_1)$	0,671	0,730	0,681

Dans le cas de l'image *RS2-FORCA-003* et *RS2-FORCA-005* les meilleurs résultats (autour de 69% en F-score) sont obtenus avec la dernière configuration combinant tous les paramètres disponibles. Cependant on observe que le paramètre $\bar{\mu}_{global}$ seul donne des taux de classification proches (63% et 64% en F-score). Ce qui confirme que sur ce cas particulier le paramètre $\bar{\mu}_{global}$ contient la majeure partie de l'information utile à la classification. La complémentarité optique/radar est observée ici puisque en adjoignant le radar observé les taux de bonne classification augmentent dans les 2 cas.

Les attributs radar seuls observés $(\bar{H}, \bar{\alpha}, \bar{A})$ ne permettent pas une bonne distinction entre les

TABLEAU 8.6 – Évaluation de la classification pour l'image *RS2-FORCA005* avec un taux d'apprentissage de 40% et un taux d'évaluation de 60% des 1128 échantillons. Les valeurs obtenues sont la moyenne sur 100 expériences de classification

Configuration	Précision	Rappel	F-Score
$\bar{\mu}_{global}$	0,619	0,674	0,640
$(\bar{H}, \bar{\alpha}, \bar{A})$	0,344	0,371	0,345
$(\bar{H}_0, \bar{\alpha}_0, \bar{A}_0) + (\bar{H}_1, \bar{\alpha}_1, \bar{A}_1)$	0,601	0,666	0,615
$\bar{\mu} + (\bar{H}, \bar{\alpha}, \bar{A})$	0,658	0,725	0,671
$\bar{\mu} + (\bar{H}_0, \bar{\alpha}_0, \bar{A}_0) + (\bar{H}_1, \bar{\alpha}_1, \bar{A}_1)$	0,684	0,734	0,697
$\bar{\mu} + (\bar{H}, \bar{\alpha}, \bar{A}) + (\bar{H}_0, \bar{\alpha}_0, \bar{A}_0) + (\bar{H}_1, \bar{\alpha}_1, \bar{A}_1)$	0,681	0,731	0,692

classes (34% et 35% en F-score). Cependant les attributs radar seuls après démelange $(\bar{H}_0, \bar{\alpha}_0, \bar{A}_0) + (\bar{H}_1, \bar{\alpha}_1, \bar{A}_1)$ donnent des résultats proches des taux obtenus avec l'optique $\bar{\mu}$ seul. Cette expérience montre bien la capacité d'assimilation par le produit radar de l'information contenue dans la source de données optique.

La question pourrait être ensuite de savoir si, en plus de l'assimilation de l'information optique, le démelange permet de produire de l'information. Dans le cas de cette expérience le fait que les taux de classification de la configuration associant optique et radar *démélangés* sont meilleurs que la configuration optique et radar observé peuvent plaider en sens. Ces taux nous semblent cependant trop proches pour tirer cette conclusion.

8.4.4 Conclusions sur l'information thématique produite par le démelange

L'expérience proposée dans la partie 8.4 permet de montrer que l'algorithme de démelange permet d'assimiler de l'information portée par l'image optique. Cependant il reste encore du travail pour montrer que les matrices $[C_0]$ et $[C_1]$ représentent une information radar polarimétrique pertinente. Si dans la décomposition de Pauli les résultats du démelange sont prometteurs (partie 8.3), la qualification par l'analyse des mécanismes de rétrodiffusion de Cloude et Pottier (1997) de l'information **démélangée** est difficile. Nous nous interrogeons en perspectives sur d'autres expériences qui pourraient être mises en œuvre et sur la pertinence de l'utilisation de la décomposition de Cloude et Pottier (1997) pour réaliser cette évaluation.

Chapitre 9

Conclusion et perspectives

Sommaire

9.1 Bilan des réponses à la problématique	147
9.1.1 Question 1 : cadre mathématique	148
9.1.2 Question 2 : mise en œuvre du démélange	148
9.1.3 Question 3 : reconstruction	148
9.1.4 Question 5 : assimilation	148
9.1.5 Question 4 : information thématique	148
9.2 Proposition d'un cas d'application de l'algorithme de démélange .	149
9.3 Perspectives	151
9.3.1 Extension des équations de mélange pour le cas N classes	151
9.3.2 Amélioration de la méthode d'estimation	152
9.3.3 Application de l'algorithme de démélange sur des données radar polarimétrique en bande L	152
9.3.4 Discussion sur la pertinence de la détermination de mécanismes de rétrodiffusion pour la classification des types d'occupation du sol	153

Dans ce chapitre nous commençons dans la partie 9.1 par rappeler de façon synthétique les résultats obtenus dans ce travail. Puis, la partie 9.2 propose un cas possible d'application de cette méthode, complété de quelques résultats préliminaires. Enfin, dans la partie 9.3 nous discutons des perspectives de travail qui pourraient être envisagées à la suite de cette étude.

9.1 Bilan des réponses à la problématique

Dans le chapitre 1, nous avons posé les questions 1, 2, 3, 5 et 4 (page 31) auxquelles la méthode proposée doit répondre. Nous reprenons chaque question et rappelons les éléments de réponse ayant été apportés dans cette thèse.

9.1.1 Question 1 : cadre mathématique

Pour déterminer les équations du mélange nous nous sommes appuyés sur les conditions de (Goodman, 1976). Sous ces conditions étendues à deux familles de diffuseurs élémentaires nous avons pu déterminer qu'un modèle de mélange linéaire pouvait être utilisé (annexe C). Ces hypothèses fondées sur l'indépendance statistique des diffuseurs au sein d'une cellule de résolution sont des hypothèses très largement utilisées en traitement des images radar. La remise en cause de celles-ci impliquerait des couplages statistiques entre les diffuseurs d'une cellule de résolution radar et remettrait donc en cause les conditions de (Goodman, 1976). En effet, certains mélanges de classes thématiques pourraient ne pas être indépendants. Nous ne disposons pas de méthodes permettant de traiter le cas où les hypothèses de (Goodman, 1976) ne sont pas réalisées. Les bons résultats statistiques et visuels obtenus sur la capacité de reconstruction de l'algorithme de démixage ainsi que la capacité à retrouver dans les données simulées les comportements mélangés tendent à valider la relation linéaire obtenue. Il faudrait cependant s'assurer de ces résultats pour le cas d'un mélange à plus de deux classes.

9.1.2 Question 2 : mise en œuvre du démixage

Pour mettre en œuvre le démixage nous avons proposé l'algorithme décrit dans le chapitre 5. Dans cet algorithme la classification de l'image optique permet d'estimer les différentes proportions de types d'occupation du sol. Dans ce travail, nous avons seulement considéré un mélange à deux classes mais la forte différence de résolution spatiale entre les données optiques et radar permet d'envisager la détermination de plus de deux types d'occupation du sol. À partir de cette vue du mélange, nous avons choisi d'estimer localement les comportements radar *démixés* grâce à des systèmes de moindres carrés linéaires posés sur un voisinage fixe. Pour le mélange à deux classes que nous avons considéré un simple seuillage brut a été utilisé. Les deux paramètres intervenant donc dans cette phase sont la valeur du seuil et la taille du voisinage.

9.1.3 Question 3 : reconstruction

La capacité à reconstruire le signal observé à partir des images radar *démixées* est un des résultats positifs de ce travail. Sur les données réelles, les études des résidus ainsi que l'examen visuel des données reconstruites montrent que sur un voisinage fixe, la matrice de covariance radar reconstruite est très proche de la matrice de covariance observée sur ce même voisinage.

9.1.4 Question 5 : assimilation

Un résultat secondaire de l'algorithme de démixage est que le produit radar *démixé* a assimilé une partie de l'information portée par l'image optique. Pour démontrer ce résultat, nous avons évalué la capacité des matrices radar *démixées* à classer des objets « occupation du sol » dans un cas où la donnée optique seulement permettrait leur discrimination.

9.1.5 Question 4 : information thématique

L'assimilation de l'information optique est intéressante mais une simple fusion conjointe (juxtaposition des sources d'informations) des données optiques et radar polarimétrique devrait fournir

une meilleure capacité de classification. L'objectif que nous visions était une meilleure compréhension des images radar polarimétrique; c'est à dire estimer la capacité de l'algorithme de démélange à produire de l'information nouvelle.

Les données simulées que nous avons produites font l'hypothèse du mélange linéaire. Sous cette hypothèse nous pouvons considérer que, dans certaines conditions, de l'information utile pour la classification de l'occupation du sol a été produite. En effet les paramètres polarimétriques du mélange peuvent ne pas être compréhensibles. Dans le cas d'une grande hétérogénéité des conditions de mélange entre deux classes, les comportements thématiques mélangés sont correctement retrouvés. Cependant, dans le cas d'une transition lente entre types thématiques, cette capacité dépend de la valeur du paramètre du mélange et de la nature des types thématiques constituant le mélange.

Pour le cas des données réelles, l'interprétation des mécanismes de rétrodiffusion de Cloude et Pottier (1997) que nous avons proposée est sûrement très contestable. La pertinence de cette décomposition pour qualifier l'algorithme de démélange est un point que nous discutons dans les perspectives suivantes. En décomposition de Pauli, plus proche du signal radar observé, les résultats sont plus prometteurs. Dans le cas du mélange *sol nu* et *forêt* que nous avons considéré les ordres de grandeurs des paramètres *démélangés* sont cohérents avec les paramètres observés en conditions pures.

9.2 Proposition d'un cas d'application de l'algorithme de démélange

Un possible cas d'application de l'algorithme de démélange pourrait être une meilleure estimation de la biomasse (liée au volume de la végétation) à partir d'images radar polarimétrique. En effet, même si les mécanismes de rétrodiffusion *démélangés* déterminés par la décomposition de Cloude et Pottier (1997) ne semblent pas discriminants, les résultats concernant l'estimation de paramètres de Pauli stables indépendamment du mélange entre les classes thématiques *sol nu* et *forêt* sont prometteurs (8.3).

L'utilisation d'images radar polarimétrique en bande C pour l'estimation du volume de végétation a notamment été proposée par Mathieu et al. (2013). Le but de cette étude est d'évaluer le potentiel des images Radarsat-2 complètement polarimétriques pour la prédiction du volume de végétation dans le contexte de forêt ouvertes (savanes arborées). Pour les forêts fermées (taux de couvert forestier important) on observe une saturation de la mesure radar du volume de végétation en bande C et les données en bande L et P (longueur d'onde plus longue) sont plus communément utilisées. Cependant, les données en bande C peuvent quand même être utiles pour estimer la biomasse de forêts ouvertes combinant *sol nu* et *forêt*. Les auteurs ont utilisé des données LiDAR comme référence et ont calculé des régressions linéaires entre une mesure du volume estimée à partir du nuage de points LiDAR et les paramètres de plusieurs décompositions de l'information radar polarimétrique. Les meilleures corrélations ont été obtenues entre le LiDAR et l'intensité $|HV|^2$ observée (et non pas les paramètres des décompositions considérées).

L'algorithme de démélange pourrait donc être utilisé pour estimer le volume de végétation uniquement d'une classe *forêt*, retirant ainsi du signal radar la partie de diffusion volumique produite par une classe *sol nu*. Nous pourrions donc évaluer la capacité de l'algorithme de démélange à estimer plus précisément le volume de végétation d'une classe *forêt*.

Nous disposons d'un nuage de points LiDAR aéroporté acquis par l'IGN sur nos sites d'études.

Sur la zone du site de Mane, ce nuage de points est d'une densité de 2,4 points par m^2 . À partir de ce nuage de points nous avons produit un indice de volume en prenant, pour chaque maille de $5\text{ m} \times 5\text{ m}$, le rapport du nombre d'échos du nuage de points LiDAR sur le nombre de points LiDAR *au sol*. Ce ratio permet de normaliser le nombre d'échos par la densité du nuage de points pouvant être très variable (recouvrement entre bandes du levé aérien). Cette indice est représenté sur la figure 9.2.1.

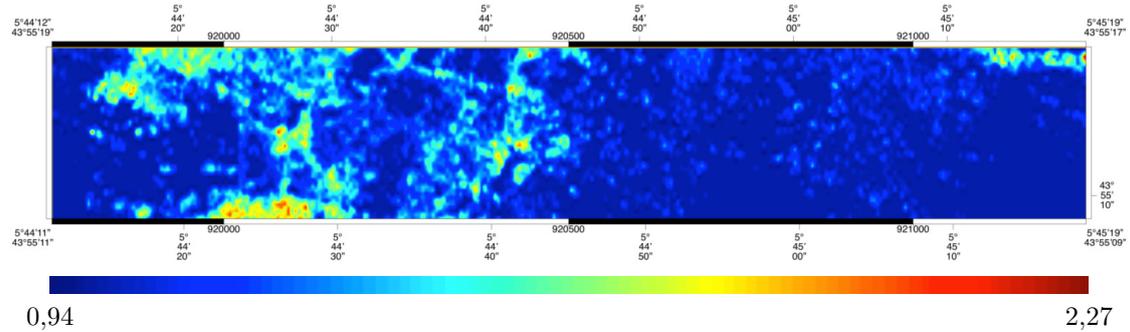


FIGURE 9.2.1 – Indice de volume LiDAR sur le site de Mane, utilisé comme référence

Nous souhaitons donc comparer cet indice de volume estimé du nuage de points LiDAR (servant de référence) au volume de végétation de Pauli provenant de la matrice $[C]$ observée (figure 9.2.2), et au volume de végétation de Pauli *démélangé* provenant de $\mu[C_0]$ (figure 9.2.3).

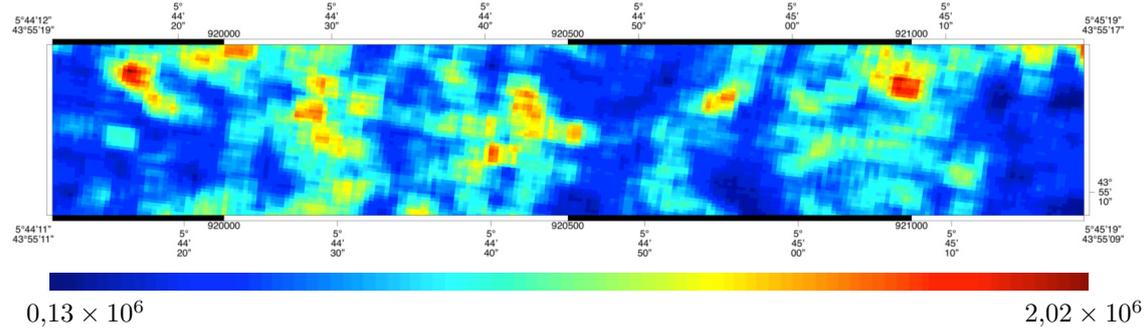


FIGURE 9.2.2 – Volume de la décomposition de Pauli issu de $[C]$ observé sur le site de Mane pour l'image *RS2-FORCA-005*

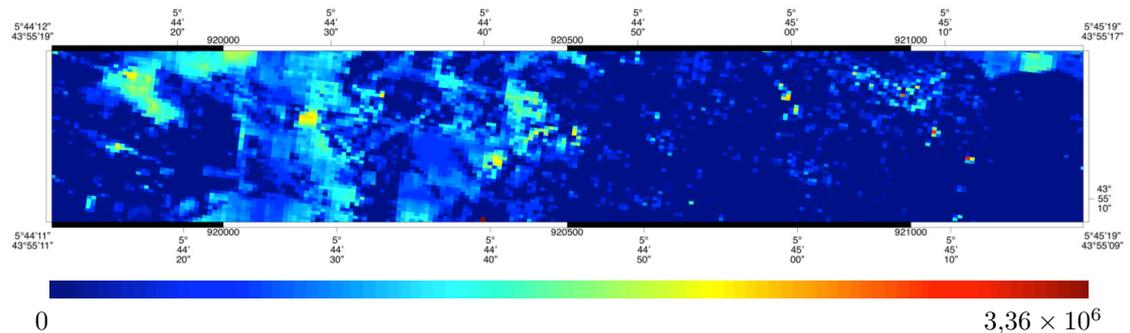


FIGURE 9.2.3 – Volume de la décomposition de Pauli issu de $\mu[C_0]$ *démélangé* sur le site de Mane pour l'image *RS2-FORCA-005*

TABLEAU 9.1 – Coefficients de corrélation de *Pearson* et *Spearman* entre l'indice LiDAR et les configurations *A*, *B* et *C*

Observations	Échantillons	Méthode	$\rho(LiDAR,A)$	$\rho(LiDAR,B)$	$\rho(LiDAR,C)$
$\forall \mu_{global} \in [0,1]$	11889	<i>Pearson</i>	0,43	0,70	0,75
$\forall \mu_{global} \in [0,1]$	11889	<i>Spearman</i>	0,50	0,80	0,82
$0,1 < \mu_{global} < 0,9$	3747	<i>Pearson</i>	0,22	0,41	0,52
$0,1 < \mu_{global} < 0,9$	3747	<i>Spearman</i>	0,24	0,49	0,56

- A volume de Pauli observé T_{33} sur un voisinage 9×9 (*BoxCar*)
- B volume de Pauli *démêlé* issu de $\mu[C_0]$ sur un voisinage 9×9
- C volume de Pauli observé μT_{33} sur un voisinage 9×9 (*BoxCar*)

En première approche, nous avons simplement calculé le coefficient de corrélation de *Pearson* et le coefficient de corrélation de *Spearman* entre l'indice LiDAR et les configurations *A*, *B* et *C* décrites dans la table 9.1. Pour chacune des configurations nous avons gardé tous les pixels radar de l'image *RS2-FORCA-005* ($\forall \mu_{global} \in [0,1]$), ou alors nous avons exclu les pixels radar en mélange très minoritaire (nous ne conservons que les observations radar telles que $0,1 < \mu_{global} < 0,9$). Le coefficient de corrélation de *Spearman* mesure le degré de dépendance entre les variables ($\in [-1,1]$) sans que la relation soit linéaire, contrairement au coefficient de *Pearson* exprimant la dépendance linéaire. Dans tous les cas, nous avons obtenu des valeurs de *p-value* significatives ($p < 0,01$).

Ces résultats préliminaires sont mitigés. L'algorithme de *démêlé* améliore sensiblement la corrélation statistique entre l'indice LiDAR et l'estimation du volume faite par le radar (0,50 à 0,80 pour le coefficient de *Pearson*). Cependant sur cette zone la simple multiplication de volume de Pauli observé par le paramètre de mélange vu par l'optique (μ_{global}) donne un meilleur coefficient de corrélation (0,82 pour *Pearson*). L'information optique est bien complémentaire au radar et dans ce cas précis une relation très simple et empirique donne de meilleurs résultats que notre algorithme plus complexe passant par une phase d'estimation. Les résultats obtenus sont meilleurs pour la configuration $\forall \mu_{global} \in [0,1]$ car sur le site de Mane les conditions très minoritaires de mélange (notamment $\mu_{global} \rightarrow 0$) représentent un grand nombre d'observations et biaisent positivement la corrélation.

Le fait que les coefficients de corrélation de *Spearman* sont toujours meilleurs que ceux de *Pearson* indique que la relation de dépendance n'est pas linéaire. Il faudrait approfondir et évaluer cette relation de dépendance, puis reproduire cette expérience sur d'autres zones. Cette même comparaison pourrait aussi être mise en œuvre avec des données de longueur d'onde plus longue.

9.3 Perspectives

9.3.1 Extension des équations de mélange pour le cas N classes

L'extension des équations proposées en annexe C pour traiter le cas d'un mélange à *N* classes pourrait être envisagée. Nous pensons que cette généralisation du modèle de mélange ne pose pas de problème. En revanche, l'opération de *démêlé* des *N* classes pourrait être problématique. Il faudrait dans ce cas se poser la questions du nombre d'observations optiques nécessaires (résolution spatiale de la donnée optique) et intégrer plus de contraintes dans l'estimation. Cependant

nous pensons que plus d'investigations doivent être menées pour un cas simple à deux classes avant d'aborder des mélanges plus complexes.

9.3.2 Amélioration de la méthode d'estimation

Dans ce travail, nous n'avons pas évalué d'autres méthodes d'estimation que la décomposition en valeurs singulières (SVD). Cette optimisation linéaire a aussi été réalisée sans aucune contrainte. Dans les chapitres 6 et 8, nous avons remarqué des problèmes d'estimation des matrices de covariance *démélangées* aboutissant à des intensités radar négatives. De plus, les expériences avec les données simulées montrent d'une part que l'intensité du bruit a une conséquence sur l'aptitude à retrouver les comportements thématiques mélangés et d'autre part que des cas dégénérés où les paramètres de mélange μ sont identiques sur le voisinage d'estimation provoquent des erreurs d'estimation.

Il serait donc intéressant d'intégrer des contraintes de positivité sur les termes diagonaux des matrices de covariance et d'envisager la prise en compte de bornes supérieures. De plus, nous pourrions travailler sur l'identification de méthodes d'estimation plus robustes au speckle et à la non représentativité des cas de mélange (rang de la matrice A des moindres carrés).

Nous pensons que ce travail d'amélioration de la méthode d'estimation doit être réalisé en priorité sur un mélange à deux classes et sur les données simulées que nous avons générées.

9.3.3 Application de l'algorithme de démelange sur des données radar polarimétrique en bande L

Dans l'état de l'art sur la polarimétrie radar en chapitre 3 nous avons signalé que les mécanismes de rétrodiffusion calculés par la décomposition incohérente de Cloude et Pottier (1997) étaient difficiles à identifier si l'entropie polarimétrique $H > 0,7$. En analysant les décompositions (H, A, α) des données réelles observées proposées dans le chapitre 8, nous nous apercevons que la très grande majorité des observations sont dans le cas $H > 0,7$.

En effet en bande C ($\lambda \approx 5,5$ cm), la forêt est très entropique ainsi que les différents types de sol nu. Dans les deux cas, les paramètres de la décomposition de Cloude et Pottier (1997), et notamment l'angle α indiquant le type de diffusion, sont difficiles à identifier. Les paramètres de Pauli plus proches des observations sont d'ailleurs plus utiles pour qualifier l'information produite par le démelange. L'idée d'utiliser ces mécanismes pour qualifier visuellement l'intérêt de l'algorithme de démelange n'est peut être pas pertinente. Pour cela il faudrait se ramener à un cas où l'entropie polarimétrique est globalement plus basse.

Nous pourrions continuer cette même étude mais en utilisant des images radar polarimétrique en bande L du satellite PALSAR-2 où $\lambda \approx 24$ cm (ou des images d'archives de PALSAR-1). Ainsi les sol nus seraient moins entropiques et il pourrait être intéressant d'évaluer dans ce cas les mécanismes de rétrodiffusion produits par l'algorithme de démelange.

9.3.4 Discussion sur la pertinence de la détermination de mécanismes de rétrodiffusion pour la classification des types d'occupation du sol

Nous pouvons continuer la discussion de la partie précédente en se demandant si le calcul de ces mécanismes de rétrodiffusion sont vraiment utiles pour la discrimination des types d'occupation du sol. La matrice de covariance ou de cohérence observée (d'où proviennent les paramètres de Pauli que nous avons considérés) contient l'intégralité de l'information polarimétrique. Se ramener à des grandeurs physiques que sont les mécanismes aide à la compréhension du signal radar mais cette méthode n'est peut-être pas pertinente dans le cas des classes d'occupation du sol. En effet, la décomposition en mécanismes de rétrodiffusion est sûrement plus appropriée à des cas d'application comme la détection de cibles cherchant à identifier des structures humaines très bien déterminées géométriquement.

Cette perspective nous paraît intéressante car nous pourrions avoir dans nos matrices *démêlées* $[C_0]$ et $[C_1]$ de l'information utile à une meilleure caractérisation de l'occupation du sol sans que la décomposition en mécanismes de rétrodiffusion soit compréhensible. Dans ce cas, la qualification de l'algorithme de démêlage par l'examen des modes de rétrodiffusion n'est peut-être pas une bonne option.

Nous pourrions par exemple utiliser des méthodes d'apprentissage automatique comme les *Forêts aléatoires* (Breiman, 2001) ou les méthodes de *deep learning* (Bengio, 2009) dans le cas d'une classification d'occupation du sol à partir d'images radar polarimétrique. L'apprentissage pourrait être réalisé sur une représentation polarimétrique proche du signal radar comme la matrice de covariance ou de cohérence et d'autre part sur plusieurs résultats de décompositions en mécanismes de rétrodiffusion. Il serait alors possible d'évaluer la pertinence de l'apport d'information des décompositions en mécanismes de rétrodiffusion pour la caractérisation de l'occupation du sol.

Ces conclusions pourraient être intéressantes pour avoir une meilleure compréhension de nos résultats, mais aussi de façon plus opérationnelle sur la façon de combiner des sources d'informations différentes comme l'optique multispectrale et le radar polarimétrique pour la production d'une couche « occupation du sol ».

Quatrième partie

Annexes

Table des matières

A	Description des sites d'étude	159
A.1	Localisation des sites d'étude choisis dans la partie 2.4	159
A.2	Site de Mane	160
B	Éléments de vérité terrain sur les sites d'étude	163
B.1	Représentations et décompositions polarimétriques pour les 8 types d'occupation du sol du site d'Oraison pour l'image <i>RS2-FORCA-003</i>	164
B.2	Représentations et décompositions polarimétriques pour les 8 types d'occupation du sol du site d'Oraison pour l'image <i>RS2-FORCA-005</i>	168
B.3	Représentations et décompositions polarimétriques pour une nomenclature des types de couverts agricoles pour l'image <i>RS2-FORCA-008</i>	169
B.4	Évaluation d'une classification des types de couverts agricoles sur les images <i>RS2-FORCA-003</i> et <i>RS2-FORCA-007</i>	174
C	Démonstration des équations de mélange pour deux classes	176
C.1	Extension des hypothèses de Goodman (1976) à deux familles de diffuseurs	176
C.2	Termes diagonaux C_{ii} de la matrice de covariance	177
C.3	Termes non diagonaux C_{ij} de la matrice de covariance	181
D	Compléments de résultats sur les données simulées	190
D.1	Effet du paramètre nb_{look} sur la décomposition de Pauli sur une transition culture de colza (\leftarrow) à zone urbaine (\rightarrow)	190
D.2	Résidus $ \Delta C_{ij} $ en fonction du nb_{look} pour les transitions <i>sol nu</i> à <i>zone urbaine</i> et <i>zone urbaine</i> à <i>colza</i>	191
D.3	Influence du paramètre de mélange μ sur les résidus $ \Delta C_{ij} $ pour les transitions <i>sol nu</i> à <i>zone urbaine</i> et <i>zone urbaine</i> à <i>colza</i>	193
D.4	Effet de l'application de l'algorithme sur un voisinage local 5×5 ou 13×13 sur la segmentation (H, α) pour une transition culture de colza à sol nu	198
D.5	Effet de l'application de l'algorithme sur un voisinage local 5×5 ou 13×13 sur la segmentation (H, α) pour une transition zone urbaine à sol nu	199
D.6	Effet de l'application de l'algorithme sur un voisinage local 5×5 ou 13×13 sur la segmentation (H, α) pour une transition colza à zone urbaine	200

E	Compléments de résultats sur la reconstruction	201
E.1	Décomposition de Cloude et Pottier (1997) de la matrice de covariance reconstruite $[C_r]$	201
E.2	Nombres d'observations ignorées dans le calcul des résidus de la partie 7.3	205
E.3	Évolution des paramètres polarimétriques de Cloude et Pottier (1997) le long d'un transect	206
E.4	Résidus de reconstruction sans connaissance a priori de μ_{global}	207
F	Compléments de résultats sur l'information thématique	209
F.1	Résultats du démelange pour <i>RS2-FORCA-003</i>	209
F.2	Décompositions de Cloude et Pottier (1997) <i>démélangées</i>	214
F.3	Influence du <i>seuil</i> $_{\mu_{local}}$	216
F.4	Influence de la taille du pixel optique sur l'information contenue dans $[C_0]$ et $[C_1]$	220

Annexe A

Description des sites d'étude

A.1 Localisation des sites d'étude choisis dans la partie 2.4

La localisation des deux sites que nous avons choisis est donnée dans la figure A.1.1. Les deux sites se situent en France dans le département des Alpes de Haute-Provence (04). Les acquisitions d'images que nous avons présentées dans la figure 2.2.1 page 35 ont été centrées sur la ville de Forcalquier ($43^{\circ}57'36'' N, 5^{\circ}46'50'' E$).

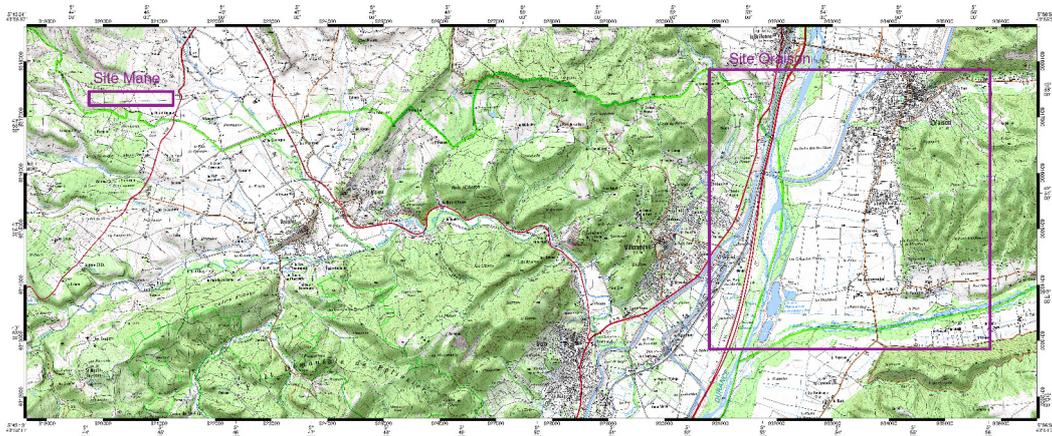


FIGURE A.1.1 – Site d'étude de Mane, Ortho-image IRC

L'ENSG (école d'ingénieur de l'IGN) où cette thèse a été réalisée y possède une école d'été où les différents cycles de formation initiale réalisent des travaux terrain. Les travaux que nous avons encadrés sur le terrain ne concernent pas directement ce travail de recherche mais ont permis de constituer la liste des jeux de données que nous présentons dans la table 2.1 page 34 et de se familiariser avec le traitement des images radar. Pour information, la liste des travaux terrain est donnée ci-dessous.

- Caractérisation de la structure du couvert végétal à partir d'images radar polarimétrique Radarsat-2 (*RS2-FORCA-001* et *RS2-FORCA-002*)
- Apport des images Radarsat-2 polarimétrique pour la classification du type de couvert

- agricole (*RS2-FORCA-003*, *RS2-FORCA-006*, *RS2-FORCA-007* et *RS2-FORCA-008*).
- Apport des images radar polarimétrique à angles d'incidence différents pour les classifications d'occupation du sol (*RS2-FORCA-004* et *RS2-FORCA-005*).
- Contrôle terrain par photogrammétrie terrestre de la mesure radar de la rugosité de surface des sols nus (*RS2-FORCA-006* et *RS2-FORCA-007*).

Le premier site d'étude considéré (figure 2.4.3 page 37) est principalement situé sur la commune de Mane et à la limite avec la commune de Saint-Michel-l'Observatoire. La dimension sur le terrain de ce site est de 1500 m \times 250 m. La figure A.1.2 montre la localisation des sites d'étude sur un MNT (BD ALTI®) représenté en teintes hypsométriques. Ce site se situe sur le flanc Nord du synclinal de Forcalquier, sur le dos d'un chevron orienté vers le Sud-Est. Cette configuration géomorphologique garantit des conditions de pentes homogènes et assez douces.

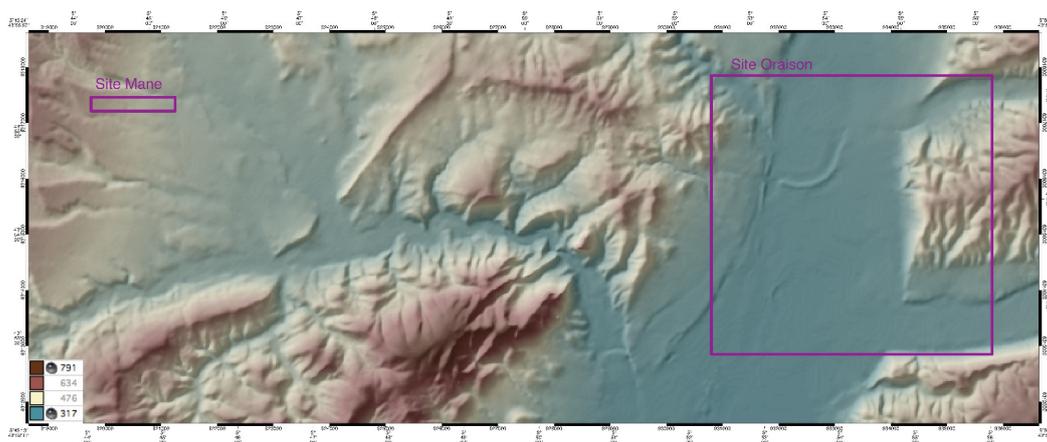


FIGURE A.1.2 – Site d'étude de Mane, Ortho-image

Le deuxième site considéré est situé principalement sur la commune d'Oraison (figure 2.4.2 page 36). La majeure partie de la zone est occupée par la plaine alluviale de la Durance. Ce site a été choisi pour expliquer la polarimétrie radar (chapitre 3) notamment à cause de la diversité des grandes classes thématiques qui le composent : eau permanente (Durance), sol nus naturels (alluvions de la Durance et plans d'eau), forêt, zone urbaine (Oraison) et différents types de couverts agricoles. Ce site représente une zone de 5 km \times 5 km sur le terrain.

A.2 Site de Mane

Les types d'occupation du sol présents sur le site de Mane sont décrits dans la table A.1. La figure A.2.3 montre ce site dans la représentation *Infrarouge couleur* des données optiques. Une classification de l'ortho-image optique est proposée en figure A.2.4. Pour avoir une idée de ces types d'occupation du sol nous proposons une photographie prise sur le terrain par type. Ces photographies ont été acquises le 21 juin 2014. Pour chaque photographie nous donnons un extrait de l'ortho-image IRC correspondant.

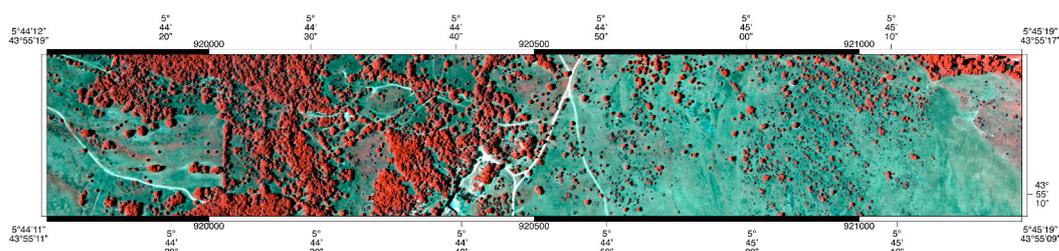


FIGURE A.2.3 – Site d'étude de Mane, ortho-image IRC

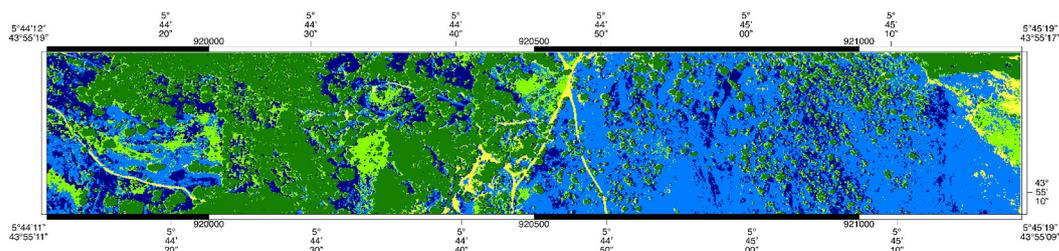
FIGURE A.2.4 – Classification pixellaire non-supervisée *K-means* à l'échelle du pixel optique correspondant à la nomenclature donnée en table A.1

TABLEAU A.1 – Nomenclature des classes d'occupation du sol, Site Mane

Classe	Dénomination	Description
0	Thymaie	Pelouse de thym, apparence stable dans le temps
1	Sol nu	Sol nu calcaire et chemins
2	Forêt	Forêt de feuillus (chêne Pubescent)
3	Graminées	Graminées pluriannuelles
4	Steppe herbacée	Steppe annuelle, apparence très variable de mai à juillet

A.2.1 Thymaie (0)

Les pelouses de thym apparaissent bleues sombres dans l'image IRC. Cette classe d'occupation du sol a un aspect très stable dans le temps au cours d'une année.

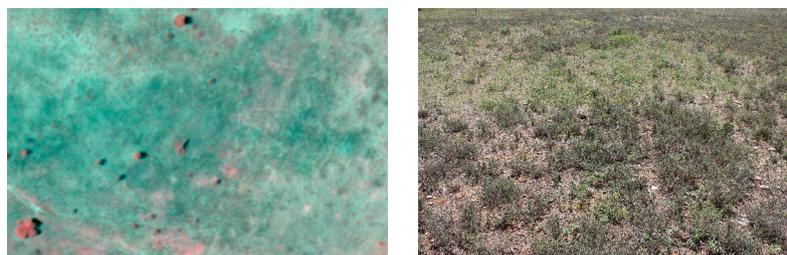


FIGURE A.2.5 – Extrait de l'orthophotographie et image contextuelle terrain pour le type d'occupation « Thymaie (0) »

A.2.2 Forêt (2)

Sur le site d'étude de Mane, la forêt est essentiellement constituée de feuillus : chêne pubescents. Son aspect est assez variable au cours d'une année. En effet le chêne pubescent est marcescent : ses feuilles sèchent sur l'arbre et tombent seulement au début du printemps avec la pousse de nouvelles feuilles.

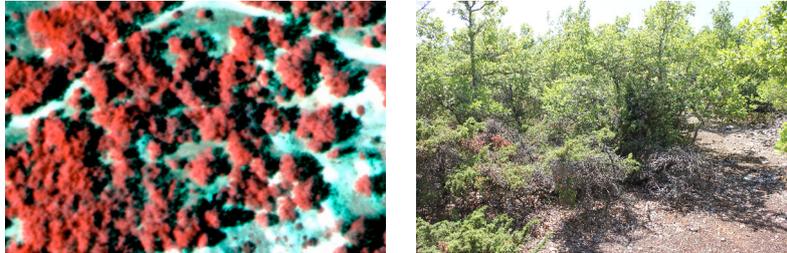


FIGURE A.2.6 – Extrait de l'orthophotographie et image contextuelle terrain pour le type d'occupation « Forêt (2) »

A.2.3 Graminées pluriannuelles (3)

Les graminées pluriannuelles ont une réponse spectrale assez importante dans l'infrarouge.

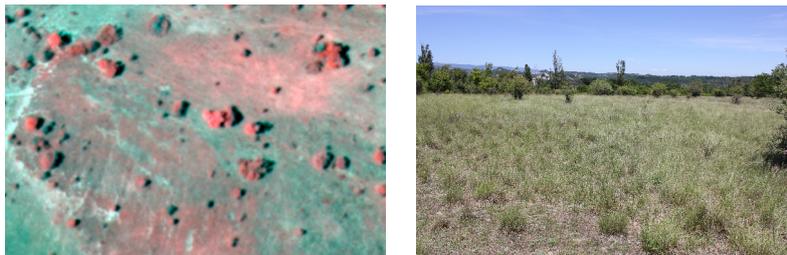


FIGURE A.2.7 – Extrait de l'orthophotographie et image contextuelle terrain pour le type d'occupation « Graminées (3) »

A.2.4 Steppe herbacée (4)

Les steppes herbacées sont essentiellement constituées de graminées annuelles. C'est la classe qui est la plus variable dans le temps. Les graminées poussent au printemps, sèchent pendant l'été et ont quasiment disparues fin juillet.



FIGURE A.2.8 – Extrait de l'orthophotographie et image contextuelle terrain pour le type d'occupation « Graminées pluriannuelles (4) »

Annexe B

Éléments de vérité terrain sur les sites d'étude

Cette annexe complète les paramètres polarimétriques calculés dans les chapitres 3 et 4 et donne des éléments de vérité terrain pour plusieurs des jeux de données radar que nous avons présentés dans les tables 2.1 et 2.2 page 34.

- **partie B.1** : Pour compléter les paramètres polarimétriques de Pauli et de Cloude et Pottier (1997) que nous avons présentés dans la partie 3.2 nous donnons les valeurs de tous les termes des matrices $[C]$ et $[T]$ pour les 8 types d'occupation du sol du site d'Oraison que nous avons introduits en table 3.1 page 44 à partir de l'image radar *RS2-FORCA-003* (20 mai 2012). Nous proposons aussi quelques photographies prises sur le terrain permettant d'appréhender ces 8 types d'occupation du sol.
- **partie B.2** : La décomposition de Pauli du site d'Oraison est donnée pour l'image *RS2-FORCA-005* du 27 juin 2012. Les interprétations des paramètres polarimétriques que nous avons faites en partie 3.2 sont valables pour l'image *RS2-FORCA-003*. Cette figure illustre donc l'évolution des paramètres polarimétriques entre mai et juin.
- **partie B.3** : Une estimation des paramètres polarimétriques de Pauli et de Cloude et Pottier (1997) ainsi que tous les termes des matrices $[C]$ et $[T]$ sont donnés pour les types de couverts agricoles de la zone d'étude 2.1 à partir de l'image radar *RS2-FORCA-008* (17 juin 2014). Ces données ont servi à calculer les distances entre types de cultures proposées dans la table 4.1 page 63.
- **partie B.4** : Les matrices de confusion qualifiant le résultat d'une classification automatique des types de couverts agricoles pour l'image *RS2-FORCA-003* (20 mai 2012) et *RS2-FORCA-007* (15 juillet 2013). Les confusions observées complètent la ressemblance en polarimétrie radar entre certains types de couverts agricoles.

B.1 Représentations et décompositions polarimétriques pour les 8 types d'occupation du sol du site d'Oraison pour l'image *RS2-FORCA-003*

B.1.1 Décomposition de Pauli sur le site d'Oraison, *RS2-FORCA-003*

La table B.1 rappelle les paramètres de Pauli que nous avons présentés dans la partie 3.2. La décomposition de Pauli du site d'Oraison est donnée en figure B.1.1.

TABLEAU B.1 – Paramètres moyens de la décomposition de Pauli (d.n.) de l'image *RS2-FORCA-003* pour chacune des huit zones du site d'Oraison de la figure 3.2.3

Num.	Type	$E(\langle T_{11} \rangle_{7 \times 7})$	$E(\langle T_{22} \rangle_{7 \times 7})$	$E(\langle T_{33} \rangle_{7 \times 7})$
1	<i>plan d'eau</i>	$0,16 \times 10^6$	$0,10 \times 10^6$	$0,07 \times 10^6$
2	<i>jeune maïs</i>	$2,08 \times 10^6$	$0,31 \times 10^6$	$0,26 \times 10^6$
3	<i>galets Durance</i>	$5,92 \times 10^6$	$1,04 \times 10^6$	$0,97 \times 10^6$
4	<i>culture orge</i>	$1,91 \times 10^6$	$1,83 \times 10^6$	$0,46 \times 10^6$
5	<i>zone urbaine</i>	$1,14 \times 10^7$	$1,71 \times 10^7$	$0,98 \times 10^6$
6	<i>prairie sainfoin</i>	$1,72 \times 10^6$	$1,15 \times 10^6$	$0,89 \times 10^6$
7	<i>forêt</i>	$2,77 \times 10^6$	$1,09 \times 10^6$	$1,09 \times 10^6$
8	<i>culture colza</i>	$4,55 \times 10^6$	$3,36 \times 10^6$	$3,12 \times 10^6$

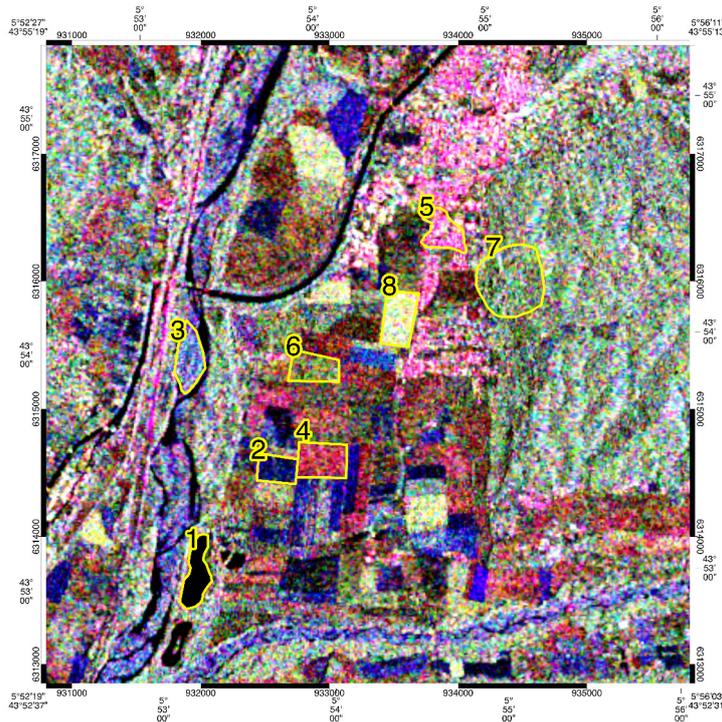


FIGURE B.1.1 – Décomposition de Pauli appliquée à l'image *RS2-FORCA-003* sur le site d'Oraison et délimitation des huit zones dont nous présentons la légende et les paramètres de Pauli moyens en table B.1

B.1.2 Matrice de covariance sur le site d'Oraison, *RS2-FORCA-003*

Les tables B.2 et B.3 donnent la moyenne des termes $\langle C_{ij} \rangle_{7 \times 7}$ de la matrice de covariance sur les 8 zones du site d'Oraison.

TABLEAU B.2 – $E(\langle C_{11} \rangle_{7 \times 7})$, $E(\langle C_{12} \rangle_{7 \times 7})$ et $E(\langle C_{13} \rangle_{7 \times 7})$ pour l'image *RS2-FORCA-003* et pour chacune des huit zones du site d'Oraison de la figure B.1

Type	$E(\Re(C_{11}))$	$E(\Re(C_{12}))$	$E(\Im(C_{12}))$	$E(\Re(C_{13}))$	$E(\Im(C_{13}))$
1	145681	566	-1718	29097	5923
2	$1,17578 \times 10^6$	6488	22797	885251	176523
3	$3,38952 \times 10^6$	53734	49701	$2,44051 \times 10^6$	416787
4	$2,9796 \times 10^6$	71713	-91155	41622	81289
5	$2,22739 \times 10^7$	204135	-168309	$2,84086 \times 10^6$	$-1,17691 \times 10^6$
6	$1,53457 \times 10^6$	-100106	-16701	284730	45192
7	$1,91212 \times 10^6$	28254	10691	840555	4688
8	$4,40395 \times 10^6$	41795	25493	594784	-24220

TABLEAU B.3 – $E(\langle C_{22} \rangle_{7 \times 7})$, $E(\langle C_{23} \rangle_{7 \times 7})$ et $E(\langle C_{33} \rangle_{7 \times 7})$ pour l'image *RS2-FORCA-003* et pour chacune des huit zones du site d'Oraison de la figure B.1

Type	$E(\Re(C_{22}))$	$E(\Re(C_{23}))$	$E(\Im(C_{23}))$	$E\Re(C_{33})$
1	35814	-843	353	121197
2	129888	-6120	-14028	$1,20902 \times 10^6$
3	485181	33736	-60951	$3,57043 \times 10^6$
4	229583	-4081	-6639	763016
5	487785	94894	-59176	$6,14883 \times 10^6$
6	446465	-173361	33810	$1,33921 \times 10^6$
7	547224	28905	-29816	$1,95197 \times 10^6$
8	$1,55939 \times 10^6$	78648	-47227	$3,51029 \times 10^6$

B.1.3 Matrice de cohérence sur le site d'Oraison, *RS2-FORCA-003*

Les tables B.4 et B.5 donnent la moyenne des termes $\langle T_{ij} \rangle_{7 \times 7}$ de la matrice de cohérence sur les 8 zones du site d'Oraison.

TABLEAU B.4 – $E(\langle T_{11} \rangle_{7 \times 7})$, $E(\langle T_{12} \rangle_{7 \times 7})$ et $E(\langle T_{13} \rangle_{7 \times 7})$ pour l'image *RS2-FORCA-003* et pour chacune des huit zones du site d'Oraison de la figure B.1

Type	$\Re(T_{11})$	$\Re(T_{12})$	$\Im(T_{12})$	$\Re(T_{13})$	$\Im(T_{13})$
1	162536	12242	-5923	-278	-2070
2	2.07765×10^6	-16618	-176523	368	36826
3	5.92048×10^6	-90455	-416787	87470	110652
4	1.91293×10^6	$1,10829 \times 10^6$	-81289	67633	-84516
5	1.13705×10^7	$8,06251 \times 10^6$	$1,17691 \times 10^6$	299028	-109133
6	1.72162×10^6	97680	-45192	-273466	-50512
7	2.7726×10^6	-19921	-4688	57159	40507
8	4.5519×10^6	446834	24220	120443	72720

TABLEAU B.5 – $E(\langle T_{22} \rangle_{7 \times 7})$, $E(\langle T_{23} \rangle_{7 \times 7})$ et $E(\langle T_{33} \rangle_{7 \times 7})$ pour l'image *RS2-FORCA-003* et pour chacune des huit zones du site d'Oraison de la figure B.1

Type	$\Re(T_{22})$	$\Re(T_{23})$	$\Im(T_{23})$	$\Re(T_{33})$
1	104342	1409	-1365	71629
2	307152	12609	8769	259776
3	$1,03946 \times 10^6$	19998	-11250	970362
4	$1,82968 \times 10^6$	75794	-97794	459166
5	$1,70522 \times 10^7$	109242	-227484	975571
6	$1,15216 \times 10^6$	73255	17109	892930
7	$1,09149 \times 10^6$	-651	-19125	$1,09445 \times 10^6$
8	$3,36234 \times 10^6$	-36854	-21733	$3,11877 \times 10^6$

B.1.4 Photographies terrain sur le site d'Oraison, *RS2-FORCA-003*

Des photographies prises sur le terrain, visibles en figure B.1.2 ont été acquises la même semaine que l'image radar (objets 2, 3, 4, 6 et 8). Quand celles-ci ne sont disponibles des extraits des images optiques sont donnés (objets 1, 5 et 7). Ces données contextuelles permettent de mieux comprendre les paramètres polarimétriques obtenus.



FIGURE B.1.2 – Photographies prises sur le terrain ou images optiques qualifiant les 8 huit zones du site d'Oraison

B.2 Représentations et décompositions polarimétriques pour les 8 types d'occupation du sol du site d'Oraison pour l'image *RS2-FORCA-005*

B.2.1 Décomposition de Pauli sur le site d'Oraison

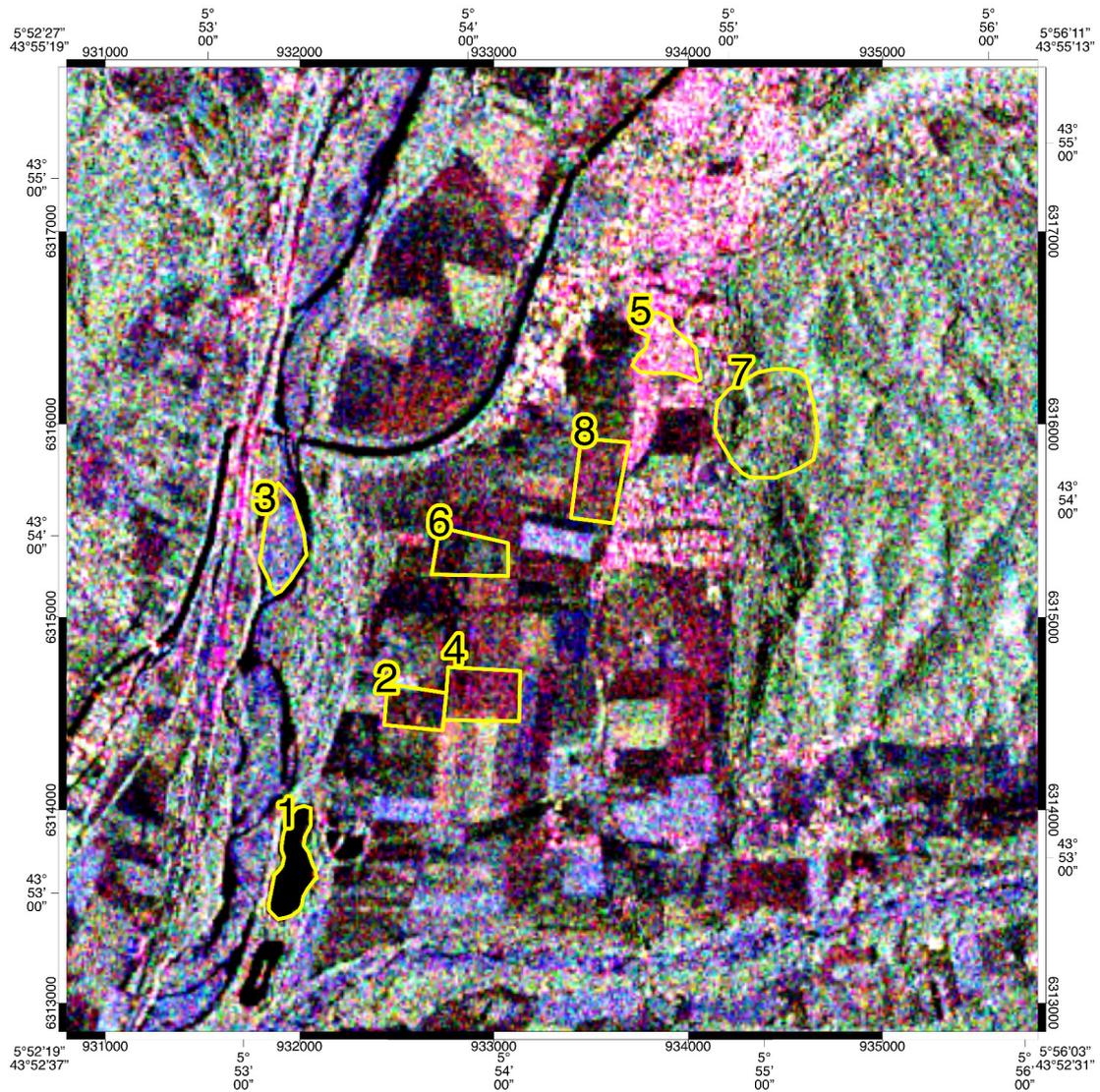


FIGURE B.2.3 – Décomposition de Pauli appliquée à l'image *RS2-FORCA-005* sur le site d'Oraison et délimitation des huit zones dont nous présentons la légende et les paramètres de Pauli moyens en table 3.1

B.3 Représentations et décompositions polarimétriques pour une nomenclature des types de couverts agricoles pour l'image *RS2-FORCA-008*

B.3.1 Matrice de covariance pour une nomenclature des types de couverts agricoles pour l'image *RS2-FORCA-008*

Les tables B.6 et B.7 donnent la moyenne des termes $\langle C_{ij} \rangle_{7 \times 7}$ de la matrice de covariance sur les 10 types de couverts agricoles les plus communs sur la zone d'étude. Les moyennes ont été réalisées à partir de vérité terrain réalisée entre les 23 et 27 juin 2014. Plusieurs dizaines de parcelles agricoles par type de couverts contribuent à la moyenne.

TABLEAU B.6 – $E(\langle C_{11} \rangle_{7 \times 7})$, $E(\langle C_{12} \rangle_{7 \times 7})$ et $E(\langle C_{13} \rangle_{7 \times 7})$ pour l'image *RS2-FORCA-008* et pour une nomenclature des types de couverts agricoles

Type	$\Re(C_{11})$	$\Re(C_{12})$	$\Im(C_{12})$	$\Re(C_{13})$	$\Im(C_{13})$
Tournesol (0)	$2,99148 \times 10^6$	11948	-5778	$1,5345 \times 10^6$	65704
Colza (1)	$2,86557 \times 10^6$	100854	-21561	653296	-33224
Céréales (2)	$1,87105 \times 10^6$	7463	2609	409110	124910
Oliviers (3)	$1,80815 \times 10^6$	15159	-16581	585439	104648
Culture maraichère (4)	$2,39025 \times 10^6$	-2490	3797	$1,09947 \times 10^6$	248084
Maïs (5)	$2,24601 \times 10^6$	3115	-8639	835818	141393
Luzerne (6)	$1,84312 \times 10^6$	-36720	-29250	597832	136827
Pommiers (7)	$3,00582 \times 10^6$	27443	24874	660079	-25109
Sauge (8)	$2,45188 \times 10^6$	55763	-9038	909469	123535
Sainfoin (9)	$1,98716 \times 10^6$	-1717	-18005	453373	217017
Lavande (10)	$2,26714 \times 10^6$	-50291	6855	757963	72536

TABLEAU B.7 – $E(\langle C_{22} \rangle_{7 \times 7})$, $E(\langle C_{23} \rangle_{7 \times 7})$ et $E(\langle C_{33} \rangle_{7 \times 7})$ pour l'image *RS2-FORCA-008* et pour une nomenclature des types de couverts agricoles

Type	$\Re(C_{22})$	$\Re(C_{23})$	$\Im(C_{23})$	$\Re(C_{33})$
Tournesol (0)	438467	142	-2656	$2,67677 \times 10^6$
Colza (1)	979159	-29971	20781	$2,42676 \times 10^6$
Céréales (2)	393198	13731	-2794	$1,32795 \times 10^6$
Oliviers (3)	378118	-34396	8894	$1,64479 \times 10^6$
Culture maraichère (4)	386029	19713	-3351	$2,26385 \times 10^6$
Maïs (5)	431384	8541	4338	$1,89058 \times 10^6$
Luzerne (6)	426019	-72031	20363	$1,49895 \times 10^6$
Pommiers (7)	456794	8256	-10323	$1,86151 \times 10^6$
Sauge (8)	549667	-13045	-1809	$1,9867 \times 10^6$
Sainfoin (9)	503092	-21671	-4640	$1,97691 \times 10^6$
Lavande (10)	527339	-3281	-19552	$1,85669 \times 10^6$

B.3.2 Matrice de cohérence pour une nomenclature des types de couverts agricoles pour l'image *RS2-FORCA-008*

Les tables B.8 et B.9 donnent la moyenne des termes $\langle T_{ij} \rangle_{7 \times 7}$ de la matrice de covariance sur les 10 types de couverts agricoles les plus communs sur la zone d'étude. Les moyennes ont été réalisées à partir de vérité terrain réalisée entre les 23 et 27 juin 2014. Plusieurs dizaines de parcelles agricoles par type de couverts contribuent à la moyenne.

TABLEAU B.8 – $E(\langle T_{11} \rangle_{7 \times 7})$, $E(\langle T_{12} \rangle_{7 \times 7})$ et $E(\langle T_{13} \rangle_{7 \times 7})$ pour l'image *RS2-FORCA-008* et pour une nomenclature des types de couverts agricoles

Type	$\Re(T_{11})$	$\Re(T_{12})$	$\Im(T_{12})$	$\Re(T_{13})$	$\Im(T_{13})$
Tournesol (0)	$4,36864 \times 10^6$	157360	-65704	12090	-3121
Colza (1)	$3,29947 \times 10^6$	219404	33224	70883	-42342
Céréales (2)	$2,00861 \times 10^6$	271547	-124910	21195	5404
Oliviers (3)	$2,31191 \times 10^6$	81685	-104648	-19236	-25475
Culture maraichère (4)	$3,42651 \times 10^6$	63201	-248084	17222	7147
Maïs (5)	$2,90411 \times 10^6$	177719	-141393	11655	-12976
Luzerne (6)	$2,26886 \times 10^6$	172079	-136827	-108750	-49612
Pommiers (7)	$3,09374 \times 10^6$	572154	25109	35699	35198
Sauge (8)	$3,12876 \times 10^6$	232589	-123535	42718	-7229
Sainfoin (9)	$2,43541 \times 10^6$	5120	-217017	-23388	-13365
Lavande (10)	$2,81988 \times 10^6$	205225	-72536	-53572	26407

TABLEAU B.9 – $E(\langle T_{22} \rangle_{7 \times 7})$, $E(\langle T_{23} \rangle_{7 \times 7})$ et $E(\langle T_{33} \rangle_{7 \times 7})$ pour l'image *RS2-FORCA-008* et pour une nomenclature des types de couverts agricoles

Type	$\Re(T_{22})$	$\Re(T_{23})$	$\Im(T_{23})$	$\Re(T_{33})$
Tournesol (0)	$1,29963 \times 10^6$	11806	-8434	876934
Colza (1)	$1,99287 \times 10^6$	130825	-780	$1,95832 \times 10^6$
Céréales (2)	$1,19039 \times 10^6$	-6268	-185	786396
Oliviers (3)	$1,14103 \times 10^6$	49555	-7688	756236
Culture maraichère (4)	$1,22759 \times 10^6$	-22202	446	772059
Maïs (5)	$1,23247 \times 10^6$	-5426	-4301	862769
Luzerne (6)	$1,0732 \times 10^6$	35312	-8887	852037
Pommiers (7)	$1,77359 \times 10^6$	19187	14551	913587
Sauge (8)	$1,30982 \times 10^6$	68808	-10846	$1,09933 \times 10^6$
Sainfoin (9)	$1,52866 \times 10^6$	19954	-22645	$1,00618 \times 10^6$
Lavande (10)	$1,30395 \times 10^6$	-47010	-12697	$1,05468 \times 10^6$

B.3.3 Paramètres polarimétriques de Cloude et Pottier (1997) pour une nomenclature des types de couverts agricoles pour l'image RS2-FORCA-008

La table B.10 donne les paramètres de Cloude et Pottier (1997) moyens par type de couverts agricoles et pour l'image RS2-FORCA-008.

TABLEAU B.10 – $E(\langle H \rangle_{7 \times 7})$, $E(\langle A \rangle_{7 \times 7})$ et $E(\langle \alpha \rangle_{7 \times 7})$ pour l'image RS2-FORCA-008 et pour une nomenclature des types de couverts agricoles

Type	H	A	α	Type	H	A	α
Tournesol (0)	0.75	0.28	35.36	Maïs (5)	0.81	0.29	40.77
Colza (1)	0.90	0.25	48.64	Luzerne (6)	0.85	0.26	43.86
Céréales (2)	0.85	0.27	46.71	Pommiers (7)	0.82	0.28	42.05
Oliviers (3)	0.84	0.29	44.04	Sauge (8)	0.84	0.25	41.85
Culture maraichère (4)	0.76	0.31	37.39	Sainfoin (9)	0.87	0.27	46.92
Maïs (5)	0.81	0.29	40.77	Lavande (10)	0.85	0.26	43.06

B.3.4 Distance entre matrices de covariance pour une nomenclature des types de couverts agricoles pour l'image RS2-FORCA-008

La distance de Frery et al. (2014) a été calculée pour chaque couple de matrices de covariance des 10 types de couverts agricoles considérés. La table B.11 illustre donc la proximité en matrice de covariance des types de culture pour l'image RS2-FORCA-008.

TABLEAU B.11 – Distance $d_{kl}()$ (Frery et al., 2014) entre les matrices de covariance $[C]$ pour l'image RS2-FORCA-008 et pour la nomenclature des types de couverts agricoles

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0	0	0.477	0.364	0.235	0.053	0.092	0.268	0.151	0.090	0.213	0.122
1	0.477	0	0.748	0.720	0.618	0.495	0.672	0.350	0.272	0.340	0.322
2	0.364	0.748	0	0.036	0.180	0.087	0.034	0.192	0.176	0.121	0.122
3	0.235	0.720	0.036	0	0.091	0.043	0.019	0.193	0.130	0.092	0.098
4	0.053	0.618	0.180	0.091	0	0.027	0.125	0.152	0.086	0.123	0.085
5	0.092	0.495	0.087	0.0433	0.0266	0	0.054	0.095	0.038	0.062	0.027
6	0.268	0.672	0.034	0.019	0.125	0.054	0	0.210	0.120	0.102	0.083
7	0.151	0.350	0.192	0.193	0.152	0.095	0.210	0	0.085	0.116	0.082
8	0.090	0.272	0.176	0.130	0.086	0.038	0.120	0.085	0	0.066	0.018
9	0.213	0.340	0.121	0.092	0.123	0.062	0.1012	0.116	0.066	0	0.045
10	0.122	0.322	0.122	0.098	0.085	0.027	0.083	0.082	0.018	0.045	0

en bleu les trois types d'occupation du sol les plus proches pour chaque objet

Tournesol (0), Colza (1), Céréales (2), Oliviers (3), Cultures maraichères (4), Maïs (5), Luzerne (6), Pommiers (7), Sauge (8), Sainfoin (9), Lavande (10)

B.3.5 Photographies terrain pour la nomenclature des types de couverts agricoles pour l'image *RS2-FORCA-008*

Pour avoir une meilleure compréhension des paramètres présentés dans les parties B.3.1, B.3.2, B.3.3 et B.3.4, nous donnons à titre d'exemple la photographie terrain d'une des parcelles par type de culture ayant contribué aux moyennes. Ces photographies sont données dans les figures B.3.4 et B.3.5.

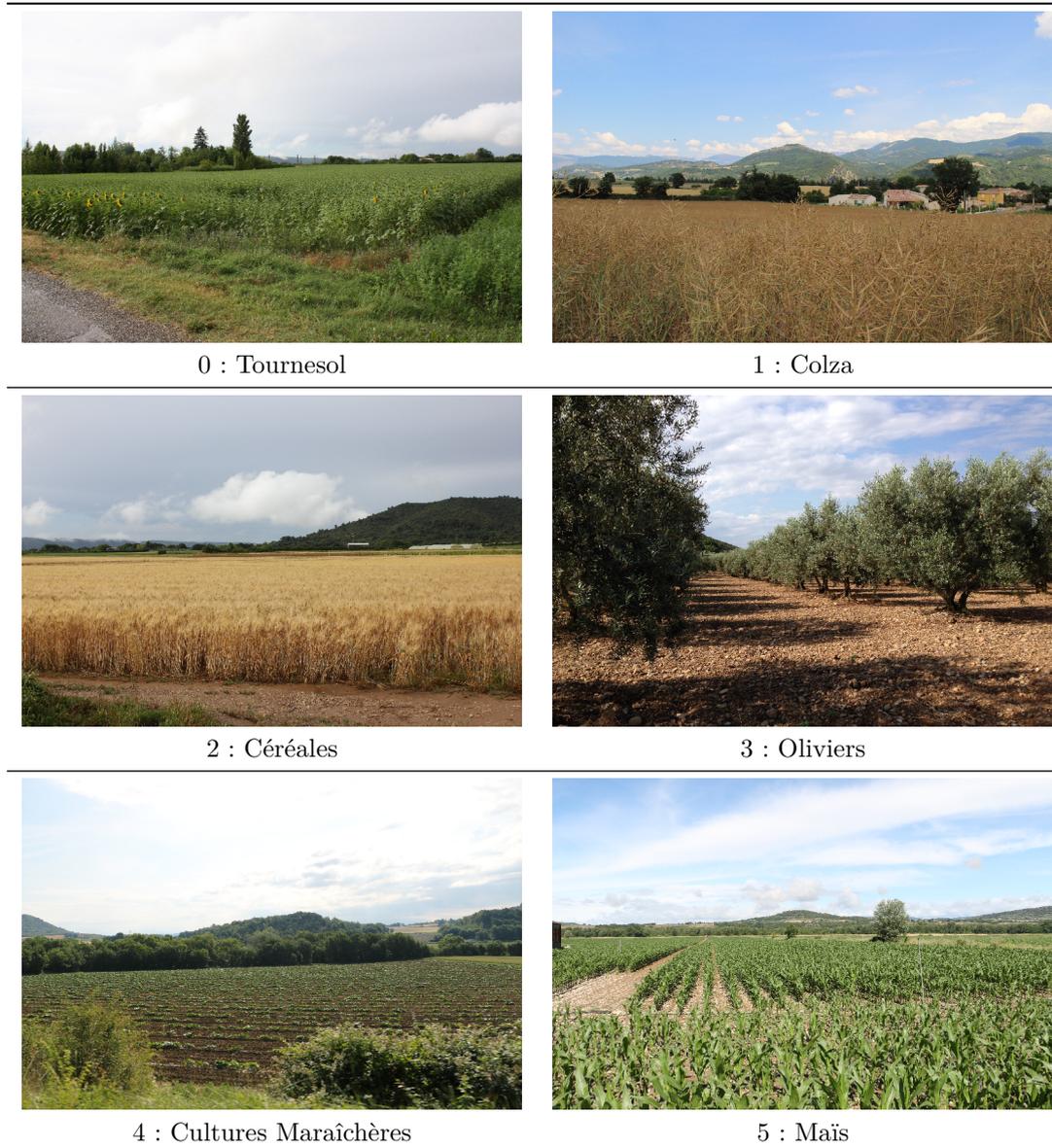


FIGURE B.3.4 – Photographies prises sur le terrain d'une parcelle par type de couverts agricoles (23 à 27 juin 2014)



6 : Luzerne



7 : Pommiers



8 : Sauge



9 : Sainfoin



10 : Lavande

FIGURE B.3.5 – Photographies prises sur le terrain d'une parcelle par type de couverts agricoles (23 à 27 juin 2014)

B.4 Évaluation d'une classification des types de couverts agricoles sur les images *RS2-FORCA-003* et *RS2-FORCA-007*

B.4.1 Classification des types de couverts agricoles 2013

Une expérience de classification automatique des types de couverts agricoles a été réalisée à partir de l'image *RS2-FORCA-007* et de relevés terrain. Une segmentation d'image a été appliquée avec la méthode de Guigues (2003) puis les régions obtenues ont été classées (Trias-Sanz, 2006). L'apprentissage a été réalisé sur 45 régions et 134 autres régions en été utilisées en contrôle pour établir la matrice de confusion donnée en table B.12. Les attributs utilisés pour l'apprentissage ont été uniquement les paramètres T_{11} , T_{22} et T_{33} de Pauli. La nomenclature des classes est différente de celle considérée dans la partie B.3. Les précisions *réalisateur* (précision) et *utilisateur* (rappel) sont donnés en pourcentage. Le nombre d'échantillons dans le tableau correspond à des pixels, et devrait plus rigoureusement être les objets de la segmentation.

TABLEAU B.12 – Matrice de confusion qualifiant la classification automatique des types de couverts agricoles, réalisée à partir de l'image *RS2-FORCA-007*

2013	Classification									
	Maïs	Verger	Céréales	Colza	Sol nu	Vigne	Prairie	Tournesol	Lavande	Réal (%)
Maïs	5879	2000	0	1205	87	1445	3169	0	0	42.6
Verger	339	20422	0	1039	0	0	2957	365	890	78.5
Céréales	0	5174	54129	0	7181	0	4236	0	0	76.5
Colza	0	166	0	3364	0	0	0	0	0	95.3
Sol nu	0	1277	2234	0	3935	0	143	317	0	49.8
Vigne	0	0	0	19	0	1693	0	0	0	98.9
Prairie	3705	3153	1673	0	67	0	21981	887	354	69.1
Tournesol	0	0	0	0	0	106	635	8951	0	92.4
Lavande	1160	4874	0	1720	0	0	0	0	12026	60.8
Util (%)	53.0	55.1	93.3	45.8	34.9	52.2	66.4	85.1	90.6	

B.4.2 Classification des types de couverts agricoles 2012

Une expérience de classification automatique des types de couverts agricoles a été réalisée à partir de l'image *RS2-FORCA-003* et de relevés terrain. Une segmentation d'image a été appliquée avec la méthode de [Guigues \(2003\)](#) puis les régions obtenues ont été classées ([Trias-Sanz, 2006](#)). L'apprentissage a été réalisé sur 26 régions et 134 autres régions en été utilisées en contrôle pour établir la matrice de confusion donnée en table [B.13](#). Les attributs utilisés pour l'apprentissage ont été uniquement les paramètres T_{11} , T_{22} et T_{33} de Pauli. La nomenclature des classes est différente de celle considérée dans la partie [B.3](#). Les précisions *réalisateur* (précision) et *utilisateur* (rappel) sont donnés en pourcentage. Le nombre d'échantillons dans le tableau correspond à des pixels, et devrait plus rigoureusement être les objets de la segmentation.

TABLEAU B.13 – Matrice de confusion qualifiant la classification automatique des types de couverts agricoles, réalisée à partir de l'image *RS2-FORCA-003*

2012	Classification									
	Maïs	Verger	Céréales	Colza	Sol nu	Vigne	Prairie	Tournesol	Lavande	Réal (%)
Maïs	2326	0	0	0	2012	0	0	523	0	47.9
Verger	0	12365	0	0	0	0	9245	0	0	57.2
Céréales	0	0	24075	0	0	0	3678	0	0	86.7
Colza	0	0	0	5740	0	0	0	0	0	100.0
Sol nu	2054	0	0	0	6029	0	0	355	0	71.5
Vigne	0	458	0	0	0	563	0	596	0	34.8
Prairie	0	437	0	0	0	696	11642	0	0	91.1
Tournesol	227	0	0	0	0	0	0	1965	0	89.6
Lavande	788	0	0	0	0	0	0	0	1629	67.4
Util (%)	43.1	93.3	100	100	75.0	44.7	47.4	57.1	100	

Annexe C

Démonstration des équations de mélange pour deux classes

Nous considérons un mélange à **2 classes** déterminé par un unique paramètre de mélange $\mu \in [0,1]$. Le mélange dans chaque cellule de rétrodiffusion est caractérisé par :

- la proportion μ du nombre de diffuseurs élémentaires du type thématique **0**,
- la proportion $1 - \mu$ du nombre de diffuseurs élémentaires du type thématique **1**.

La figure 1 montre ces conditions de mélange sur un voisinage donné où l'estimation locale des représentations polarimétriques est traditionnellement effectuée.

Notons N le nombre de diffuseurs élémentaires de la cellule de rétrodiffusion centrale représentée sur la figure 1. Pour un canal de polarisation S_{XY} nous pouvons écrire la somme cohérente de la façon décrite en équation (C.1).

$$S_{XY} = \sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XY}}| e^{j\phi_{0n_{XY}}} + \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XY}}| e^{j\phi_{1m_{XY}}} \quad (\text{C.1})$$

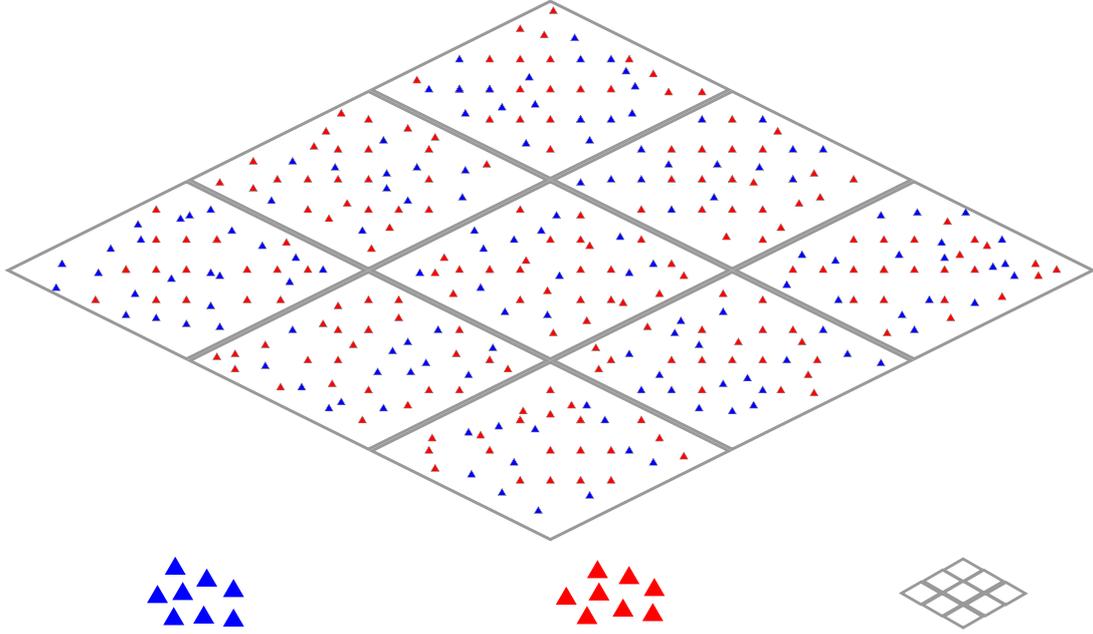
avec $XY = HH, HV, VH$ ou VV

N diffuseurs élémentaires, $\mu \in [0,1]$ proportion des types **0** et **1**

C.1 Extension des hypothèses de Goodman (1976) à deux familles de diffuseurs

L'objectif est de déterminer à partir de l'équation C.1 comment se comporte le mélange en matrice de covariance. Comme pour la partie 3.3 cherchant à déterminer les statistiques du speckle, nous essayons de déterminer $E(C)$ à partir de l'équation C.1. Pour cela nous reprenons les hypothèses de Goodman (1976) et nous étendons ces hypothèses à deux familles de diffuseurs élémentaires **0** et **1**. Ces hypothèses étendues sont les suivantes :

1. L'amplitude $|S_{0n_{XY}}|$ et la phase $\phi_{0n_{XY}}$ du diffuseur n sont indépendantes de celles des autres diffuseurs et pour chaque diffuseur l'amplitude et la phase sont indépendantes entre elles,



diffuseurs élémentaires de **type 0** diffuseurs élémentaires de **type 1** voisinage d'estimation
 FIGURE 1 – Répartition des diffuseurs élémentaires de **type 0** et **type 1** (mélange à 2 classes) dans les cellules de rétrodiffusion radar utilisées pour une estimation de $E(S_{XY})$ d'un canal de polarisation S_{XY}

2. l'amplitude $|S_{1n_{XY}}|$ et la phase $\phi_{1n_{XY}}$ du diffuseur n sont indépendantes de celles des autres diffuseurs et pour chaque diffuseur l'amplitude et la phase sont indépendantes entre elles,
3. les phases $\phi_{0n_{XY}}$ uniformément distribuées,
4. les phases $\phi_{1n_{XY}}$ uniformément distribuées,
5. les amplitudes et phases $(|S_{0n_{XY}}|, \phi_{0n_{XY}})$ et $(|S_{1m_{XY}}|, \phi_{1m_{XY}})$ sont indépendantes pour des diffuseurs de types **0** et **1**,
6. les nombres de diffuseurs μN et $(1 - \mu)N$ sont suffisamment grands.

C.2 Termes diagonaux C_{ii} de la matrice de covariance

D'après les équations (3.6) et (3.7) définissant la matrice de covariance nous cherchons pour les termes diagonaux réels : $E(S_{XX} \cdot S_{XX}^*) = E(|S_{XX}|^2)$.

D'après l'équation (C.1) et pour un canal de copolarisation S_{XX} , le mélange s'écrit

$$\begin{aligned}
 S_{XX} &= i_{XX} + j \cdot q_{XX} \\
 S_{XX} &= \left(\sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| \cos(\phi_{0n_{XX}}) + \sum_{n=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XX}}| \cos(\phi_{1m_{XX}}) \right) \\
 &\quad + j \cdot \left(\sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| \sin(\phi_{0n_{XX}}) + \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XX}}| \sin(\phi_{1m_{XX}}) \right) \quad (C.2)
 \end{aligned}$$

L'espérance mathématique de l'intensité $|S_{XX}|^2$ s'écrit avec l'équation (C.3) :

$$\begin{aligned}
 E(|S_{XX}|^2) &= E(i_{XX}^2 + q_{XX}^2) \\
 E(|S_{XX}|^2) &= E\left(\left(\sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| \cos(\phi_{0n_{XX}}) + \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XX}}| \cos(\phi_{1m_{XX}}) \right)^2 \right. \\
 &\quad \left. + \left(\sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| \sin(\phi_{0n_{XX}}) + \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XX}}| \sin(\phi_{1m_{XX}}) \right)^2 \right) \quad (C.3)
 \end{aligned}$$

On développe l'équation (C.3) :

$$\begin{aligned}
 E(|S_{XX}|^2) &= E\left(\left(\sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| \cos(\phi_{0n_{XX}}) \right)^2 + \left(\sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XX}}| \cos(\phi_{1m_{XX}}) \right)^2 \right. \\
 &\quad + 2 \sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| \cos(\phi_{0n_{XX}}) \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XX}}| \cos(\phi_{1m_{XX}}) \\
 &\quad + \left(\sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| \sin(\phi_{0n_{XX}}) \right)^2 + \left(\sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XX}}| \sin(\phi_{1m_{XX}}) \right)^2 \\
 &\quad \left. + 2 \sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| \sin(\phi_{0n_{XX}}) \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XX}}| \sin(\phi_{1m_{XX}}) \right) \quad (C.4)
 \end{aligned}$$

D'après l'hypothèse 5, on peut écrire :

$$\begin{aligned}
 E(|S_{XX}|^2) &= E\left(\left(\sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| \cos(\phi_{0n_{XX}}) \right)^2 \right) + E\left(\left(\sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XX}}| \cos(\phi_{1m_{XX}}) \right)^2 \right) \\
 &\quad + 2E\left(\sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| \cos(\phi_{0n_{XX}}) \right) E\left(\sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XX}}| \cos(\phi_{1m_{XX}}) \right) \\
 &\quad + E\left(\left(\sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| \sin(\phi_{0n_{XX}}) \right)^2 \right) + E\left(\left(\sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XX}}| \sin(\phi_{1m_{XX}}) \right)^2 \right) \\
 &\quad + 2E\left(\sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| \sin(\phi_{0n_{XX}}) \right) E\left(\sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XX}}| \sin(\phi_{1m_{XX}}) \right) \quad (C.5)
 \end{aligned}$$

D'après l'hypothèse 1, on obtient les relations suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{l} E\left(\left(\sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| \cos(\phi_{0n_{XX}})\right)^2\right) = \sum_{k=1}^{\mu N} \sum_{l=1}^{\mu N} E(|S_{0k_{XY}}| \cdot |S_{0l_{XY}}|) \cdot E(\cos(\phi_{0k_{XY}}) \cdot \cos(\phi_{0l_{XY}})) \\ E\left(\left(\sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| \sin(\phi_{0n_{XX}})\right)^2\right) = \sum_{k=1}^{\mu N} \sum_{l=1}^{\mu N} E(|S_{0k_{XY}}| \cdot |S_{0l_{XY}}|) \cdot E(\sin(\phi_{0k_{XY}}) \cdot \sin(\phi_{0l_{XY}})) \end{array} \right. \quad (\text{C.6})$$

D'après l'hypothèse 2, on obtient les relations suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{l} E\left(\left(\sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XX}}| \cos(\phi_{1m_{XX}})\right)^2\right) = \sum_{p=1}^{(1-\mu)N} \sum_{q=1}^{(1-\mu)N} E(|S_{1p_{XY}}| \cdot |S_{1q_{XY}}|) \cdot E(\cos(\phi_{1p_{XY}}) \cdot \cos(\phi_{1q_{XY}})) \\ E\left(\left(\sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XX}}| \sin(\phi_{1m_{XX}})\right)^2\right) = \sum_{p=1}^{(1-\mu)N} \sum_{q=1}^{(1-\mu)N} E(|S_{1p_{XY}}| \cdot |S_{1q_{XY}}|) \cdot E(\sin(\phi_{1p_{XY}}) \cdot \sin(\phi_{1q_{XY}})) \end{array} \right. \quad (\text{C.7})$$

D'après les hypothèses 1 et 2, on peut écrire

$$\left\{ \begin{array}{l} E\left(\sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| \cos(\phi_{0n_{XX}})\right) = \sum_{n=1}^{\mu N} E(|S_{0n_{XX}}|) E(\cos(\phi_{0n_{XX}})) \\ E\left(\sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XX}}| \cos(\phi_{1m_{XX}})\right) = \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} E(|S_{1m_{XX}}|) E(\cos(\phi_{1m_{XX}})) \\ E\left(\sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| \sin(\phi_{0n_{XX}})\right) = \sum_{n=1}^{\mu N} E(|S_{0n_{XX}}|) E(\sin(\phi_{0n_{XX}})) \\ E\left(\sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XX}}| \sin(\phi_{1m_{XX}})\right) = \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} E(|S_{1m_{XX}}|) E(\sin(\phi_{1m_{XX}})) \end{array} \right. \quad (\text{C.8})$$

Les hypothèses 3 et 4 sur les phases uniformément distribuées assurent que :

$$\left\{ \begin{array}{l} E(\cos(\phi_{0n_{XX}})) = 0 \quad \forall n \in [1, \mu N] \\ E(\cos(\phi_{1m_{XX}})) = 0 \quad \forall m \in [1, (1-\mu)N] \\ E(\sin(\phi_{0n_{XX}})) = 0 \quad \forall n \in [1, \mu N] \\ E(\sin(\phi_{1m_{XX}})) = 0 \quad \forall m \in [1, (1-\mu)N] \end{array} \right. \quad (\text{C.9})$$

Par conséquent l'équation (C.8) donne :

$$\left\{ \begin{array}{l} \sum_{n=1}^{\mu N} E(|S_{0n_{XX}}|) E(\cos(\phi_{0n_{XX}})) = 0 \\ \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} E(|S_{1m_{XX}}|) E(\cos(\phi_{1m_{XX}})) = 0 \\ \sum_{n=1}^{\mu N} E(|S_{0n_{XX}}|) E(\sin(\phi_{0n_{XX}})) = 0 \\ \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} E(|S_{1m_{XX}}|) E(\sin(\phi_{1m_{XX}})) = 0 \end{array} \right. \quad (\text{C.10})$$

L'hypothèse 3 sur les phases uniformément distribuées donne :

$$\begin{cases} E(\cos(\phi_{0k_{XY}}) \cdot \cos(\phi_{0l_{XY}})) = E(\sin(\phi_{0k_{XY}}) \cdot \sin(\phi_{0l_{XY}})) = \begin{cases} \frac{1}{2} & \text{si } k = l \\ 0 & \text{si } k \neq l \end{cases} \\ E(\cos(\phi_{0k_{XY}}) \cdot \sin(\phi_{0l_{XY}})) = 0 \quad \forall k, l \end{cases} \quad (\text{C.11})$$

De mêmes pour les diffuseurs élémentaires du type 1, l'hypothèse 3 sur les phases uniformément distribuées donne :

$$\begin{cases} E(\cos(\phi_{1p_{XY}}) \cdot \cos(\phi_{1q_{XY}})) = E(\sin(\phi_{1p_{XY}}) \cdot \sin(\phi_{1q_{XY}})) = \begin{cases} \frac{1}{2} & \text{si } p = q \\ 0 & \text{si } p \neq q \end{cases} \\ E(\cos(\phi_{1p_{XY}}) \cdot \sin(\phi_{1q_{XY}})) = 0 \quad \forall p, q \end{cases} \quad (\text{C.12})$$

Avec (C.11) et (C.12), l'équation (C.5) devient :

$$\begin{aligned} E(|S_{XX}|^2) &= \frac{1}{2} E\left(\left(\sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}|^2\right)^2\right) + \frac{1}{2} E\left(\left(\sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XX}}|^2\right)^2\right) \\ &\quad + \frac{1}{2} E\left(\left(\sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}|^2\right)^2\right) + \frac{1}{2} E\left(\left(\sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XX}}|^2\right)^2\right) \end{aligned} \quad (\text{C.13})$$

et par conséquent :

$$E(|S_{XX}|^2) = E\left(\sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}|^2\right) + E\left(\sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XX}}|^2\right) \quad (\text{C.14})$$

ainsi :

$$\begin{aligned} E(|S_{XX}|^2) &= \mu E\left(\sum_{n=1}^N |S_{0n_{XX}}|^2\right) + (1-\mu) E\left(\sum_{m=1}^N |S_{1m_{XX}}|^2\right) \\ E(|S_{XX}|^2) &= \mu R_{0_{XX}} + (1-\mu) R_{1_{XX}} \end{aligned} \quad (\text{C.15})$$

Avec $R_{0_{XX}}$ **réflectivité radar** d'une cellule de résolution constituée uniquement de diffuseurs de type 0 et $R_{1_{XX}}$ **réflectivité radar** d'une cellule de résolution constituée uniquement de diffuseurs de type 1. On trouve donc une relation linéaire en μ qui nous permet d'écrire les relations suivantes pour les termes diagonaux de la matrice de covariance dans le cas monostatique :

$$\begin{aligned} C_{11} &= E(|S_{HH}|^2) = \mu R_{0_{HH}} + (1-\mu) R_{1_{HH}} \\ C_{22} &= 2E(|S_{HV}|^2) = 2(\mu R_{0_{HV}} + (1-\mu) R_{1_{HV}}) \\ C_{33} &= E(|S_{VV}|^2) = \mu R_{0_{VV}} + (1-\mu) R_{1_{VV}} \end{aligned} \quad (\text{C.16})$$

avec :

$$\left\{ \begin{array}{l} R_{0_{HH}} = E\left(\sum_{n=1}^N |S_{0n_{HH}}|^2\right) \\ R_{1_{HH}} = E\left(\sum_{m=1}^N |S_{1m_{HH}}|^2\right) \\ R_{0_{HV}} = E\left(\sum_{n=1}^N |S_{0n_{HV}}|^2\right) \\ R_{1_{HV}} = E\left(\sum_{m=1}^N |S_{1m_{HV}}|^2\right) \\ R_{0_{VV}} = E\left(\sum_{n=1}^N |S_{0n_{VV}}|^2\right) \\ R_{1_{VV}} = E\left(\sum_{m=1}^N |S_{1m_{VV}}|^2\right) \end{array} \right.$$

C.3 Termes non diagonaux C_{ij} de la matrice de covariance

D'après les équations (3.6) et (3.7) définissant la matrice de covariance, les termes non diagonaux complexes sont de la forme : $E(S_{HH}.S_{HV}^*)$, $E(S_{HH}.S_{VV}^*)$ et $E(S_{HV}.S_{VV}^*)$. Nous donnons ici la démonstration pour un cas $E(S_{XX}.S_{XY}^*)$ avec $\{XX,XY\} = \{HH,HV\}$, $\{XX,XY\} = \{HH,VV\}$ et $\{XX,XY\} = \{HH,HV\}$.

D'après l'équation (C.1) et pour des canaux de cross-polarisation S_{XX} et S_{XY} , le mélange s'écrit de la façon suivante :

Pour S_{XX} :

$$\begin{aligned} S_{XX} &= i_{XX} + j \cdot q_{XX} \\ i_{XX} &= \left(\sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| \cos(\phi_{0n_{XX}})\right) + \left(\sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XX}}| \cos(\phi_{1m_{XX}})\right) \\ q_{XX} &= \left(\sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| \sin(\phi_{0n_{XX}})\right) + \left(\sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XX}}| \sin(\phi_{1m_{XX}})\right) \end{aligned} \quad (C.17)$$

et pour S_{XY} :

$$\begin{aligned} S_{XY} &= i_{XY} + j \cdot q_{XY} \\ i_{XY} &= \left(\sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XY}}| \cos(\phi_{0n_{XY}})\right) + \left(\sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XY}}| \cos(\phi_{1m_{XY}})\right) \\ q_{XY} &= \left(\sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XY}}| \sin(\phi_{0n_{XY}})\right) + \left(\sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XY}}| \sin(\phi_{1m_{XY}})\right) \end{aligned} \quad (C.18)$$

L'espérance de $E(S_{XX}.S_{XY}^*)$ est donnée par

$$E(S_{XX}.S_{XY}^*) = E((i_{XX} + j \cdot q_{XX}) \cdot (i_{XY} - j \cdot q_{XY})) \quad (C.19)$$

$$(C.20)$$

D'après l'hypothèse 5 on peut en déduire :

$$\begin{aligned} E(S_{XX}.S_{XY}^*) &= E(i_{XX}.i_{XY}) - jE(i_{XX}.q_{XY}) + j.E(j.q_{XX}.i_{XY}) + E(q_{XX}.q_{XY}) \\ E(S_{XX}.S_{XY}^*) &= E(i_{XX}.i_{XY}) + E(q_{XX}.q_{XY}) + j(E(q_{XX}.i_{XY}) - E(i_{XX}.q_{XY})) \end{aligned} \quad (C.21)$$

Nous cherchons donc les équations du mélange pour la partie réelle donnée par l'équation (C.22) et pour la partie imaginaire donnée par l'équation (C.23).

$$E(\Re(S_{XX}.S_{XY}^*)) = E(i_{XX}.i_{XY}) + E(q_{XX}.q_{XY}) \quad (C.22)$$

$$E(\Im(S_{XX}.S_{XY}^*)) = E(q_{XX}.i_{XY}) - E(i_{XX}.q_{XY}) \quad (C.23)$$

C.3.1 Calculs pour la partie réelle $E(\Re(S_{XX}.S_{XY}^*))$:

$$E(\Re(S_{XX}.S_{XY}^*)) = E(i_{XX}.i_{XY}) + E(q_{XX}.q_{XY}) \quad (C.24)$$

On introduit le mélange par canal de polarisation donné en équation (C.1) et on développe :

$$\begin{aligned} E(i_{XX}.i_{XY}) &= E\left(\left(\sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| \cos(\phi_{0n_{XX}}) + \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XX}}| \cos(\phi_{1m_{XX}})\right)\right. \\ &\quad \left.\cdot \left(\sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XY}}| \cos(\phi_{0n_{XY}}) + \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XY}}| \cos(\phi_{1m_{XY}})\right)\right) \\ E(i_{XX}.i_{XY}) &= E\left(\sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| \cos(\phi_{0n_{XX}}) \cdot \sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XY}}| \cos(\phi_{0n_{XY}})\right. \\ &\quad + \sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| \cos(\phi_{0n_{XX}}) \cdot \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XY}}| \cos(\phi_{1m_{XY}}) \\ &\quad + \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XX}}| \cos(\phi_{1m_{XX}}) \cdot \sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XY}}| \cos(\phi_{0n_{XY}}) \\ &\quad \left. + \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XX}}| \cos(\phi_{1m_{XX}}) \cdot \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1m_{XY}}| \cos(\phi_{1m_{XY}})\right) \end{aligned} \quad (C.25)$$

L'hypothèse 5 permet d'écrire :

$$\begin{aligned}
E(i_{XX}.i_{XY}) &= E\left(\sum_{n=1}^{\mu N} \sum_{m=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| |S_{0m_{XY}}| \cos(\phi_{0n_{XX}}) \cos(\phi_{0m_{XY}})\right) \\
&\quad + E\left(\sum_{n=1}^{\mu N} \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{0n_{XX}}| |S_{1m_{XY}}| \cos(\phi_{0n_{XX}}) \cos(\phi_{1m_{XY}})\right) \\
&\quad + E\left(\sum_{n=1}^{(1-\mu)N} \sum_{m=1}^{\mu N} |S_{1n_{XX}}| |S_{0m_{XY}}| \cos(\phi_{1n_{XX}}) \cos(\phi_{0m_{XY}})\right) \\
&\quad + E\left(\sum_{n=1}^{(1-\mu)N} \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1n_{XX}}| |S_{1m_{XY}}| \cos(\phi_{1n_{XX}}) \cos(\phi_{1m_{XY}})\right) \tag{C.26}
\end{aligned}$$

Avec l'hypothèse 5 on sait que :

$$\begin{aligned}
E(\cos(\phi_{0n_{XX}}) \cos(\phi_{1m_{XY}})) &= E(\cos(\phi_{0n_{XX}})) E(\cos(\phi_{1m_{XY}})) = 0 \\
E(\cos(\phi_{1n_{XX}}) \cos(\phi_{0m_{XY}})) &= E(\cos(\phi_{1n_{XX}})) E(\cos(\phi_{0m_{XY}})) = 0 \tag{C.27}
\end{aligned}$$

d'où en utilisant C.27 et l'hypothèse :

$$\begin{aligned}
E\left(\sum_{n=1}^{\mu N} \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{0n_{XX}}| |S_{1m_{XY}}| \cos(\phi_{0n_{XX}}) \cos(\phi_{1m_{XY}})\right) &= \sum_{n=1}^{\mu N} \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} E(|S_{0n_{XX}}| |S_{1m_{XY}}|) E(\cos(\phi_{0n_{XX}}) \cos(\phi_{1m_{XY}})) \\
&= 0 \tag{C.28}
\end{aligned}$$

et

$$\begin{aligned}
E\left(\sum_{n=1}^{(1-\mu)N} \sum_{m=1}^{\mu N} |S_{1n_{XX}}| |S_{0m_{XY}}| \cos(\phi_{1n_{XX}}) \cos(\phi_{0m_{XY}})\right) &= \sum_{n=1}^{(1-\mu)N} \sum_{m=1}^{\mu N} E(|S_{1n_{XX}}| |S_{0m_{XY}}|) E(\cos(\phi_{1n_{XX}}) \cos(\phi_{0m_{XY}})) \\
&= 0 \tag{C.29}
\end{aligned}$$

et donc on obtient :

$$\begin{aligned}
E(i_{XX}.i_{XY}) &= E\left(\sum_{n=1}^{\mu N} \sum_{m=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| |S_{0m_{XY}}| \cos(\phi_{0n_{XX}}) \cos(\phi_{0m_{XY}})\right) \\
&\quad + E\left(\sum_{n=1}^{(1-\mu)N} \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1n_{XX}}| |S_{1m_{XY}}| \cos(\phi_{1n_{XX}}) \cos(\phi_{1m_{XY}})\right) \tag{C.30}
\end{aligned}$$

Les mêmes calculs pour $E(q_{XX}.q_{XY})$ donnent :

$$\begin{aligned}
 E(q_{XX}.q_{XY}) &= E\left(\sum_{n=1}^{\mu N} \sum_{m=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| |S_{0m_{XY}}| \sin(\phi_{0n_{XX}}) \sin(\phi_{0m_{XY}})\right) \\
 &\quad + E\left(\sum_{n=1}^{(1-\mu)N} \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1n_{XX}}| |S_{1m_{XY}}| \sin(\phi_{1n_{XX}}) \sin(\phi_{1m_{XY}})\right) \quad (C.31)
 \end{aligned}$$

Pour la partie réelle $E(\Re(S_{XX}.S_{XY}^*))$ on obtient :

$$\begin{aligned}
 E(\Re(S_{XX}.S_{XY}^*)) &= E\left(\sum_{n=1}^{\mu N} \sum_{m=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| |S_{0m_{XY}}| (\cos(\phi_{0n_{XX}}) \cos(\phi_{0m_{XY}}) + \sin(\phi_{0n_{XX}}) \sin(\phi_{0m_{XY}}))\right) \\
 &\quad + E\left(\sum_{n=1}^{(1-\mu)N} \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1n_{XX}}| |S_{1m_{XY}}| (\cos(\phi_{1n_{XX}}) \cos(\phi_{1m_{XY}}) + \sin(\phi_{1n_{XX}}) \sin(\phi_{1m_{XY}}))\right) \\
 E(\Re(S_{XX}.S_{XY}^*)) &= E\left(\sum_{n=1}^{\mu N} \sum_{m=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| |S_{0m_{XY}}| (\cos(\phi_{0n_{XX}} - \phi_{0m_{XY}}))\right) \quad (C.32)
 \end{aligned}$$

d'après l'hypothèse 5 :

$$\begin{aligned}
 E(\Re(S_{XX}.S_{XY}^*)) &= \sum_{n=1}^{\mu N} \sum_{m=1}^{\mu N} E(|S_{0n_{XX}}| |S_{0m_{XY}}|) E(\cos(\phi_{0n_{XX}} - \phi_{0m_{XY}})) \\
 &\quad + \sum_{n=1}^{(1-\mu)N} \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} E(|S_{1n_{XX}}| |S_{1m_{XY}}|) E(\cos(\phi_{1n_{XX}} - \phi_{1m_{XY}})) \quad (C.33)
 \end{aligned}$$

Posons $\Delta\phi_{1_{XX}-1_{XY}}$ l'espérance de la différence de phase $E(\cos(\phi_{1n_{XX}} - \phi_{1m_{XY}})) = \cos(\Delta\phi_{1_{XX}-1_{XY}})$ et $\Delta\phi_{0_{XX}-0_{XY}}$ l'espérance de la différence de phase $E(\cos(\phi_{0n_{XX}} - \phi_{0m_{XY}})) = \cos(\Delta\phi_{0_{XX}-0_{XY}})$.

L'hypothèse 5 d'indépendance entre les diffuseurs élémentaires d'une cellule donne :

$$\begin{aligned}
 E(\cos(\phi_{0n_{XX}} - \phi_{0m_{XY}})) &= \begin{cases} \cos(\Delta\phi_{0_{XX}-0_{XY}}) & \text{si } n = m \\ 0 & \text{si } n \neq m \end{cases} \\
 E(\cos(\phi_{1n_{XX}} - \phi_{1m_{XY}})) &= \begin{cases} \cos(\Delta\phi_{1_{XX}-1_{XY}}) & \text{si } n = m \\ 0 & \text{si } n \neq m \end{cases} \quad (C.34)
 \end{aligned}$$

L'équation (C.33) devient :

$$\begin{aligned}
 E(\Re(S_{XX}.S_{XY}^*)) &= \sum_{n=1}^{\mu N} E(|S_{0n_{XX}}| |S_{0n_{XY}}|) \cos(\Delta\phi_{0_{XX}-0_{XY}}) \\
 &\quad + \sum_{n=1}^{(1-\mu)N} E(|S_{1n_{XX}}| |S_{1n_{XY}}|) \cos(\Delta\phi_{1_{XX}-1_{XY}}) \quad (C.35)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 E(\Re(S_{XX}.S_{XY}^*)) &= \mu E\left(\sum_{n=1}^N |S_{0n_{XX}}| |S_{0n_{XY}}|\right) \cos(\Delta\phi_{0_{XX-XY}}) \\
 &+ (1 - \mu) E\left(\sum_{m=1}^N |S_{1n_{XX}}| |S_{1m_{XY}}|\right) \cos(\Delta\phi_{1_{XX-XY}}) \quad (C.36)
 \end{aligned}$$

On pose une réflectivité radar $R_{0_{XXXY}}$ et $R_{1_{XXXY}}$:

$$\begin{cases}
 R_{0_{XXXY}} = E\left(\sum_{n=1}^N |S_{0n_{XX}}| |S_{0n_{XY}}|\right) \\
 R_{1_{XXXY}} = E\left(\sum_{m=1}^N |S_{1n_{XX}}| |S_{1m_{XY}}|\right)
 \end{cases}$$

les deux modules $|S_{0n_{HH}}|$ et $|S_{0n_{HH}}|$ ne sont pas statistiquement indépendants, idem pour $|S_{1n_{HH}}|$ et $|S_{1n_{HH}}|$ pour le même diffuseur élémentaire n .

Finalement on peut écrire :

$$E(\Re(S_{XX}.S_{XY}^*)) = \mu R_{0_{XXXY}} \cos(\Delta\phi_{0_{XX-XY}}) + (1 - \mu) R_{1_{XXXY}} \cos(\Delta\phi_{1_{XX-XY}}) \quad (C.37)$$

avec :

$$\begin{cases}
 R_{0_{XXXY}} = E\left(\sum_{n=1}^N |S_{0n_{XX}}| |S_{0n_{XY}}|\right) \\
 R_{1_{XXXY}} = E\left(\sum_{m=1}^N |S_{1m_{XX}}| |S_{1m_{XY}}|\right) \\
 \Delta\phi_{0_{XX-XY}} \text{ tel que } \cos(\Delta\phi_{0_{XX-XY}}) = E(\cos(\phi_{0n_{XX}} - \phi_{0n_{XY}})) \\
 \Delta\phi_{1_{XX-XY}} \text{ tel que } \cos(\Delta\phi_{1_{XX-XY}}) = E(\cos(\phi_{1m_{XX}} - \phi_{1m_{XY}}))
 \end{cases}$$

C.3.2 Calculs pour la partie imaginaire $E(\Im(S_{XX}.S_{XY}^*))$:

$$E(\Im(S_{XX}.S_{XY}^*)) = E(q_{XX}.i_Y) - E(i_{XX}.q_{XY}) \quad (C.38)$$

On introduit le mélange par canal de polarisation donné en équation (C.1) et on développe :

$$\begin{aligned}
 E(q_{XX}.i_{XY}) &= E\left(\sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| \sin(\phi_{0n_{XX}}) + \sum_{n=1}^{(1-\mu)N} |S_{1n_{XX}}| \sin(\phi_{1n_{XX}})\right) \\
 &\quad \cdot \left(\sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XY}}| \cos(\phi_{0n_{XY}}) + \sum_{n=1}^{(1-\mu)N} |S_{1n_{XY}}| \cos(\phi_{1n_{XY}})\right) \\
 E(q_{XX}.i_{XY}) &= E\left(\sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| \sin(\phi_{0n_{XX}}) \cdot \sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XY}}| \cos(\phi_{0n_{XY}})\right) \\
 &\quad + \sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| \sin(\phi_{0n_{XX}}) \cdot \sum_{n=1}^{(1-\mu)N} |S_{1n_{XY}}| \cos(\phi_{1n_{XY}}) \\
 &\quad + \sum_{n=1}^{(1-\mu)N} |S_{1n_{XX}}| \sin(\phi_{1n_{XX}}) \cdot \sum_{n=1}^{\mu N} |S_{0n_{XY}}| \cos(\phi_{0n_{XY}}) \\
 &\quad + \sum_{n=1}^{(1-\mu)N} |S_{1n_{XX}}| \sin(\phi_{1n_{XX}}) \cdot \sum_{n=1}^{(1-\mu)N} |S_{1n_{XY}}| \cos(\phi_{1n_{XY}}) \tag{C.39}
 \end{aligned}$$

L'hypothèse 5 permet d'écrire :

$$\begin{aligned}
 E(q_{XX}.i_{XY}) &= E\left(\sum_{n=1}^{\mu N} \sum_{m=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| |S_{0m_{XY}}| \sin(\phi_{0n_{XX}}) \cos(\phi_{0m_{XY}})\right) \\
 &\quad + E\left(\sum_{n=1}^{\mu N} \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{0n_{XX}}| |S_{1m_{XY}}| \sin(\phi_{0n_{XX}}) \cos(\phi_{1m_{XY}})\right) \\
 &\quad + E\left(\sum_{n=1}^{(1-\mu)N} \sum_{m=1}^{\mu N} |S_{1n_{XX}}| |S_{0m_{XY}}| \sin(\phi_{1n_{XX}}) \cos(\phi_{0m_{XY}})\right) \\
 &\quad + E\left(\sum_{n=1}^{(1-\mu)N} \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1n_{XX}}| |S_{1m_{XY}}| \sin(\phi_{1n_{XX}}) \cos(\phi_{1m_{XY}})\right) \tag{C.40}
 \end{aligned}$$

Avec l'hypothèse 5 on sait que :

$$\begin{aligned}
 E(\sin(\phi_{0n_{XX}}) \cos(\phi_{1m_{XY}})) &= E(\sin(\phi_{0n_{XX}})) E(\cos(\phi_{1m_{XY}})) = 0 \\
 E(\sin(\phi_{1n_{XX}}) \cos(\phi_{0m_{XY}})) &= E(\sin(\phi_{1n_{XX}})) E(\cos(\phi_{0m_{XY}})) = 0 \tag{C.41}
 \end{aligned}$$

d'où en utilisant C.41 et l'hypothèse :

$$\begin{aligned}
 E\left(\sum_{n=1}^{\mu N} \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{0n_{XX}}| |S_{1m_{XY}}| \sin(\phi_{0n_{XX}}) \cos(\phi_{1m_{XY}})\right) &= \sum_{n=1}^{\mu N} \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} E(|S_{0n_{XX}}| |S_{1m_{XY}}|) E(\sin(\phi_{0n_{XX}}) \cos(\phi_{1m_{XY}})) = 0 \\
 E\left(\sum_{n=1}^{(1-\mu)N} \sum_{m=1}^{\mu N} |S_{1n_{XX}}| |S_{0m_{XY}}| \sin(\phi_{1n_{XX}}) \cos(\phi_{0m_{XY}})\right) &= \sum_{n=1}^{(1-\mu)N} \sum_{m=1}^{\mu N} E(|S_{1n_{XX}}| |S_{0m_{XY}}|) E(\sin(\phi_{1n_{XX}}) \cos(\phi_{0m_{XY}})) = 0 \tag{C.42}
 \end{aligned}$$

et donc on obtient

$$\begin{aligned}
 E(q_{XX} \cdot i_{XY}) &= E\left(\sum_{n=1}^{\mu N} \sum_{m=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| |S_{0m_{XY}}| \sin(\phi_{0n_{XX}}) \cos(\phi_{0m_{XY}})\right) \\
 &\quad + E\left(\sum_{n=1}^{(1-\mu)N} \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1n_{XX}}| |S_{1m_{XY}}| \sin(\phi_{1n_{XX}}) \cos(\phi_{1m_{XY}})\right) \quad (C.43)
 \end{aligned}$$

Les mêmes calculs pour $E(i_{XX} \cdot q_{XY})$ donnent :

$$\begin{aligned}
 E(i_{XX} \cdot q_{XY}) &= E\left(\sum_{n=1}^{\mu N} \sum_{m=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| |S_{0m_{XY}}| \cos(\phi_{0n_{XX}}) \sin(\phi_{0m_{XY}})\right) \\
 &\quad + E\left(\sum_{n=1}^{(1-\mu)N} \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1n_{XX}}| |S_{1m_{XY}}| \cos(\phi_{1n_{XX}}) \sin(\phi_{1m_{XY}})\right) \quad (C.44)
 \end{aligned}$$

pour la partie imaginaire $E(\Im(S_{XX} \cdot S_{XY}^*))$ on obtient :

$$\begin{aligned}
 E(\Im(S_{XX} \cdot S_{XY}^*)) &= E\left(\sum_{n=1}^{\mu N} \sum_{m=1}^{\mu N} |S_{0n_{HH}}| |S_{0m_{VV}}| (\sin(\phi_{0n_{HH}}) \cos(\phi_{0m_{HH}}) - \cos(\phi_{0n_{HH}}) \sin(\phi_{0m_{VV}}))\right) \\
 &\quad + E\left(\sum_{n=1}^{(1-\mu)N} \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1n_{HH}}| |S_{1m_{VV}}| (\sin(\phi_{1n_{HH}}) \cos(\phi_{1m_{VV}}) - \cos(\phi_{1n_{HH}}) \sin(\phi_{1m_{VV}}))\right) \\
 E(\Im(S_{XX} \cdot S_{XY}^*)) &= E\left(\sum_{n=1}^{\mu N} \sum_{m=1}^{\mu N} |S_{0n_{XX}}| |S_{0m_{XY}}| (\sin(\phi_{0n_{XX}} - \phi_{0m_{XY}})\right) \\
 &\quad + E\left(\sum_{n=1}^{(1-\mu)N} \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} |S_{1n_{XX}}| |S_{1m_{XY}}| (\sin(\phi_{1n_{XX}} - \phi_{1m_{XY}})\right) \quad (C.45)
 \end{aligned}$$

d'après l'hypothèse 5 :

$$\begin{aligned}
 E(\Im(S_{XX} \cdot S_{XY}^*)) &= \sum_{n=1}^{\mu N} \sum_{m=1}^{\mu N} E(|S_{0n_{XX}}| |S_{0m_{XY}}|) E(\sin(\phi_{0n_{XX}} - \phi_{0m_{XY}})) \\
 &\quad + \sum_{n=1}^{(1-\mu)N} \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} E(|S_{1n_{XX}}| |S_{1m_{XY}}|) E(\sin(\phi_{1n_{XX}} - \phi_{1m_{XY}})) \quad (C.46)
 \end{aligned}$$

Posons un $\Delta\phi_{1_{XX}-1_{XY}}$ l'espérance de la différence de phase : $E(\sin(\phi_{1n_{XX}} - \phi_{1m_{XY}})) = \sin(\Delta\phi_{1_{XX}-1_{XY}})$
 et $\Delta\phi_{0_{XX}-0_{XY}}$ l'espérance de la différence de phase : $E(\sin(\phi_{0n_{XX}} - \phi_{0m_{XY}})) = \sin(\Delta\phi_{0_{XX}-0_{XY}})$

L'hypothèse 5 d'indépendance entre les diffuseurs élémentaires d'une cellule donne :

$$\begin{aligned}
 E(\sin(\phi_{0n_{XX}} - \phi_{0m_{XY}})) &= \begin{cases} \sin(\Delta\phi_{0_{XX-XY}}) & \text{si } n = m \\ 0 & \text{si } n \neq m \end{cases} \\
 E(\sin(\phi_{1n_{XX}} - \phi_{1m_{XY}})) &= \begin{cases} \sin(\Delta\phi_{1_{XX-XY}}) & \text{si } n = m \\ 0 & \text{si } n \neq m \end{cases}
 \end{aligned} \tag{C.47}$$

L'équation C.46 devient :

$$\begin{aligned}
 E(\Im(S_{XX} \cdot S_{XY}^*)) &= \sum_{n=1}^{\mu N} E(|S_{0n_{XX}}| |S_{0n_{XY}}|) \sin(\Delta\phi_{0_{XX-XY}}) \\
 &\quad + \sum_{m=1}^{(1-\mu)N} E(|S_{1m_{XX}}| |S_{1m_{XY}}|) \sin(\Delta\phi_{1_{XX-XY}})
 \end{aligned} \tag{C.48}$$

$$\begin{aligned}
 E(\Im(S_{XX} \cdot S_{XY}^*)) &= \mu \sum_{n=1}^N E(|S_{0n_{XX}}| |S_{0n_{XY}}|) \sin(\Delta\phi_{0_{XX-XY}}) \\
 &\quad + (1-\mu) \sum_{m=1}^N E(|S_{1m_{XX}}| |S_{1m_{XY}}|) \sin(\Delta\phi_{1_{XX-XY}})
 \end{aligned} \tag{C.49}$$

On pose une réflectivité radar $R_{0_{XXXY}}$ et $R_{1_{XXXY}}$:

$$\begin{cases} R_{0_{XXXY}} = E\left(\sum_{n=1}^N |S_{0n_{XX}}| |S_{0n_{XY}}|\right) \\ R_{1_{XXXY}} = E\left(\sum_{m=1}^N |S_{1m_{XX}}| |S_{1m_{XY}}|\right) \end{cases} \tag{C.50}$$

les deux modules $|S_{0n_{XX}}|$ et $|S_{0n_{XY}}|$ ne sont pas statistiquement indépendants, idem pour $|S_{1n_{XX}}|$ et $|S_{1n_{XY}}|$ pour le même diffuseur élémentaire n .

Finalement on peut écrire

$$E(\Im(S_{XX} \cdot S_{XY}^*)) = \mu R_{0_{XXXY}} \sin(\Delta\phi_{0_{XX-XY}}) + (1-\mu) R_{1_{XXXY}} \sin(\Delta\phi_{1_{XX-XY}}) \tag{C.51}$$

$$\tag{C.52}$$

avec :

$$\begin{cases} R_{0_{XXXY}} = E\left(\sum_{n=1}^N |S_{0n_{XX}}| |S_{0n_{XY}}|\right) \\ R_{1_{XXXY}} = E\left(\sum_{m=1}^N |S_{1m_{XX}}| |S_{1m_{XY}}|\right) \\ \Delta\phi_{0_{XX-XY}} \text{ tel que } \sin(\Delta\phi_{0_{XX-XY}}) = E(\sin(\phi_{0n_{XX}} - \phi_{0n_{XY}})) \\ \Delta\phi_{1_{XX-XY}} \text{ tel que } \sin(\Delta\phi_{1_{XX-XY}}) = E(\sin(\phi_{1m_{XX}} - \phi_{1m_{XY}})) \end{cases}$$

C.3.3 Généralisation du mélange à la matrice de Covariance

$$[C] = k_c \cdot k_c^{*T} = \begin{bmatrix} |S_{HH}|^2 & \sqrt{2}S_{HH}S_{HV}^* & S_{HH}S_{VV}^* \\ \sqrt{2}S_{HV}S_{HH}^* & 2|S_{HV}|^2 & \sqrt{2}S_{HV}S_{VV}^* \\ S_{VV}S_{HH}^* & \sqrt{2}S_{VV}S_{HV}^* & |S_{VV}|^2 \end{bmatrix} \quad (C.53)$$

Mélange matricielle

$$[C] = \mu [C_0] + (1 - \mu) [C_1] \quad (C.54)$$

avec $C_0 =$

$$\begin{bmatrix} R_{0HH} & \sqrt{2}R_{0HHHV}e^{j(\Delta\phi_{0HH-HV})} & R_{0HHVV}e^{j(\Delta\phi_{0HH-VV})} \\ \sqrt{2}R_{0HHHV}e^{j(-\Delta\phi_{0HH-HV})} & 2R_{0HV} & \sqrt{2}R_{0HVVV}e^{j(\Delta\phi_{0HV-VV})} \\ R_{0HHVV}e^{j(-\Delta\phi_{0HH-VV})} & \sqrt{2}R_{0HVVV}e^{j(-\Delta\phi_{0HV-VV})} & R_{0VV} \end{bmatrix}$$

et $C_1 =$

$$\begin{bmatrix} R_{1HH} & \sqrt{2}R_{1HHHV}e^{j(\Delta\phi_{1HH-HV})} & R_{1HHVV}e^{j(\Delta\phi_{1HH-VV})} \\ \sqrt{2}R_{1HHHV}e^{j(-\Delta\phi_{1HH-HV})} & 2R_{1HV} & \sqrt{2}R_{1HVVV}e^{j(\Delta\phi_{1HV-VV})} \\ R_{1HHVV}e^{j(-\Delta\phi_{1HH-VV})} & \sqrt{2}R_{1HVVV}e^{j(-\Delta\phi_{1HV-VV})} & R_{1VV} \end{bmatrix}$$

avec les notations suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{l} R_{0_{XY}} = E\left(\sum_{n=1}^N |S_{0n_{XY}}|^2\right) \\ R_{1_{XY}} = E\left(\sum_{n=1}^N |S_{1n_{XY}}|^2\right) \\ R_{0_{XYX'Y'}} = E\left(\sum_{n=1}^N |S_{0n_{XY}}| |S_{0n_{X'Y'}}|\right) \\ R_{1_{XYX'Y'}} = E\left(\sum_{n=1}^N |S_{1n_{XY}}| |S_{1n_{X'Y'}}|\right) \\ \Delta\phi_{0_{XY-X'Y'}} \text{ tel que } \cos(\Delta\phi_{0_{XY-X'Y'}}) = E(\cos(\phi_{0n_{XY}} - \phi_{0n_{X'Y'}})) \\ \Delta\phi_{1_{XY-X'Y'}} \text{ tel que } \cos(\Delta\phi_{1_{XY-X'Y'}}) = E(\cos(\phi_{1n_{XY}} - \phi_{1n_{X'Y'}})) \\ XY = HH, HV, \text{ ou } VV \\ X'Y' = HH, HV, \text{ ou } VV \end{array} \right.$$

Annexe D

Compléments de résultats sur les données simulées

D.1 Effet du paramètre nb_{look} sur la décomposition de Pauli sur une transition **culture de colza** (\leftarrow) à **zone urbaine** (\rightarrow)

Pour appréhender le paramètre nb_{look} utilisé dans le calcul des données simulées et lié à l'intensité du bruit (intensité croissante avec nb_{look} décroissant), nous donnons en figure D.1.1 un exemple d'évolution de la représentation de Pauli pour une transition de **culture de colza** (\leftarrow) à **zone urbaine** (\rightarrow) pour différentes valeurs de nb_{look}

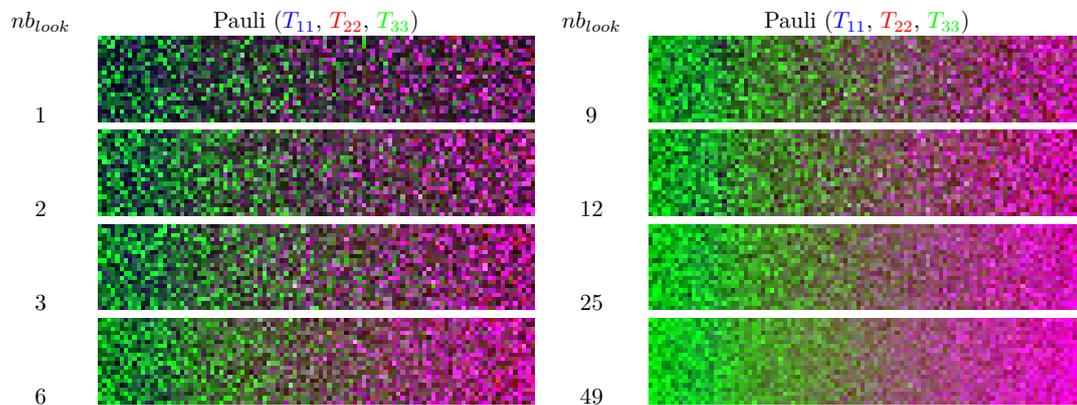


FIGURE D.1.1 – Effet du paramètre nb_{look} lié à l'intensité du bruit introduit dans les simulations sur la représentation des données simulées mélangées dans la représentations de Pauli pour une transition de **culture de colza** (\leftarrow) à **zone urbaine** (\rightarrow).

D.2 Résidus $|\Delta C_{ij}|$ en fonction du nb_{look} pour les transitions *sol nu à zone urbaine et zone urbaine à colza*

D.2.1 $|\Delta C_{ij}|$ pour la transition *sol nu à zone urbaine* en fonction du nb_{look}

La table D.1 donne les résidus $|\Delta C_{ij}|$ décrits en équation (6.6) avec C_{ij} les éléments de la matrice $[C]$ observée (résultat du mélange) et $C_{r_{ij}}$ les éléments de la matrice de covariance reconstruite à partir de l'estimation de $[\widehat{C}_0]$ et $[\widehat{C}_1]$ dans le cas de la transition *sol nu à zone urbaine*.

TABLEAU D.1 – Résidus $|\Delta C_{ij}|$ (moyenne et écart-type) pour une transition **culture de colza** $[\widehat{C}_1]$ à **sol nu** $[\widehat{C}_0]$ en fonction du paramètre nb_{look} . Une fenêtre de résolution 9×9 a été utilisée pour réaliser cette table

	nb_{look}	$ \Delta C_{11} $	$ \Delta C_{12} $	$ \Delta C_{13} $	$ \Delta C_{22} $	$ \Delta C_{23} $	$ \Delta C_{33} $
$\mu(\Delta C_{ij})$	1	0,574	0,555	0,543	0,593	0,594	0,563
$\sigma(\Delta C_{ij})$	1	0,400	0,401	0,396	0,431	0,424	0,400
$\mu(\Delta C_{ij})$	2	0,407	0,408	0,417	0,438	0,428	0,412
$\sigma(\Delta C_{ij})$	2	0,291	0,298	0,302	0,304	0,305	0,294
$\mu(\Delta C_{ij})$	3	0,350	0,247	0,345	0,373	0,367	0,368
$\sigma(\Delta C_{ij})$	3	0,247	0,248	0,239	0,260	0,259	0,266
$\mu(\Delta C_{ij})$	6	0,257	0,247	0,242	0,271	0,272	0,254
$\sigma(\Delta C_{ij})$	6	0,184	0,178	0,177	0,195	0,201	0,185
$\mu(\Delta C_{ij})$	9	0,206	0,207	0,207	0,219	0,213	0,207
$\sigma(\Delta C_{ij})$	9	0,156	0,1487	0,1520	0,159	0,158	0,151
$\mu(\Delta C_{ij})$	12	0,177	0,180	0,174	0,194	0,190	0,183
$\sigma(\Delta C_{ij})$	12	0,129	0,130	0,128	0,144	0,136	0,135
$\mu(\Delta C_{ij})$	25	0,291	0,132	0,126	0,137	0,137	0,126
$\sigma(\Delta C_{ij})$	25	0,096	0,096	0,093	0,102	0,098	0,096
$\mu(\Delta C_{ij})$	49	0,092	0,089	0,088	0,097	0,094	0,091
$\sigma(\Delta C_{ij})$	49	0,066	0,065	0,066	0,072	0,068	0,068

D.2.2 $|\Delta C_{ij}|$ pour la transition *zone urbaine à colza* en fonction du nb_{look}

La table D.2 donne les résidus $|\Delta C_{ij}|$ décrits en équation (6.6) avec C_{ij} les éléments de la matrice $[C]$ observée (résultat du mélange) et $C_{r_{ij}}$ les éléments de la matrice de covariance reconstruite à partir de l'estimation de $[\widehat{C}_0]$ et $[\widehat{C}_1]$ dans le cas de la transition *zone urbaine à colza*.

TABLEAU D.2 – Résidus $|\Delta C_{ij}|$ (moyenne et écart-type) pour une transition **culture de colza** $[C_1]$ à **sol nu** $[C_0]$ en fonction du paramètre nb_{look} . Une fenêtre de résolution 9×9 a été utilisée pour réaliser cette table.

	nb_{look}	$ \Delta C_{11} $	$ \Delta C_{12} $	$ \Delta C_{13} $	$ \Delta C_{22} $	$ \Delta C_{23} $	$ \Delta C_{33} $
$\mu(\Delta C_{ij})$	1	0,567	0,576	0,595	0,561	0,552	0,558
$\sigma(\Delta C_{ij})$	1	0,421	0,402	0,421	0,395	0,381	0,401
$\mu(\Delta C_{ij})$	2	0,434	0,421	0,428	0,419	0,409	0,409
$\sigma(\Delta C_{ij})$	2	0,310	0,289	0,298	0,295	0,296	0,300
$\mu(\Delta C_{ij})$	3	0,360	0,354	0,371	0,352	0,346	0,339
$\sigma(\Delta C_{ij})$	3	0,266	0,249	0,265	0,254	0,248	0,245
$\mu(\Delta C_{ij})$	6	0,257	0,265	0,265	0,258	0,249	0,246
$\sigma(\Delta C_{ij})$	6	0,184	0,189	0,190	0,187	0,181	0,179
$\mu(\Delta C_{ij})$	9	0,213	0,216	0,213	0,210	0,200	0,211
$\sigma(\Delta C_{ij})$	9	0,157	0,156	0,157	0,153	0,146	0,152
$\mu(\Delta C_{ij})$	12	0,193	0,191	0,191	0,192	0,177	0,173
$\sigma(\Delta C_{ij})$	12	0,1405	0,137	0,137	0,140	0,132	0,130
$\mu(\Delta C_{ij})$	25	0,132	0,132	0,135	0,129	0,124	0,126
$\sigma(\Delta C_{ij})$	25	0,095	0,094	0,094	0,094	0,092	0,091
$\mu(\Delta C_{ij})$	49	0,096	0,092	0,097	0,091	0,090	0,088
$\sigma(\Delta C_{ij})$	49	0,070	0,068	0,066	0,067	0,066	0,064

D.3 Influence du paramètre de mélange μ sur les résidus $|\Delta C_{ij}|$ pour les transitions *sol nu* à *zone urbaine* et *zone urbaine* à *colza*

Les figures D.3.2, D.3.3, D.3.4 et D.3.5 complètent la partie 6.3.3 et proposent l'évaluation des résidus $|\Delta C_{ij}|$ pour les transitions *sol nu* à *zone urbaine* et *zone urbaine* à *colza*. Ces figures confirment que les résidus $|\Delta C_{ij}|$ dépendent très peu du paramètre de mélange μ .

D.3.1 Influence du paramètre de mélange μ sur les résidus $|\Delta C_{ij}|$ pour la transitions *sol nu* à *zone urbaine*

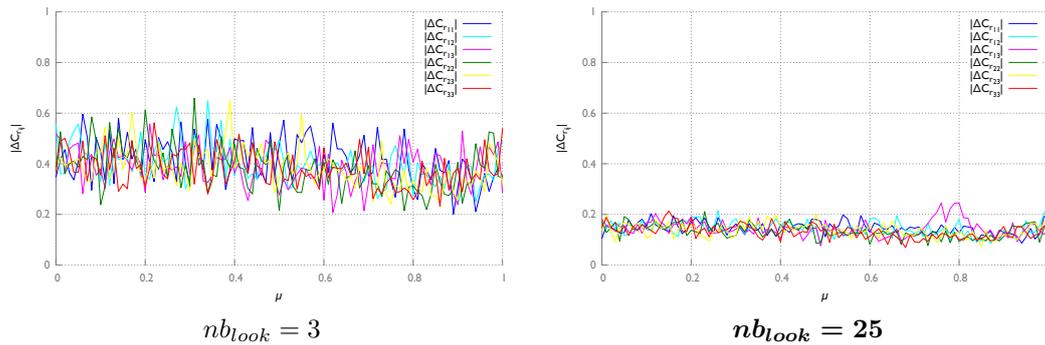


FIGURE D.3.2 – Évolution des résidus $|\Delta C_{ij}|$ (moyenne) en fonction du paramètre de mélange μ pour une transition *urbain* à *sol nu*. Cette figure est donnée pour une taille de voisinage 9×9 et des paramètres $nb_{look} = 3$ et $nb_{look} = 25$.

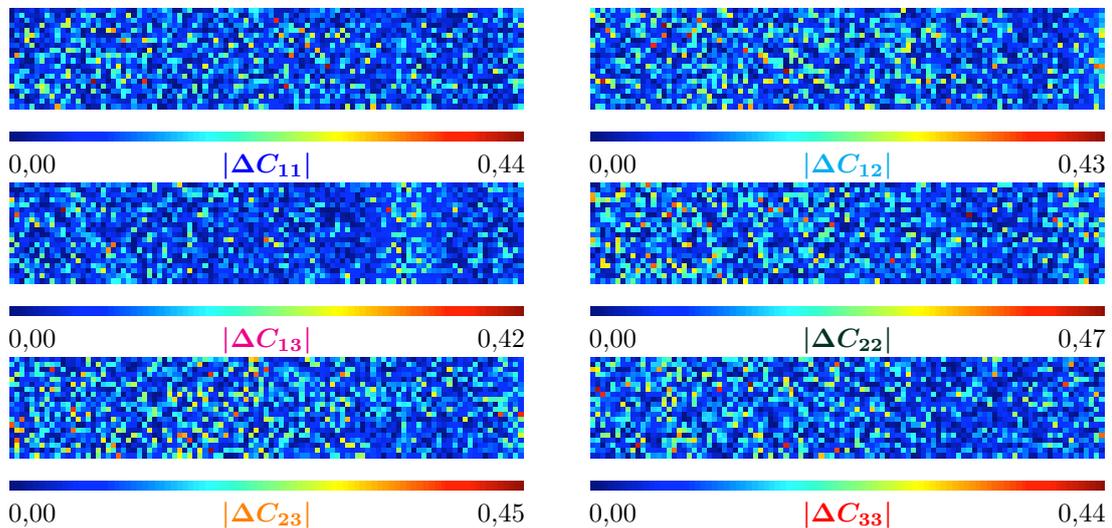


FIGURE D.3.3 – Cartographie des résidus $|\Delta C_{ij}|$ (moyenne) en fonction du paramètre de mélange μ pour une transition *urbain* à *sol nu*. Cette figure est donnée pour une taille de voisinage 9×9 et un paramètre $nb_{look} = 25$.

D.3.2 Influence du paramètre de mélange μ sur les résidus $|\Delta C_{ij}|$ pour la transitions *zone urbaine à colza*

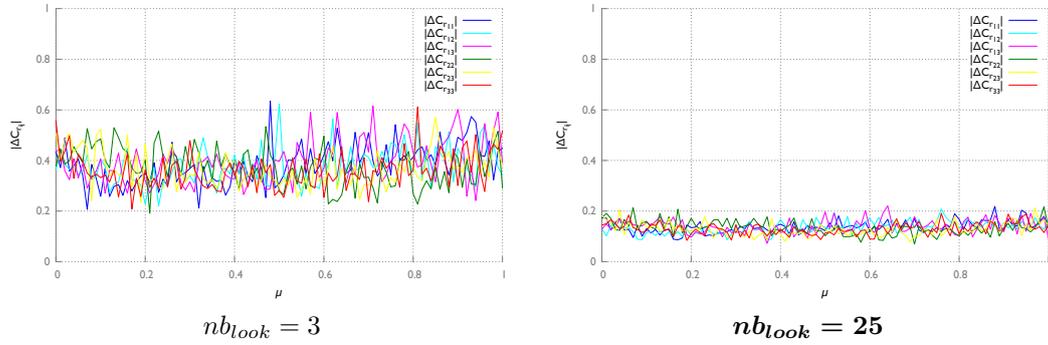


FIGURE D.3.4 – Évolution des résidus $|\Delta C_{ij}|$ (moyenne) en fonction du paramètre de mélange μ pour une transition *colza* à *urbain*. Cette figure est donnée pour taille de voisinage 9×9 et des paramètres $nb_{look} = 3$ et $nb_{look} = 25$.

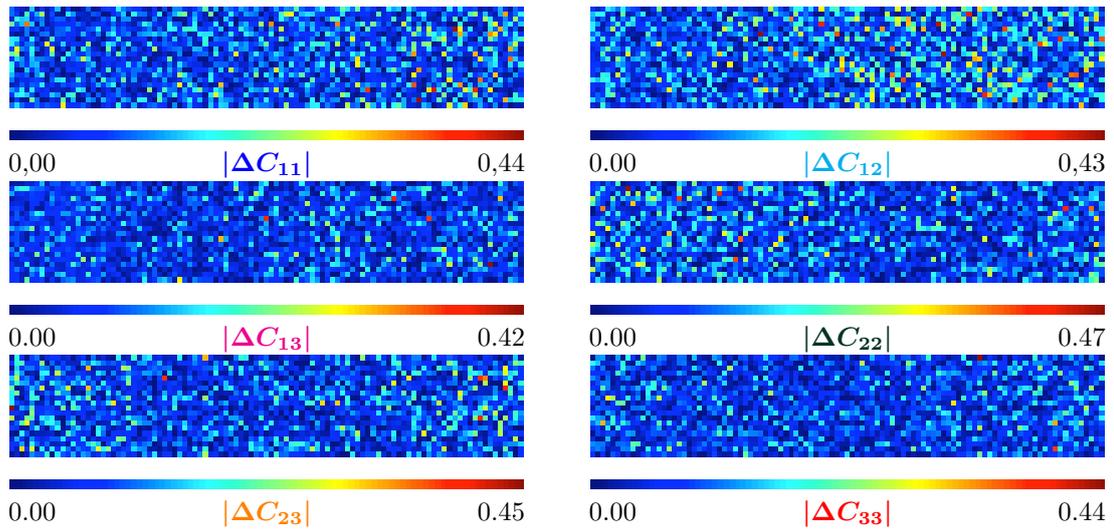


FIGURE D.3.5 – Cartographie des résidus $|\Delta C_{ij}|$ (moyenne) en fonction du paramètre de mélange μ pour une transition *colza* à *urbain*. Cette figure est donnée pour taille de voisinage 9×9 et un paramètre $nb_{look} = 25$.

D.3.3 Distances entre $[\widehat{C}_0]$ et $[C_{0_{ref}}]$ et $[\widehat{C}_1]$ et $[C_{1_{ref}}]$ pour plusieurs valeurs de nombre de tirages $[M \times M]$ et d'intensité du bruit nb_{look}

La table complète les distances de *Complex-Wishart Kullback-Leibler* entre $[\widehat{C}_0]$ et $[C_{0_{ref}}]$ et $[\widehat{C}_1]$ et $[C_{1_{ref}}]$ pour les trois types de transitions considérés dans le chapitre 6. Les résultats sont donnés pour plusieurs nombres de tirages $[M \times M]$ et valeurs d'intensité du bruit nb_{look} . Cette table complète les figures proposées dans la partie 6.4.1.

TABLEAU D.3 – Table complète des distances de *Complex-Wishart Kullback-Leibler* entre $[\widehat{C}_0]$ et $[C_{0_{ref}}]$ et $[\widehat{C}_1]$ et $[C_{1_{ref}}]$ pour plusieurs valeurs de nombre de tirages $[M \times M]$ et d'intensité du bruit nb_{look} .

Transition		$[M \times M]$	nb_{look}							
			1	2	3	6	9	12	25	49
$d_{kl}([\widehat{C}_0], [C_{0_{ref}}])$	colza à urbain	$[5 \times 5]$	3,249	0,276	0,464	0,073	0,041	0,028	0,015	0,007
$d_{kl}([\widehat{C}_1], [C_{1_{ref}}])$	colza à urbain	$[5 \times 5]$	1,121	1,349	6,151	0,474	0,131	0,270	0,050	0,036
$d_{kl}([\widehat{C}_0], [C_{0_{ref}}])$	colza à urbain	$[7 \times 7]$	0,652	0,084	0,066	0,0296	0,018	0,014	0,007	0,004
$d_{kl}([\widehat{C}_1], [C_{1_{ref}}])$	colza à urbain	$[7 \times 7]$	0,995	0,922	0,271	0,781	0,051	0,048	0,030	0,026
$d_{kl}([\widehat{C}_0], [C_{0_{ref}}])$	colza à urbain	$[9 \times 9]$	0,200	0,053	0,038	0,017	0,011	0,011	0,006	0,003
$d_{kl}([\widehat{C}_1], [C_{1_{ref}}])$	colza à urbain	$[9 \times 9]$	0,476	0,190	0,201	0,044	0,046	0,033	0,026	0,022
$d_{kl}([\widehat{C}_0], [C_{0_{ref}}])$	colza à urbain	$[11 \times 11]$	0,090	0,038	0,025	0,011	0,010	0,008	0,003	0,002
$d_{kl}([\widehat{C}_1], [C_{1_{ref}}])$	colza à urbain	$[11 \times 11]$	0,399	0,107	0,074	0,037	0,030	0,029	0,026	0,020
$d_{kl}([\widehat{C}_0], [C_{0_{ref}}])$	colza à urbain	$[13 \times 13]$	0,057	0,023	0,018	0,010	0,008	0,006	0,003	0,002
$d_{kl}([\widehat{C}_1], [C_{1_{ref}}])$	colza à urbain	$[13 \times 13]$	0,116	0,053	0,047	0,040	0,026	0,024	0,021	0,020
$d_{kl}([\widehat{C}_0], [C_{0_{ref}}])$	sol nu à urbain	$[5 \times 5]$	4,252	3,589	11,899	4,318	2,824	3,851	3,549	4,287
$d_{kl}([\widehat{C}_1], [C_{1_{ref}}])$	sol nu à urbain	$[5 \times 5]$	0,297	0,138	0,078	0,034	0,028	0,020	0,012	0,009
$d_{kl}([\widehat{C}_0], [C_{0_{ref}}])$	sol nu à urbain	$[7 \times 7]$	4,017	3,520	3,140	3,278	3,662	4,816	5,725	4,300
$d_{kl}([\widehat{C}_1], [C_{1_{ref}}])$	sol nu à urbain	$[7 \times 7]$	0,131	0,056	0,042	0,021	0,016	0,012	0,008	0,006
$d_{kl}([\widehat{C}_0], [C_{0_{ref}}])$	sol nu à urbain	$[9 \times 9]$	4,169	2,484	3,234	2,201	3,231	5,051	5,831	4,146
$d_{kl}([\widehat{C}_1], [C_{1_{ref}}])$	sol nu à urbain	$[9 \times 9]$	0,077	0,035	0,025	0,016	0,011	0,010	0,005	0,005
$d_{kl}([\widehat{C}_0], [C_{0_{ref}}])$	sol nu à urbain	$[11 \times 11]$	4,481	2,788	5,141	6,749	2,572	2,925	3,966	3,167
$d_{kl}([\widehat{C}_1], [C_{1_{ref}}])$	sol nu à urbain	$[11 \times 11]$	0,053	0,026	0,018	0,010	0,010	0,008	0,006	0,005
$d_{kl}([\widehat{C}_0], [C_{0_{ref}}])$	sol nu à urbain	$[13 \times 13]$	3,420	5,825	3,241	3,085	4,871	3,223	2,327	4,951
$d_{kl}([\widehat{C}_1], [C_{1_{ref}}])$	sol nu à urbain	$[13 \times 13]$	0,033	0,017	0,012	0,010	0,007	0,006	0,005	0,004
$d_{kl}([\widehat{C}_0], [C_{0_{ref}}])$	sol nu à colza	$[5 \times 5]$	3,119	4,201	5,331	2,853	3,907	1,497	0,714	0,289
$d_{kl}([\widehat{C}_1], [C_{1_{ref}}])$	sol nu à colza	$[5 \times 5]$	0,187	0,084	0,055	0,028	0,020	0,015	0,007	0,004
$d_{kl}([\widehat{C}_0], [C_{0_{ref}}])$	sol nu à colza	$[7 \times 7]$	3,008	4,633	3,477	3,219	0,710	0,925	0,180	0,053
$d_{kl}([\widehat{C}_1], [C_{1_{ref}}])$	sol nu à colza	$[7 \times 7]$	0,098	0,043	0,030	0,016	0,009	0,008	0,004	0,002
$d_{kl}([\widehat{C}_0], [C_{0_{ref}}])$	sol nu à colza	$[9 \times 9]$	4,372	3,692	5,607	0,822	0,405	0,172	0,059	0,027
$d_{kl}([\widehat{C}_1], [C_{1_{ref}}])$	sol nu à colza	$[9 \times 9]$	0,056	0,027	0,018	0,009	0,006	0,004	0,002	0,001
$d_{kl}([\widehat{C}_0], [C_{0_{ref}}])$	sol nu à colza	$[11 \times 11]$	5,160	15,027	1,937	0,934	0,213	0,073	0,042	0,017
$d_{kl}([\widehat{C}_1], [C_{1_{ref}}])$	sol nu à colza	$[11 \times 11]$	0,037	0,018	0,0118	0,0059	0,0040	0,003	0,001	0,001
$d_{kl}([\widehat{C}_0], [C_{0_{ref}}])$	sol nu à colza	$[13 \times 13]$	10,397	2,264	1,339	0,605	0,093	0,058	0,026	0,019
$d_{kl}([\widehat{C}_1], [C_{1_{ref}}])$	sol nu à colza	$[13 \times 13]$	0,034	0,012	0,008	0,004	0,003	0,002	0,001	0,001

D.3.4 Résidus moyens pour les termes $|\Delta C_{1ij}|$ pour un tirage aléatoire de 13×13 positions dans la simulation

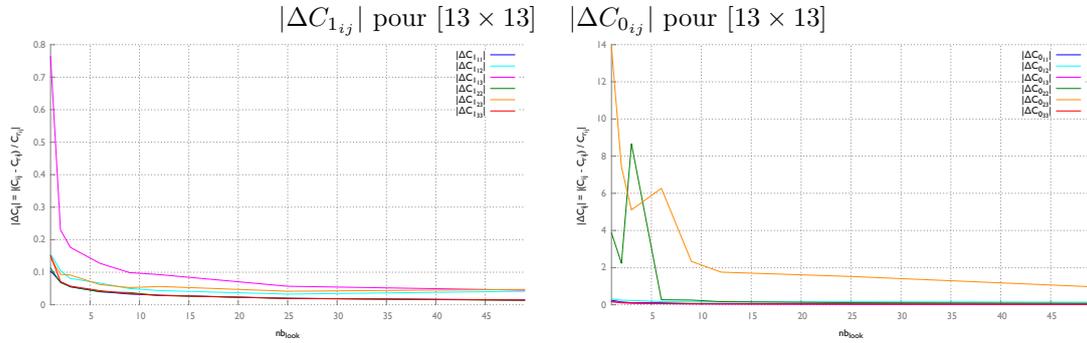


FIGURE D.3.6 – Résidus moyens pour les termes $|\Delta C_{1ij}|$ pour une transition **culture de colza** $[C_1]$ à **sol nu** $[C_0]$. Ces résidus sont le résultat moyen de $Nb = 500$ expériences.

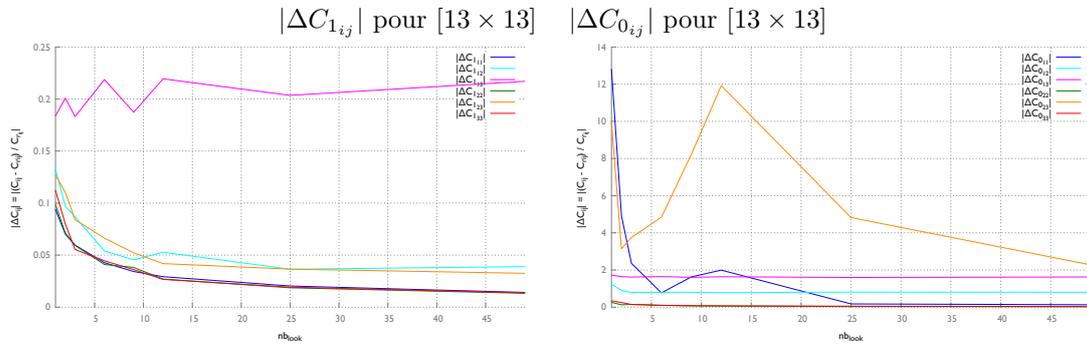


FIGURE D.3.7 – Résidus moyens pour les termes $|\Delta C_{1ij}|$ pour une transition **zone urbaine** $[C_1]$ à **sol nu** $[C_0]$. Ces résidus sont le résultat moyen de $Nb = 500$ expériences.

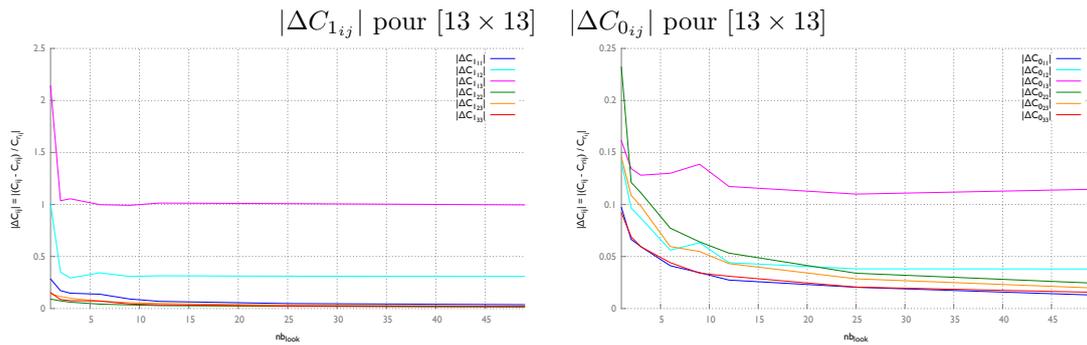


FIGURE D.3.8 – Résidus moyens pour les termes $|\Delta C_{1ij}|$ pour une transition **culture de colza** $[C_1]$ à **zone urbaine** $[C_0]$. Ces résidus sont le résultat moyen de $Nb = 500$ expériences.

D.3.5 Résolution sur un voisinage local $M \times M$

Les figures D.3.9, D.3.10 et D.3.11 complètent les figures 6.4.27, 6.4.28 et 6.4.29 de la partie 6.4.2 page 109 en donnant les termes \widehat{C}_{ij} mal estimés dans le cas de la résolution de l'algorithme de démélange sur un voisinage local 9×9 .

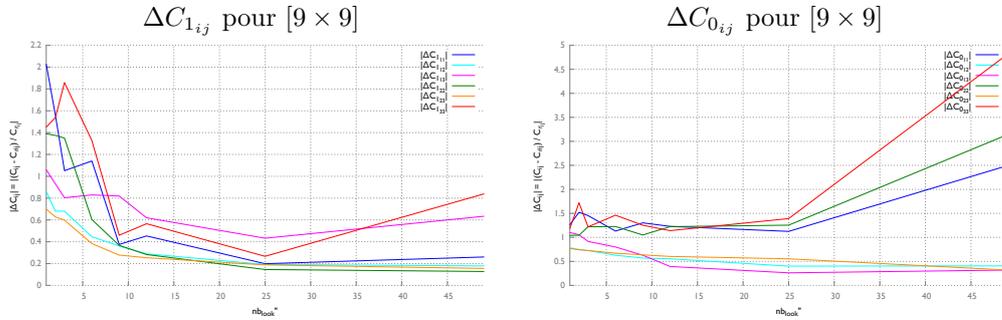


FIGURE D.3.9 – Résidus moyens pour les termes $|\Delta C_{1_{ij}}|$ pour une transition **culture de colza** $[C_1]$ à **sol nu** $[C_0]$. L'algorithme de démélange est résolu sur un voisinage local 9×9 et les distances présentées sont la moyenne pour tous les pixels de la simulation

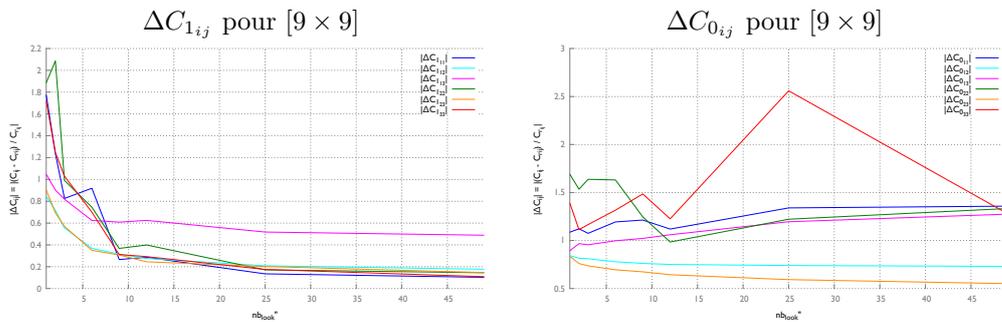


FIGURE D.3.10 – Résidus moyens pour les termes $|\Delta C_{1_{ij}}|$ pour une transition **zone urbaine** $[C_1]$ à **sol nu** $[C_0]$. L'algorithme de démélange est résolu sur un voisinage local 9×9 et les distances présentées sont la moyenne pour tous les pixels de la simulation

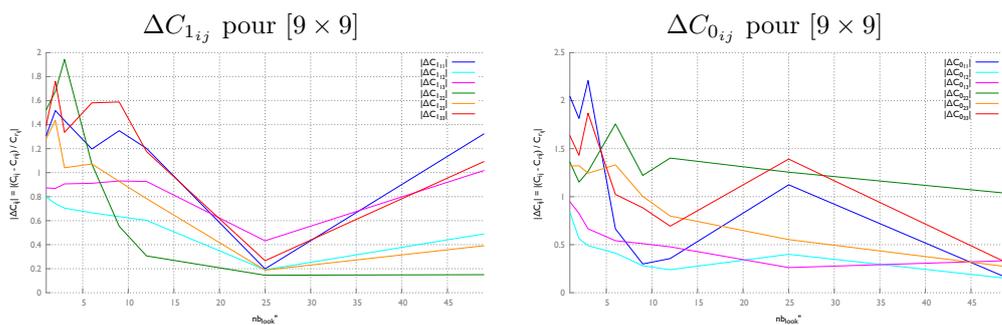


FIGURE D.3.11 – Résidus moyens pour les termes $|\Delta C_{1_{ij}}|$ pour une transition **culture de colza** $[C_1]$ à **zone urbaine** $[C_0]$. L'algorithme de démélange est résolu sur un voisinage local 9×9 et les distances présentées sont la moyenne pour tous les pixels de la simulation

D.4 Effet de l'application de l'algorithme sur un voisinage local 5×5 ou 13×13 sur la segmentation (H, α) pour une transition **culture de colza** à **sol nu**

La figure D.4.12 complète la figure 6.4.33 page 113 et évalue l'effet de l'application de l'algorithme de démélange sur un voisinage local avec peu de vues (5×5) et un voisinage avec de nombreuses vues (13×13).

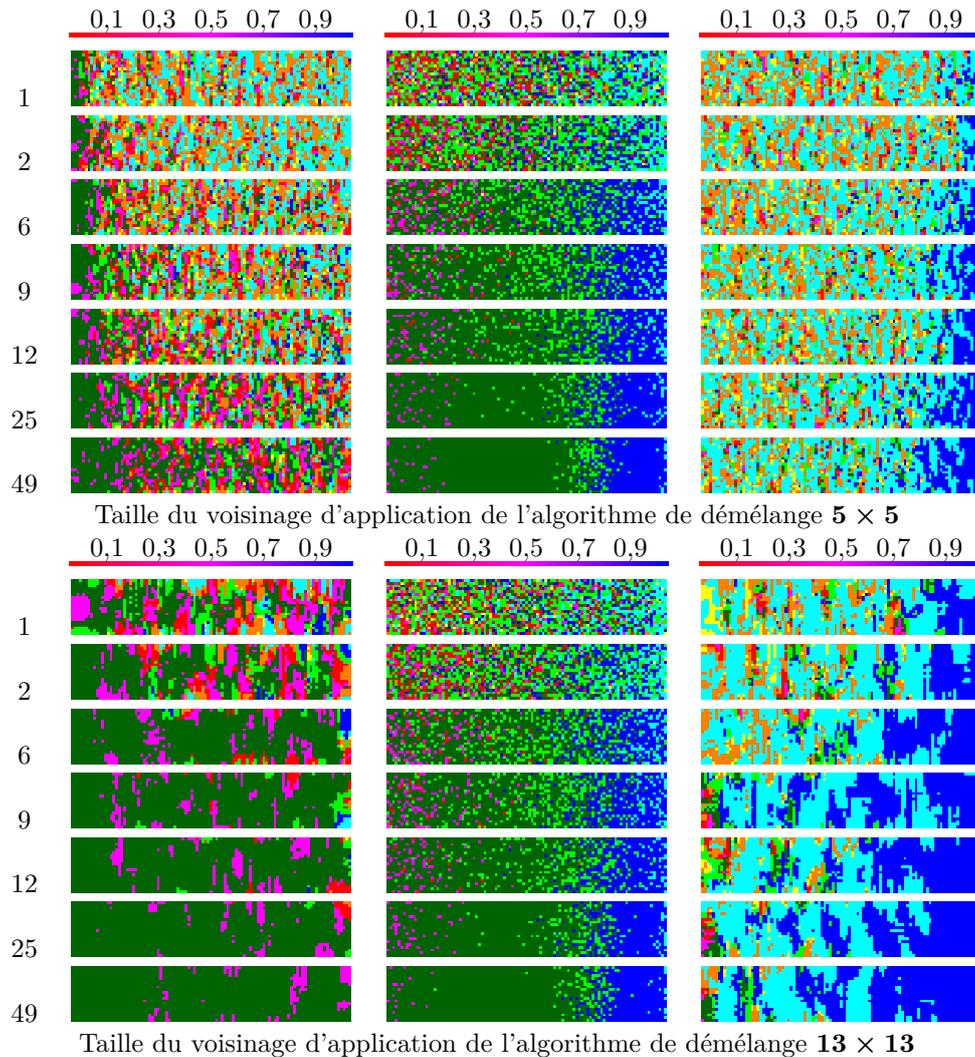


FIGURE D.4.12 – Paramètres de la segmentation (H_r, α_r) des données mélangées et des segmentations des plans (H_0, α_0) et (H_1, α_1) issues de \widehat{C}_0 et \widehat{C}_1 pour une transition **culture de colza** ($\mu = 0$) à **sol nu** ($\mu = 1$). L'algorithme de démélange est résolu sur deux voisinages locaux 5×5 et 13×13 et les résultats sont donnés pour plusieurs nb_{look}

D.5 Effet de l'application de l'algorithme sur un voisinage local 5×5 ou 13×13 sur la segmentation (H, α) pour une transition **zone urbaine à sol nu**

La figure D.5.13 complète la figure 6.4.35 page 114 et évalue l'effet de l'application de l'algorithme sur un voisinage local avec peu de vues (5×5) et un voisinage avec de nombreuses vues (13×13).

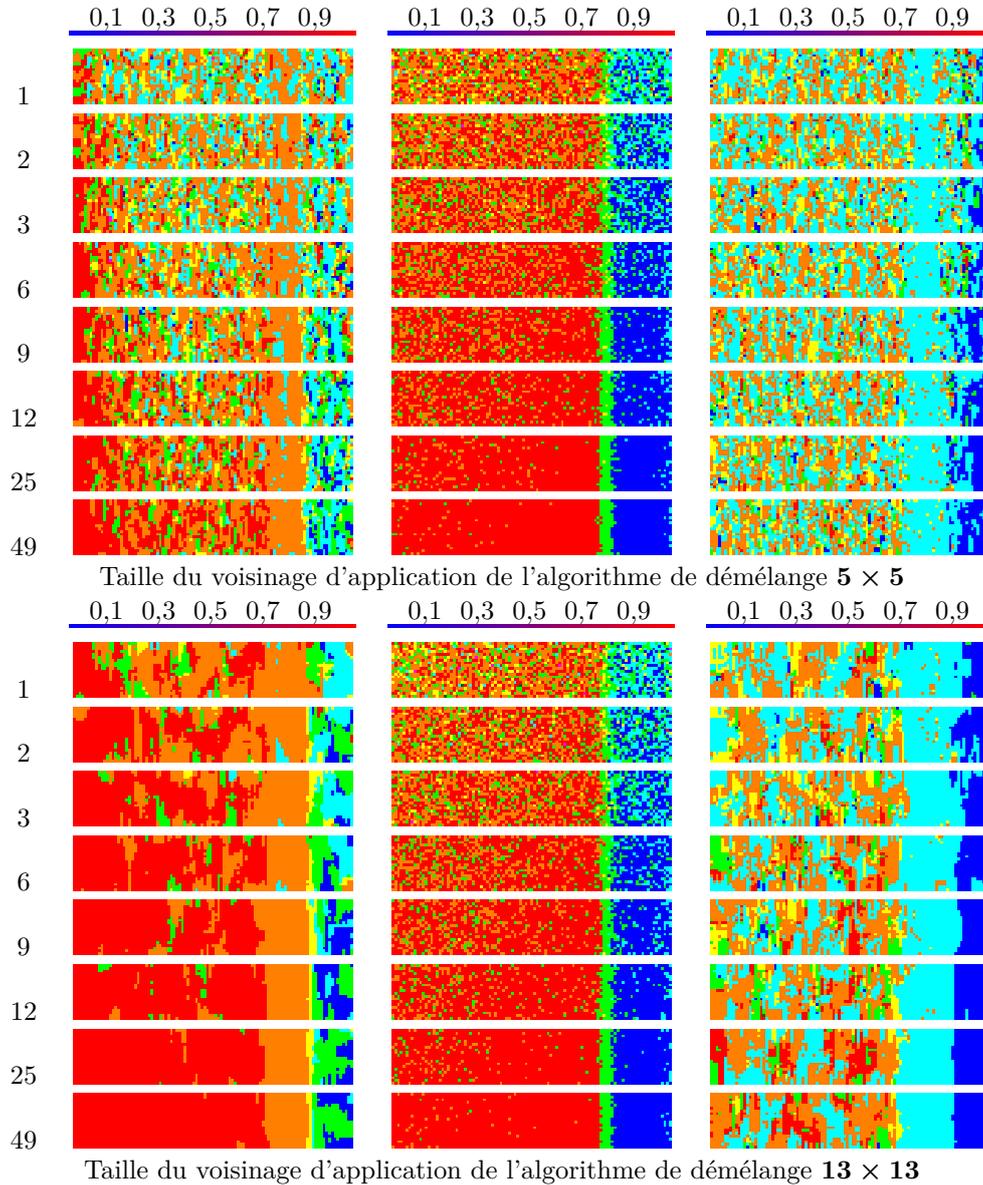


FIGURE D.5.13 – Paramètres de la segmentation (H_r, α_r) des données mélangées et des segmentations des plans (H_0, α_0) et (H_1, α_1) issues de \widehat{C}_0 et \widehat{C}_1 pour une transition **zone urbaine** ($\mu = 0$) à **sol nu** ($\mu = 1$). L'algorithme de démélange est résolu sur deux voisinages locaux 5×5 et 13×13 et les résultats sont donnés pour plusieurs nb_{look} .

D.6 Effet de l'application de l'algorithme sur un voisinage local 5×5 ou 13×13 sur la segmentation (H, α) pour une transition **colza** à **zone urbaine**

La figure D.6.14 complète la figure 6.4.37 page 115 et évalue l'effet de l'application de l'algorithme sur un voisinage local avec peu de vues (5×5) et un voisinage avec de nombreuses vues (13×13).

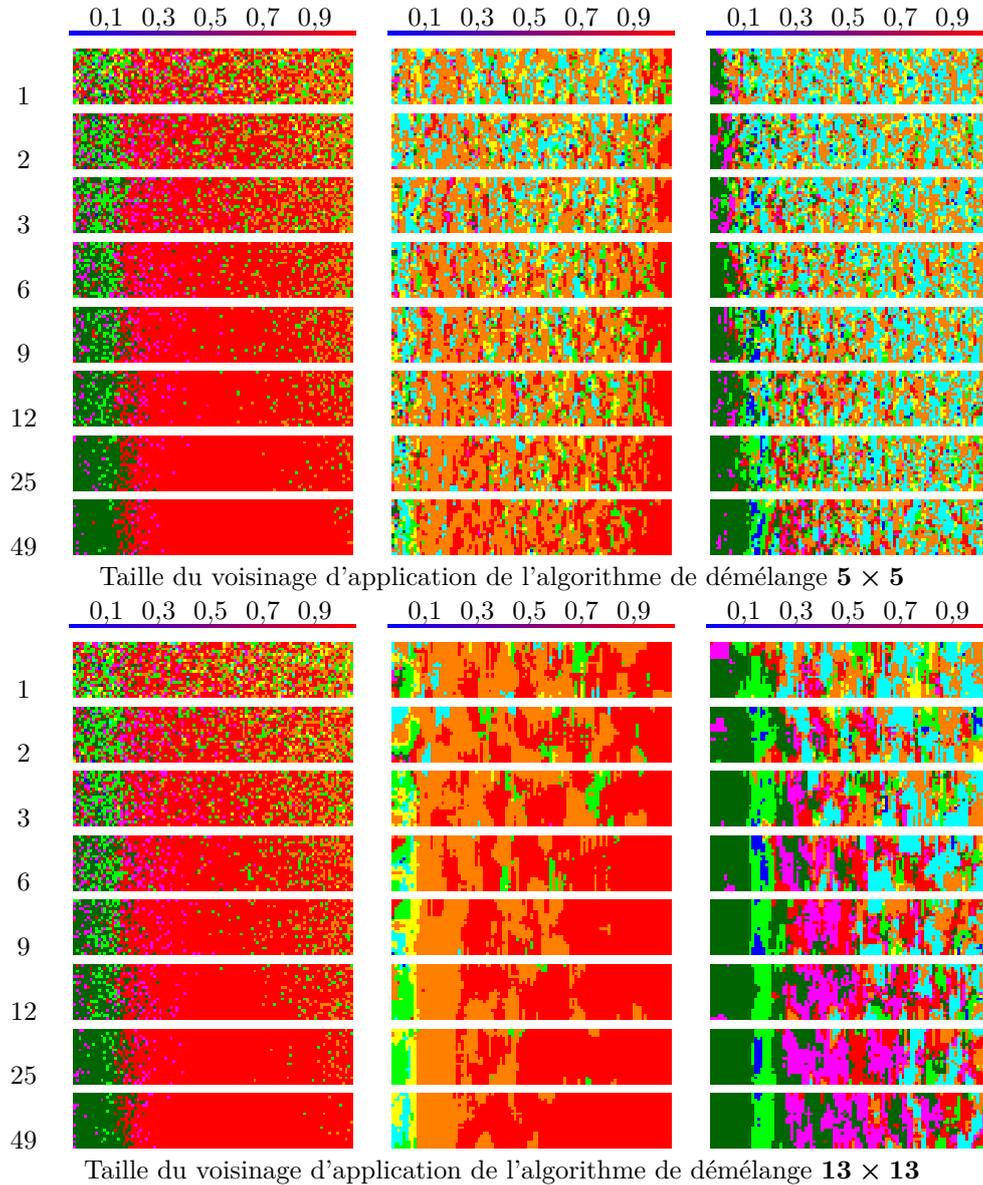


FIGURE D.6.14 – Paramètres de la segmentation (H_r, α_r) des données mélangées et des segmentations des plans (H_0, α_0) et (H_1, α_1) issues de \widehat{C}_0 et \widehat{C}_1 pour une transition **colza** ($\mu = 0$) à **zone urbaine** ($\mu = 1$). L'algorithme de démixage est résolu sur deux voisinages locaux 5×5 et 13×13 et les résultats sont donnés pour plusieurs nb_{look} .

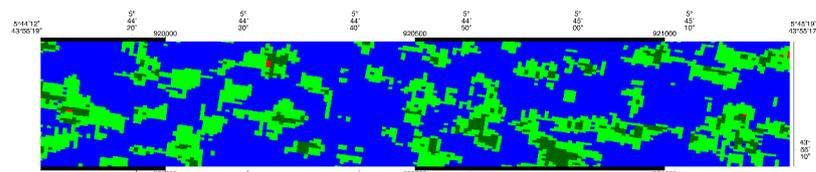
Annexe E

Compléments de résultats sur la reconstruction

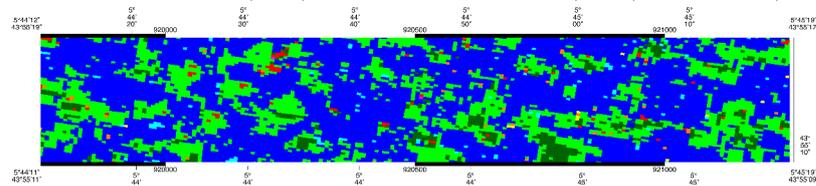
E.1 Décomposition de Cloude et Pottier (1997) de la matrice de covariance reconstruite $[C_r]$

E.1.1 Reconstruction de la segmentation (H,α) de Cloude et Pottier (1997)

Les deux figures E.1.1 et E.1.2 complètent les décompositions de Pauli issues de la matrice de covariance reconstruite $[C_r]$ proposées dans la partie 7.2 pour les images *RS2-FORCA-003* et *RS2-FORCA-005*. Visuellement nous observons que les segmentations du plan (H,α) des produits radar reconstruits paraissent cohérentes avec les décompositions observées.



Segmentation des paramètres (H,α) de Cloude et Pottier (1997) observées (Boxcar 7×7)



Segmentation des paramètres (H,α) de Cloude et Pottier (1997) reconstruites sur un voisinage 7×7



FIGURE E.1.1 – Segmentations des paramètres (H,α) de Cloude et Pottier (1997) observées et reconstruites sur un voisinage $< 7 \times 7 >$ pour *RS2-FORCA-003* sur le site d'étude de Mane.

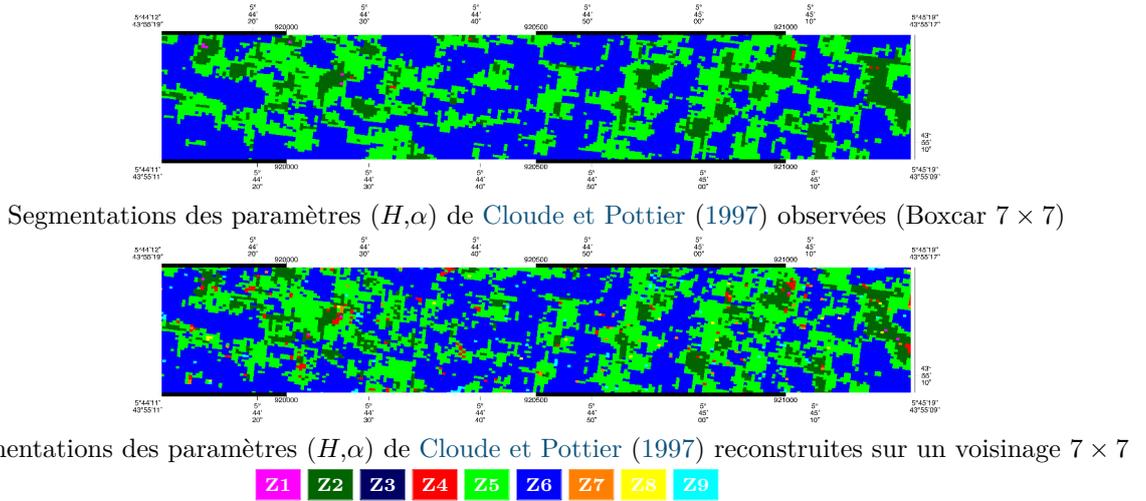


FIGURE E.1.2 – Segmentations des paramètres (H, α) de Cloude et Pottier (1997) observées et reconstruites sur un voisinage $\langle 7 \times 7 \rangle$ pour *RS2-FORCA-005* sur le site d'étude de Mane.

E.1.2 Reconstruction de l'entropie polarimétrique H de Cloude et Pottier (1997)

Les figures E.1.3 et E.1.3 comparent les entropies polarimétriques H de Cloude et Pottier (1997) observées sur un voisinages 7×7 et issues de l'algorithme de démixage sur ce même voisinage pour les images *RS2-FORCA-003* et *RS2-FORCA-005*.

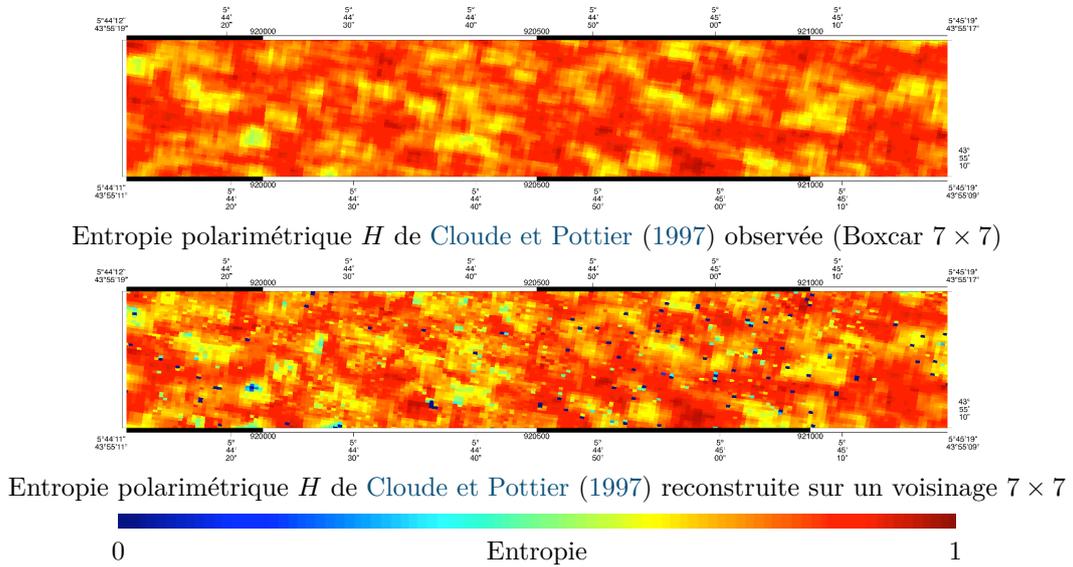


FIGURE E.1.3 – Entropies polarimétriques H de Cloude et Pottier (1997) observées et reconstruites sur un voisinage 7×7 pour l'image *RS2-FORCA-003*

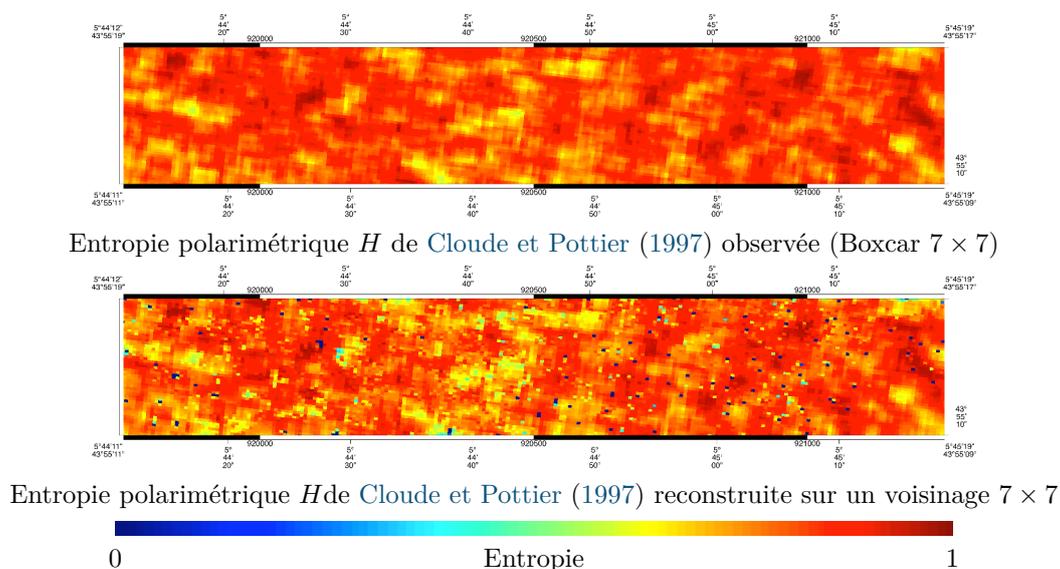


FIGURE E.1.4 – Entropies polarimétriques H de Cloude et Pottier (1997) observées et reconstruites sur un voisinage 7×7 pour l'image *RS2-FORCA-005*

E.1.3 Reconstruction de l'angle α de Cloude et Pottier (1997)

Les figures E.1.5 et E.1.5 comparent les angles α de Cloude et Pottier (1997) observés sur un voisinages 7×7 et issus de l'algorithme de démelange sur ce même voisinage pour les images *RS2-FORCA-003* et *RS2-FORCA-005*.

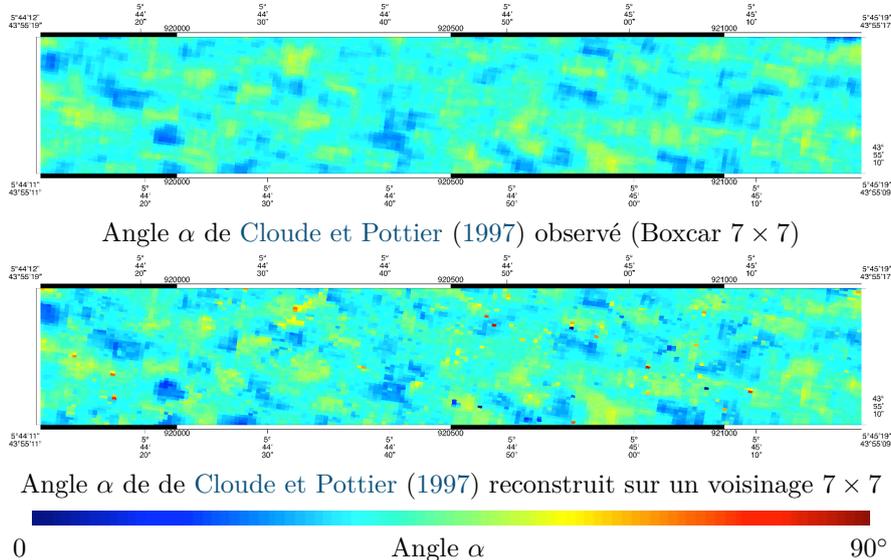


FIGURE E.1.5 – Angle α de Cloude et Pottier (1997) observés et reconstruits sur un voisinage 7×7 pour l'image *RS2-FORCA-003*

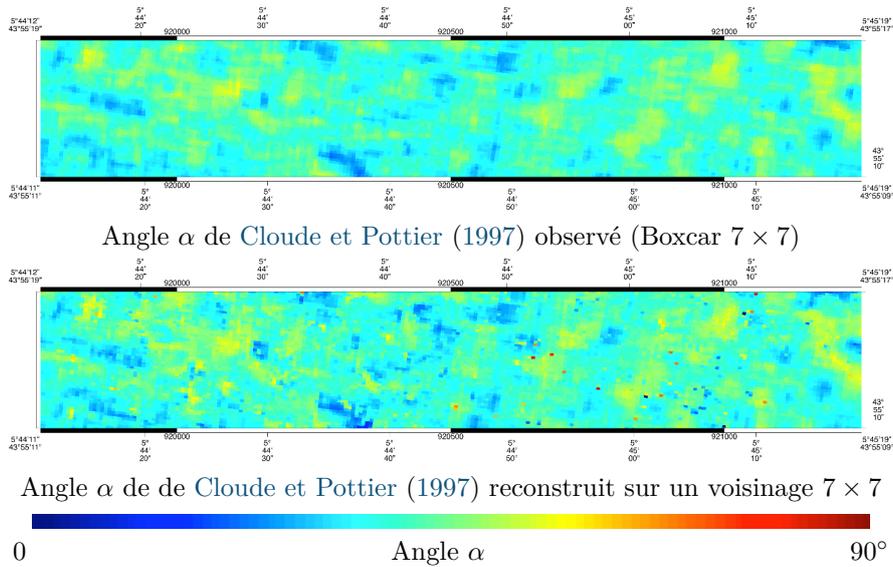


FIGURE E.1.6 – Angle α de Cloude et Pottier (1997) observés et reconstruits sur un voisinage 7×7 pour l'image *RS2-FORCA-005*

E.1.4 Reconstruction de l'anisotropie polarimétrique A de Cloude et Pottier (1997)

Les figures E.1.7 et E.1.7 comparent les anisotropies polarimétriques A de Cloude et Pottier (1997) observées sur un voisinages 7×7 et issues de l'algorithme de démixage sur ce même voisinage pour les images *RS2-FORCA-003* et *RS2-FORCA-005*.

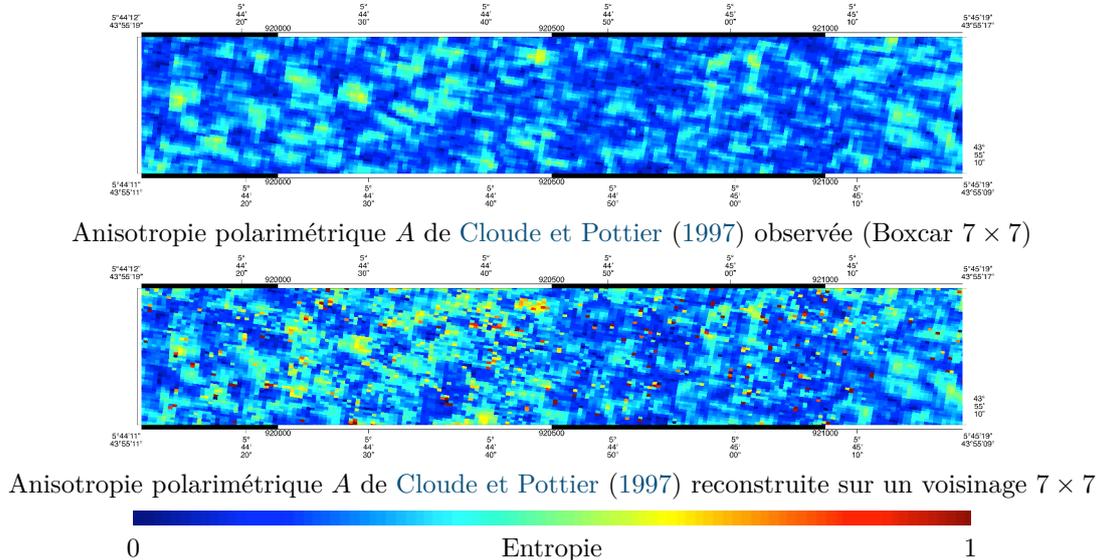


FIGURE E.1.7 – Anisotropies polarimétriques A de Cloude et Pottier (1997) observées et reconstruites sur un voisinage 7×7 pour l'image *RS2-FORCA-003*

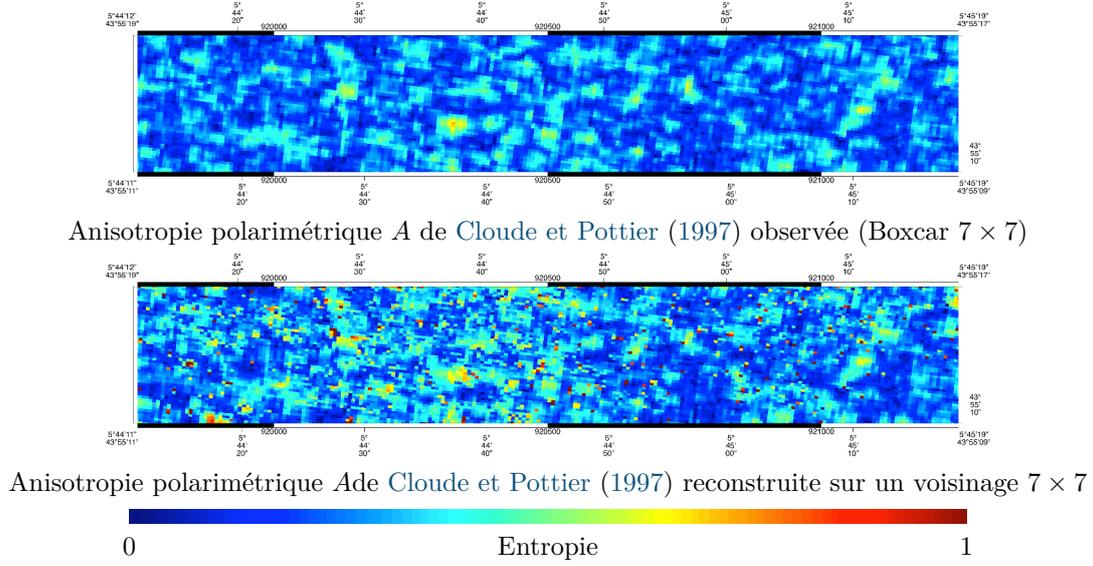


FIGURE E.1.8 – Anisotropies polarimétriques A de Cloude et Pottier (1997) observées et reconstruites sur un voisinage 7×7 pour l'image *RS2-FORCA-005*

E.2 Nombres d'observations ignorées dans le calcul des résidus de la partie 7.3

Les résidus $|\Delta C_{ij}|$ présentés dans les tables 7.1 et 7.2 sont uniquement les résidus appartenant à un intervalle de confiance $\in [\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma]$. Le nombre d'observations que nous éliminons dans ce cas est donné dans les tables E.1 et E.2 pour les images *RS2-FORCA-003* et *RS2-FORCA-005*.

TABLEAU E.1 – Pourcentage d'observations ignorées dans le calcul des résidus $|\Delta C_{ij}|$ (table 7.2.3) pour l'image *RS2-FORCA-003* pour différents tailles de voisinage $M \times M$

% Outlier	$ \Delta C_{11} $	$ \Delta C_{12} $	$ \Delta C_{13} $	$ \Delta C_{22} $	$ \Delta C_{23} $	$ \Delta C_{33} $
5×5	0,736	1,375	1,078	0,144	1,726	0,050
7×7	0,060	0,338	0,820	0,163	0,991	0,176
9×9	0,388	1,110	0,737	1,304	1,185	0,507
11×11	0,050	1,043	1,120	1,520	1,489	0,645

TABLEAU E.2 – Pourcentage d'observations ignorées dans le calcul des résidus $|\Delta C_{ij}|$ (table 7.2.4) pour l'image *RS2-FORCA-005* pour différents tailles de voisinage $M \times M$

% Outlier	$ \Delta C_{11} $	$ \Delta C_{12} $	$ \Delta C_{13} $	$ \Delta C_{22} $	$ \Delta C_{23} $	$ \Delta C_{33} $
5×5	0,198	1,373	1,130	0,061	1,275	0,227
7×7	0,111	0,510	0,202	0,113	0,519	0,113
9×9	0,086	0,332	1,059	0,480	0,893	0,732
11×11	0,455	1,440	1,487	0,965	0,882	0,329

E.3 Évolution des paramètres polarimétriques de Cloude et Pottier (1997) le long d'un transect

Pour compléter l'étude de l'évolution des paramètres de Pauli le long d'un transect de la partie 7.4, nous donnons ici l'évolution des paramètres de Cloude et Pottier (1997) le long de ce même transect (figure E.3.9). Les figures E.3.10, E.3.11 et E.3.12 confirment que la cohérence des données reconstruites dans la décomposition (H, α, A) de Cloude et Pottier (1997).

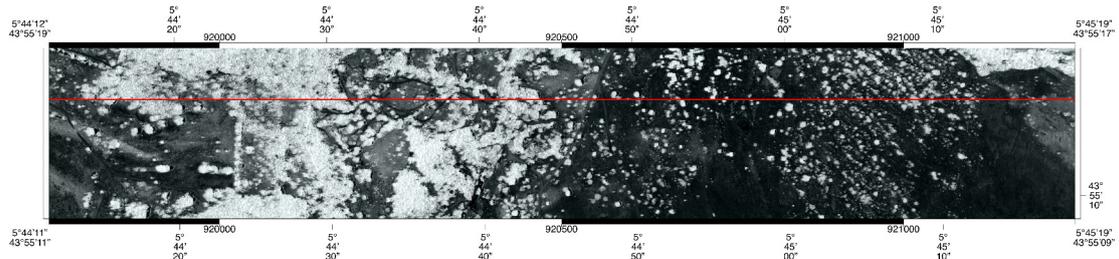


FIGURE E.3.9 – Transect, NDVI optique

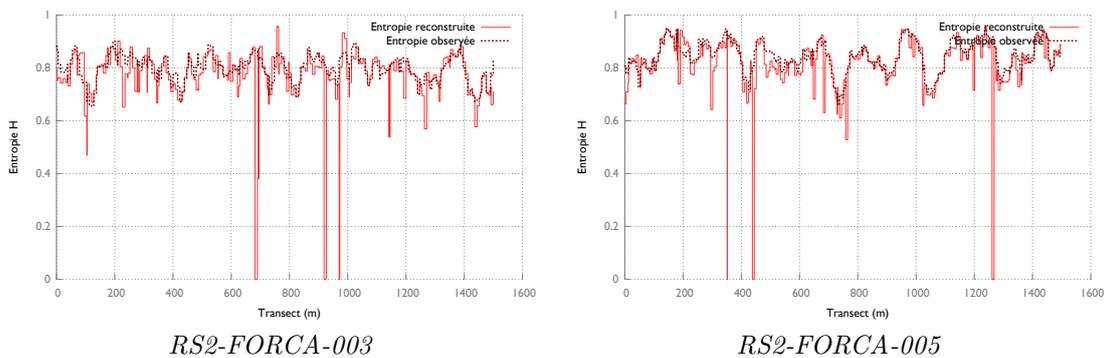


FIGURE E.3.10 – Entropie Cloude et Pottier (1997) observée et reconstruite, fenêtre d'estimation 7×7

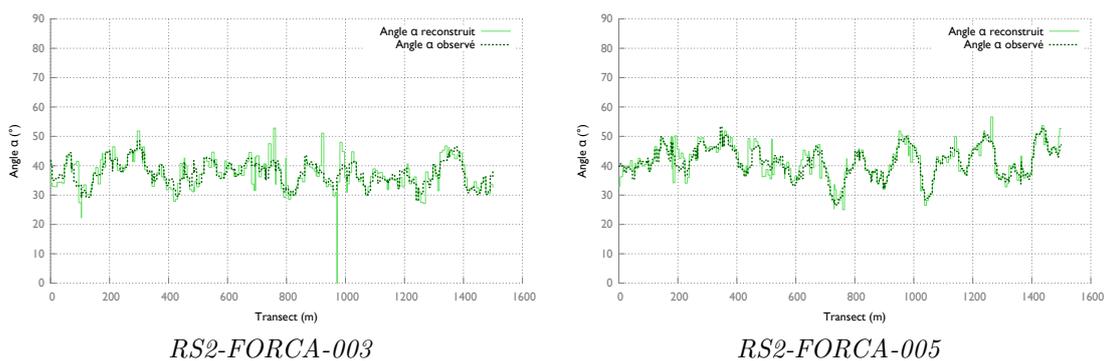


FIGURE E.3.11 – Angle α Cloude et Pottier (1997) observé et reconstruit, fenêtre d'estimation 7×7

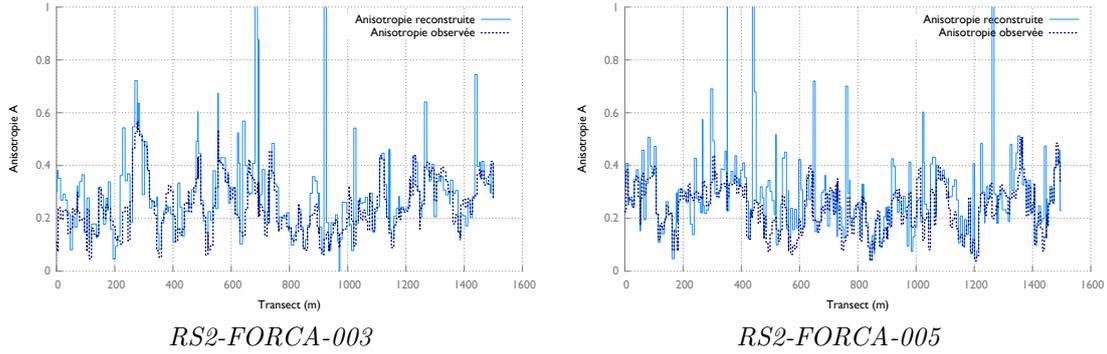
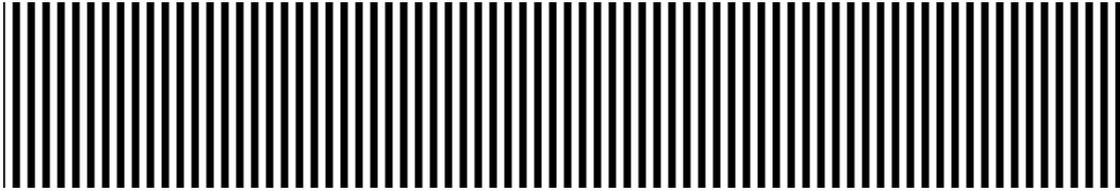


FIGURE E.3.12 – Anisotropie [Cloude et Pottier \(1997\)](#) observée et reconstruite, fenêtre d'estimation 7×7

E.4 Résidus de reconstruction sans connaissance a priori de μ_{global}

Pour simuler un cas où localement nous n'avons pas de connaissance a priori des conditions de mélange ($\mu_{global} \approx 0,5$ pour tous les pixels radar), nous avons remplacé le NDVI optique observé par un pseudo-NDVI égal alternativement à 0 ou 1 par colonne de l'image (cf figure E.4.13).



(1) Construction d'un pseudo-NDVI pour simuler le cas $\mu_{global} \approx 0,5$ pour tous les pixels radar



(2) NDVI optique observé sur la zone du site d'étude de Mane

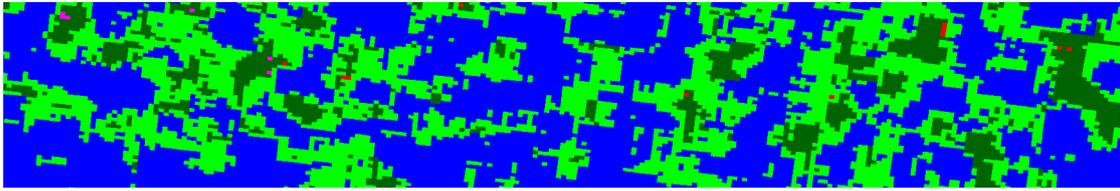
FIGURE E.4.13 – Construction d'un pseudo-NDVI pour simuler un cas de reconstruction sans connaissance a priori de μ_{global}

Nous voyons que le fait de disposer d'une bonne estimation de μ_{global} n'a pas d'influence sur les résidus de reconstruction comme le montre la table E.3 et le fait dans la figure E.4.14 que les segmentation du plan (H, α) de [Cloude et Pottier \(1997\)](#) observées et reconstruites sont cohérentes. Cependant la figure E.4.14 montre aussi que l'information contenue dans les matrices $[C_0]$ et $[C_1]$ n'est pas du tout pertinente.

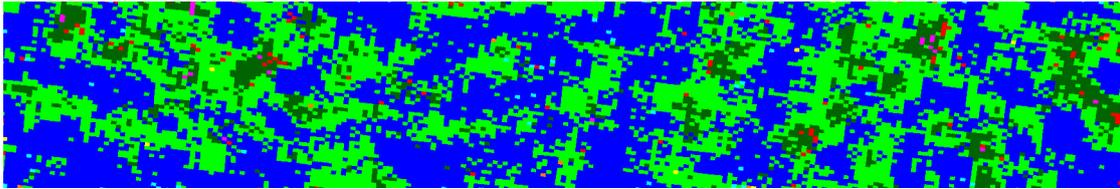
TABLEAU E.3 – Comparaison des résidus de reconstruction $|\Delta C_{ij}|$ (6.6) par terme de la matrice de covariance pour l'image *RS2-FORCA-005* lorsque que le μ_{global} est déduit du NDVI de l'image optique ou du pseudo-NDVI simulant le cas $\mu_{global} \approx 0,5$ pour tous les pixels radar

		$ \Delta C_{11} $	$ \Delta C_{12} $	$ \Delta C_{13} $	$ \Delta C_{22} $	$ \Delta C_{23} $	$ \Delta C_{33} $
NDVI optique (2)	μ	0,111	0,510	0,202	0,113	0,519	0,113
	σ	0,180	0,543	0,226	0,170	0,547	0,226
pseudo-NDVI (1)	μ	0,078	0,474	0,182	0,080	0,481	0,084
	σ	0,093	0,515	0,191	0,100	0,508	0,114

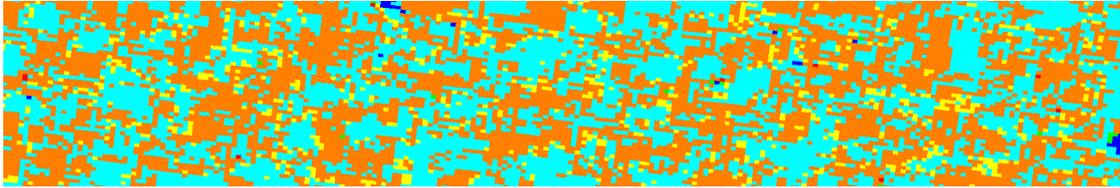
avec $|\Delta C_{ij}| = \left| \frac{C_{ij} - C_{rij}}{C_{rij}} \right|$



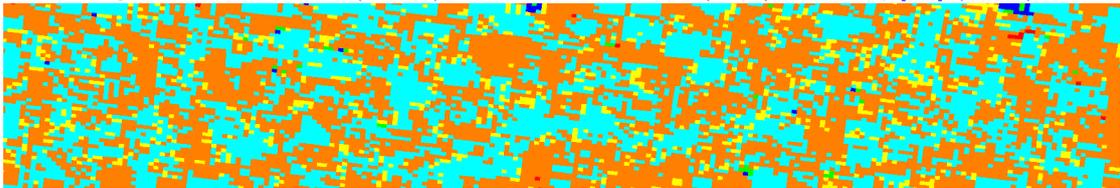
Segmentation du plan (H, α) de Cloude et Pottier (1997) observée



Segmentation du plan (H, α) de Cloude et Pottier (1997) reconstruite



Segmentation du plan (H_0, α_0) de Cloude et Pottier (1997) issue de $\mu[C_0]$ (*Forêt*)



Segmentation du plan (H_1, α_1) de Cloude et Pottier (1997) issue de $(1 - \mu)[C_1]$ (*Sol nu*)



FIGURE E.4.14 – Types de rétrodiffusion issus de la segmentation du plan (H, α) pour les données radar observées, reconstruites et *démélangées* sur un voisinage 7×7 de l'image *RS2-FORCA-005* et avec la méthode du pseudo-NDVI décrite dans la figure E.4.13

Annexe F

Compléments de résultats sur l'information thématique

F.1 Résultats du démelange pour *RS2-FORCA-003*

Les résultats des décompositions polarimétriques de Pauli et de Cloude et Pottier (1997) proposés et interprétés dans la partie 8.1 page 130 ont été obtenus sur l'image *RS2-FORCA-005*. Ces mêmes résultats sur l'image *RS2-FORCA-003* sont très similaires et peuvent caractériser une certaine stabilité de l'algorithme. Nous donnons donc ici en annexe F.1 les mêmes figures que celles de la partie 8.1 sans proposer d'interprétation.

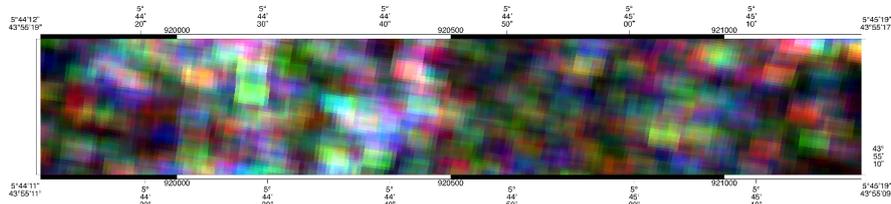


FIGURE F.1.1 – Décomposition de Pauli (T_{11} , T_{22} , T_{33}) observée pour l'image *RS2-FORCA-003* estimée avec un filtre *BoxCar* 7×7 sur le site d'étude de Mane

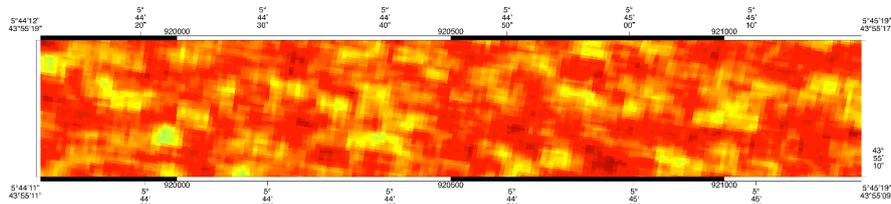


FIGURE F.1.2 – Entropie H de Cloude et Pottier (1997) observée résultant de l'estimation de la matrice de covariance avec un filtre *BoxCar* 7×7 pour l'image *RS2-FORCA-003* sur le site d'étude de Mane

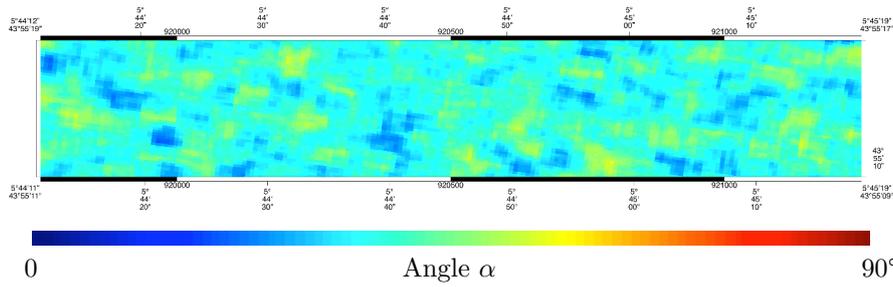


FIGURE F.1.3 – Angle α de Cloude et Pottier (1997) observé résultant de l'estimation de la matrice de covariance avec un filtre *BoxCar* 7×7 pour l'image *RS2-FORCA-003* sur le site d'étude de Mane

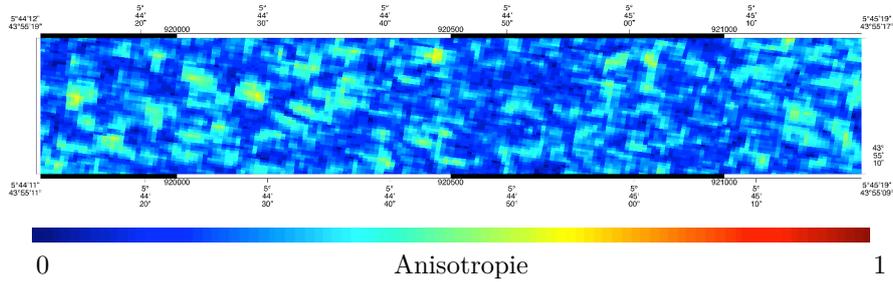


FIGURE F.1.4 – Anisotropie de Cloude et Pottier (1997) observée résultant de l'estimation de la matrice de covariance avec un filtre *BoxCar* 7×7 pour l'image *RS2-FORCA-003* sur le site d'étude de Mane

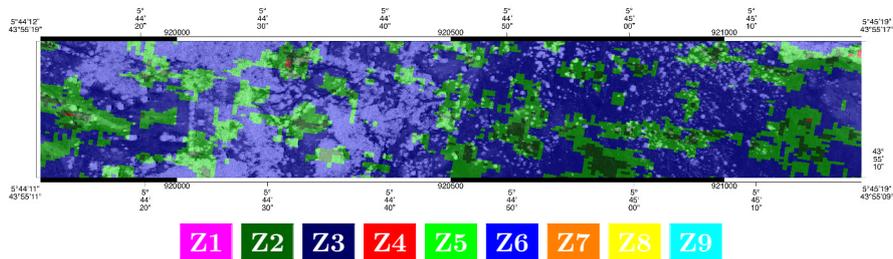
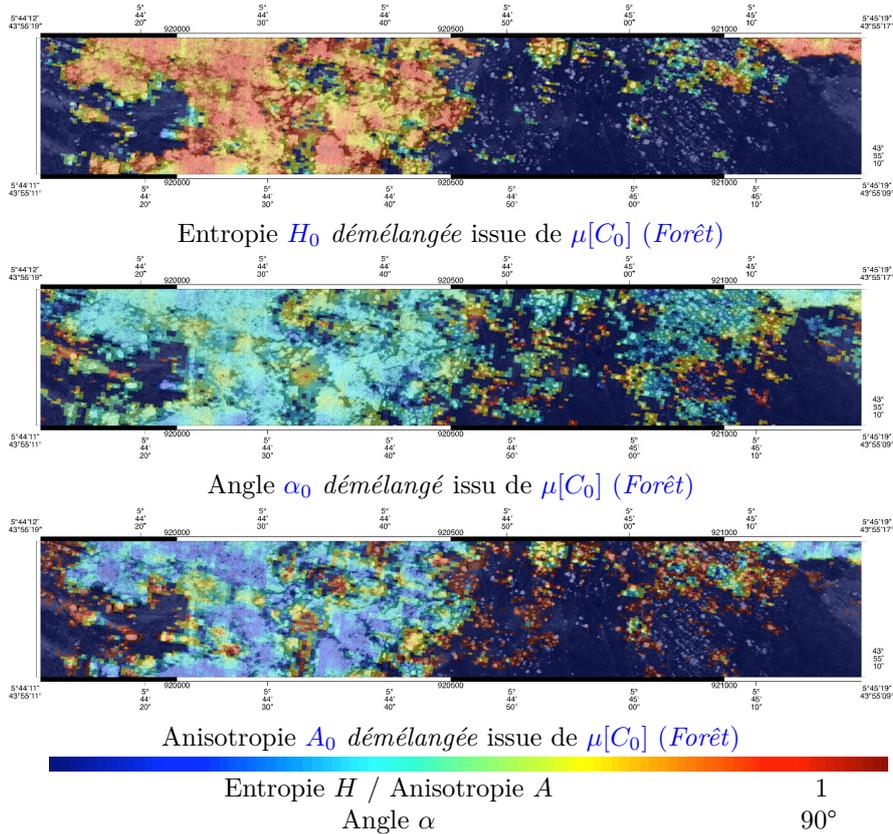
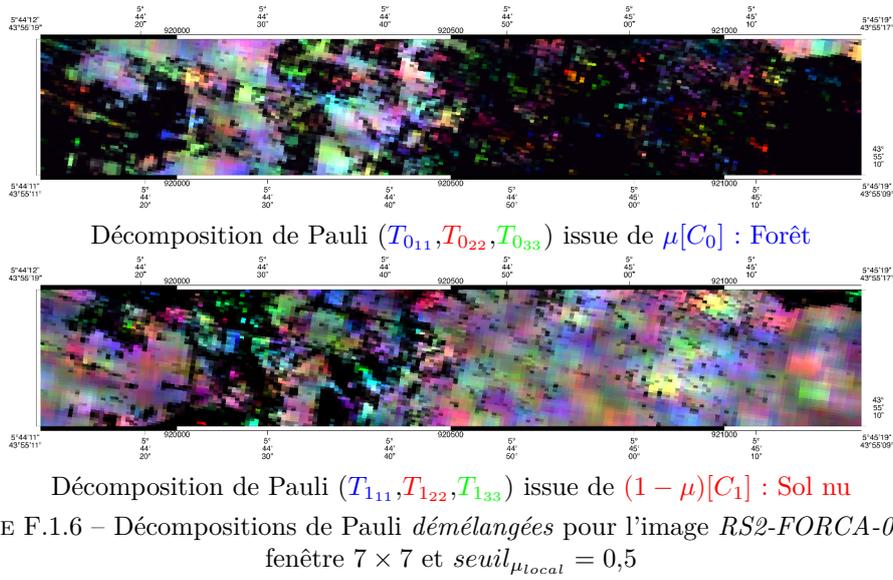


FIGURE F.1.5 – Segmentation du plan (H, α) observée pour l'image *RS2-FORCA-003*, estimée avec un filtre *BoxCar* 7×7 et données optiques NDVI en transparence



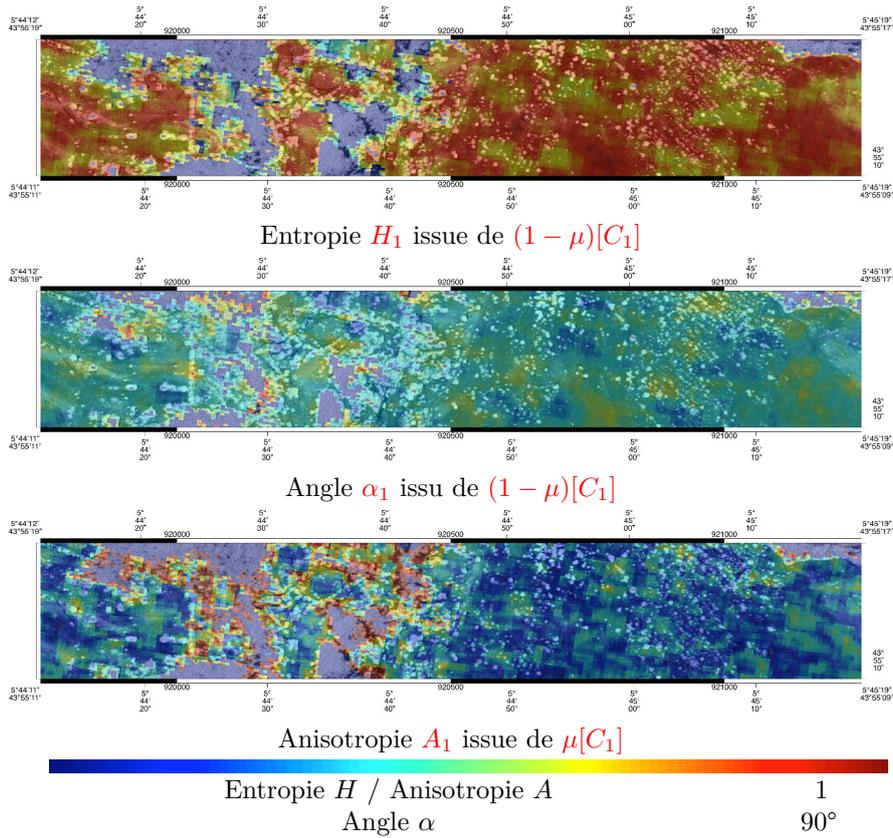


FIGURE F.1.8 – Paramètres (H_1, α_1, A_1) de Cloude et Pottier (1997) démêlés issus de la matrice de covariance $(1 - \mu)[C_1]$ (Sol nu) pour l'image RS2-FORCA-003

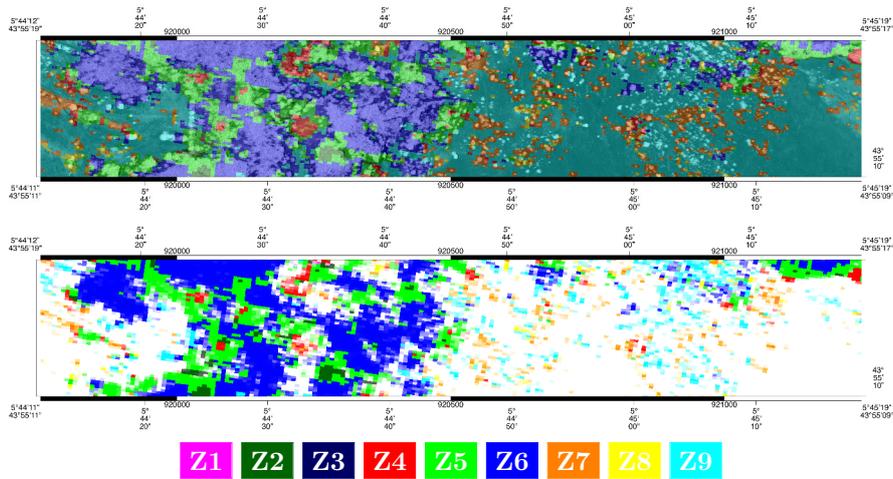


FIGURE F.1.9 – Segmentation du plan (H_0, α_0) de Cloude et Pottier (1997) issue de la matrice de covariance $\mu[C_0]$ (*Forêt*) pour l'image *RS2-FORCA-003*

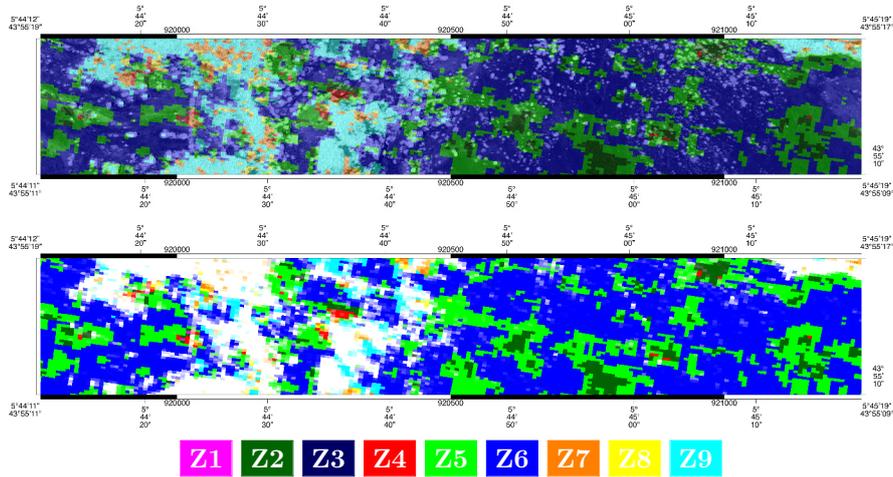


FIGURE F.1.10 – Segmentation du plan (H_1, α_1) de Cloude et Pottier (1997) issue de la matrice de covariance $(1 - \mu)[C_1]$ (*Sol nu*) pour l'image *RS2-FORCA-003*

F.2 Décompositions de Cloude et Pottier (1997) *démélangées*

Dans la partie 8.1.3 nous avons choisi de présenter les figures avec les données optiques en transparence. Les palettes de couleurs sont moins compréhensibles dans ce cas. Les versions non mises en transparence avec le NDVI optique sont disponibles dans les figures suivantes.

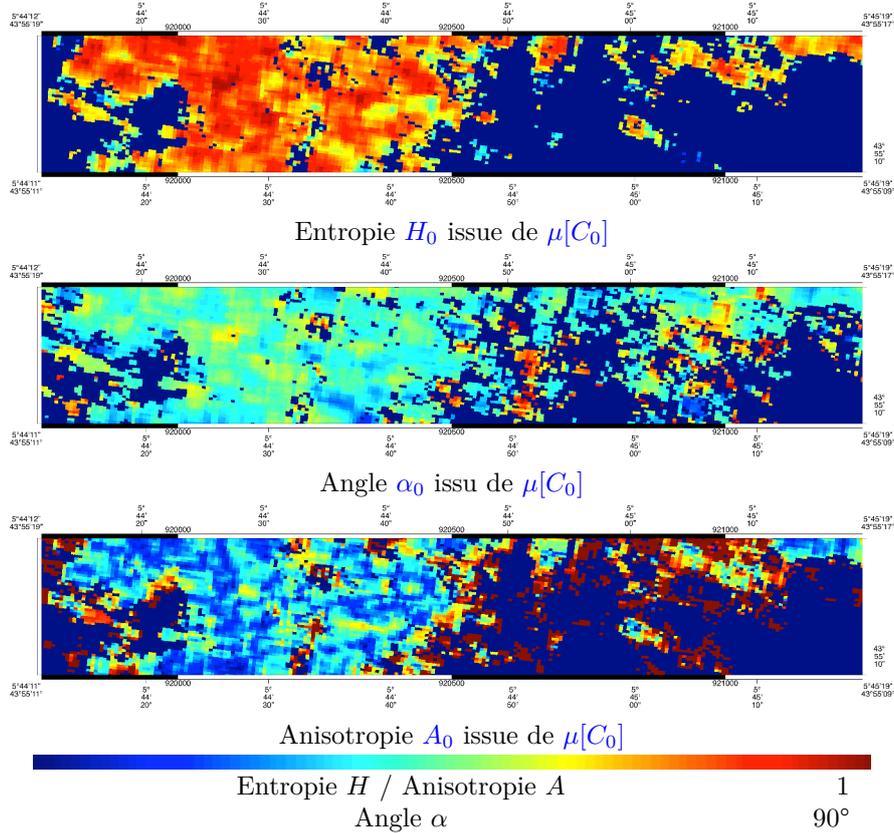


FIGURE F.2.11 – Paramètres (H_0, α_0, A_0) de Cloude et Pottier (1997) *démélangés* issus de la matrice de covariance $\mu[C_0]$ (*forêt*) pour l'image *RS2-FORCA-005*

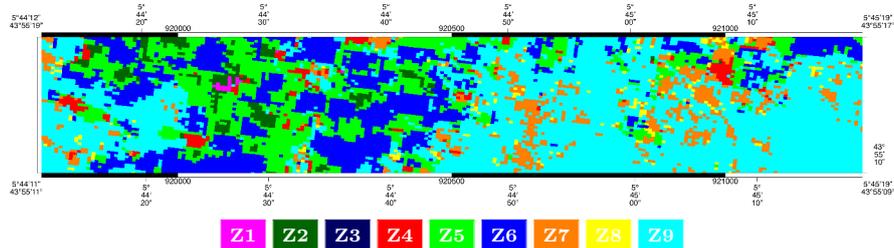


FIGURE F.2.12 – Segmentation du plan (H_0, α_0) de Cloude et Pottier (1997) issue de la matrice de covariance $\mu[C_0]$ (*sol nu*) pour l'image *RS2-FORCA-005*

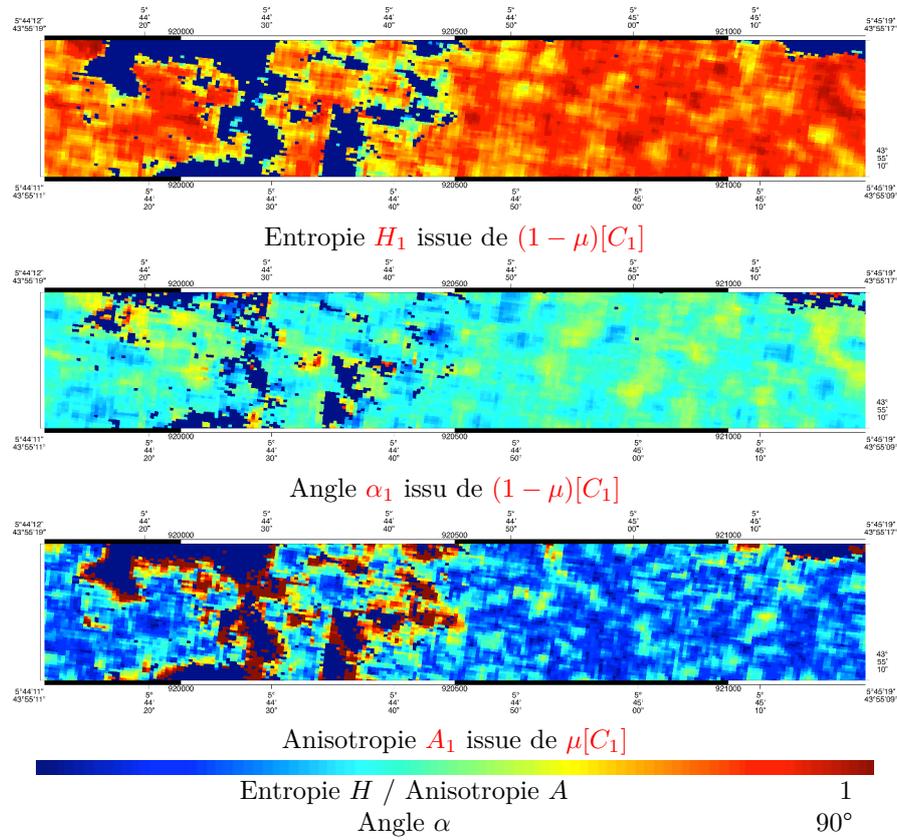


FIGURE F.2.13 – Paramètres (H_1, α_1, A_1) de Cloude et Pottier (1997) démélangés issus de la matrice de covariance $(1 - \mu)[C_1]$ (Sol nu) pour l'image RS2-FORCA-005

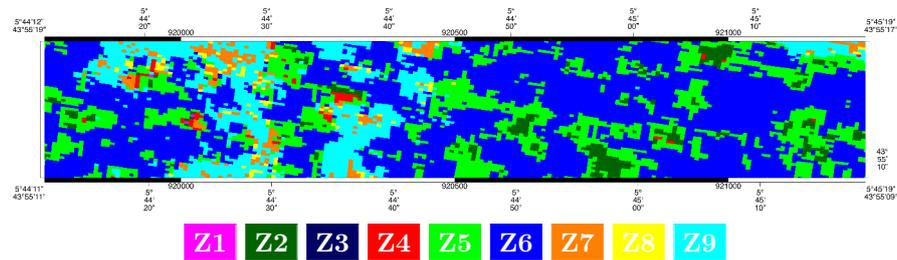


FIGURE F.2.14 – Segmentation du plan (H_1, α_1) de Cloude et Pottier (1997) issue de la matrice de covariance $(1 - \mu)[C_1]$ (Sol nu) pour l'image RS2-FORCA-005

F.3 Influence du $seuil_{\mu_{local}}$

F.3.1 Influence du $seuil_{\mu_{local}}$ sur l'information contenue dans $[C_0]$ et $[C_1]$

La figure F.3.15 complète les résultats obtenus en partie 8.1 et propose la segmentation des plans (H_0, α_0) et (H_1, α_1) de Cloude et Pottier (1997) pour différentes valeurs de $seuil_{\mu_{local}}$.

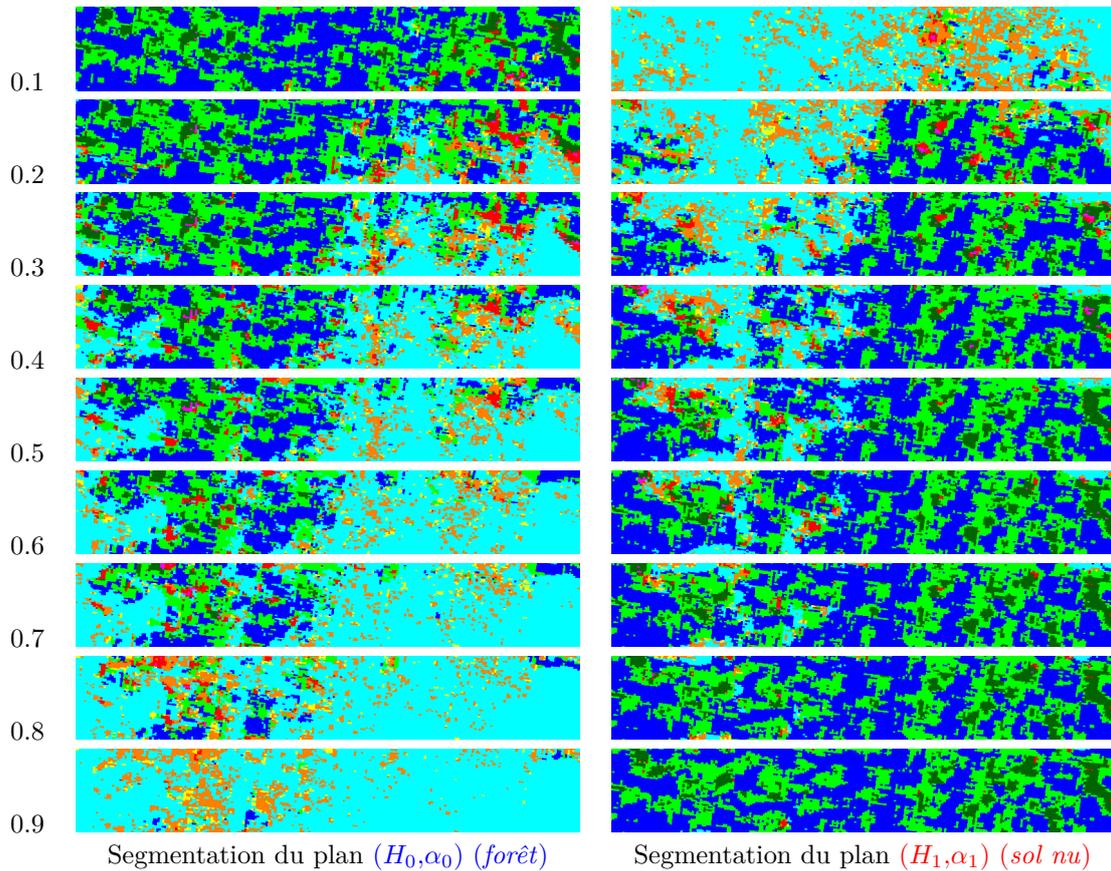


FIGURE F.3.15 – Influence du $seuil_{\mu_{local}}$ sur les segmentations des plans (H, α) démixées sur le site de Mane. Une fenêtre de taille 7×7 a été utilisée pour l'algorithme de démixage

F.3.2 Influence du $seuil_{\mu_{local}}$ sur l'évolution de T_{11} observé, et T_{011} , T_{111} démêlés en fonction du paramètre de mélange μ_{global}

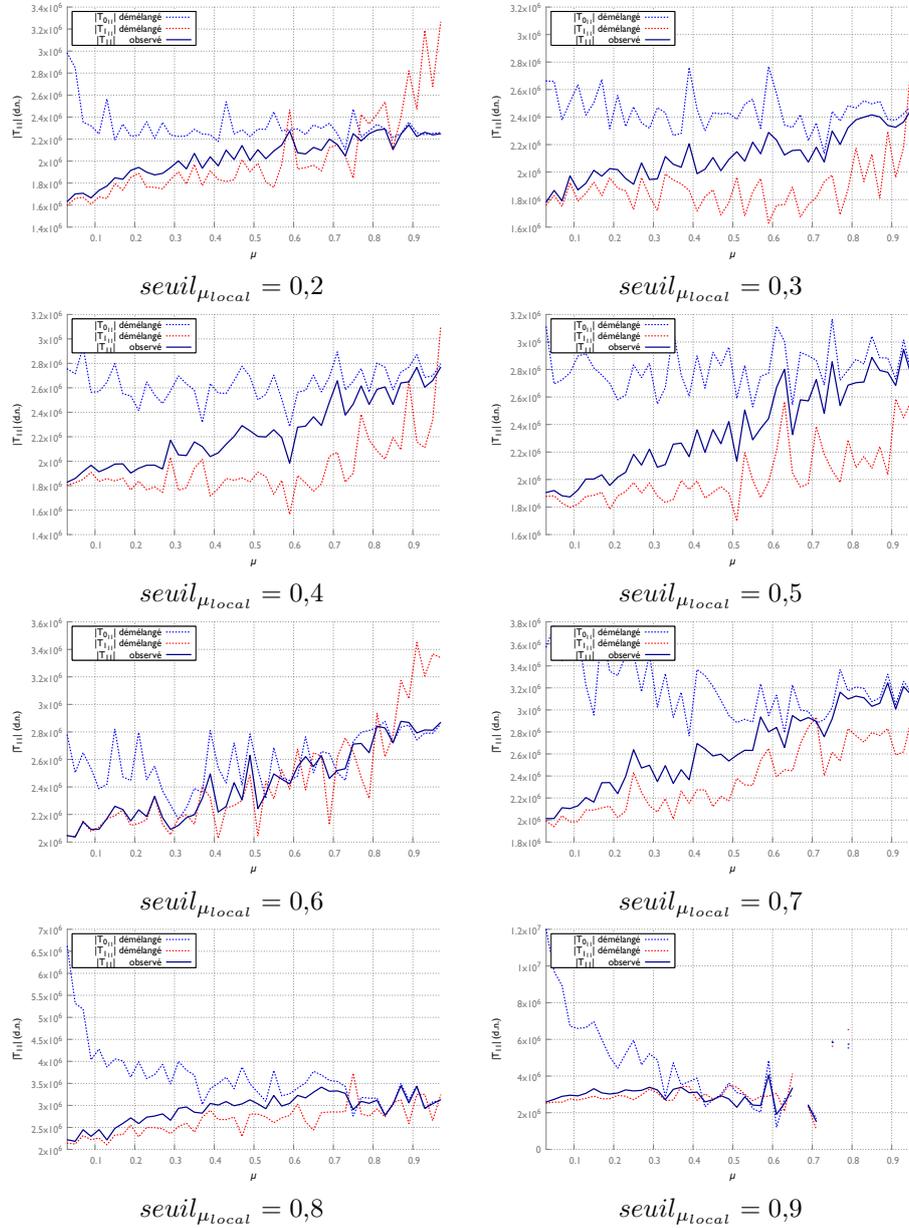


FIGURE F.3.16 – Influence du paramètre $seuil_{\mu_{local}}$ sur les paramètres de Pauli (diffusion de surface) T_{011} et T_{111} issus du démêlage et le paramètre T_{11} observé. Les paramètres sont estimés sur une fenêtre 7×7 .

F.3.3 Influence du seuil μ_{local} sur l'évolution de T_{22} observé, et T_{022} , T_{122} démêlés en fonction du paramètre de mélange μ_{global}

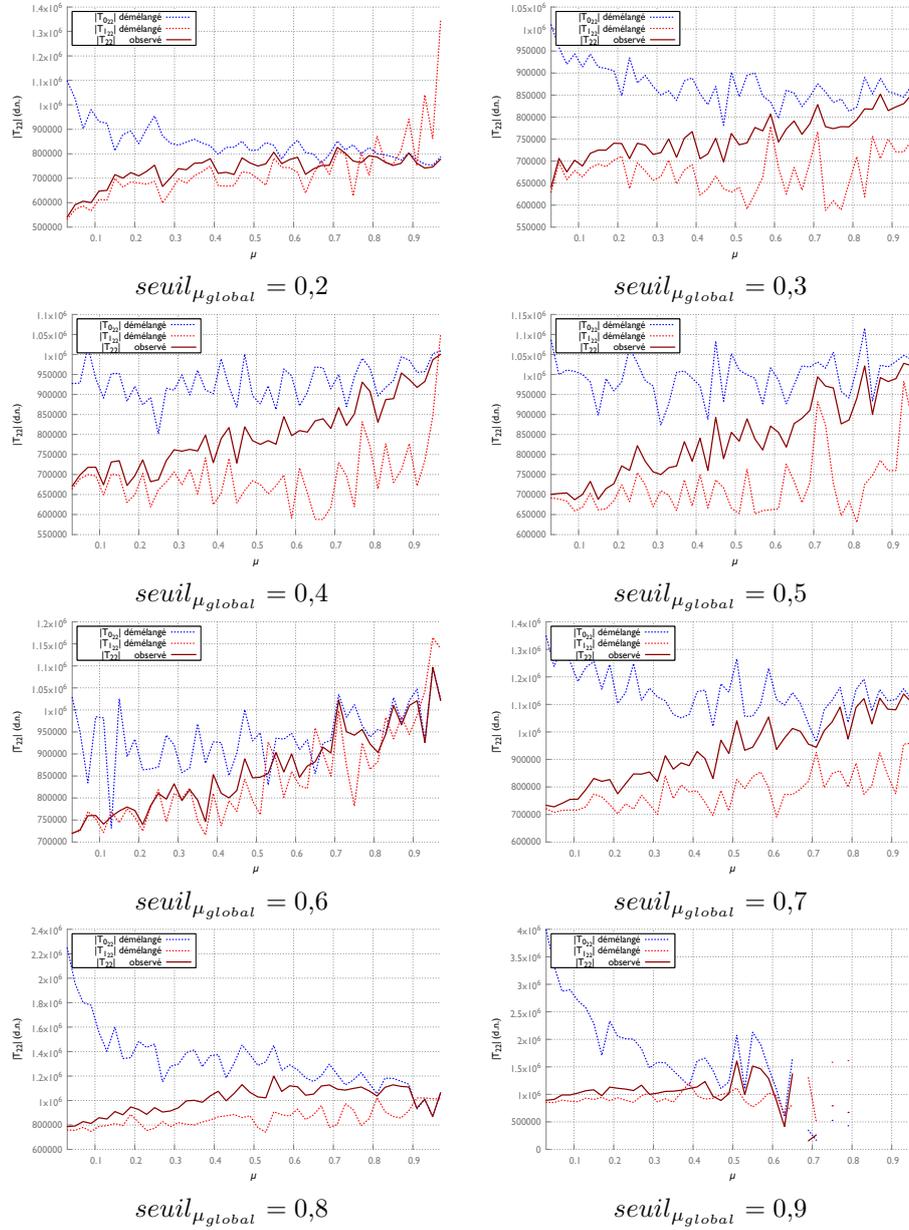


FIGURE F.3.17 – Influence du paramètre μ_{global} sur les paramètres de Pauli (diffusion de surface) T_{022} et T_{122} issus du démêlage et le paramètre T_{22} observé, les paramètres sont estimés sur une fenêtre 7×7 .

F.3.4 Influence du seuil μ_{local} sur l'évolution de T_{33} observé, et T_{033} , T_{133} démêlés en fonction du paramètre de mélange μ_{global}

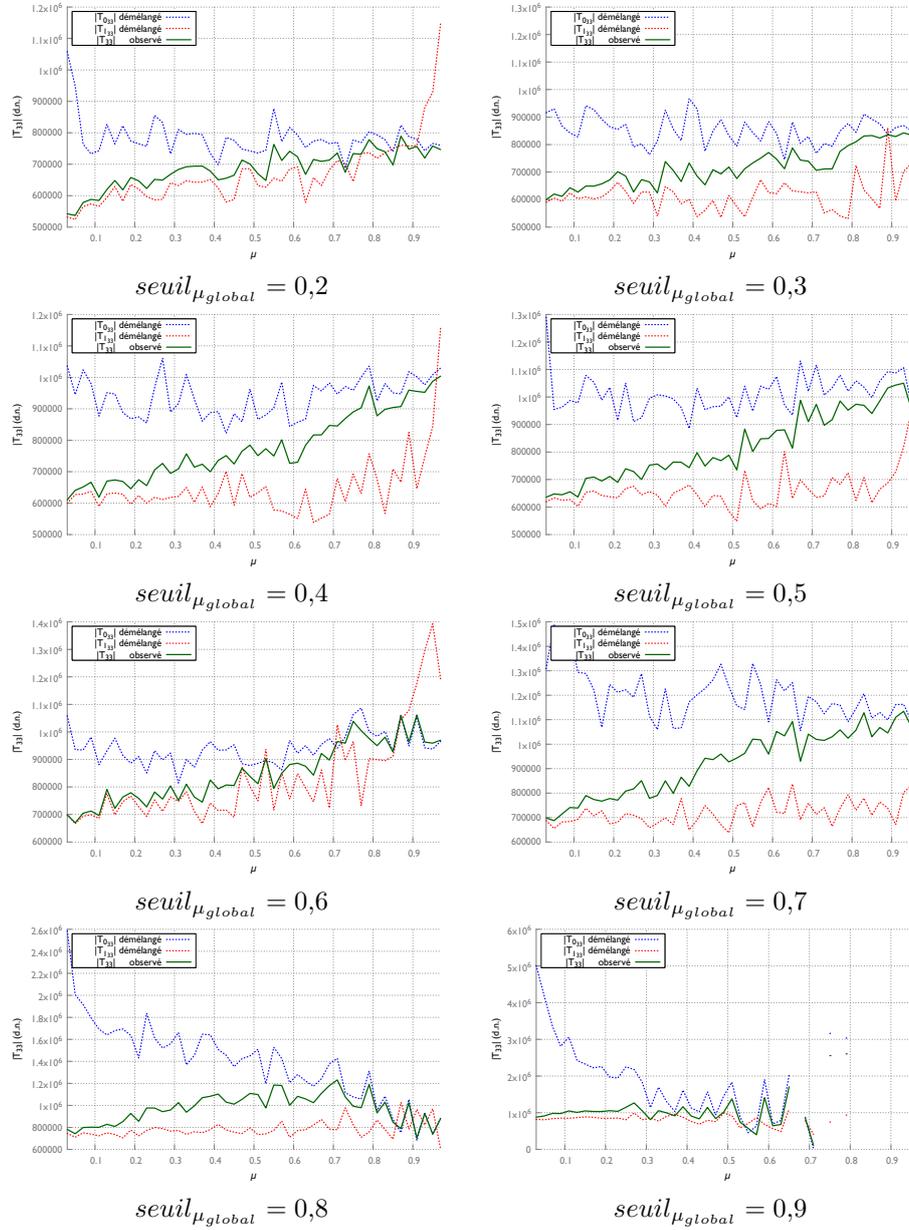


FIGURE F.3.18 – Influence du paramètre $seuil_{\mu_{global}}$ sur les paramètres de Pauli (diffusion de surface) T_{033} et T_{133} issus du démêlage et le paramètre T_{33} observé, les paramètres sont estimés sur une fenêtre 7×7 .

F.4 Influence de la taille du pixel optique sur l'information contenue dans $[C_0]$ et $[C_1]$

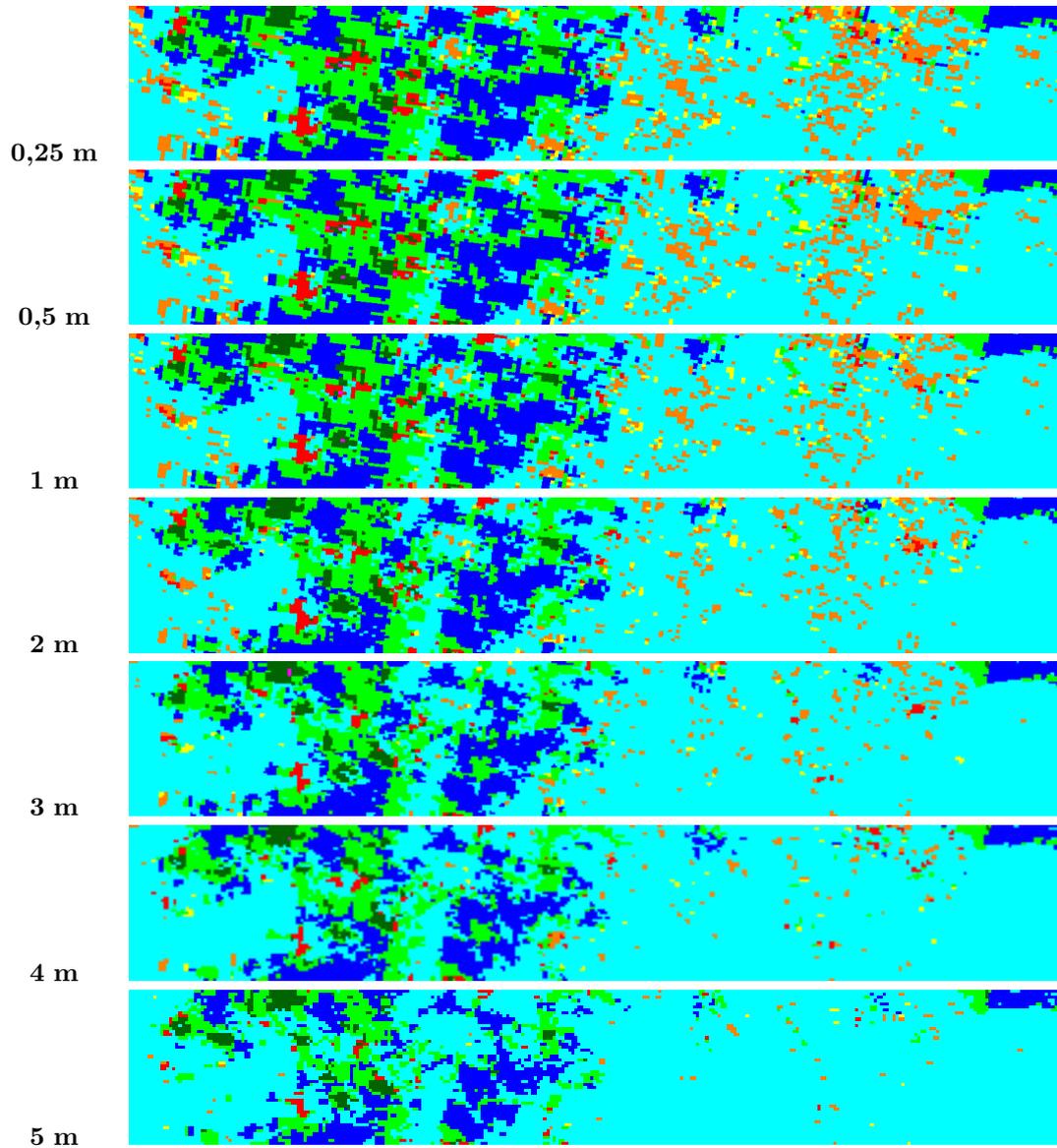


FIGURE F.4.19 – Influence de la taille du pixel optique sur la segmentation du plan (H_0, A_0, α_0) de Cloude et Pottier (1997) de $\mu[C_0]$ forêt. L'algorithme de démelange a été résolu sur un voisinage 7×7 et avec un $seuil_{\mu_{local}} = 0,6$.

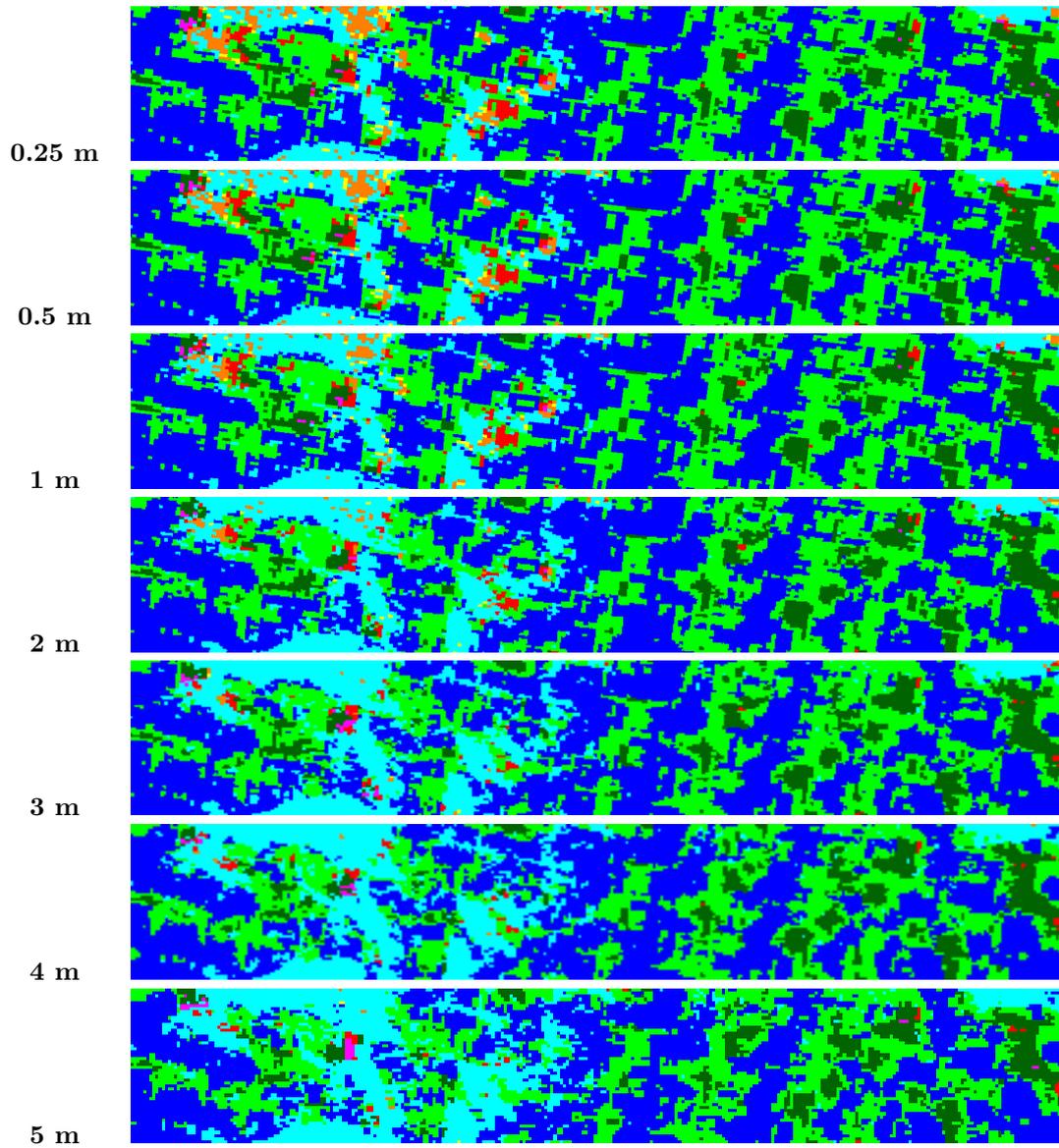


FIGURE F.4.20 – Influence de la taille du pixel optique sur la segmentation du plan (H_1, α_1) de Cloude et Pottier (1997) de $(1 - \mu)[C_1]$ *sol nu*. L'algorithme de démélange a été résolu sur un voisinage 7×7 et avec un $seuil_{\mu_{local}} = 0,6$.

Bibliographie

- BALDRIDGE, A. M., HOOK, S., GROVE, C. et RIVERA, G. vol 113, p. -. (2009). The aster spectral library version 2.0. *Remote Sensing of Environment*, 113:711–715. page 65
- BALIK SANLI, F., KURUCU, Y. et ESETLILI, M. T. (2009). Determining land use changes by radar-optic fused images and monitoring its environmental impacts in edremit region of western turkey. *Environmental Monitoring and Assessment*, 151(1-4):45–58. page 68
- BENGIO, Y. (2009). Learning deep architectures for ai. *Foundations and trends® in Machine Learning*, 2(1):1–127. page 153
- BIUCAS-DIAS, J. M. et FIGUEIREDO, M. A. (2010). Alternating direction algorithms for constrained sparse regression : Application to hyperspectral unmixing. In *Hyperspectral Image and Signal Processing : Evolution in Remote Sensing (WHISPERS), 2010 2nd Workshop on*, pages 1–4. IEEE. page 66
- BIUCAS-DIAS, J. M., PLAZA, A., DOBIGEON, N., PARENTE, M., DU, Q., GADER, P. et CHANUSSOT, J. (2012). Hyperspectral unmixing overview : Geometrical, statistical, and sparse regression-based approaches. *Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of*, 5(2):354–379. pages 28, 62, et 66
- BLOCH, I. (2003). *Fusion d'informations en traitement du signal et des images*. Hermes Science Publications. page 30
- BORGEAUD, M., SHIN, R. et KONG, J. (1987). Theoretical models for polarimetric radar clutter. *Journal of Electromagnetic Waves and Applications*, 1(1):73–89. page 41
- BOUCHEMAKH, L., SMARA, Y., BOUTARFA, S. et HAMADACHE, Z. (2008). A comparative study of speckle filtering in polarimetric radar sar images. In *Information and Communication Technologies : From Theory to Applications, 2008. ICTTA 2008. 3rd International Conference on*, pages 1–6. IEEE. page 57
- BREIMAN, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1):5–32. pages 30, 144, et 153
- CHEN, C. M., HEPNER, G. F. et FORSTER, R. R. (2003). Fusion of hyperspectral and radar data using the ihs transformation to enhance urban surface features. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 58(1-2):19–30. page 68
- CHIBANI, Y. (2007). Integration of panchromatic and sar features into multispectral spot images using the 'à trous' wavelet decomposition. *Int. J. Remote Sens.*, 28:2295–2307. page 68

- CLOUDE, S. (2009). *Polarisation : Applications in Remote Sensing*. OUP Oxford. pages 38 et 42
- CLOUDE, S. R. et POTTIER, E. (1996). A review of target decomposition theorems in radar polarimetry. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 34(2):498–518. page 42
- CLOUDE, S. R. et POTTIER, E. (1997). An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(1):68–78. pages 2, 4, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 16, 17, 18, 19, 20, 29, 38, 42, 46, 47, 48, 49, 58, 73, 89, 93, 94, 95, 96, 97, 98, 103, 105, 106, 114, 116, 117, 118, 119, 123, 129, 130, 131, 132, 133, 134, 135, 136, 137, 144, 146, 149, 152, 158, 163, 171, 201, 202, 203, 204, 205, 206, 207, 208, 209, 210, 211, 212, 213, 214, 215, 216, 220, et 221
- DELEDALLE, C.-A., DENIS, L., TUPIN, F., REIGBER, A. et JAGER, M. (2015). Nl-sar : A unified nonlocal framework for resolution-preserving (pol)(in)sar denoising. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 53(4):2021–2038. pages 71 et 72
- FARAGE, G., FOUCHER, S. et BÉNIÉ, G. B. (2006). Comparison of polsar speckle filtering techniques. In *IGARSS*, pages 1760–1763. page 57
- FÖRSTNER, W. et MOONEN, B. (2003). A metric for covariance matrices. In *Geodesy-The Challenge of the 3rd Millennium*, pages 299–309. Springer. page 40
- FOUCHER, S. et LOPEZ-MARTINEZ, C. (2014). Analysis, evaluation, and comparison of polarimetric sar speckle filtering techniques. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 23(4):1751–1764. page 57
- FRERY, A. C., NASCIMENTO, A. D. et CINTRA, R. J. (2014). Analytic expressions for stochastic distances between relaxed complex wishart distributions. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 52(2):1213–1226. pages 21, 41, et 171
- FUKUNAGA, K. et HOSTETLER, L. (1975). Multisensor image fusion in remote sensing : Concepts, methods and applications. *IEEE Transactions on Information Theory*, 21(1):32-40. page 143
- GAMBA, P. et CHANUSSOT, J. (2008). Foreword to the special issue on data fusion. *IEEE T. Geoscience and Remote Sensing*, 46(5):1283–1288. pages 28, 29, et 32
- GOODMAN, J. W. (1975). Statistical properties of laser speckle patterns. *Laser speckle and related phenomena*, Vol. 9:9–75. pages 38, 51, 52, 53, 54, et 58
- GOODMAN, J. W. (1976). Some fundamental properties of speckle. *J. Opt. Soc. Am.*, 66(11):1145–1150. pages 6, 76, 77, 148, 157, et 176
- GRESSIN, A. (2014). *Mise à jour d'une base de données d'occupation du sol à grande échelle en milieux naturels à partir d'une image satellite THR*. Thèse de doctorat, Université de Paris-Descartes. page 27
- GUIGUES (2003). *Modeles Multi-Echelles pour la Segmentation d'Images*. Thèse de doctorat. pages 174 et 175
- GUNGOR, O. et SHAN, J. (2006). An optimal fusion approach for optical and sar images. *Symposium A Quarterly Journal In Modern Foreign Literatures*, (May):8–11. page 69

- HONG, G., ZHANG, A., ZHOU, F. et BRISCO, B. (2014). Integration of optical and synthetic aperture radar (sar) images to differentiate grassland and alfalfa in prairie area. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 28:12–19. page 68
- HONG, G., ZHANG, Y. et MERCER, B. (2009). A wavelet and ihs integration method to fuse high resolution sar with moderate resolution multispectral images. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 75(10):1213–1223. page 68
- INGLADA, J. et CHRISTOPHE, E. (2009). The orfeo toolbox remote sensing image processing software. In *IGARSS (4)*, pages 733–736. page 86
- IORDACHE, M.-D., BIUCAS-DIAS, J. M. et PLAZA, A. (2014). Collaborative sparse regression for hyperspectral unmixing. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 52(1):341–354. page 66
- JINGHUI, Y., JIXIAN, Z., HAITAO, L., YUSHAN, S. et PENGXIAN, P. (2010). Pixel level fusion methods for remote sensing images : a current review. *IAPRS*, 38:680–686. page 68
- KASSER, M. et EGELS, Y. (2001). *Photogrammétrie numérique*. Hermès science publications. page 35
- KESHAVA, N. et MUSTARD, J. F. (2002). Spectral unmixing. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 19(1):44–57. page 62
- KLONUS, S. (2006). Comparison of pansharpening algorithms for combining radar and multispectral data. *Archives*, XXXVII(1991):189 – 194. pages 67 et 69
- LEE, J.-S. (1981). Refined filtering of image noise using local statistics. *Computer graphics and image processing*, 15(4):380–389. pages 9, 57, 71, et 72
- LEE, J.-S. (1983). Digital image smoothing and the sigma filter. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 24(2):255–269. pages 72 et 73
- LEE, J.-S., GRUNES, M. R. 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. pages 57 et 71
- LEE, J.-S. et POTTIER, E. (2009). *Polarimetric radar imaging : from basics to applications*. CRC press. pages 38, 41, 42, 57, 71, et 72
- LEE, J.-S., WEN, J.-H., AINSWORTH, T. L., CHEN, K.-S. et CHEN, A. J. (2009). Improved sigma filter for speckle filtering of sar imagery. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 47(1):202–213. pages 72 et 73
- MAHOT, M. (2012). *Estimation robuste de la matrice de covariance en traitement du signal*. Theses, École normale supérieure de Cachan - ENS Cachan. pages 73 et 84
- MAHOT, M., PASCAL, F., FORSTER, P. et OVARLEZ, J. (2013). Asymptotic properties of robust complex covariance matrix estimates. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 61(13):3348–3356. pages 73 et 84
- MAÎTRE, H. (2001). *Traitement des images de radar à synthèse d'ouverture*. Traite IC2. Hermès science publications, Paris. pages 38, 41, et 51

-
- MASSONNET, D. et SOUYRIS, J.-C. (2008). *Imaging with synthetic aperture radar*. CRC Press. pages 38 et 42
- MATHIEU, R., NAIDOO, L., CHO, M. A., LEBLON, B., MAIN, R., WESSELS, K., ASNER, G. P., BUCKLEY, J., VAN AARDT, J., ERASMUS, B. F. et al. (2013). Toward structural assessment of semi-arid african savannahs and woodlands : The potential of multitemporal polarimetric radarsat-2 fine beam images. *Remote Sensing of Environment*, 138:215–231. page 149
- MERCER, J. B., EDWARDS, D. et MADUCK, J. (2005). Fusion of high resolution radar and low resolution multi-spectral optical imagery. *Proceedings 2005 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium 2005 IGARSS 05*, 6(1):3931–3934. pages 67 et 68
- MOEN, M.-A., ANFINSEN, S. H., DOULGERIS, A., RENNER, A. et GERLAND, S. (2015). Assessing polarimetric sar sea-ice classifications using consecutive day images. *Annals of Glaciology*, 56(69):285. page 40
- PARK, J. H. et KANG, M. G. (2004). Spatially adaptive multi-resolution multispectral image fusion. *International Journal of Remote Sensing*, 25(23):5491–5508. pages 68 et 69
- PASCAL, F. (2006). *Détection et estimation en environnement non Gaussien*. Thèse de doctorat, Université de Nanterre-Paris X. page 73
- PASCAL, F., CHITOUR, Y., OVARLEZ, J.-P., FORSTER, P. et LARZABAL, P. (2008). Covariance structure maximum-likelihood estimates in compound gaussian noise : Existence and algorithm analysis. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 56(1):34–48. pages 73 et 85
- PETITJEAN, F., INGLADA, J. et GANCARSKI, P. (2012). Satellite image time series analysis under time warping. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 50(8):3081–3095. page 28
- PLAZA, A., DU, Q., BIOCAS-DIAS, J. M., JIA, X. et KRUSE, F. A. (2011). Foreword to the special issue on spectral unmixing of remotely sensed data. *IEEE T. Geoscience and Remote Sensing*, 49(11):4104–4111. pages 62 et 65
- POHL, C. et VAN GENDEREN, J. L. (1998). Multisensor image fusion in remote sensing : Concepts, methods and applications. *International Journal of Remote Sensing*, 19(5):823–854. page 32
- POTTIER, E. (2011). Sar polarimetry basics concepts, advanced concepts and applications. page 47
- RAMADAN, T. M., NASR, A. H. et MAHMOOD, A. (2007). Integration of radarsat-1 and landsat tm images for mineral exploration in the east oweinat district, south western desert. *Canadian Journal of Remote Sensing*. page 68
- SHAFFER, G. (1976). *A Mathematical Theory of Evidence*, volume 29. Princeton University Press. page 30
- TOUZI, R. (2002). A review of speckle filtering in the context of estimation theory. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 40(11):2392–2404. page 40
- TRIAS-SANZ (2006). *Semi-automatic rural land cover classification from high-resolution remote sensing images*. Thèse de doctorat. pages 174 et 175
- TUPIN, F. (2011). *Radar Remote Sensing of Urban areas*, volume Fusion of optical and SAR images. éditions Springer. page 32

-
- TUPIN, F., NICOLAS, J. M. et INGLADA, J. (2014). Imagerie de télédétection. *page 69*
- TUPIN, F. et ROUX, M. (2003). Detection of building outlines based on the fusion of sar and optical features. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 58(1-2):71–82. *page 30*
- VASILE, G., OVARLEZ, J.-P., PASCAL, F. et TISON, C. (2010). Coherency matrix estimation of heterogeneous clutter in high-resolution polarimetric sar images. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 48(4):1809–1826. *pages 73 et 84*
- VASILE, G., TROUVÉ, E., LEE, J.-S. et BUZULOIU, V. (2006). Intensity-driven adaptive-neighborhood technique for polarimetric and interferometric sar parameters estimation. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 44(6):1609–1621. *page 72*
- ZHANG, J., YANG, J., ZHAO, Z., LI, H. et ZHANG, Y. (2010). Block-regression based fusion of optical and sar imagery for feature enhancement. *Int. J. Remote Sens.*, 31:2325–2345. *page 69*
- ZHUKOV, B., OERTEL, D., LANZL, F. et REINHÄCKL, G. (1999). Unmixing-based multisensor multiresolution image fusion. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(3):1212–1226. *pages 65 et 66*
- ZURITA-MILLA, R., KAISER, G., CLEVERS, J. P. G. W., W.SCHNEIDER et SCHAEPMAN, M. (2007). Spatial unmixing of meris data for monitoring vegetation dynamics. *Proc. 'Envisat Symposium 2007', Montreux, Switzerland.* *page 66*
- ZURITA-MILLA, R., KAISER, G., CLEVERS, J. P. G. W., W.SCHNEIDER et SCHAEPMAN, M. (2007). Spatial unmixing of meris data for monitoring vegetation dynamics. *Proc. 'Envisat Symposium 2007', Montreux, Switzerland.* *page 66*