



HAL
open science

Inversion de données PolSAR en bande P pour l'estimation de la biomasse forestière

Colette Gelas

► **To cite this version:**

Colette Gelas. Inversion de données PolSAR en bande P pour l'estimation de la biomasse forestière. Interfaces continentales, environnement. Université Paul Sabatier - Toulouse III, 2020. Français. NNT : 2020TOU30282 . tel-03278312

HAL Id: tel-03278312

<https://theses.hal.science/tel-03278312>

Submitted on 5 Jul 2021

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

En vue de l'obtention du
DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE
Délivré par l'Université Toulouse 3 - Paul Sabatier

Présentée et soutenue par
Colette GELAS

Le 3 décembre 2020

**Inversion de données PolSAR en bande P pour l'estimation de la
biomasse forestière**

Ecole doctorale : **SDU2E - Sciences de l'Univers, de l'Environnement et de
l'Espace**

Spécialité : **Surfaces et interfaces continentales, Hydrologie**

Unité de recherche :
CESBIO - Centre d'Etudes Spatiales de la Biosphère

Thèse dirigée par
Laurent POLIDORI et Ludovic VILLARD

Jury

M. Nicolas BAGHDADI, Rapporteur
Mme Florence TUPIN, Rapporteur
M. Pierre-Louis FRISON, Rapporteur
M. Pierre BORDERIES, Examineur
M. Laurent POLIDORI, Directeur de thèse
M. Ludovic VILLARD, Co-directeur de thèse

Table des matières

Introduction	1
1 Objectifs scientifiques et défis techniques de la mission BIOMASS	3
1.1 Contexte et objectifs scientifiques de la mission BIOMASS	4
1.2 Choix technologiques pour répondre aux objectifs de la mission BIOMASS	6
1.3 Les indicateurs pertinents pour cartographier la biomasse	16
1.4 Scénarios d’acquisitions et produits de la mission BIOMASS	21
1.5 Références	26
2 Présentation des données adaptées aux objectifs de la thèse	33
2.1 Contexte de réalisation des campagnes aéroportées spécifiques à BIOMASS	34
2.2 La campagne TropiSAR	35
2.3 La campagne AfriSAR	42
2.4 Les expérimentations TropiScat[1&2] et AfriScat	50
2.5 Références	53
3 Adaptation du Filtre Multi-canal et Multi-Temporel (MCMT) aux séquences temporelles de données SLC polarimétriques type BIOMASS	55
3.1 Etat de l’art	56
3.2 Filtre multi-temporel et multi-canal (MTMC)	58
3.3 Résultats	61
3.4 Discussion	71
3.5 Conclusion	72
3.6 Références	74
4 Algorithme d’inversion des données PolSAR bande P en biomasse des forêts	76
4.1 Modélisation de la relation intensité et biomasse	77
4.2 Inversion en biomasse	80
4.3 Procédure d’inversion	84
4.4 Résultats	85
4.5 Discussion et analyse	135
4.6 Références	136
5 Perspectives et discussions	138
5.1 Applications liées au filtrage	139
5.2 Perspectives d’améliorations de l’inversion en biomasse	141
5.3 Références	148
Conclusion	151
Résumés	152

Liste des figures

1.1	Domaines d'observations et longueurs d'onde	7
1.2	Mécanismes de rétrodiffusion propres à l'observation d'une forêt	7
1.3	Impact de la longueur d'onde sur la pénétration du couvert forestier. Extrait de [12].	8
1.4	Géométrie d'acquisition d'une image SAR.	10
1.5	Schématisation des distorsions géométriques inhérentes aux images SAR. Extrait de [33].	10
1.6	Schématisation d'une mesure en configuration PolInSAR	13
1.7	Schématisation d'une mesure en configuration TOMOSAR	14
1.8	Simulation de l'indicateur polarimétrique idéal en fonction de la biomasse	16
1.9	Correction de l'indicateur h^v à partir de la topographie locale pour obtenir h^c . Extrait de [8].	20
1.10	Schéma récapitulatif des méthodes d'imagerie BIOMASS	22
2.1	Organisation chronologique des campagnes aéroportées et des expérimentations en bande P réalisées dans le cadre de la mission BIOMASS.	35
2.2	Aperçu des données disponibles sur la campagne TropiSAR	36
2.3	Localisation des différentes ROI utilisées pour la campagne TropiSAR sur le site de Paracou. Extrait de [6].	37
2.4	Localisation des différentes ROI utilisées pour la campagne TropiSAR sur le site de Nouragues	39
2.5	Images SLC en fausses couleurs du site de Paracou	40
2.6	Images du site de La Lopé avec ses ROI	43
2.7	Images du site de Mondah avec ses ROI	44
2.8	Images du site de Mabounie avec ses ROI	45
2.9	Images du site de Rabi avec ses ROI	47
2.10	Aperçu des données disponibles sur la campagne AfriSAR ONERA	48
2.11	Aperçu des données disponibles sur la campagne AfriSAR DLR	49
3.1	Schématisation des effets du speckle	56
3.2	Synopsis du filtre MTMC proposé	60
3.3	Résultats des filtrages REF et MCMT appliqués sur une image T_{33} issue du site de Paracou	62
3.4	Organigramme du processus de comparaison des filtres du speckle	63
3.5	$t^0 = f(\text{AGB})$ après application des filtres REF et MCMT	64
3.6	$t_{\text{MCMT}}^0 = f(t_{\text{REF}}^0)$	65
3.7	Étude de la variation des ENL en fonction de la résolution de filtrage	65
3.8	Schématisation de la géométrie oblique d'un capteur SAR	67
3.9	Estimation des pentes azimutales obtenues après filtrage de la série temporelle du site de Paracou	68

3.10	Zoom correspondant à la zone encadrée en rouge sur la figure 3.9	69
3.11	Histogrammes en 2D de la corrélation entre $\hat{\Psi}_N^{az}$ et le ψ_N^{Az}	69
3.12	Histogrammes en 2D lissés correspond à l'étude de la corrélation entre ψ_N^{Az} et $\hat{\Psi}_N^{az}$	70
3.13	Modélisation des corrélations de données PolSAR sur trois jours et estimation des L_{eq} théoriques calculés pour un filtrage MCMT avec hypothèse de corrélation ou non des données d'entrée	72
4.1	Répartition des indicateurs polarimétriques autour d'un modèle polylog d'ordre 1	78
4.2	Coefficients de rétrodiffusion simulés exprimés en fonction de la biomasse forestière	80
4.3	Exemple de dispersion ROI autour du modèle d'inversion	81
4.4	Simulation forestière en représentation 3D avec MIPERS ^{4D} . Extrait de [10]	82
4.5	Exemple de scène 3D simulée avec MIPERS ^{4D} . Extrait de [1].	83
4.6	Schéma récapitulatif de la procédure d'estimation de la biomasse forestière à partir de l'indicateur polarimétrique t^0	84
4.7	Cartes du γ^0 en dB pour le site de Paracou	87
4.8	Cartes du t^0 en dB pour le site de Paracou	87
4.9	$i^0 = f(AGB)$ pour le site de Paracou dans les cadres des scénarios A et B	88
4.10	$i^0 = f(AGB)$ pour le site de Paracou dans les cadres du scénario C	90
4.11	Statistiques issues des régressions du scénario C	91
4.12	Carte de biomasse issue de l'inversion directe du γ^0 pour le site de Paracou	91
4.13	Carte de biomasse issue de l'inversion directe du t^0 pour le site de Paracou	92
4.14	Carte de biomasse issue de l'inversion bayésienne du γ^0 pour le site de Paracou	93
4.15	Carte de biomasse issue de l'inversion bayésienne du t^0 pour le site de Paracou	93
4.16	$AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion directe à partir du modèle estimé dans le scénario A	94
4.17	$AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion directe à partir du modèle estimé dans le scénario B	95
4.18	$AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion bayésienne à partir du modèle estimé dans le scénario A	96
4.19	$AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion bayésienne à partir du modèle estimé dans le scénario B	96
4.20	Expression de $i^0 = f(AGB)$ pour l'intégralité des sites d'acquisition de la campagne TropiSAR	98
4.21	Nouragues, campagne TropiSAR, cartes de biomasse à 25 m de résolution estimées à partir du γ^0	99
4.22	Nouragues, campagne TropiSAR, cartes de biomasse à 100 m de résolution estimées à partir du γ^0	100
4.23	Nouragues, campagne TropiSAR, cartes de biomasse à 25 m de résolution estimées à partir du t^0	100
4.24	Nouragues, campagne TropiSAR, cartes de biomasse à 100 m de résolution estimées à partir du t^0	101
4.25	$AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion directe à partir du modèle estimé pour tous les sites de la campagne TropiSAR	101

4.26 $AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion bayésienne à partir du modèle estimé pour tous les sites de la campagne TropiSAR	102
4.27 Expression de $i^0 = f(AGB)$ pour l'intégralité des sites d'acquisition de la campagne AfriSAR DLR	104
4.28 La Lopé, campagne AfriSAR DLR, cartes de biomasse à 25 m de résolution estimées à partir du γ^0	106
4.29 La Lopé, campagne AfriSAR DLR, cartes de biomasse à 100 m de résolution estimées à partir du γ^0	106
4.30 La Lopé, campagne AfriSAR DLR, cartes de biomasse à 25 m de résolution estimées à partir du t^0	107
4.31 La Lopé, campagne AfriSAR DLR, cartes de biomasse à 100 m de résolution estimées à partir du t^0	107
4.32 Mondah, campagne AfriSAR DLR, cartes de biomasse à 25 m de résolution estimées à partir du γ^0	108
4.33 Mondah, campagne AfriSAR DLR, cartes de biomasse à 100 m de résolution estimées à partir du γ^0	108
4.34 Mondah, campagne AfriSAR DLR, cartes de biomasse à 25 m de résolution estimées à partir du t^0	109
4.35 Mondah, campagne AfriSAR DLR, cartes de biomasse à 100 m de résolution estimées à partir du t^0	109
4.36 Mabounie, campagne AfriSAR DLR, cartes de biomasse en résolution 25 m et 100 m, estimées à partir du γ^0	110
4.37 Mabounie, campagne AfriSAR DLR, cartes de biomasse en résolution 25 m et 100 m, estimées à partir du t^0	110
4.38 Rabi, campagne AfriSAR DLR, cartes de biomasse à 25 m de résolution estimées à partir du γ^0	111
4.39 Rabi, campagne AfriSAR DLR, cartes de biomasse à 100 m de résolution estimées à partir du γ^0	111
4.40 Rabi, campagne AfriSAR DLR, cartes de biomasse à 25 m de résolution estimées à partir du t^0	112
4.41 Rabi, campagne AfriSAR DLR, cartes de biomasse à 100 m de résolution estimées à partir du t^0	112
4.42 $AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion directe à partir du modèle estimé pour tous les sites de la campagne AfriSAR DLR	113
4.43 $AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion bayésienne à partir du modèle estimé pour tous les sites de la campagne AfriSAR DLR	114
4.44 Expression de $i^0 = f(AGB)$ pour l'intégralité des sites d'acquisition de la campagne AfriSAR ONERA	115
4.45 La Lopé, campagne AfriSAR ONERA, cartes de biomasse à 25 m de résolution estimées à partir du γ^0 par inversion directe	117
4.46 La Lopé, campagne AfriSAR ONERA, cartes de biomasse à 100 m de résolution estimées à partir du γ^0 par inversion directe	117
4.47 La Lopé, campagne AfriSAR ONERA, cartes de biomasse à 25 m de résolution estimées à partir du t^0 par inversion bayésienne	118
4.48 La Lopé, campagne AfriSAR ONERA, cartes de biomasse à 100 m de résolution estimées à partir du t^0 par inversion bayésienne	118
4.49 Mondah, campagne AfriSAR ONERA, cartes de biomasse à 25 m de résolution estimées à partir du γ^0	119

4.50 Mondah, campagne AfriSAR ONERA, cartes de biomasse à 100 m de résolution estimées à partir du γ^0	119
4.51 Mondah, campagne AfriSAR ONERA, cartes de biomasse à 25 m de résolution estimées à partir du t^0	120
4.52 Mondah, campagne AfriSAR ONERA, cartes de biomasse à 100 m de résolution estimées à partir du t^0	120
4.53 Mabounie, campagne AfriSAR ONERA, cartes de biomasse à 25 m de résolution estimées à partir du γ^0	121
4.54 Mabounie, campagne AfriSAR ONERA, cartes de biomasse à 100 m de résolution estimées à partir du γ^0	121
4.55 Mabounie, campagne AfriSAR ONERA, cartes de biomasse à 25 m de résolution estimées à partir du t^0	122
4.56 Mabounie, campagne AfriSAR ONERA, cartes de biomasse à 100 m de résolution estimées à partir du t^0	122
4.57 Rabi, campagne AfriSAR ONERA, cartes de biomasse à 25 m de résolution estimées à partir du γ^0	123
4.58 Rabi, campagne AfriSAR ONERA, cartes de biomasse à 100 m de résolution estimées à partir du γ^0	123
4.59 Rabi, campagne AfriSAR ONERA, cartes de biomasse à 25 m de résolution estimées à partir du t^0	123
4.60 Rabi, campagne AfriSAR ONERA, cartes de biomasse à 100 m de résolution estimées à partir du t^0	124
4.61 $AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion directe à partir du modèle estimé pour tous les sites de la campagne AfriSAR ONERA	125
4.62 $AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion bayésienne à partir du modèle estimé pour tous les sites de la campagne AfriSAR ONERA	126
4.63 Expression de $i^0 = f(AGB)$ pour l'intégralité des sites d'acquisition	127
4.64 Expression de $i^0 = f(AGB)$ pour l'intégralité des sites d'acquisition avec delta ONERA	129
4.65 $AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion directe du γ^0 à partir des modèles de référence pour toutes les campagnes	129
4.66 $AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion directe du t^0 à partir des modèles de référence pour toutes les campagnes	131
4.67 $AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion bayésienne du γ^0 à partir des modèles de référence pour toutes les campagnes	132
4.68 $AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion bayésienne du t^0 à partir des modèles de référence pour toutes les campagnes	133
5.1 Représentation vectorielle du déplacement d'une image SAR suite à une amélioration du géoréférencement	142
5.2 Stratégie d'estimation de la biomasse forestière à partir de deux indicateurs par fusion des cartes de biomasse estimées.	144
5.3 Stratégie d'estimation de la biomasse forestière à partir de deux indicateurs par utilisation de la formule des probabilités conditionnelles pour estimer la biomasse.	145
5.4 Stratégie d'estimation globale de la biomasse forestière	147

Liste des tableaux

2.1	Tableau récapitulatif des ROI disponibles sur le site de Paracou	38
2.2	Tableau récapitulatif des ROI disponibles sur le site de Nouragues	39
2.3	Tableau récapitulatif des ROI définis sur le site de La Lopé	44
2.4	Tableau récapitulatif des ROI définis sur le site de Mondah	45
2.5	Tableau récapitulatif des ROI définis sur le site de Mabounie	46
2.6	Tableau récapitulatif des ROI définis sur le site de Rabi	46
3.1	Paramètres des modèles de régression estimés pour l'évaluation des filtrages REF et MCMT pour 16 ROI	64
3.2	Paramètres des modèles de régression estimés pour l'évaluation des filtrages REF et MCMT pour 84 ROI	64
4.1	Paramètres du modèle de référence généralisé pour les forêts tropicales. . .	85
4.2	Résultats de la régression logarithmique qui lie les indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 à la biomasse forestière suite à l'application du scénario A. .	89
4.3	Résultats de la régression logarithmique qui lie les indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 à la biomasse forestière suite à l'application du scénario B. .	89
4.4	Résultats médians des régressions logarithmiques qui lient les indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 à la biomasse forestière suite à l'application du scénario C.	90
4.5	Statistiques issues de $AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion directe à partir du modèle estimé dans le scénario A	94
4.6	Statistiques issues de $AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion directe à partir du modèle estimé dans le scénario B	94
4.7	Statistiques issues de $AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion bayésienne à partir du modèle estimé dans le scénario A	96
4.8	Statistiques issues de $AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion bayésienne à partir du modèle estimé dans le scénario B	97
4.9	Résultats de la régression logarithmique qui lie les indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 à la biomasse forestière pour l'intégralité des sites survolés pendant la campagne TropiSAR	98
4.10	Statistiques issues de $AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion directe à partir du modèle global estimé pour les sites TropiSAR	102
4.11	Statistiques issues de $AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion bayésienne à partir du modèle global estimé pour les sites TropiSAR	102
4.12	Résultats de la régression logarithmique qui lie les indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 à la biomasse forestière pour l'intégralité des sites survolés pendant la campagne AfriSAR DLR.	105
4.13	Statistiques issues de $AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion directe à partir du modèle estimé pour les données AfriSAR DLR	113

4.14	Statistiques issues de $AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion bayésienne à partir du modèle estimé pour les données AfriSAR DLR	113
4.15	Résultats de la régression logarithmique qui lie les indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 à la biomasse forestière pour l'intégralité des sites survolés pendant la campagne AfriSAR ONERA.	116
4.16	Statistiques issues de $AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion directe à partir du modèle estimé pour les données AfriSAR ONERA	124
4.17	Statistiques issues de $AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion bayésienne à partir du modèle estimé pour les données AfriSAR ONERA	125
4.18	Récapitulation des résultats des régressions logarithmiques qui lient γ^0 à la biomasse forestière pour toutes les campagnes.	128
4.19	Récapitulation des résultats des régressions logarithmiques qui lient t^0 à la biomasse forestière pour toutes les campagnes.	128
4.20	Statistiques issues de $AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion directe de l'indicateur γ^0 , à partir du modèle TropiSAR pour tous les sites disponibles	130
4.21	Statistiques issues de $AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion directe de l'indicateur t^0 , à partir du modèle DLR pour tous les sites disponibles	130
4.22	Statistiques issues de $AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion directe de l'indicateur γ^0 , à partir du modèle TropiSAR pour tous les sites disponibles	131
4.23	Statistiques issues de $AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion directe de l'indicateur t^0 , à partir du modèle DLR pour tous les sites disponibles	132
4.24	Statistiques issues de $AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion directe de l'indicateur γ^0 , à partir du modèle TropiSAR pour tous les sites disponibles	133
4.25	Statistiques issues de $AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion directe de l'indicateur t^0 , à partir du modèle DLR pour tous les sites disponibles	133
4.26	Statistiques issues de $AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion directe de l'indicateur t^0 , à partir du modèle TropiSAR pour tous les sites disponibles	134
4.27	Statistiques issues de $AGB_e = f(AGB_i)$, cas d'une inversion directe de l'indicateur t^0 , à partir du modèle DLR pour tous les sites disponibles	134

Introduction

La préservation des forêts constitue un enjeu capital pour la régulation climatique et la biodiversité, parmi de nombreux autres services écosystémiques essentiels à la vie humaine. Pour autant, l'état et l'évolution des forêts dans le monde et tout particulièrement dans les régions tropicales suscitent de nombreuses questions, en particulier sur leur rôle en tant que puits ou sources de carbone, et sur les échanges qu'elles peuvent avoir avec l'atmosphère. Leur difficulté d'accès rend les mesures terrain difficiles notamment dans les forêts tropicales et la densité du couvert forestier entraîne une saturation rapide des capteurs satellitaires actuels empêchant l'obtention de cartes de biomasse suffisamment précises pour une utilisation optimale dans les modèles de surfaces continentales liés à la modélisation du climat.

La mission spatiale BIOMASS du programme Earth Explorer de l'ESA (Agence Spatiale Européenne), prévoit d'exploiter pour la première fois depuis l'espace un satellite radar à synthèse d'ouverture (SAR) en bande P (435 MHz), dans le but de cartographier la biomasse et la hauteur des forêts à l'échelle globale pour la période 2023-2028. L'utilisation de la bande P, disponible pour les applications civiles depuis peu, permet d'obtenir une sensibilité inédite du signal à la biomasse, en lien avec ses capacités de pénétration même à travers des forêts tropicales denses.

Les objectifs de la mission BIOMASS sont de produire tous les 7 mois des cartes de biomasse et hauteur des forêts à la résolution de 4 ha, ainsi que des cartes des perturbations sévères à 0.5 ha en se basant sur l'utilisation conjointe de trois méthodes d'imagerie qui sont la Polarimétrie (PolSAR), l'Interférométrie (PolInSAR) et la Tomographie (TomoSAR).

Pour préparer la mission BIOMASS et anticiper le futur apport de données SAR en bande P, de nombreuses études, basées sur l'utilisation de données aéroportées, ont vu le jour. La mission BIOMASS implique la compréhension des interactions de la bande P avec les milieux denses complexes tels que les forêts. Cette thèse s'inscrit dans le cadre des travaux préparatoires à la mission spatiale pour l'estimation de la biomasse forestière à travers des séries PolSAR en bande P.

Construite autour du développement d'une chaîne de calcul en deux modules permettant d'extraire des valeurs de biomasse à partir de données PolSAR en bande P, cette thèse étudie la perspective de cartographier la biomasse forestière de manière robuste et automatique.

Le premier module consiste à estimer un indicateur polarimétrique lié à la biomasse forestière en minimisant les effets perturbateurs liés à la géométrie d'acquisition du capteur et à la sensibilité de la bande P. Avec pour objectif d'améliorer les relations entre les coefficients de rétrodiffusion et la biomasse, cette thèse analyse l'adaptation d'un filtrage spécifique aux données issues des scénarios d'acquisitions BIOMASS pour la minimisation des effets de speckle. Elle aborde également la possibilité de minimiser les effets de la topographie avec une utilisation conjointe des modèles numériques d'élévation (DEM) qui donnent une approximation des pentes sous forêts et des données PolSAR à partir desquelles il est également possible d'extraire des informations sur les coefficients des

matrices de covariances et sur les pentes azimutales sous forêt.

Le second module est spécifique à l'inversion en biomasse de l'indicateur polarimétrique développé en première partie. Cette thèse propose une méthode d'inversion adaptable aux contraintes de généralisation spatiale et temporelle pour les futures acquisitions BIOMASS à l'échelle globale. Il s'agit d'intégrer à l'inversion des grandeurs a priori issues d'un modèle électromagnétique prédictif (MIPERS^{4D}) qui prennent en compte les conditions d'observation. Cette méthode d'inversion bayésienne permet de minimiser les effets de dispersion temporelle ou liés à la structure forestière.

La combinaison de ces différentes études a permis d'améliorer la méthode d'estimation de la biomasse forestière tout au long de la thèse, en ouvrant également des perspectives de développement pour la consolider avec en particulier la généralisation aux indicateurs PolInSAR et TomoSAR, en vue d'une exploitation la plus complète des futures données BIOMASS. Ce document est composé de cinq chapitres.

Le premier chapitre introduit le contexte de la mission BIOMASS et les techniques d'imagerie exploitées pour sa réalisation. Dans une première partie, les besoins scientifiques qui sont à l'origine de la mission spatiale sont expliqués. La deuxième partie justifie le choix du satellite BIOMASS pour l'étude des forêts avec l'introduction des techniques d'observation PolSAR, PolInSAR et TomoSAR qui y seront déployées. En lien avec ces techniques d'imagerie, la troisième partie fait un état des lieux des indicateurs existants qui permettent l'estimation de la biomasse forestière. Enfin, la quatrième partie explique le déroulement de la future mission BIOMASS pour répondre aux objectifs fixés.

Le deuxième chapitre présente les données qui ont été utilisées pour les études présentées dans cette thèse. Une première partie explique le contexte de préparation de la mission BIOMASS avec l'acquisition de données aéroportées. Les deuxième et troisième parties présentent respectivement les campagnes de mesures aéroportées TropiSAR et AfriSAR réalisées sur des forêts tropicales. Enfin la quatrième partie porte sur les expérimentations statiques TropiScat et AfriScat qui viennent renforcer les connaissances globales sur la bande P.

Le troisième chapitre présente une adaptation du filtre multi-canal aux séquences temporelles de données SLC polarimétriques que le satellite BIOMASS est amené à produire. La première partie fait le bilan des techniques de filtrage existantes et explique la nécessité de cette adaptation. La seconde partie correspond à la description des méthodes pour la mise en oeuvre du filtrage. La troisième partie présente les résultats obtenus sur les données présentées dans le chapitre 2 et la quatrième partie est une discussion autour des apports du filtre proposé et de ses limites.

Le quatrième chapitre porte sur l'algorithme d'inversion en biomasse forestière des données PolSAR en bande P. La première partie explique le lien qui existe entre les indicateurs polarimétriques présentés dans le chapitre 1 et la biomasse forestière. La deuxième partie présente deux méthodes d'inversion qui sont exploitées dans cette thèse pour l'estimation de la biomasse forestière. La troisième partie détaille les procédures d'inversion développées dans ce document. La quatrième partie regroupe les résultats obtenus sur les données présentées dans le chapitre 2 et ces derniers sont analysés et discutés dans la cinquième partie.

Le cinquième et dernier chapitre présente les perspectives qui feront suite à cette thèse et fait office de conclusion quant aux travaux présentés dans ce manuscrit. Une première partie propose des applications pour le filtrage présenté dans le chapitre 3. Une seconde partie est consacrée aux perspectives d'amélioration des méthodes d'inversion de biomasse présentées dans le chapitre 4.

Chapitre 1

Objectifs scientifiques et défis techniques de la mission BIOMASS

Sommaire

1.1 Contexte et objectifs scientifiques de la mission BIOMASS	4
1.1.1 Les forêts et le cycle du carbone	4
1.1.2 La biomasse forestière comme EVC	5
1.1.3 Émergence des objectifs scientifiques de la mission BIOMASS	6
1.2 Choix technologiques pour répondre aux objectifs de la mission BIOMASS 6	6
1.2.1 Intérêt de la bande P pour la biomasse des forêts denses	6
1.2.2 Capacités et limitations des images SAR pour la cartographie de la biomasse des forêts	9
1.2.3 Techniques d'acquisitions spécifiques pour l'observation des forêts	11
1.3 Les indicateurs pertinents pour cartographier la biomasse	16
1.3.1 Les indicateurs PolSAR	16
1.3.2 Les indicateurs PolInSAR	18
1.3.3 Coefficients de rétrodiffusion issus des données TomoSAR	20
1.4 Scénarios d'acquisitions et produits de la mission BIOMASS	21
1.4.1 Les phases d'acquisitions BIOMASS	21
1.4.2 Les produits BIOMASS	22
1.4.3 Produits secondaires envisageables avec BIOMASS	23
1.4.4 Plan d'acquisition	24
1.5 Références	26

Ce premier chapitre est consacré à l'état de l'art de cette thèse. Il est découpé en quatre parties qui permettent de comprendre le contexte de la thèse, les technologies qui lui sont associées ainsi que les bases scientifiques qui ont permis le développement des travaux présentés dans la suite du manuscrit. Ainsi, ce chapitre est construit autour de la compréhension de mission BIOMASS en termes d'objectifs scientifiques, de technologies et de produits, ce qui permet d'établir les concepts sur lesquels repose cette thèse.

La première partie est consacrée au contexte et aux objectifs scientifiques de la mission BIOMASS. La deuxième partie présente les choix technologiques décidés pour répondre aux objectifs de la mission BIOMASS. La troisième partie fait un état des lieux des indicateurs permettant la cartographie de la biomasse forestière dans le cadre de la mission BIOMASS. Enfin la dernière partie fait un bilan des scénarios d'acquisitions décidés pour le déroulement de la mission ainsi qu'un descriptif des futurs produits BIOMASS.

1.1 Contexte et objectifs scientifiques de la mission BIOMASS

1.1.1 Les forêts et le cycle du carbone

De par les nombreux services écosystémiques qu'elles fournissent, les forêts sont essentielles à la préservation des conditions de vie humaine. Elles sont en effet une ressource vivrière pour près de deux millions de personnes [1], aussi bien en termes de matériaux que d'énergie. De plus, elles contribuent au maintien de la biodiversité, des ressources en eau, à l'enrichissement et à la protection des sols, à l'amélioration de la qualité de l'air, mais également à la régulation du climat au travers de leur implication dans les cycles de l'eau et du carbone.

Les changements climatiques qui affectent notre planète sont un des défis environnementaux de notre siècle. Le cycle du carbone correspond à l'intégralité des échanges en CO₂ qui existent entre l'eau, l'atmosphère et la biosphère sur Terre. Ce dernier prend en compte les interactions humaines telles que l'impact de l'utilisation des matières fossiles sur le réchauffement climatique. Mieux comprendre le cycle du carbone c'est une possibilité de mieux anticiper les changements climatiques, de les limiter et peut être même de les éviter. Pour comprendre le cycle du carbone, il faut être en mesure de quantifier le carbone présent dans l'atmosphère, les océans et la biosphère, mais également de mesurer les échanges qui existent entre eux. Les échanges de carbone qui concernent la biosphère et plus précisément le fonctionnement des forêts sont les moins bien compris en termes de statut, de dynamique et d'évolution au sein du cycle du carbone [2].

Les forêts sont impliquées dans le cycle du carbone sous deux aspects. Elles fonctionnent comme des puits de carbone lorsqu'elles sont replantées, en pleine croissance ou qu'elles se reforment après une déforestation naturelle ou non. Grâce à ces phénomènes, les forêts existantes absorbent près d'un quart des rejets de CO₂ émis par l'homme (Global Carbon Project 2015). Elles fonctionnent également comme des sources de carbone lors de la décomposition des matières organiques au niveau du sol, mais aussi quand elles sont détruites par le feu ou par la déforestation.

Les bilans globaux portant sur la quantification des flux entre les puits et les sources de carbone existent, mais restent très imprécis sur les flux liés aux forêts [3], [4]. D'après le rapport du Groupement Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat (GIEC) de 2013, les incertitudes de mesure des émissions de carbone liées à la déforestation approchent les 65% quant aux flux de captation du carbone par les forêts, ils ne sont pas pris en

compte, car difficiles à quantifier avec les données actuelles.

1.1.2 La biomasse forestière comme EVC

La biomasse est un paramètre fondamental pour caractériser la distribution du carbone dans la biosphère. On différencie la biomasse totale fraîche incluant la composante en eau, la biomasse animale et racinaire de la biomasse aérienne sèche, notée AGB de l'anglais "Above Ground Biomass" qui correspond à la quantité de matière organique sèche et que l'on exprime en tonnes ou mégagrammes par hectare (noté respectivement t/ha ou Mg/ha). Cette dernière correspond de fait à la matière ligneuse sèche contenue dans les troncs et les branches des arbres, qui pourra servir de proxy à la biomasse totale suivant des relations allométriques dont la portée constitue un important et difficile sujet de recherche. La biomasse aérienne est également la plus sensible aux perturbations anthropiques, ce qui fait de son suivi un indicateur pertinent en lien avec le cycle du carbone. De plus, cette définition de la biomasse est particulièrement adaptée dans ce contexte, car elle correspond à environ deux fois la masse de carbone stockée dans les forêts d'après l'IPCC Good Practice Guide de 2003. La biomasse a de fait été identifiée comme une "Variable Climatique Essentielle" (ECV) par les United Nations Framework Convention on Climate Changes (UNFCCC).

La déforestation des forêts est principalement liée aux activités humaines par le commerce du bois, la création de nouvelles terres arables ou l'extension des zones d'habitation notamment. Pour préserver les forêts et maîtriser les émissions de gaz à effet de serre, plusieurs traités ont été signés au niveau international. Le protocole de Kyoto, ratifié en 1997 dans le cadre des Nations Unies, incite les pays développés à limiter la déforestation et encourager le reboisement auprès des pays en développement par le biais de contrats crédits carbone. Le REDD+ (Reduce Emissions from Deforestation and Forest Degradations) apporte des aides aux pays en développement s'ils préservent et participent à la gestion de leurs forêts.

Pour suivre les impacts de ces traités, estimer les futurs scénarios climatiques, prévoir l'usage des terres et mieux gérer les écosystèmes, il est impératif de disposer d'une cartographie précise des forêts en temps réel et de bien comprendre leurs fonctionnements.

Les scénarios climatiques sont simulés à partir de modèles de surfaces continentales (MSC) qui quantifient et prévoient les échanges entre l'atmosphère et les écosystèmes en intégrant des données sur le cycle de l'eau, le cycle du carbone et des modèles dynamiques de végétation [5], [6]. Ces derniers permettent d'estimer les échanges de carbone entre les écosystèmes végétaux (champs, forêts, etc.) et l'atmosphère. Cependant, de par notre méconnaissance globale du fonctionnement des forêts, les bilans liés aux peuplements forestiers sont très incertains.

Il est nécessaire d'accumuler des données forestières pour mieux estimer la distribution spatiale de la biomasse, caractériser la croissance et la mortalité dans les peuplements forestiers, intégrer des données sur les feux de forêt ou les impacts humains dans la gestion des forêts, etc. Autant de paramètres qui permettent de mieux estimer, contraindre et valider les MSC. Il y a donc un réel besoin à produire des cartes de forêts précises et régulières (hautes résolutions spatiale et temporelle) pour soutenir ces traités et mieux comprendre nos écosystèmes.

1.1.3 Émergence des objectifs scientifiques de la mission BIOMASS

The Changing Earth publié par l'ESA en 2006 (SP1304) a mis en lumière l'importance d'estimer les stocks de biomasse pour mieux comprendre le climat. Pour cela, il est important de mesurer et de suivre l'évolution de la biomasse comme le spécifie le Global Climate Observing System [7], [8]. Ce qui implique de générer des cartes de biomasse précises et globales avec une résolution temporelle saisonnière.

Actuellement, des cartes de biomasse sont disponibles pour des zones limitées du globe et à des résolutions grossières. Le suivi des forêts tempérées et boréales est plus facile, de par l'accessibilité des couverts forestiers, la faible variabilité d'espèce d'arbre et les moyens mis en place par les pays qui exploitent les territoires où elles sont implantées. Les mesures de biomasse des forêts tempérées et boréales sont d'ailleurs estimées avec un pourcentage d'erreur allant de 5 à 7%. Au contraire, pour les forêts tropicales, les incertitudes de mesures de la biomasse peuvent atteindre les 100% sur certaines zones notamment au Gabon. Ces erreurs d'estimation de la biomasse des forêts tropicales s'expliquent par leurs accès très difficiles en raison de la densité d'arbres, mais également par la grande variété d'espèces présentes. Ces incertitudes sont d'autant plus critiques que pour une occupation des sols égale aux forêts tempérées et boréales, la moitié du carbone capté par les forêts se trouve dans les forêts tropicales.

Dans l'objectif de palier à ces incertitudes, l'ESA a retenu un projet porté par Dr T. Le Toan du CNRS/Cesbio en réponse à l'appel à idée du programme "Earth Explorer" 7, basé sur l'exploitation du potentiel du radar bande P avec en particulier une sensibilité à la biomasse des forêts inédite par rapport aux fréquences plus hautes disponibles jusqu'à présent, voyant l'émergence du projet de mission BIOMASS.

Soulignons également que la concrétisation de ce projet a été motivée par l'ouverture en 2004 d'une bande passante de 6 MHz autour de 435 MHz par l'Union Internationale des Télécommunications (UIT), la bande P étant jusque là réservée à l'usage militaire uniquement. Le projet de mission fut alors accepté pour une étude de faisabilité en mars 2009 dans le cadre du projet "Earth Explorer" de l'ESA. En 2013, BIOMASS devient officiellement la septième mission "Earth Explorer" de l'ESA avec pour objectif de cartographier les stocks et changements de la biomasse forestière à l'échelle planétaire avec une précision et des périodes de revisites inédites, en adéquation avec les besoins d'une meilleure prise en compte de cette composante dans la modélisation du cycle de carbone. De façon plus spécifique, les objectifs scientifiques justifiant la mission viseront la génération de cartes biannuelles de biomasse, de hauteur et des perturbations avec des précisions meilleures que 20% à des résolutions de l'ordre de l'hectare. Au vu des capacités technologiques et techniques détaillées dans les sections suivantes, nous préciserons en section 1.4 les caractéristiques des futurs produits de la mission.

1.2 Choix technologiques pour répondre aux objectifs de la mission BIOMASS

1.2.1 Intérêt de la bande P pour la biomasse des forêts denses

Les micro-ondes sont sensibles à la diffusion macroscopique du couvert végétal grâce à sa teneur en eau et à sa structure volumique géométrique. Comme le montre la figure 1.1, les capteurs radars permettent d'acquérir des données dans différents domaines de fréquence tels que la bande X, C, L ou P. La fréquence est liée à la longueur d'onde (λ)

par la relation $\lambda = \frac{c}{f}$ où c correspond à la célérité ou plus communément à la vitesse de la lumière dans le vide.

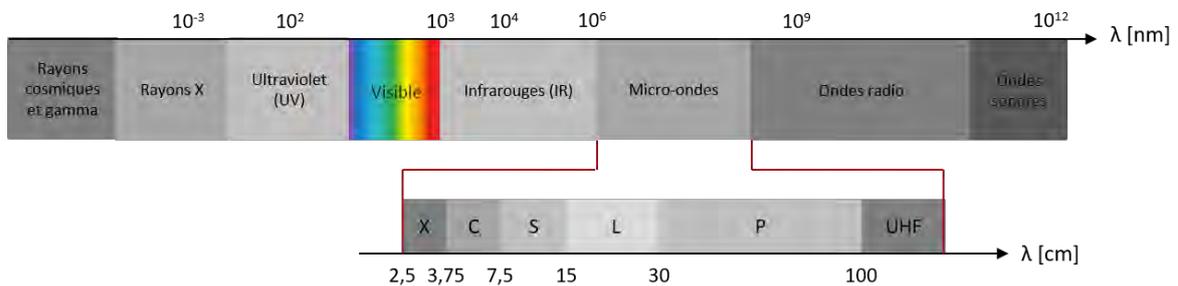


FIGURE 1.1 – Récapitulatif des différents domaines d'observation en fonction de la longueur d'onde avec un zoom sur les micro-ondes.

Les grandes longueurs d'onde (bande L et P) ont la capacité de pénétrer des volumes alors que pour les longueurs d'onde plus faibles, il y a un mécanisme de diffusion dominant qui est lié à l'interaction des ondes avec les particules du volume. Ce mécanisme de diffusion observé pour les courtes longueurs d'onde telles que les bandes X ou C implique une forte extinction, provoquée par le phénomène d'absorption ou par une diffusion dans des directions autres que celle du capteur [9].

La figure 1.2 illustre les différents mécanismes de rétrodiffusion existants lorsqu'une onde radar interagit avec un milieu volumique complexe comme une forêt. Ce schéma repose sur la théorie de la diffusion des ondes avec la matière [10], [11]. Les arbres, les feuilles, les troncs, le sol, etc. sont considérés comme des diffuseurs avec des dimensions variables.

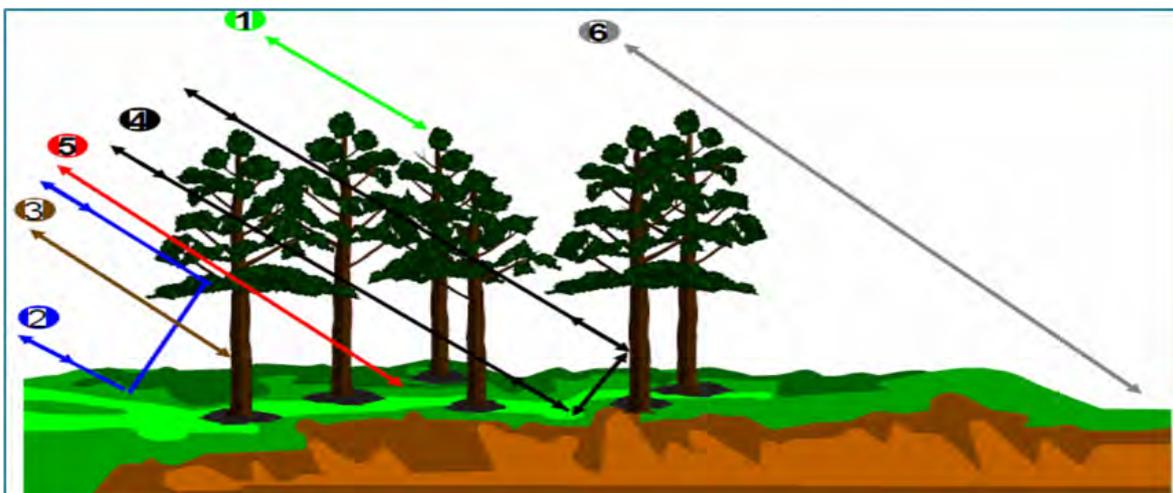


FIGURE 1.2 – Interactions entre le faisceau incident radar et la canopée. (1) Diffusion de la canopée, (2) Diffusion des troncs, (3) Interaction Tronc - sol, (4) Atténuation de la diffusion du sol, (5) Diffusion directe du sol, (6) Interaction troncs - branches. Extrait de [12].

Il existe trois domaines de résonance qui sont définis en fonction de la dimension des diffuseurs par rapport à la longueur d'onde :

- Le domaine d'homogénéisation où l'on observe une diffusion de Rayleigh pour laquelle la dimension des diffuseurs est inférieure à la longueur d'onde
- Le domaine de résonance où l'on observe une diffusion de Mie pour laquelle la dimension des diffuseurs est égale à la longueur d'onde

- Le domaine spéculaire où la dimension des diffuseurs est supérieure à la longueur d'onde

Pour estimer la sensibilité optimale d'un signal radar à la biomasse, il faut utiliser le domaine de résonance où la sensibilité des ondes est maximale pour les éléments ligneux tels que les troncs d'arbres et les branches. Si les acquisitions SAR sont réalisées dans ce domaine, leurs variations permettront de détecter les fluctuations de volumes de biomasse.

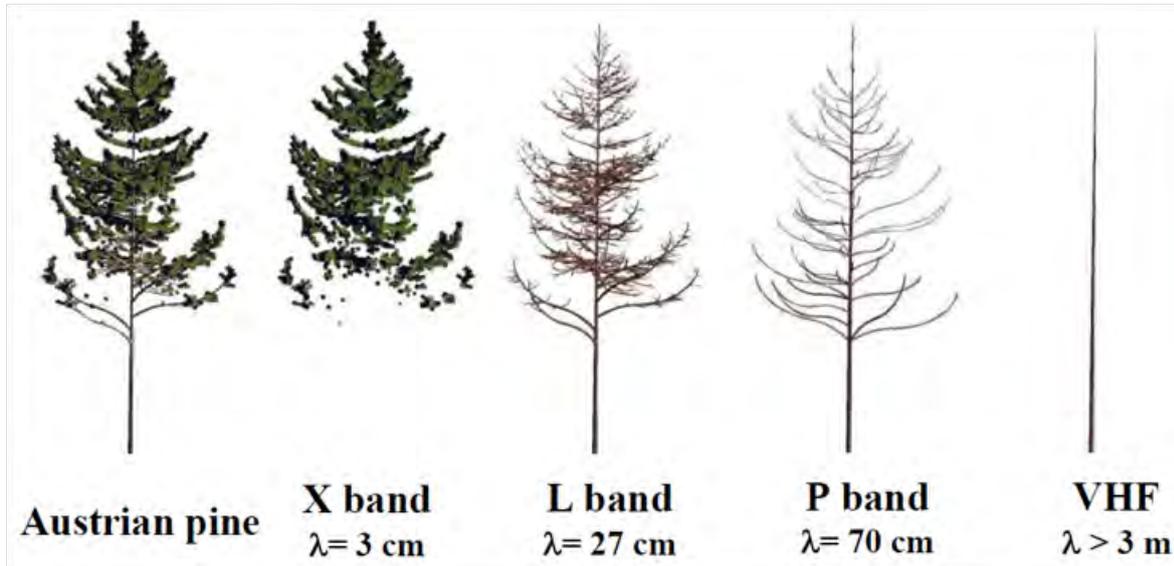


FIGURE 1.3 – Impact de la longueur d'onde sur la pénétration du couvert forestier. Extrait de [12].

La dépendance de la rétrodiffusion radar à la biomasse varie en fonction de la longueur d'onde du radar utilisé, de sa polarisation ainsi que de son angle d'incidence [13]. Les propriétés de diffusion électromagnétique d'une particule, ou d'un objet, dépendent du rapport qui existe entre leur taille et la longueur d'onde utilisée, comme le montre la figure 1.3. Pour déterminer la longueur d'onde la plus adaptée pour le suivi de la biomasse, il faut déterminer quels sont les diffuseurs pertinents de la forêt pour estimer cette dernière.

La bande X est sensible aux diffuseurs de petite taille tels que les feuilles, les aiguilles, les petites tiges. Ces diffuseurs sont nombreux, mais ne sont pas directement corrélés à l'information de biomasse qui nous intéresse. La bande P est sensible aux diffuseurs tels que les troncs et les branches principales qui sont très corrélés à l'information de biomasse. La bande L a une sensibilité similaire à celle de la bande P, mais moins adaptée aux fortes densités de biomasse.

Parmi toutes les missions SAR satellitaires déployées pour cartographier la planète [14], c'est ALOS-PALSAR, développé par la JAXA (Japan Aerospace Exploration Agency), qui se rapproche le plus des utilisations BIOMASS d'un point de vue système et objectifs scientifiques. Ce capteur en bande L a permis de récupérer des données pertinentes à la plus basse fréquence disponible depuis l'espace entre 2005 et 2011 grâce notamment à ses capacités polarimétriques et de couverture globale et répétée [15]. Devant le succès de la mission ALOS PALSAR, le capteur ALOS 2 a pu être développé, pour poursuivre la cartographie globale de la planète en bande L. La prochaine génération, avec ALOS-4 est prévue à l'horizon 2030.

Les produits ALOS ont été utilisés pour la cartographie des forêts boréales et tempérées [16], [17], [18] mais aussi pour la cartographie des forêts tropicales [19], [20], [21] et

des savanes tropicales [22], [23], [24]. La sensibilité de la bande L étant critique pour des valeurs de biomasse supérieures à 150 t/ha, les données SAR en bande L sont difficilement exploitables pour l'estimation des cartes de biomasse des forêts tropicales denses [8].

ALOS ne permet pas d'étudier des séries temporelles denses de données SAR en bande L. Dans un futur proche, le capteur NISAR, très attendu pour le suivi forestier, permettra de compenser cette irrégularité d'acquisition. Il s'agit d'un SAR bi fréquence, qui émettra en bande L et en bande S, dont le lancement est prévu en 2023. La mission NISAR porte sur l'étude globale des écosystèmes avec pour notamment l'objectif de produire une carte de biomasse annuelle.

Dans ce contexte, la mission BIOMASS dont le lancement est prévu en 2023, permettra les toutes premières acquisitions SAR en bande P depuis l'espace, avec l'objectif de cartographier les forêts en termes de volumes, de hauteur et de perturbations avec une revisite biannuelle. La bande P, avec un seuil de saturation attendu à plus de 400 t/ha, propose la plus grande sensibilité à la biomasse en comparaison à toutes les autres fréquences que l'on peut exploiter depuis l'espace. En effet, la plus grande sensibilité en question est démontrée par plusieurs campagnes d'acquisitions aéroportées qui ont été réalisées sur différents types de biomes tels que des forêts tempérées, tropicales et boréales ([25], [26], [27]). Ces campagnes en bande P ont été réalisées à l'aide de radars en polarisation orthogonale HV totale (en polarisation croisée). Elles ont mis en évidence que pour la bande P, le coefficient de polarisation croisé HV était mieux corrélé à la biomasse que les coefficients HH et VV (cf. section 1.3).

Pour mieux comprendre et interpréter la rétrodiffusion en bande P, plusieurs modèles de diffusion électromagnétique ont été proposés à travers les études [28], [29], [30] et [31]. Il a ainsi été établi que pour des biomasses inférieures à 300 t/ha, la polarisation HV est très sensible à la diffusion en volumes ligneux, ce qui implique une forte corrélation à la biomasse aérienne. La polarisation HH, bien que très corrélée à la biomasse, est quant à elle plus sensible aux phénomènes de double rebond lié aux interactions avec le sol. La polarisation VV cumule, pour sa part, les phénomènes de diffusion de volume et de double rebond. On observe ainsi un plus fort impact de la topographie sur les coefficients de rétrodiffusion HH et VV quand la biomasse ne dépasse pas 300 t/ha. Au-delà de 300 t/ha, l'intégralité des coefficients de rétrodiffusion est impactée de manière uniforme par les phénomènes de diffusion de volume et de double rebond.

1.2.2 Capacités et limitations des images SAR pour la cartographie de la biomasse des forêts

Les images SAR sont constituées de pixels rangés en lignes et en colonnes qui correspondent chacun à une zone d'observation de la Terre et dont la taille dépend des caractéristiques du système SAR d'acquisition. Un pixel donne une information d'amplitude et de phase sous la forme d'un nombre complexe. Cette information exprime la réflectivité de tous les diffuseurs observés via le système SAR dans ce pixel [32].

Les systèmes SAR sont des capteurs à visée latérale avec un éclairage perpendiculaire à la direction de vol. Les dimensions de l'image SAR sont déterminées par une mesure de temps associée à la distance oblique qui relie le radar au point de surface observé comme représenté sur la figure 1.4.

La différence qui existe entre la distance oblique et les distances au sol crée des distorsions géométriques inhérentes aux images SAR tels que le raccourcissement (foreshortening), le repliement (layover) ou l'ombrage (shadow). Ces distorsions sont observables

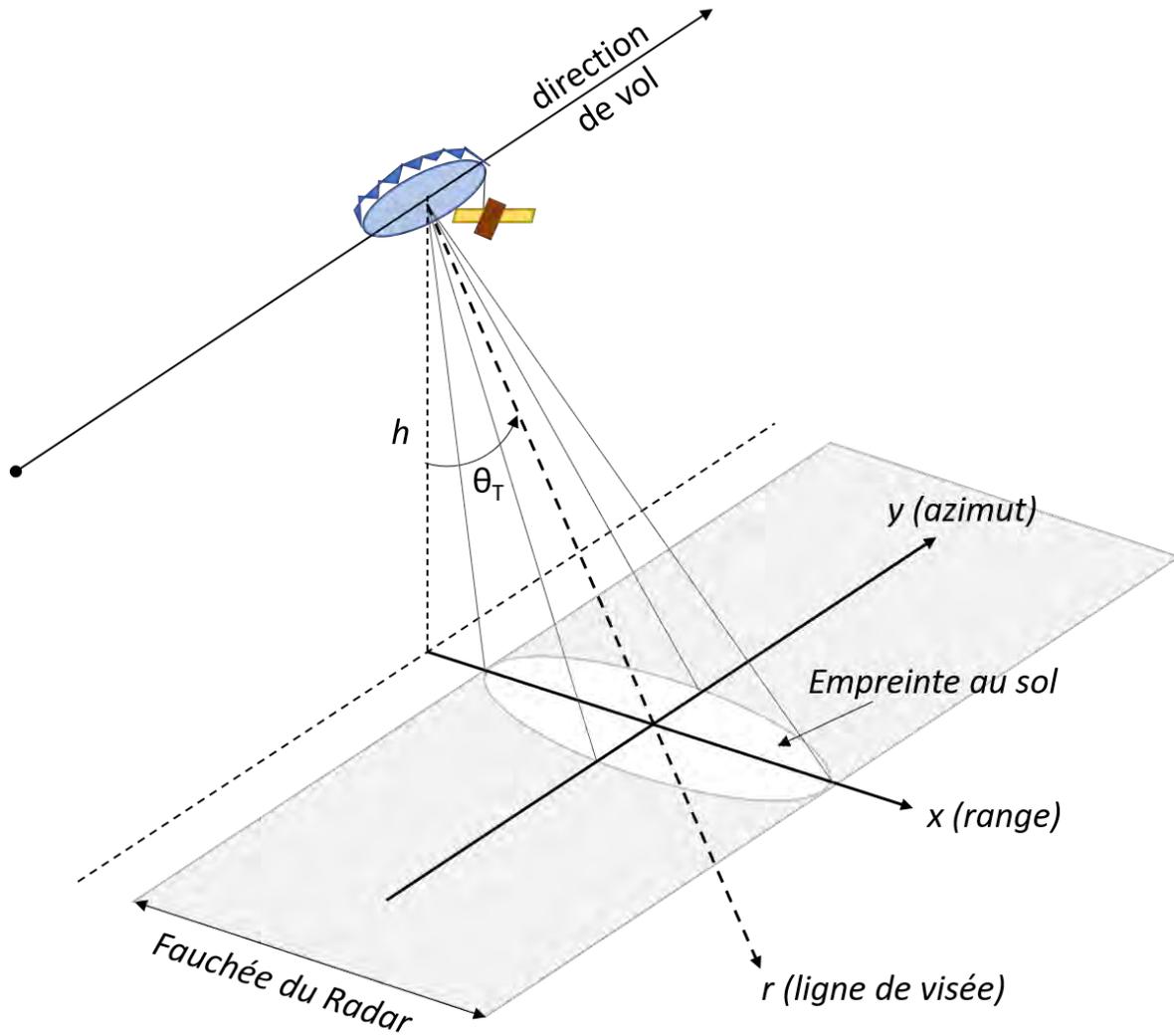


FIGURE 1.4 – Géométrie d’acquisition d’une image SAR. Le capteur SAR réalise ses acquisitions à une hauteur h avec un angle d’incidence θ_T . Extrait de [33].

sur des images SAR considérées dans le sens de la visée du radar pour des zones de reliefs où il faut considérer la topographie en fonction de l’angle d’incidence du SAR comme le montre la figure 1.5.

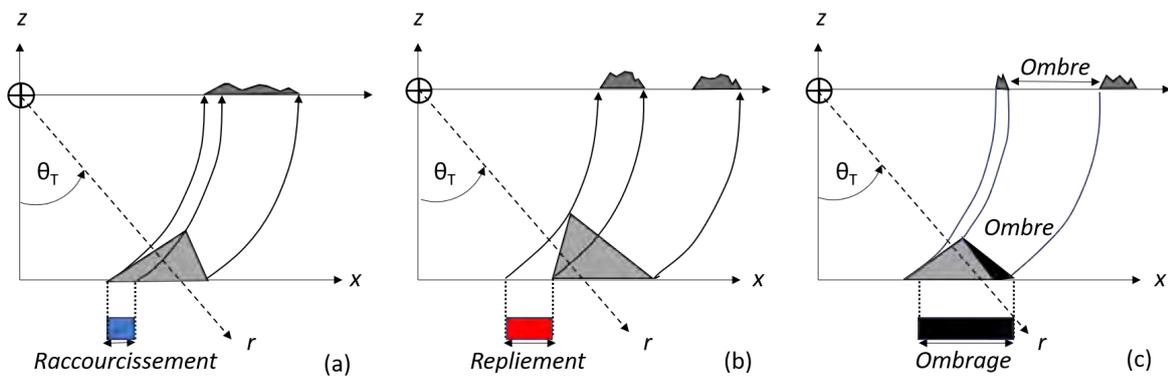


FIGURE 1.5 – Schématisation des distorsions géométriques inhérentes aux images SAR. Extrait de [33].

Le raccourcissement correspond à un effet de compression. Deux points qui au sol sont très éloignés l'un de l'autre, mais avec des altitudes différentes vont paraître très proches l'un de l'autre sur l'image SAR. Le point le plus élevé en altitude au sol paraîtra plus proche du capteur (figure 1.5 (a)). Le repliement s'observe pour des pentes très fortes et correspond à une inversion de l'image par rapport à la réalité terrain. L'ordre des éléments de surface sur l'image est l'inverse de l'ordre observable au sol (figure 1.5 (b)). Les ombrages correspondent à des zones où le signal observé est nul, car un point de relief très élevé empêche les ondes radar d'atteindre les diffuseurs propres au paysage qui se trouve derrière ce relief en raison de l'angle d'incidence du radar (figure 1.5 (c)) [32], [9].

Pour l'observation des forêts, ces phénomènes de distorsion sont également observables, notamment dans les zones de lisière, les forêts ouvertes ou les zones de clairière.

Ces effets de distorsion seront plus ou moins marqués en fonction de l'angle d'incidence choisi pour le SAR et de la résolution de celui-ci.

La résolution spatiale d'une image SAR correspond à la capacité du capteur à séparer deux diffuseurs très proches l'un de l'autre. La résolution selon la ligne de visée, qui correspond à la résolution en distance dans la géométrie d'acquisition, s'exprime en fonction de la vitesse de la lumière notée c et de la largeur de la bande de fréquence utilisée pour l'acquisition notée B (1.1).

$$\delta_r = \frac{c}{2B} \quad (1.1)$$

La résolution en range selon l'axe x (cf. figure 1.4) dépend de l'angle d'incidence θ_T et de (1.1). Elle varie non linéairement le long de la fauchée (1.2).

$$\delta_x = \frac{\delta_r}{\sin(\theta)} \quad (1.2)$$

Les SAR utilisent le déplacement du capteur radar dans la direction de vol pour améliorer synthétiquement la résolution en azimut (1.3) que l'on peut exprimer en fonction de la distance radiale entre l'antenne et la cible r_0 , de la longueur d'onde du capteur λ et de la longueur synthétique de l'antenne L_{sa} [34]

$$\delta_y = r_0 \frac{\lambda}{2L_{sa}} \quad (1.3)$$

Dans le cas de la mission BIOMASS, la résolution spatiale sera de 4 ha dans l'objectif de respecter des prérequis des modèles de surfaces continentales (cf. section 1.1.2) et de suivre les prérogatives des traités internationaux sur les stocks de carbone [8].

1.2.3 Techniques d'acquisitions spécifiques pour l'observation des forêts

1.2.3.1 La Polarimétrie SAR (PolSAR)

Les radars émettent des ondes polarisées en horizontal (H) ou en vertical (V), dans le cas de BIOMASS, il s'agit d'une émission par polarisation en quadrature (H et V). Une onde émise est rétrodiffusée avec différentes polarisations. La polarimétrie correspond aux techniques d'analyse des combinaisons de polarisations rétrodiffusées acquises par le radar [35].

Les informations polarimétriques perçues par le radar sont généralement exprimées à travers une matrice de diffusion notée \mathbf{S} (1.4). Cette dernière, définie dans les années

50 par G.W. Sinclair, regroupe sous forme complexe, le comportement de diffusion des éléments de surfaces observés [36].

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix} \quad (1.4)$$

Les composantes de la matrice \mathbf{S} sont notées S_{pq} , où le p à la polarisation incidente et le q correspond à la polarisation diffusée. Dans le cas d'un capteur monostatique comme BIOMASS, les puissances rétrodiffusées croisées S_{HV} et S_{VH} sont considérées comme identiques. La polarisation de l'onde reçue apporte une information sur la géométrie et l'orientation de cible. La puissance rétrodiffusée HV provient essentiellement de la partie dépolarisante du couvert forestier (branches parallèles au sol) qui est très corrélée à la biomasse totale (cf. section 1.2.1).

La technologie PolSAR peut être utilisée pour estimer la biomasse forestière à travers les coefficients de rétrodiffusion de \mathbf{S} (cf. section 1.3), mais également pour classifier les types de végétation ou cartographier l'occupation des sols [37], [38]. De même, il est possible de minimiser les effets liés à la topographie du terrain à partir des données PolSAR [39], [40].

\mathbf{S} peut être exploitée sous la forme du vecteur cible \mathbf{k}_p (1.5) qui est une projection de \mathbf{S} à partir de la base des matrices de Pauli [41], [42] pour le cas d'un capteur monostatique.

$$\mathbf{k}_p = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} S_{HH} + S_{VV} \\ S_{HH} - S_{VV} \\ 2S_{HV} \end{bmatrix} \quad (1.5)$$

En utilisant \mathbf{k}_p , il est possible de calculer la matrice \mathbf{T} (1.6) qui permet une analyse plus poussée de l'information polarimétrique cohérente principalement si l'on utilise les coefficients diagonaux de la matrice.

$$\mathbf{T} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \langle (S_{HH} + S_{VV})(S_{HH} + S_{VV})^* \rangle & \langle (S_{HH} + S_{VV})(S_{HH} - S_{VV})^* \rangle & \langle 2(S_{HH} + S_{VV})S_{HV}^* \rangle \\ \langle (S_{HH} - S_{VV})(S_{HH} + S_{VV})^* \rangle & \langle (S_{HH} - S_{VV})(S_{HH} - S_{VV})^* \rangle & \langle (S_{HH} - S_{VV})S_{HV}^* \rangle \\ 2\langle S_{HV}(S_{HH} + S_{VV})^* \rangle & 2\langle S_{HV}(S_{HH} - S_{VV})^* \rangle & 4\langle S_{HV}S_{HV}^* \rangle \end{bmatrix} \quad (1.6)$$

Lors de l'observation de milieux naturels et plus spécifiquement pour les forêts, la matrice de cohérence \mathbf{T} a une réflexion symétrique si bien que $t_{1,3} = t_{3,1}$ et $t_{2,3} = t_{3,2}$ et que l'on peut les considérer comme nulles.

1.2.3.2 La Polarimétrie-Interférométrie SAR (PolInSAR)

Les principes de l'interférométrie furent développés dans les années 1970-1980 [43] notamment pour l'estimation de la topographie. Cette méthode d'acquisition permet d'extraire des informations de hauteur en calculant la décorrélation qui lie deux acquisitions SAR séparées géométriquement par une distance définie comme la ligne de base L_n représentée sur la figure 1.6.

Le PolInSAR, développé dans les années 1990, combine l'interférométrie et la polarimétrie SAR. Les mesures PolInSAR permettent d'obtenir des cohérences PolInSAR dans toutes les combinaisons de polarisation du capteur. Plusieurs observations indépendantes sont alors exploitables pour une seule acquisition, notamment dans le cas d'un capteur polarisé en quadrature comme BIOMASS. Les cohérences PolInSAR sont propres à chaque combinaison de polarisation H ou V. Pour une polarisation donnée, on obtient un module et une phase complexe qui nous permettent de mesurer la magnitude de décorrélation

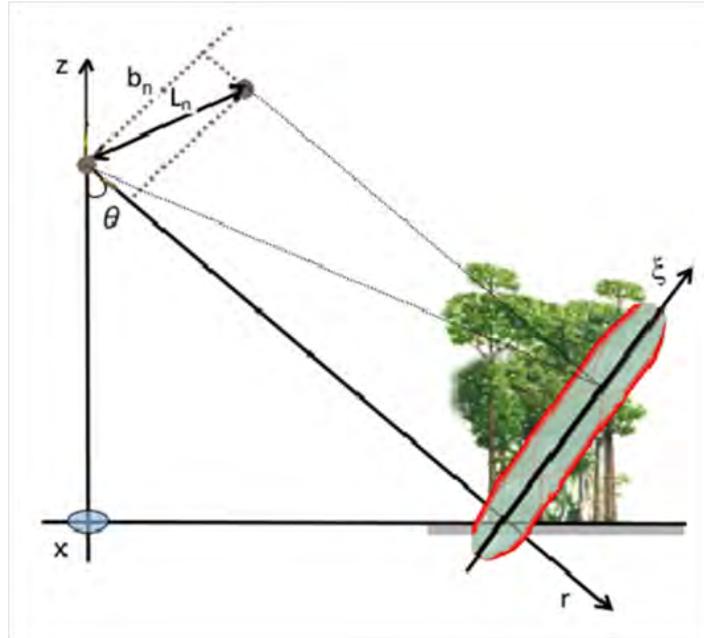


FIGURE 1.6 – Géométrie PolInSAR, acquisitions séparées par la ligne de base L_n , sous l'angle d'incidence θ_T . Pour chaque diffuseur dans une cellule de résolution donnée (encerclée en rouge), la différence de phase due aux différentes distances entre les antennes est directement liée à la hauteur du diffuseur. Extrait de [8].

et la hauteur des centres de phases qui résultent des contributions des différents mécanismes de rétrodiffusion. Les décorrélatons peuvent être exprimées dans le cas polarimétrique en fonction de quatre termes détaillés dans (1.7) selon un modèle multiplicatif décrit dans [33].

$$\gamma_{pq} = \gamma_{pq}^{systeme} \cdot \gamma_{pq}^{geometrique} \cdot \gamma_{pq}^{temporelle} \cdot \gamma_{pq}^{volumique} \quad (1.7)$$

Pour l'estimation des hauteurs d'arbres, c'est la décorrélation de volume γ_{pq}^{vol} qui est exploitée en raison de sa sensibilité à la végétation de surface. Il est impossible d'estimer la hauteur du couvert forestier à partir des décorrélatons et des hauteurs de centre de phase. L'utilisation de modèles théoriques reliant les cohérences PolInSAR à des paramètres descriptifs de modèles de forêts est nécessaire.

En 2003, un modèle d'inversion des données PolInSAR pour estimer les hauteurs d'arbres à partir des cohérences PolInSAR a été développé [44]. Il s'agit du modèle "Random Volume Over Ground" noté RVoG, basé sur un calcul analytique des champs rétrodiffusés par les forêts. Il utilise les travaux de [10] et [45], pour exprimer la hauteur du couvert forestier en fonction des décorrélatons PolInSAR et de l'extinction due à la distribution verticale des acquisitions PolInSAR [8].

Le modèle RVoG utilisé initialement pour des données issues de la bande L prend en compte uniquement les décorrélatons simples liées aux éléments de végétation. Les interactions du sol dans les mesures PolInSAR ne sont pas prises en compte. Cette limitation n'a pas d'impact sur l'estimation des hauteurs de forêt en bande P pour les forêts boréales ou tempérées puisque la configuration polarimétrique permet d'utiliser les polarisations qui maximisent les mécanismes de rétrodiffusion liés à la végétation (polarisation HV). Pour les forêts tropicales, cette limitation a plus d'incidence puisque les contributions du sol sont présentes, quelle que soit la polarisation utilisée.

Des évolutions du modèle RVoG ont été proposées pour limiter l'impact de la topogra-

phie terrain sur les cohérences PolInSAR. Différents modèles de forêts, plus complexes, ont été proposés pour mieux prendre en compte la structure verticale des forêts et leurs réflectivités non uniformes [46], [47]. L'amélioration de ces modèles entraîne une complexification des modèles descriptifs [8], aussi d'autres méthodes issues d'analyses statistiques [48] ou de décompositions utilisant les matrices de cohérence [49] ont été développées. Elles montrent plus de robustesse aux perturbations de la topographie.

Une des limitations à l'utilisation des cohérences PolInSAR est l'impact de la décorrélation temporelle sur leur estimation. La décorrélation temporelle est due aux variations diurnes de la teneur en eau des arbres et des mouvements des diffuseurs (feuilles, branches) à cause du vent. On observe également une décorrélation liée à la temporalité. La bande L étant très sensible à ce phénomène de décorrélation, aucune mission PolInSAR en multi passe n'a été lancée jusque là [8]. Cependant, la bande P est plus robuste à ce phénomène qui a été étudié lors de plusieurs campagnes d'acquisition en forêt tropicale [50]. Cette particularité de la bande P de maintenir une forte cohérence temporelle entre deux acquisitions distinctes espacées de plusieurs jours permet le déploiement d'une mission comme BIOMASS qui utilise les méthodes d'acquisition PolInSAR et TomoSAR.

1.2.3.3 La tomographie SAR (TomoSAR)

La tomographie SAR est apparue au début des années 2000 [51], [48]. Elle permet d'estimer la réflectivité 3D d'un environnement complexe en utilisant la combinaison cohérente qui lie N mesures SAR 2D acquises en configuration interférométrique le long d'une ligne de base L_n comme le montre la figure 1.7.

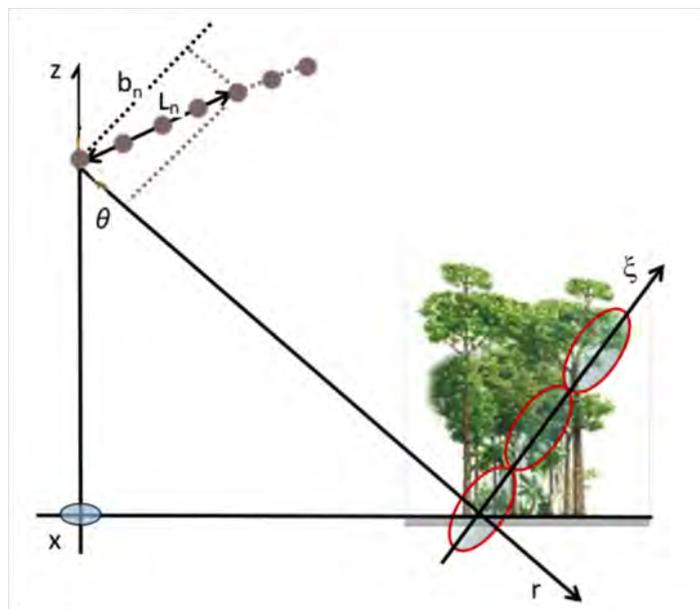


FIGURE 1.7 – Géométrie d'acquisition TomoSAR multi-baseline (ligne de visée selon l'incidence θ portant l'axe r), permettant de discriminer différents voxels (entourés en rouge) suivant l'axe ξ et d'obtenir la résolution verticale suivant z . Extrait de [8].

La focalisation 3D par tomographie permet de séparer dans la direction verticale les différents constituants d'un milieu volumique complexe. Ainsi grâce à la tomographie, on peut estimer la diffusion liée au sol, ainsi que celle liée à la couronne végétale ou de celle de la canopée [49].

La technique tomographique consiste à utiliser N mesures SAR 2D issues de N lignes de vols parallèles selon l'axe x (cf. figure 1.7) et d'exprimer ces images en fonction de la ligne de visée (r) et de la distance (x). La dépendance entre les images SAR est ainsi réduite au nombre d'ondes projetées en suivant la ligne de base L_n . Après correction du positionnement des images et de la phase [52], [53], l'estimation de la réflectivité s'estime comme pour un problème spectral avec la transformée de Fourier inverse [8].

Cette technique implique de disposer d'un grand nombre d'acquisitions pour maintenir une résolution verticale pertinente et ainsi estimer avec précision la réflectivité de chacune des couches du couvert forestier.

De nombreuses campagnes de mesures aéroportées ont mis en avant le potentiel du TomoSAR pour caractériser le couvert forestier [54], [55], [56], [57], avec notamment une étude portant sur l'apport de la tomographie pour estimer la biomasse d'une forêt tropicale dense [58]. Dans cette étude, il a été démontré que la couche de biomasse comprise entre 20 et 40 m de hauteur est la plus corrélée à la biomasse globale tout en étant très faiblement impactée par les effets de rétrodiffusion liés à la topographie.

Les acquisitions en configuration TomoSAR permettent donc d'estimer les intensités de rétrodiffusion liée à plusieurs couches du couvert forestier. Si on cible sur la couche à 30 m de hauteur, il est possible d'estimer la biomasse forestière tout en s'affranchissant des effets de sol. Ainsi, les corrections liées à la topographie et aux effets de sols ne sont pas nécessaires en utilisant des séries de données TomoSAR, mais ces dernières doivent être assez conséquentes pour conserver la résolution verticale.

1.3 Les indicateurs pertinents pour cartographier la biomasse

Dans cette section, plusieurs indicateurs liés à la biomasse sont présentés. Ces derniers sont calculés à partir des données PolSAR, PolInSAR et TomoSAR avec pour objectif d'extraire une information la plus corrélée possible à la biomasse. La figure 1.8 est une représentation modélisée de la relation que lie un indicateur à la biomasse forestière. Dans la réalité, les données SAR utilisées sont polluées par la rétrodiffusion du sol et de multiples informations qui se mélangent au signal. Dans le cadre de la mission BIOMASS, la recherche d'un ou de plusieurs indicateurs qui tendent vers un comportement idéal comme celui représenté sur la figure 1.8 est un objectif majeur.

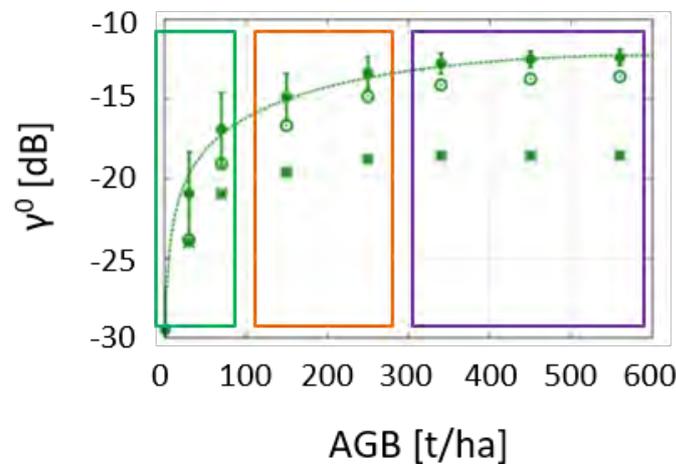


FIGURE 1.8 – Simulation du coefficient de rétrodiffusion HV en fonction de la biomasse pour mettre en valeur les contributions des 2 principaux mécanismes de rétrodiffusion. Les cercles vides montrent les interactions directes de HV avec la végétation, les losanges barrés témoignent des interactions en double rebond avec le sol. La courbe en pointillés représente le total des contributions de diffusion. Le cadre vert correspond au domaine élastique ($AGB < 100$ t/ha), le cadre orange au domaine de transition ($AGB \in [100,300]$ t/ha) et le cadre violet au domaine de quasi-saturation ($AGB > 300$ t/ha). Extrait de [59].

1.3.1 Les indicateurs PolSAR

Les acquisitions PolSAR permettent d'obtenir une information sur le volume forestier global sans connaissances a priori du milieu observé. Dans cette section, deux types d'indicateurs sont mis en avant, permettant d'estimer la biomasse forestière en négligeant la topographie (Terre plate) ou en la prenant en compte, respectivement.

1.3.1.1 Les indicateurs sans compensation des effets topographiques

La polarisation et les comportements temporels des mécanismes de rétrodiffusion varient en fonction du type de forêt étudié. Cela implique des prétraitements spécifiques et une combinaison des coefficients polarimétriques ciblée pour estimer au mieux les comportements d'une forêt boréale, tempérée ou tropicale. De même, il a été établi que les mécanismes de diffusion tels que le double rebond et la diffusion volumique étaient im-

pactés par la topographie, ce qui a une forte incidence sur les coefficients de rétrodiffusion.

Dans l'optique de corriger ces mécanismes de diffusion qui ne sont pas pertinents pour l'estimation de la biomasse forestière, plusieurs indicateurs ont été développés tels que le β^0 (1.8), le σ^0 (1.9) ou encore le γ^0 (1.10).

S_{qp} est le coefficient de la matrice de diffusion \mathbf{S} (1.4), qui permet de relier le champ diffusé au champ incident. θ_T est l'angle d'élévation (cf. figure 1.4).

L'indicateur β^0 (1.8) correspond au coefficient de brillance [60]. Il est calculé en fonction de la surface de résolution de la cellule d'acquisition A_s .

$$\beta_{qp}^0 (dB) = 10 \cdot \log_{10} \frac{\langle |S_{qp}|^2 \rangle}{A_s} \quad (1.8)$$

Avec l'indicateur σ^0 , l'angle d'élévation θ_T est pris en compte (voir figure 1.4). Il correspond à l'angle de visée (ou angle d'incidence) du radar au moment de la prise de vue. L'augmentation de la taille des pixels en fonction de la fauchée par rapport au nadir du capteur est ainsi intégrée au calcul de l'indicateur.

$$\sigma_{qp}^0 (dB) = 10 \cdot \log_{10} \left\langle \frac{|S_{qp}|^2}{A_s} \sin(\theta_T) \right\rangle \quad (1.9)$$

Pour l'indicateur γ^0 , on pose l'hypothèse que le sol de la zone observée est plat, sans aucune topographie. En d'autres termes, l'angle d'incidence locale θ_I est égal à l'angle d'élévation θ_T . On peut ainsi obtenir une première estimation de la biomasse sans avoir de données sur la topographie du terrain survolé.

$$\gamma_{qp}^0 (dB) = 10 \cdot \log_{10} \left\langle \frac{|S_{qp}|^2}{A_s} \tan(\theta_T) \right\rangle \quad (1.10)$$

Le choix de la polarisation S_{qp} dépend de la forêt étudiée. Par exemple, pour une forêt boréale, l'utilisation de la polarisation HH est favorisée. Elle est plus sensible à la biomasse des forêts boréales, sauf si le terrain est accidenté, auquel cas la polarisation HV lui est préférée, car elle est moins sensible aux phénomènes de double rebond liés à la topographie. Pour une forêt tropicale, c'est la polarisation HV qui offre la plus grande dynamique de biomasse, mais seulement si la topographie n'excède pas 4 degrés de pente. Plus généralement, le terme de polarisation croisée HV permet de minimiser la contribution des termes de couplage avec le sol.

Pour les forêts boréales, l'humidité des sols varie très rapidement et impacte les coefficients de rétrodiffusion et par conséquent les indicateurs polarimétriques [61]. Il a été démontré que l'utilisation conjointe de toutes les polarisations disponibles permettait de limiter l'influence de l'humidité du sol et de la structure forestière et d'obtenir une meilleure estimation de la biomasse [62]. Cette observation ne se vérifie pas pour les forêts tropicales où les variations d'humidité du sol sont très lentes en raison du climat.

1.3.1.2 Indicateurs avec compensations des effets topographiques

Pour l'étude des forêts tropicales, plusieurs limitations ont été observées quant à l'utilisation du coefficient γ^0 en termes de sensibilité à la biomasse et de prise en compte de la topographie.

La sensibilité du coefficient de rétrodiffusion γ^0 est beaucoup moins marquée à partir de 300 t/ha. C'est le domaine de quasi-saturation comme le montre la figure 1.8. Cette diminution de la sensibilité des coefficients de rétrodiffusion s'explique en partie par la

densité des forêts tropicales, où plusieurs couches d'arbres se superposent pour former un amas dense. En effet, la densité de la canopée a tendance à atténuer le signal rétro-diffusé. Une sensibilité trop faible du coefficient de rétrodiffusion ne permet pas de différencier les différentes valeurs de biomasse en fonction des variations des mesures SAR ce qui fausse l'estimation de la biomasse forestière.

Le coefficient γ^0 est également très dépendant de la topographie du terrain. L'étude des forêts tropicales avec la bande P a montré que pour des forêts denses en espèces et en volume d'arbres, avec des biomasses pouvant dépasser les 500 t/ha, la topographie impacte de manière uniforme l'intégralité des coefficients de rétrodiffusion (HH, VV et HV). Les mécanismes de rétrodiffusion propres à la topographie (phénomènes de double rebond et de volume de diffusion) affectent localement l'intégralité des coefficients de rétrodiffusion en créant de la distorsion, ce qui fausse l'estimation de la biomasse même en polarisation HV. La topographie locale conditionne la valeur de réflectivité électromagnétique d'un milieu et les mesures PolSAR qui y sont associées. Il faut donc la prendre en compte pour estimer au mieux la biomasse forestière.

Si l'on dispose d'un modèle numérique de terrain, les pentes locales peuvent être estimées et corrigées à travers l'indicateur γ^0 comme expliqué dans [63]. Cependant, cet indicateur n'est pas optimal pour le suivi des forêts tropicales. Un indicateur plus spécifique aux forêts tropicales a été développé [63], il limite les effets de distorsion liés à la diffusion des doubles rebonds en s'appuyant principalement sur les travaux de Lee [64]. Cet indicateur, défini dans (1.11), maximise le volume de diffusion effectif et permet de compenser certains effets de distorsion, de structure et d'atténuation propres aux forêts tropicales.

$$t^0 = \frac{1}{2} \left\langle \frac{1}{N^0} \left[\frac{1}{2}(t_{33} + t_{22}) + \frac{1}{2}(t_{33} - t_{22}) \cos(4\Theta) - \text{Re}(t_{23} \sin(4\Theta)) \right] \right\rangle \quad (1.11)$$

N^0 est un coefficient de normalisation défini dans [63] qui utilise la géométrie radar pour compenser les effets de double rebond et de volume ainsi que les effets géométriques. Les coefficients t_{ij} sont issus de la matrice \mathbf{T} définie comme la matrice de cohérence. L'angle Θ correspond à l'Angle d'Orientation Polarimétrique (POA) issu des données PolSAR, défini dans [63] et présenté dans le chapitre 3 sous une forme analogue.

1.3.2 Les indicateurs PolInSAR

1.3.2.1 Variables issues de la formulation RVoG

En 2003, un modèle d'inversion des données PolInSAR pour estimer les hauteurs d'arbres à partir des cohérences PolInSAR a été développé [44]. Il s'agit du modèle "Random Volume Over Ground" noté RVoG, basé sur un calcul analytique des champs rétrodiffusés par les forêts. Il utilise les travaux de [10] et [45], pour exprimer la hauteur du couvert forestier, notée h_V en fonction des décorrélatons PolInSAR et de l'extinction due à la distribution verticale des acquisitions PolInSAR [8].

Les paramètres du modèle RVoG sont liés aux cohérences PolInSAR à travers la relation matricielle suivante :

$$\begin{bmatrix} Y_{HH} \\ Y_{HV} \\ Y_{VV} \end{bmatrix} = \mathbf{M} \cdot \begin{bmatrix} \phi_0 \\ \mu_{HH} \\ \mu_{HV} \\ \mu_{VV} \\ \sigma \\ h^v \end{bmatrix} \quad (1.12)$$

où ϕ_0 correspond à la phase de la composante sol, μ_{HH} au rapport sol sur volume en polarisation HH, μ_{HV} au rapport sol sur volume en polarisation HV, μ_{VV} au rapport sol sur volume en polarisation VV, σ au coefficient d'extinction, h^v à la hauteur du volume et M un opérateur qui peut s'exprimer de façon analytique par :

$$\gamma_{qp} = \frac{\gamma_v + \mu_{qp}}{1 + \mu_{qp}} \quad (1.13)$$

où γ_v est un terme de décorrélation de volume qui, avec les hypothèses de la formulation RVoG, ne dépend pas de la polarisation.

$$\gamma_v = \frac{\int_0^h e^{j\frac{2\pi}{\lambda}z} \cdot \exp[\sigma \cdot z] dz}{\int_0^h \exp[\sigma \cdot z] dz} \quad (1.14)$$

Le modèle RVoG utilisé initialement pour des données issues de la bande L prend en compte uniquement les décorrélations simples liées aux éléments de végétation. Les interactions du sol dans les mesures PolInSAR ne sont pas prises en compte. Cette limitation n'a pas d'impact sur l'estimation des hauteurs de forêt en bande P pour les forêts boréales ou tempérées puisque la configuration polarimétrique permet d'utiliser les polarisations qui maximisent les mécanismes de rétrodiffusion liés à la végétation (polarisation HV). Pour les forêts tropicales, cette limitation a plus d'incidence puisque les contributions du sol sont présentes, quelle que soit la polarisation utilisée.

Des évolutions du modèle RVoG ont été proposées pour limiter l'impact de la topographie terrain sur les cohérences PolInSAR. Différents modèles de forêts, plus complexes, ont été proposés pour mieux prendre en compte la structure verticale des forêts et leurs réflectivités non uniformes [46], [47]. L'amélioration de ces modèles entraîne une complexification des modèles descriptifs [8]. D'autres méthodes issues d'analyses statistiques [48] ou de décompositions utilisant les matrices de cohérence [49] ont été développées. Elles montrent plus de robustesse aux perturbations de la topographie.

Une des limitations à l'utilisation des cohérences PolInSAR est l'impact de la décorrélation temporelle sur leur estimation. La décorrélation temporelle est due aux variations diurnes de la teneur en eau des arbres et des mouvements des diffuseurs (feuilles, branches) à toutes les échelles de temps. La bande L étant très sensible à ce phénomène de décorrélation, aucune mission PolInSAR en multi passe n'a été lancée jusque là [8]. Cependant la bande P est plus robuste à ce phénomène qui a été étudié lors de plusieurs campagnes d'acquisition en forêt tropicale [50]. Cette particularité de la bande P de maintenir une forte cohérence temporelle entre deux acquisitions distinctes espacées de plusieurs jours permet le déploiement d'une mission comme BIOMASS qui utilise les méthodes d'acquisition PolInSAR et TomoSAR.

Pour minimiser les effets de repliement dus à la ligne de visée oblique des acquisitions radar, on utilise l'indicateur h^c qui comme le t^0 utilise le Modèle Numérique de Terrain (MNT) pour estimer la topographie du terrain. Ce dernier est détaillé dans l'équation 1.15 où n^p est l'expression de la normale à la pente en base azimutale. Les corrections topographiques qu'il apporte sont schématisées sur la figure 1.9.

$$h^c = h^v \left[1 - \frac{\tan(\arccos(\hat{z} \cdot \hat{n}^p))}{\tan(\theta_T)} \right] \quad (1.15)$$

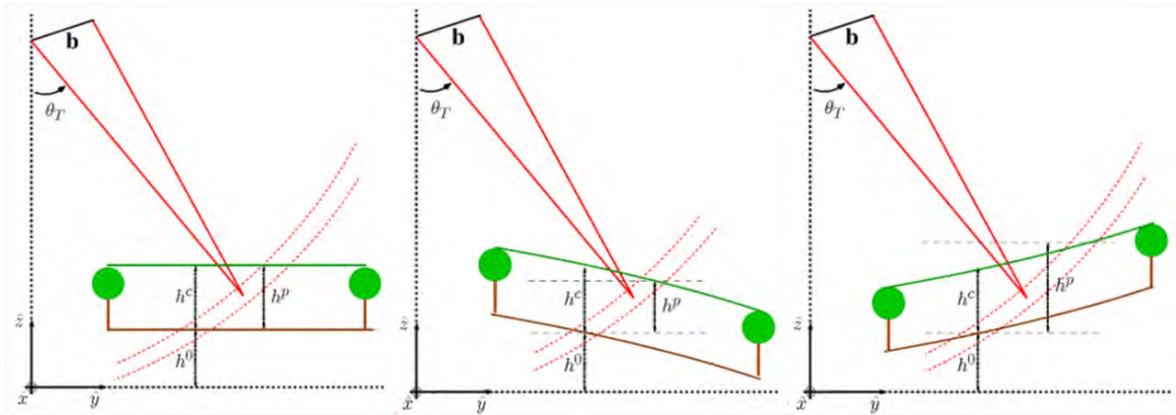


FIGURE 1.9 – Correction de l'indicateur h^v à partir de la topographie locale pour obtenir h^c . Extrait de [8].

1.3.2.2 Coefficients de rétrodiffusion issus du traitement "Ground-Notch"

Le traitement dit "Ground-Notch" consiste en un filtrage de la composante localisée au niveau du sol à partir d'une paire d'images SAR interférométriques, et de la connaissance de la hauteur du terrain. En effet, cette dernière permet de rephaser le couple d'images par rapport à une même hauteur, hauteur à laquelle les composantes du signal s'annuleront par différence inter images. Cette opération peut se formaliser comme suit :

$$I = \int \|f(z) \cdot \sin\left(\frac{k_z}{2}(z - z_0)\right)\|^2 dz \quad (1.16)$$

mettant en évidence l'importance de la hauteur d'ambiguïté liée à la ligne de base (et conditionnant la sensibilité de la phase interférométrique), qui va alors moduler différemment les autres composantes lors de la soustraction en fonction de leur hauteur. Pour optimiser la sensibilité à la biomasse, un choix pertinent consiste à choisir de conserver la composante captant le houppier de la forêt, à partir de laquelle un coefficient de rétrodiffusion formé à partir de l'intensité de l'image "ground-notch" pourra être extrait.

Cette technique récemment mise en oeuvre dans le cadre des études préparatoires sur les chaînes de traitement L2 a montré son très fort potentiel [65], avec une sensibilité à la biomasse voisine de celle obtenue par la tomographie, en conservant l'information complexe et polarimétrique, sans impliquer d'hypothèses simplificatrices sur la rétrodiffusion du milieu (à la différence de la formulation RVoG), hormis la stabilité temporelle en configuration repeat-pass.

Bien qu'elle n'ait pas pu être intégrée à temps dans ces travaux de thèse, sa mise en oeuvre dans la méthode inverse détaillée dans le chapitre 4 est tout à fait adaptée dans la mesure où l'indicateur ground-notch peut soit remplacer soit être associé à l'indicateur t^0 au travers des lois de probabilité conjointe de la formulation bayésienne. Néanmoins, du fait du choix de la ligne de base interférométrique ainsi que des effets de décorrélation temporelle, les performances de cet indicateur pour des forêts de hauteur et/ou structure et des conditions d'observations différentes demeurent encore mal connues, tout en ouvrant des perspectives de travaux de recherche très prometteurs.

1.3.3 Coefficients de rétrodiffusion issus des données TomoSAR

Détaillée au paragraphe 1.2.3.3, la technique TomoSAR permet de générer des images à différentes hauteurs au-dessus du sol, ouvrant la possibilité d'analyser les distributions

horizontales et verticales des coefficients de rétrodiffusion en lien avec la biomasse. Plusieurs études sur les forêts de Guyane [66] et [67] ont montré la sensibilité remarquable des coefficients de rétrodiffusion extraits de la couche interceptant la canopée à environ 30 m, ce qui a été confirmé par la suite sur les forêts du Gabon [68], [69]. Ce coefficient de rétrodiffusion peut alors être exploité comme pour les coefficients issus des images PolSAR (γ^0, t^0), avec les mêmes problématiques d'inversion (cf. chapitre 4), mais facilité par une sensibilité à la biomasse nettement supérieure (2 dB par 100 t/ha contre 0.5 dB pour des forêts denses dans la gamme 300-400 t/ha). Néanmoins, cette technique suppose un nombre élevé de passages (ex : 7 dans le cas BIOMASS) avec des intervalles suffisamment courts pour maintenir des cohérences temporelles élevées, d'où l'importance de conserver les méthodes basées sur les données PolSAR qui pourront aussi assurer un suivi temporel de par leur mise en œuvre plus simple, ainsi que des performances plus homogènes du fait de la non-dépendance à la décorrélation temporelle et de techniques de calibration plus opérationnelles.

1.4 Scénarios d'acquisitions et produits de la mission BIOMASS

1.4.1 Les phases d'acquisitions BIOMASS

Le satellite BIOMASS est conçu pour une mission de cinq ans partagée en deux phases d'acquisitions. Une première phase de quinze mois, appelée "Phase TOM", sera consacrée à une série d'acquisitions TomoSAR en configuration "repeat-pass". La suite de la mission, appelée "Phase INT", permettra des acquisitions PolSAR et PolInSAR toujours en configuration "repeat-pass". C'est la phase nominale de cette mission. En prenant en compte les contraintes techniques imposées par la mission BIOMASS, il faudra 7 mois pour une revisite complète de la planète.

1.4.1.1 Phase initiale Tomographique

La phase Tomographique sera consacrée à l'étude de la structure verticale de la forêt. Pour l'intégralité des zones de revisite, sept acquisitions en configuration TomoSAR seront réalisées à trois jours d'intervalle en orbites ascendantes et descendantes. Ainsi, pour une zone de revisite de forêt, on aura des données acquises pour différentes altitudes et différentes incidences. Ce procédé permet d'établir des sortes de coupes horizontales successives de la zone d'étude qui permettent d'analyser la répartition de l'énergie de rétrodiffusion à différents niveaux tels que le sol, les troncs, les branches principales et la canopée.

En près de 15 mois d'acquisitions, l'objectif est de réaliser pour toutes les zones surveillées un tomogramme dans chaque polarisation qui divisera la forêt en plusieurs coupes superposées avec une résolution verticale de l'ordre de 20m. Les études de faisabilité des acquisitions TomoSAR sur une forêt dense ont montré que cette technique, même en configuration limitée, permet une très bonne séparation des contributions du sol de celles du volume liées à la biomasse [70].

1.4.1.2 Phase PolInSAR dual-baseline

La phase INT durera 4 ans et commencera à l'issue de la phase TOM. L'objectif de cette phase est de réaliser une cartographie casi biannuelle des forêts à l'échelle du globe

(sept mois pour une acquisition globale à l'échelle de la planète). Pour chaque zone de revisite, trois mesures PolInSAR seront réalisées en configuration "dualbaseline" avec un intervalle d'acquisition de trois jours. La majorité des zones de revisite bénéficieront d'acquisitions en orbites ascendantes et descendantes.

1.4.2 Les produits BIOMASS

Pendant cinq ans, les données acquises par le satellite BIOMASS, avec les techniques PolSAR, PolInSAR et TomoSAR, permettront de réaliser des cartes de biomasse, de hauteur et de perturbations des forêts à une fréquence biannuelle comme le montre la figure 1.10.

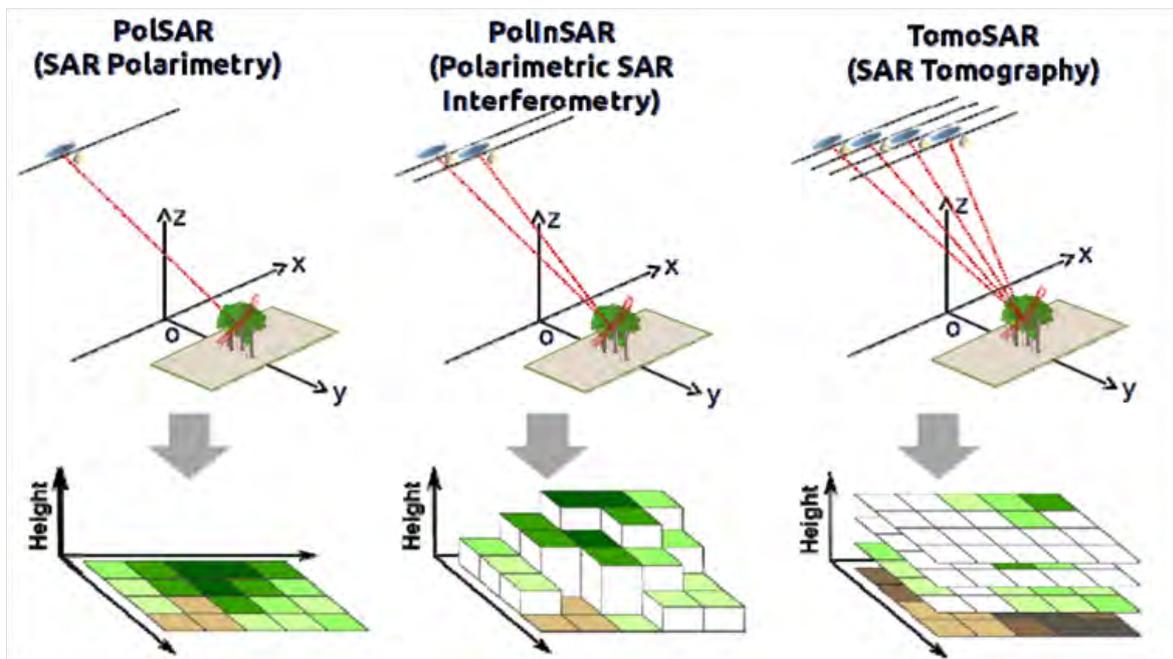


FIGURE 1.10 – Géométries des acquisitions PolSAR (polarimétrie SAR), POLInSAR (interférométrie polarimétrique SAR) et TomoSAR (tomographie SAR) avec, au dessous les illustrations des types d'informations qui en découlent. Extrait de [8].

1.4.2.1 Les cartes de biomasse

Ces cartes de biomasse permettront d'estimer la distribution spatiale de la biomasse à l'échelle globale, fondamentale pour mieux paramétrer les modèles de surfaces continentales et simuler et comprendre l'évolution du climat (cf. section 1.1.2).

Les cartes de biomasse (exprimées en t/ha) seront produites tous les sept mois, à l'issue de chaque cycle global du satellite BIOMASS. La résolution spatiale visée est de 4 ha (200m×200m), de sorte d'obtenir un multilook spatial d'environ 32, soit supérieur à 70 avec les 3 canaux polarimétriques. Ce filtrage et la résolution spatiale correspondante résultent des objectifs de performances sur les incertitudes visées de 20% sur la biomasse globale.

1.4.2.2 Les cartes de hauteur

Les configurations d'acquisitions PolInSAR permettront l'estimation des cartes de hauteur de forêt. L'utilisation de la cohérence PolInSAR, exploitées à travers le modèle RVoG

(cf. 1.2.3.2) permettra d'extraire les hauteurs d'arbres. Les cartes de hauteur seront estimées pour une résolution au sol de 4 ha, comme les cartes de biomasse. Les incertitudes visées sont de 5 m pour les hauteurs d'arbres inférieures à 15 m ou de 30% pour les arbres plus grands.

1.4.2.3 Les cartes de perturbations forestières

À travers l'estimation des cartes de biomasse globales tous les 7 mois, la mission BIOMASS a pour objectif de détecter les zones fortement dégradées par des déforestations intempestives, des feux de forêt, etc. Les algorithmes de détection de ces zones devront être en mesure de repérer les pertes de biomasse dépassant 50% en fonction des cartes de références établies aux passages précédents.

1.4.3 Produits secondaires envisageables avec BIOMASS

La mission BIOMASS est la première mission en bande P de l'Histoire du SAR spatial. Elle représente une opportunité sans précédent pour l'exploration de la Terre. Pour étudier la faisabilité de futures missions spatiales en bande P, une étude a été menée afin d'identifier les applications compatibles avec la mission BIOMASS [71]. Plusieurs objectifs secondaires ont ainsi été ajoutés au protocole d'acquisition BIOMASS afin d'améliorer notre compréhension de la planète Terre et mieux exploiter ses ressources [72]. Ont été jugés prioritaires l'étude du sous-sol en milieux arides, l'amélioration des modèles topographiques sous forêts et le suivi de la fonte des glaces et plus précisément de la calotte glaciaire. L'amélioration des modèles topographiques sous forêt ne sera pas abordée dans cette section, mais dans le chapitre 5, car il s'inscrit dans le développement de cette thèse.

1.4.3.1 Etude du sous-sol en milieu aride

Le sous-sol se décompose en de nombreuses classes minérales qui cachent une topographie spécifique, des réseaux hydrologiques ou des gisements aquifères. Les nombreuses missions en bande L qui cartographient la Terre depuis quelques décennies ont mis en avant les capacités des capteurs à basse fréquence (bandes L et P) à pénétrer les sédiments secs (sables) en raison de la faible absorption des milieux considérés et de leurs faibles volumes de rétrodiffusion permettant de redécouvrir des réseaux hydrologiques oubliés [73], [74]. De nombreuses campagnes aéroportées en bande P ont confirmé les dispositions de la bande P pour la cartographie du sous-sol [75], [76]. L'utilisation des coefficients de rétrodiffusion a notamment permis d'obtenir des images de la rugosité du sous-sol et de générer des cartes de pentes.

La mission BIOMASS permettra d'estimer les capacités de la bande P pour l'étude des sous-sols avec pour objectifs d'améliorer la détection de la topographie du sous-sol dans les milieux arides comme les déserts pour réaliser une cartographie souterraine. Les applications envisagées sont multiples comme la détection des réseaux hydrologiques souterrains et des gisements aquifères. Une meilleure classification minérale des sous-sols est également envisageable ainsi qu'un soutien aux prospections archéologiques.

1.4.3.2 Suivi des Inlandsis

La calotte glaciaire du Groenland, la calotte polaire de l'Antarctique et les Inlandsis (très gros glaciers) fondent à grande vitesse avec l'accélération permanente du réchauffement climatique. Ce phénomène est étudié depuis des décennies au moyen de nombreux

capteurs altimétriques [77] ou SAR [78]. L'augmentation de la température provoque une fonte des glaces qui entraîne un déplacement des glaciers et l'élévation du niveau de la mer [79], [80].

La bande L permet déjà de suivre le déplacement des calottes glacières/polaires et des glaciers en utilisant l'interférométrie (technologie DInSAR [81]) ou le "offset tracking" [82], [83]. Les performances de la bande L pour cette étude sont détaillées dans [78].

La bande P a une meilleure pénétration des glaces que la bande L et reste moins sensible aux phénomènes de surface subis par les glaciers tels que la fonte ou les chutes de neige. La mission BIOMASS apporte la possibilité d'une augmentation de la couverture d'acquisition (en comparaison aux capteurs en bande L) car la bande P produit moins de décorrélations temporelles. Cependant la bande P est très impactée par les effets de la ionosphère qui sont très présents autour des pôles ce qui pourrait avoir une incidence sur le suivi des déplacements des glaciers [72].

1.4.3.3 Caractérisation de la ionosphère

Les effets de la ionosphère peuvent impacter très sévèrement les images SAR en bande P, avec notamment des conséquences sur la polarisation à cause du phénomène de rotation de Faraday, sur la focalisation SAR avec le phénomène de scintillation, les problèmes de dispersion ou de réfraction étant moins critiques au vu de la bande réduite à 6 MHz de BIOMASS. L'importance de ces effets a notamment supporté le choix des horaires de passages en lien avec l'activité solaire, ainsi que des acquisitions polarimétriques complémentaires permettant de compenser la rotation de Faraday [84]. Ces corrections ouvrent de fait des perspectives très intéressantes pour caractériser la ionosphère, notamment par son contenu électronique total (TEC) directement relié à la rotation de Faraday, que l'on exprime en nombre d'électrons par mètre carré (sur toute la colonne ionosphérique) et dont l'estimation pourrait intégrer à terme les Space Weather Services de l'ESA.

1.4.4 Plan d'acquisition

Le lancement du satellite BIOMASS est prévu en 2023. Pour cette mission, le satellite BIOMASS suivra une orbite héliosynchrone quasi polaire à une altitude allant de 637 à 666 km. L'acquisition des données se fera en configuration de visée latérale, avec un angle d'incidence (off-nadir) variant entre 23 et 30 degrés. Il a également été décidé d'exploiter des orbites ascendantes et descendantes, avec des prises de vues réalisées respectivement à 6h00 et 18h00, sur un maximum des zones d'acquisitions pour éviter les effets ionosphériques qui impactent les coefficients polarimétriques. Des méthodes polarimétriques pourront compléter cette correction [72].

L'intégralité de la mission est configurée pour réaliser des passes interférométriques répétées ("repeat-pass") sur les zones d'acquisitions. Lors de la phase Tomographique, plusieurs acquisitions en "repeat-pass" seront réalisées avec un temps de revisite de 1 à 4 jours. Pour la phase nominale, trois acquisitions en "repeat-pass" seront réalisées sur 3 jours.

Initialement, la mission BIOMASS prévoyait une couverture globale des forêts terrestres. Cependant, cet objectif a été modifié en raison des systèmes opérationnels SOTR (Space Object Tracking Radar), déployés par les États-Unis sur une partie des territoires de l'hémisphère nord, qui limitent les acquisitions en bande P (Europe et Amérique du Nord jusqu'au Costa Rica, Canada inclu) [72]. Les pays concernés sont principalement recouverts de forêts tempérées et boréales qui bénéficient pour la plupart d'un suivi déjà

important grâce aux efforts des agences nationales, pour notamment financer des inventaires *in situ* ou par mesures aéroportées. Ainsi le manque des acquisitions BIOMASS sur ces zones n'est pas le plus critique vis-à-vis des incertitudes sur l'état des stocks et flux de carbone dans les zones tropicales des pays en développement et pourra être compensée par les relevés de terrain et par les missions bande L comme NiSAR.

1.5 Références

- [1] H. Dolman; R. Sessa. Terrestrial essential climate variables for climate change assessment, mitigation and adaptation. *FAO GTOS*, pages 52– ;, 2008. [4](#)
- [2] R.A Houghton; F. Hall; S.J Goetz. Importance of biomass in the global carbon cycle. *Journal of Geophysical Research*, GOOE03(114), 2009. [4](#)
- [3] Y. Pan; R.A Birdsey; J. Fang; and al. A large and persistent carbon sink in the world's forests. *Science*, 333 :988 – 993, 2011. [4](#)
- [4] C.L Quéré; R.J Andres; T. Boden and al. The global carbon budget 1959–2011. *Earth System Science Data*, 5(1) :165 – 185, 2013. [4](#)
- [5] G. Krinner; N. Viovy; N. De Noblet-Ducoudré; J. Ogée; J. Polcher; P. Friedlingstein; P. Ciais; S. Sitch; I.C. Prentice. A dynamic global vegetation model for studies of the coupled atmosphere-biosphere system. *Global Biogeochem. Cy.*, 19(GB1015), 2005. [5](#)
- [6] D.M. Lawrence; R.A. Fisher; C.D. Koven; X. Zeng. The community land model version 5 : Description of new features, benchmarking, and impact of forcing uncertainty. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 11, 2019. [5](#)
- [7] Global climate observing system (GCOS). *Systematic observation requirements for satellite-based products for climate, Supplemental details to the satellite-based component of the Implementation plan for the Global Observing System for Climate in support of the UNFCCC*. Number 1338. WMO/TD, 2006. [6](#)
- [8] L. Villard; T. Le Toan; D. Ho Tong Minh; S. Mermoz and A. Bouvet. 9 - Biomasse des forêts par télédétection radar. In Nicolas Baghdadi and Mehrez Zribi, editors, *Observation des surfaces continentales par télédétection*. ISTE Editions, 2016. [ii](#), [6](#), [9](#), [11](#), [13](#), [14](#), [15](#), [18](#), [19](#), [20](#), [22](#)
- [9] Laurent Ferro-Famil and Eric Pottier. 1 - Synthetic Aperture Radar Imaging. In Nicolas Baghdadi and Mehrez Zribi, editors, *Microwave Remote Sensing of Land Surface*, pages 1–65. Elsevier, 2016. [7](#), [11](#)
- [10] A. Ishimaru. Wave propagation and scattering in random media. *Multiple Scattering, Turbulence, Rough Surfaces and Remote Sensing*, II, 1978. [7](#), [13](#), [18](#)
- [11] L. Tsang; J.A Kong; R.T Shin. *Theory of Microwave Remote Sensing*. Wiley, 1985. [7](#)
- [12] G. Picard; T. Le Toan; S. Quegan; Y. Caraglio; T. Castel. Radiative transfer modeling of cross-polarized backscatter from a pine forest using the discrete ordinate and eigenvalue method. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Institute of Electrical and Electronics Engineers*, 42(8) :1720 – 1730, 2004. [ii](#), [7](#), [8](#)
- [13] T. Le Toan; N. Floury. On the retrieval of forest biomass from SAR data. *International Journal of Remote Sensing*, September 1994. [8](#)
- [14] P. Hyde; R. Dubayah; W. Walker; J.B. Blair; M. Hofton; C. Hunsaker. Mapping forest structure for wildlife habitat analysis using multi-sensor (LiDAR, SAR/InSAR, ETM+, Quickbird) synergy. *Remote Sens. Environ.*, 102 :63 – 73, 2006. [8](#)

- [15] Japan Aerospace Exploration Agency JAXA. *ALOS 2 Project*, 1997. https://www.eorc.jaxa.jp/ALOS/en/top/about_top.htm [Accessed : Whenever]. 8
- [16] O. Antropov; Y. Rauste; H. Ahola; T. Hame. Stand-level stem volume of boreal forests from spaceborne SAR imagery at L-band. *IEEE J. Sel. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, 6 :35 – 44, 2001. 8
- [17] O. Cartus; J. Kellndorfer; M. Rombach; W. Walker. Mapping canopy height and growing stock volume using airborne LiDAR, ALOS PALSAR and Landsat ETM+. *Remote Sens.*, 4 :3320 – 3345, 2012. 8
- [18] M.L.R Sarker; J. Nichol; B. Ahmad; I. Busu; A.A Rahman. Potential of texture measurements of two-date dual polarization PALSAR data for the improvement of forest biomass estimation. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, 69 :146 – 166, 2012. 8
- [19] O. Cartus; J. Kellndorfer; W. Walker; C. Franco; J. Bishop; L. Santos; J.M.M Fuentes. A national, detailed map of forest aboveground carbon stocks in Mexico. *Remote Sens.*, 6 :5559 – 5588, 2014. 8
- [20] A.C Morel; S.S Saatchi; Y. Malhi; N.J Berry; L. Banin; D. Burslem; R. Nilus; R.C Ong. Estimating aboveground biomass in forest and oil plantation in Sabah, Malaysian Borneo using ALOS PALSAR data. *For. Ecol. Manag.*, 262 :1786 – 1798, 2011. 8
- [21] R.B Thapa; M. Watanabe; T. Motohka; M. Shimada. Potential of high-resolution ALOS-PALSAR mosaic texture for aboveground forest carbon tracking in tropical region. *Remote Sens. Environ.*, 160 :122 – 133, 2015. 8
- [22] S. Mermoz; T. Le Toan; L. Villard; M. Rejou-Méchain; J. Seifert-Granzin. Biomass assessment in the Cameroon savanna using ALOS-PALSAR data. *Remote Sens. Environ.*, 155 :109 – 119, 2014. 9
- [23] J.M.B Carreura; M.J Vasconcelos; R.M Lucas. Understanding the relationship between aboveground biomass and ALOS-PALSAR data in forests of Guinea-Bissau (West Africa). *Remote Sensing Environnement*, 121 :426 – 442, 2012. 9
- [24] R. Avtar; R. Suzuki; W. Takeuchi; H. Sawada. PASAR 50 m mosaic data based national level biomass estimation in Cambodia for implementation of REDD+ mechanism. *PLoS ONE*, 8(e74807), 2013. 9
- [25] T. Le Toan; A. Beaudoin; J. Riou; D. Guyon. Relating forest biomass to SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2) :403 – 411, 1992. 9
- [26] M.C Dobson; FT Ulaby; T. Le Toan; E.S Kasische; N. Christensen. Dependence of radar backscatter on coniferous forest biomass. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2) :412 – 415, 1992. 9
- [27] M.L Imhoff. Radar backscatter and biomass saturation : ramifications for global biomass inventory. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 33(2) :511 – 518, 1995. 9
- [28] FT Ulaby; K. Sarabandi; K. McDonald; M. Whitt; M.C Dobson. Michigan microwave canopy scattering model. *International Journal of Remote Sensing*, 11 :1223 – 1254, September 1990. 9

- [29] C.C Hsu; C. Han; R.T Kong; J. Beaudoin. Radiative transfer theory for polarimetric remote sensing of pine forest at P-band. *International Journal of Remote Sensing*, 15 :2943 – 2954, 1994. 9
- [30] A.K Fung. Microwave scattering and emission models and their applications. *Artech House*, 1994. 9
- [31] P. Ferrazzoli; S. Paloscia. The potential of multifrequency polarimetric SAR in assessing agricultural and arboreous biomass. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(1), 1997. 9
- [32] J.S Lee; E. Pottier. *Polarimetric Radar Imaging from basics to application*. CRC Press, december 2008. 9, 11
- [33] Laurent Ferro-Famil and E. Pottier. 2 - SAR Imaging using Coherent Modes of Diversity : SAR Polarimetry, Interferometry and Tomography. In Nicolas Baghdadi and Mehrez Zribi, editors, *Microwave Remote Sensing of Land Surface*, pages 67 – 147. Elsevier, 2016. ii, 10, 13
- [34] S. Guillaso. *Complémentarité polarimétrie/interférométrie pour la détection et la caractérisation de cibles*. PhD thesis, Université Rennes 1, 2003. 11
- [35] Ressources Naturelles du Canada. *Tutoriel : la polarimétrie Radar*, 2015. <http://www.rncan.gc.ca/sciences-terre/geomatique/imagerie-satellitaire-photos-aeriennes/imagerie-satellitaire-produits/ressources-educatives/9580> [Accessed : Whenever]. 11
- [36] J.R Huyen. Phenomenological theory of radar targets. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 21(3) :440 – 443, 1985. 12
- [37] C. Lardeux; P.L Frison; C. Tison; J.C Souyris; B. Stoll; B. Fruneau; J.P Rudant. Support vector machine for multifrequency SAR polarimetric data classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(12) :4143 – 4152, 2009. 12
- [38] D.N Niamien. *Evaluation de potentiel des données radar multi-paramètres pour la cartographie en milieu tropical humide : Applications en Guyane française et en Côte d'Ivoire*. PhD thesis, Université Paris-Est, 2013. 12
- [39] J. Van Zyl. The effect of topography on radar scattering from vegetated areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 31(2) :153 – 160, 1993. 12
- [40] L. Villard; P. Broderies; T. Le Toan and al. Topography effects on forest radar scattering, consequences on biomass retrieval. *Proceedings in IGARSS 2010 (International Geoscience and Remote Sensing Symposium)*, pages 60 – 63, july 2010. 12
- [41] S.R Cloude; E. Pottier. A review of target decomposition theorems in radar polarimetry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34(2) :498 – 518, 1996. 12
- [42] S.R Cloude. *Polarimetry in wave scattering applications in SABATIER R.P.P (ed.) Scattering*. Academic Press, 2002. 12

- [43] L.C Graham. Synthetic interferometer radar for topographic mapping. *Proc. IEEE*, 62(6) :763 – 768, 1974. [12](#)
- [44] S.R Cloude; K. Papathanassiou. A three stage inversion process for polarimetric SAR interferometry. *IEEE Proceedings, Radar, Sonar and Navigation*, 150, 2003. [13](#), [18](#)
- [45] R.N Treuhaft; S.N Madsen; M. Moghaddam and al. Vegetation characteristics and underlying topography from interferometric radar. *Radio Science*, 31(6) :1449 – 1485, 1996. [13](#), [18](#)
- [46] L. Villard. *Forward and inverse modeling for synthetic aperture radar observables in bistatic configuration : applications in forest remote sensing*. PhD thesis, Institut Supérieur de l’Aéronautique et de l’Espace, 2009. [14](#), [19](#)
- [47] F. Garestier; T. Le Toan. Estimation of a forest backscatter profile at P-band using single baseline PolInSAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(9) :3340 – 3348, 2010. [14](#), [19](#)
- [48] A. Roueff; A. Arnaubec; P. Dubois-Fernandez and al. Cramer-Rao lower bound analysis of vegetation height estimation with random volume over ground model and polarimetric SAR interferometry. *IEEE Geoscience Remote Sensing Letters*, 8(6) :1115 – 1119, 2011. [14](#), [19](#)
- [49] S. Tebaldini. Algebraic synthesis of forest scenarios from multibaseline PolInSAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(12) :4132 – 4142, 2009. [14](#), [19](#)
- [50] A. Hamadi; C. Albinet; P. Borderies and al. Temporal survey of polarimetric P-band scattering of tropical forests. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(8) :4539 – 4547, 2014. [14](#), [19](#)
- [51] A. Reigber. *Airborne SAR Tomography*. PhD thesis, University of Stuttgart, Germany. [14](#)
- [52] S. Tebaldini. Single and multipolarimetric SAR tomography of forested areas : A parametric approach. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48, 2010. [15](#)
- [53] R. Bamler; P. Hartl. Synthetic aperture radar interferometry. *Inverse problems*, pages R1 – R54, 1998. [15](#)
- [54] L. Ferro-Famil; Y. Huang; E. Pottier. Principles and applications of polarimetric SAR tomography for the characterization of complex environments. *International Association of Geodesy Symposia,, F. Sanso Ed., Springer-Verlag*, pages 1 – 13. [15](#)
- [55] F. Gini; F. Lombardini; C.L Werner. Multibaseline cross-track SAR interferometry : a signal processing perspective. *IEEE Aerospace and Electronic System Magazine*, 20, 2005. [15](#)
- [56] Y. Huang; L. Ferro-Famil; A. Reigber. Under-foliage object imaging using SAR tomography and polarimetric spectral estimators. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2500(6), 2011. [15](#)

- [57] M. Nannini; R. Scheiber; A. Moreira. Estimation of the minimum number of tracks for SAR tomography. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(2) :531 – 543, 2009. [15](#)
- [58] D. O Tong Minh; T. Le Toan; F. Rocca; S. Tebaldini; M.M D'Alessandro; L. Villard. Relating P-band synthetic aperture radar tomography to tropical forest biomass. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, 52(2) :967 – 979, 2014. [15](#)
- [59] L. Villard. Biomass estimation for tropical forest. *Interim report in the framework of the L2 ESA project to prepare the BIOMASS mission*, 2017. [16](#)
- [60] R.K. Raney; T. Freeman; R.W. Hawkins; R. Bamler. A plea for radar brightness, IGARSS 94. surface and atmospheric remote sensing : Technologies, data analysis and interpretation., international. *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2 :1090 – 1092, Aug 1994. [17](#)
- [61] B. Hallberg; G. Smith-Jonforsen; L.M.H Ulander; G. Sandberg. A physical-optics model for double-bounce scattering from stems standing on an undulating ground surface. *IEEE Transactions Geoscience Remote Sensing*, 46(9) :2607 – 2621, 2008. [17](#)
- [62] M.J Soja; G. Sandberg; L.M.H Ulander. Biomass retrieval for boreal forests in sloping terrain using P-band SAR backscatter. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012. [17](#)
- [63] L. Villard; T. Le Toan. Relating P-band SAR intensity to biomass for tropical dense forest in hilly terrain : γ^0 et t^0 ? *IEEE Journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*, 8(1) :214 – 223, Jan 2015. [18](#)
- [64] J.S Lee; D.L Schuler; T.L Ainsworth. Polarimetric SAR data compensation for terrain azimuth slope variation. *IEEE Transaction on geoscience and remote sensing*, 38(5) :2153 – 2163, sep 2000. [18](#)
- [65] M.M D'Alessandro; S. Tebaldini; S. Quegan; M. Soja and L. M. H Ulander. Interferometric ground notching of SAR images for estimating forest above ground biomass. *IGARSS 2018 - 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pages 8798 – 8800, 2018. [20](#)
- [66] P. Dubois-Fernandez; T. Le Toan; J. Chave; L. Blanc; S. Daniel; H. Oriot; A. Arnaubec; M. Réjou-Méchain; L. Villard; Y. Lasne; T. Koleck. *Technical Assistance for the development of airborne SAR and Geophysical Measurements during the TropiSAR 2009 experiment - Final Report*. available online, February 2011. [21](#)
- [67] D. Ho Tong Minh; T. Le Toan; F. Rocca; S. Tebaldini; L. Villard; M. Rejou-Mechain; O. Phillips; T. Feldpausch; P. Dubois-Fernandez; K. Scipal; J. Chave. SAR tomography for the retrieval of forest biomass and height : cross-validation at two tropical forest sites in French Guiana. *Remote Sensing of Environment*, 175, march 2016. [21](#)
- [68] T. Casal; I. Hajnsek; M. Pardini; M. Jager; R. Horn; J.S Kim; K. Papathanassiou; P. Dubois-Fernandez; X. Dupuis; V. Wasik; S. Lewis; N. Labriere; L. Villard; T. Koleck. *Technical Assistance for the development of airborne SAR and Geophysical Measurements during the Afrisar experiment - Deliverable DD-4 - Final Report*. available online, November 2016. [21](#)

- [69] S. Tebaldini; D. Ho Tong Minh; M.M d'Alessandro; L. Villard; T. Le Toan; J. Chave. The status of technologies to measure forest biomass and structural properties : state of the art in SAR tomography of tropical forests. *Surveys in Geophysics*, SN. 1573-0956, 2019. [21](#)
- [70] D. O Tong Minh; S. Tebaldini; F. Rocca; T. Le Toan. BIOMASS tomography : Temporal decorrelation performance in the tropical forest. *IEEE on geoscience and remote sensing letter*, 12(6) :1297 – 1301, 2015. [21](#)
- [71] P. Paillou; J. Dall; P. Dubois-Fernandez; I. Hajnsek and R. Lucas. *BIOMASS secondary objectives assesment study. Final Report*. ESA contract AO 1-6543/10/NL/CT, 2011. [23](#)
- [72] European Space Agency. *Biomass coreh2o premier : report for mission selection. An Earth Explorer to observe forest biomass*. European Space Agency, may 2012. [23](#), [24](#)
- [73] C. Elachi; L.E Roth and G.G Schaber. Spaceborne radar subsurface imaging in hyperarid regions. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 22 :383 – 388, 1984. [23](#)
- [74] T.G Farr; C. Elachi; P. Hartl and K. Chowghury. Microwave penetration and attenuation in desert soil : a field experiment with the shuttle imaging radar. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 24(4) :590 – 594, 1986. [23](#)
- [75] T. Farr. Imaging radar in the Mojave Desert - Death Valley Region. *Workshop on the Martian highlands and Mojave desert analogs*, 2001. [23](#)
- [76] P. Paillou; P.Dreuillet. The PYLA'01 experiment : Flying the new RAMSES P-band facility. *AIRSAR Earth Science and Application Workshop*. [23](#)
- [77] H.D Pritchard; R.J Arthern; D.G Vaughan; L.A Edwards. Extensive dynamic thinning on the margins of the Greeland and Antartic ice sheets. *Nature*, 2009. [24](#)
- [78] E. Rignot. Changes in West Antartic ice stream dynamics observed with ALOS-PALSAR data. *Geophysical Research letters*, 35(L12505) :1 – 5, 2008. [24](#)
- [79] IPCC. *Fourth assessment report : Climate change 2007*. Cambridge University Press, 2007. [24](#)
- [80] A. Grinsted; J.C Moore; S. Jevrejava. Reconstructing sea level from Paleo and projected temperatures 200 to 2100AD. *Climate dynamics*, 34(4) :461 – 472, 2009. [24](#)
- [81] D. Massonnet; M. Rossi; C. Carmona; F. Adagna; G. Peltzer; K. Feigl; T. Rabaute. The displacement field of the landers earthquake mapped by radar interferometry. *Nature*, 364 :138 – 364, 1993. [24](#)
- [82] A.L Gray; K.E Mattar; P.W Vachon. InSAR results from Radarsat Antartc mapping mission data : estimation of data using a single registration procedure. *Proceedings of the 1998 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pages 1638 – 1640, 1998. [24](#)
- [83] R. Michel and E. Rignot. Flow of glaciari Moreno, Argentina, from repeat-pass shuttle imaging radar images : comparison of the phase correlation method with radar interferometry. *Journal of Glaciology*, 45(149) :93 – 100, 1999. [24](#)

- [84] J. Chen; S. Quegan. Improved estimators of Faraday Rotation in spaceborne polarimetric SAR data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing Letts.*, 7(4), 2010. [24](#)

Chapitre 2

Présentation des données adaptées aux objectifs de la thèse

Sommaire

2.1 Contexte de réalisation des campagnes aéroportées spécifiques à BIO- MASS	34
2.2 La campagne TropiSAR	35
2.2.1 Objectifs de la campagne	35
2.2.2 Présentation des sites	36
2.2.3 Acquisitions réalisées	39
2.2.4 Intérêts spécifiques pour la thèse	41
2.3 La campagne AfriSAR	42
2.3.1 Objectifs de la campagne	42
2.3.2 Présentation des sites	42
2.3.3 Acquisitions réalisées	47
2.3.4 Intérêt spécifique pour la thèse	49
2.4 Les expérimentations TropiScat[1&2] et AfriScat	50
2.4.1 Objectifs de ces campagnes sur tour	50
2.4.2 Résultats clefs dans le cadre de Biomass et de la thèse	51
2.5 Références	53

Le lancement de la mission BIOMASS étant prévu courant 2023, aucune donnée satellitaire en bande P n'est, à ce jour, disponible. Ce chapitre, divisé en quatre parties, fait un état des lieux des données utilisées pendant cette thèse en précisant les spécificités d'acquisition de ces dernières. La première partie est consacrée aux contextes de réalisation des campagnes aéroportées liées à la mission BIOMASS qui ont permis la collecte de données en bande P. Les deuxième et troisième parties portent sur les campagnes TropiSAR et AfriSAR dont les données ont été essentielles pour traiter le cas des forêts tropicales et ont permis d'étudier les variations temporelles des signaux radar en bande P. La dernière partie est, quant à elle, consacrée aux expérimentations TropiScat 1 & 2 ainsi qu'AfriScat dont les résultats ont permis de simuler des données PolSAR en bande P.

2.1 Contexte de réalisation des campagnes aéroportées spécifiques à BIOMASS

La mission BIOMASS est la 7^e mission Earth Explorer de l'ESA, elle est inédite de par sa fréquence d'émission en bande P. Pour arriver à cette attribution, des étapes de sélection ont été franchies. De nombreuses campagnes aéroportées en bande P ont été menées pour démontrer l'intérêt et la faisabilité de cette mission, puis pour affiner et valider les besoins dans le but de préparer les futures chaînes de traitement liées à l'utilisation des données spatiales.

Parmi les toutes premières campagnes aéroportées, réalisées sur les forêts tropicales, nous pouvons citer INDREX, cofinancée par l'ESA et le DLR (Agence Spatiale Allemande), menée en Indonésie en 2004. Cette campagne avait pour objectif d'étendre les connaissances sur les capacités de la bande P pour le suivi des forêts tropicales. Elle a notamment permis d'évaluer le PolInSAR dual baseline pour la cartographie des hauteurs de forêt. Cependant les résultats en termes d'estimation de la biomasse sont plus restreints en raison du nombre limité de données *in situ* disponibles sur cette zone [1].

En 2007 et 2008, les campagnes BioSAR 1 et 2 ont été menées sur les sites de Remnigstorp et Krycklan respectivement au sud et au nord de la Suède. Ces sites, choisis pour les forêts héli boréales et boréales qu'ils abritent, sont référencés depuis de longues années et bénéficient d'une base de données *in situ* considérable [2]. L'utilisation conjointe des mesures terrain et des acquisitions radar réalisées en bande P et en bande L sur ces deux sites ont permis de démontrer l'efficacité de la bande P pour le suivi de la biomasse forestière [3].

En 2009, grâce aux accumulations récentes de données en bande P et aux travaux publiés à l'issue des campagnes BioSAR 1 et 2, la mission BIOMASS est passée en phase A du projet spatial Earth Explorer, ce qui a permis la réalisation de la campagne TropiSAR en Guyane française [4], dont les spécificités sont décrites dans la section 2.2. Au cours de cette phase de validation, la campagne BioSAR 3, menée en 2010 sur le site de Remnigstorp est également venu compléter les bases de données en bande P.

En 2013, la mission BIOMASS passe en phase de réalisation [5]. Pour accompagner cette étape de développement, et étudier la décorrélation temporelle des bandes L et P, l'expérimentation TropiScat est implantée en Guyane française (cf. section 2.4). La campagne AfriSAR est réalisée en 2015 et 2016 au Gabon soutenu en parallèle par l'expérimentation AfriScat. Les spécificités de ces dernières sont respectivement décrites dans les sections 2.3 et 2.4. Pour faire suite à TropiScat, une nouvelle expérimentation (TropiScat-2) a pu être reprise sur le même site (depuis la tour Guyaflux du site de Paracou), dans le but d'étendre les séries temporelles précédentes en bande P et L ainsi que pour étudier les

synergies avec la bande C disponible à partir d'un nouveau système (analyseur de réseau et antennes).

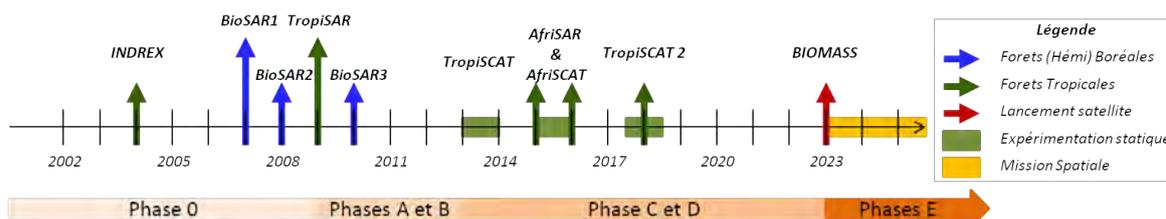


FIGURE 2.1 – Organisation chronologique des campagnes aéroportées et des expérimentations en bande P réalisées dans le cadre de la mission BIOMASS.

La figure 2.1 est un récapitulatif chronologique de toutes les campagnes aéroportées et des expérimentations en bande P réalisées dans le cadre de la mission BIOMASS. Cette thèse s'appuyant principalement sur les données PolSAR associées à l'étude des forêts tropicales seules les campagnes de mesures TropiSAR et AfriSAR seront présentées dans ce chapitre avec les expérimentations TropiScat-1 et 2 ainsi qu'AfriScat qui viennent les compléter.

2.2 La campagne TropiSAR

2.2.1 Objectifs de la campagne

La campagne TropiSAR a été menée par l'ONERA du 10 août au 1^{er} septembre 2009, en Guyane française, sur quatre sites d'acquisition visibles sur la figure 2.2. Des acquisitions en bandes P et L ont été réalisées avec le système de mesure SETHI embarqué à bord d'un avion Falcon 20 [6].

Cette campagne a été construite pour démontrer les capacités de la bande P à l'estimation de biomasse forestière et des hauteurs d'arbres sur des zones de forêts tropicales denses et humides. Les objectifs étaient d'étudier le comportement des coefficients de rétrodiffusion en bande P sur une forêt tropicale dense en termes de réponse polarimétrique, de stabilité temporelle et de compensation de l'angle d'incidence [7]. Les schémas d'acquisition de données ont été construits autour des protocoles fixés par la mission BIOMASS pour la phase INT (cf. chapitre 1) avec des acquisitions réalisées principalement en configuration PolSAR et PolInSAR (cf. chapitre 1).

La campagne a duré 23 jours et a été divisée en 1 vol de validation et 6 vols d'acquisitions réalisées sur des régions à forte densité forestière (supérieure à 300 t/ha) avec une structure complexe de forêt tropicale dense. Les quatre sites survolés sont Paracou, Nouragues, Arbocel et les marais de Kaw. Seules les données acquises sur les sites de Paracou et Nouragues sont exploitées dans cette thèse, car il s'agit de sites étudiés, mesurés et expertisés depuis plusieurs décennies par EDB (Laboratoire d'évolution et diversité biologique) et le CIRAD (Centre de coopération internationale en recherche agronomique pour le développement) dans le cadre du projet Guyafor. Le site des marais de Kaw n'ayant été survolé qu'une seule fois et ne disposant d'aucune mesure *in situ*, il a été écarté pour cette étude. Le site d'Arbocel est une zone de 25 ha proche du site de Paracou, déforestée en 1976 et abandonnée en 1978 qui dispose d'une parcelle de mesures permanentes de 6.25 ha établie par le CIRAD. Cependant, il n'a servi que pour l'acquisition d'un triple PolInSAR. Cette thèse n'étant pas tournée vers l'utilisation de ces données, ce site a également été écarté [8].

Les sites de Paracou et Nouragues sont présentés dans les sections 2.2.2.1 et 2.2.2.2. Un récapitulatif des séries temporelles acquises sur ces deux sites en fonction des angles de route imposés au capteur est visible sur la figure 2.2.

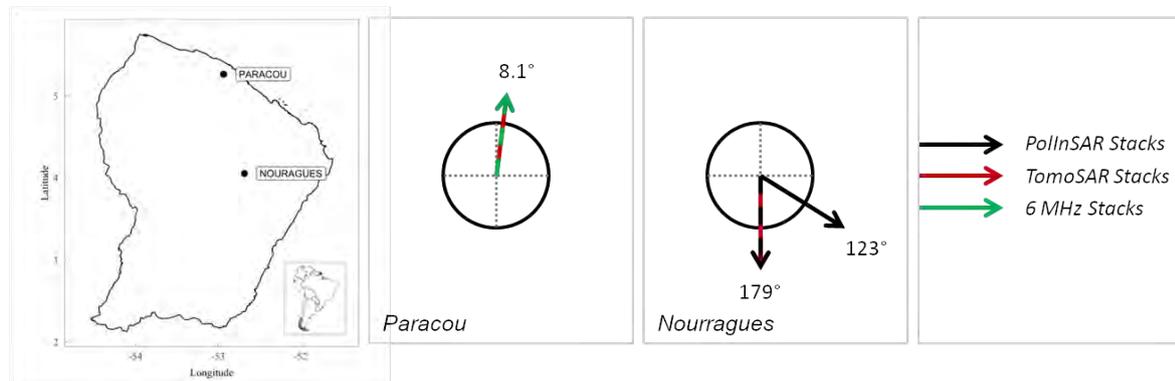


FIGURE 2.2 – Liste et schématisation des données acquises lors de la campagne TropiSAR sur les sites de Paracou et Nouragues représentés sur la carte de gauche. Les schémas circulaires indiquent le type d'acquisitions réalisées en fonction de l'angle de route défini pour le capteur aéroporté. Les acquisitions schématisées par des flèches noires ou rouges ont été réalisées avec une bande passante de 125 MHz alors que celles notées en vertes ont une bande passante de 6 MHz.

2.2.2 Présentation des sites

2.2.2.1 Paracou

La station expérimentale de Paracou est localisée au sud de la forêt de Sinnamary (5°18' N, 52°55'W), proche de l'océan Atlantique, et a été mise en activité en 1982. Il s'agit d'une zone de forêt tropicale située en plaine avec une topographie très douce. Le site se trouve dans la partie nord de la région des grands plateaux qui se caractérisent par une succession de petites collines qui varient entre 10 et 40 mètres de hauteur entrecoupées de plateaux d'altitudes équivalentes. On y rencontre un écosystème parfait de forêt tropicale humide en termes de température et d'humidité de l'air et des sols. Deux tiers des précipitations annuelles sont reçues entre mars et juin et les mois de septembre et octobre correspondent à la saison sèche. Plus de 550 espèces d'arbres s'y côtoient avec près de 150 essences différentes présentes par hectare de forêt. La densité d'arbre par hectare est d'environ 620 troncs avec un diamètre supérieur à 10 cm. La hauteur moyenne des arbres est de 30 m avec certains spécimens qui dépassent les 40 m de haut [9].

Pour compléter la campagne aéroportée et pour apporter des points de comparaison entre les valeurs estimées de biomasse et la réalité terrain, 157 ha de forêt ont été mesurés et quantifiés. Cela représente plus de 980 000 arbres comptabilisés [8]. L'intégralité des régions d'intérêt (ROI pour "Region of Interest") mesurées sur la station expérimentale de Paracou sont représentées sur la figure 2.3. Douze ROI ont été établies en 1984. Pendant les années 1986 à 1988, ces parcelles de forêt ont subi une exploitation forestière plus ou moins intensive allant du prélèvement d'arbre à la destruction par empoisonnement de certaines espèces inutiles au commerce du bois. Ces parcelles et le type de prélèvement qu'elles ont subi sont représentés par des carrés verts sur la figure 2.3. En 1990 et 1991, quatre nouvelles ROI ont été créées. Ces dernières n'ont été soumises à aucune exploitation forestière [8].

Le CIRAD et EDB pratiquent des mesures régulières sur ces seize ROI de 6.25 ha qui sont référencées en termes de biomasse forestière et de hauteur de forêt. Sur ces ROI, les

quatre familles d'arbres dominantes sont le Lecythidaceae, le Leguminosae, le Chrysobalanaceae et l'Euphorbiaceae et les biomasses globales varient entre 300 et 485 t/ha [8].

Pour étudier différentes structures forestières, deux ROI définies en 1978 dans une plantation de pin Caribaea se rajoutent aux seize ROI décrites précédemment. On trouve également une autre ROI définie en 1996 dans une plantation de coco, une ROI de forêt secondaire qui correspond à une zone de végétation qui se reconstruit sur les ruines d'une plantation de palmiers à huile. Et enfin deux ROI qui se trouvent dans une forêt naturelle inondée de façon saisonnière. L'ajout de ces ROI permet d'agrandir la plage de biomasse considérée avec des valeurs de biomasse forestière partant de 10 t/ha pour la plantation de coco et allant jusqu'à 490 t/ha sur les zones de forêt vierge. Ces six ROI supplémentaires sont représentées en rouge sur la figure 2.3 [7].

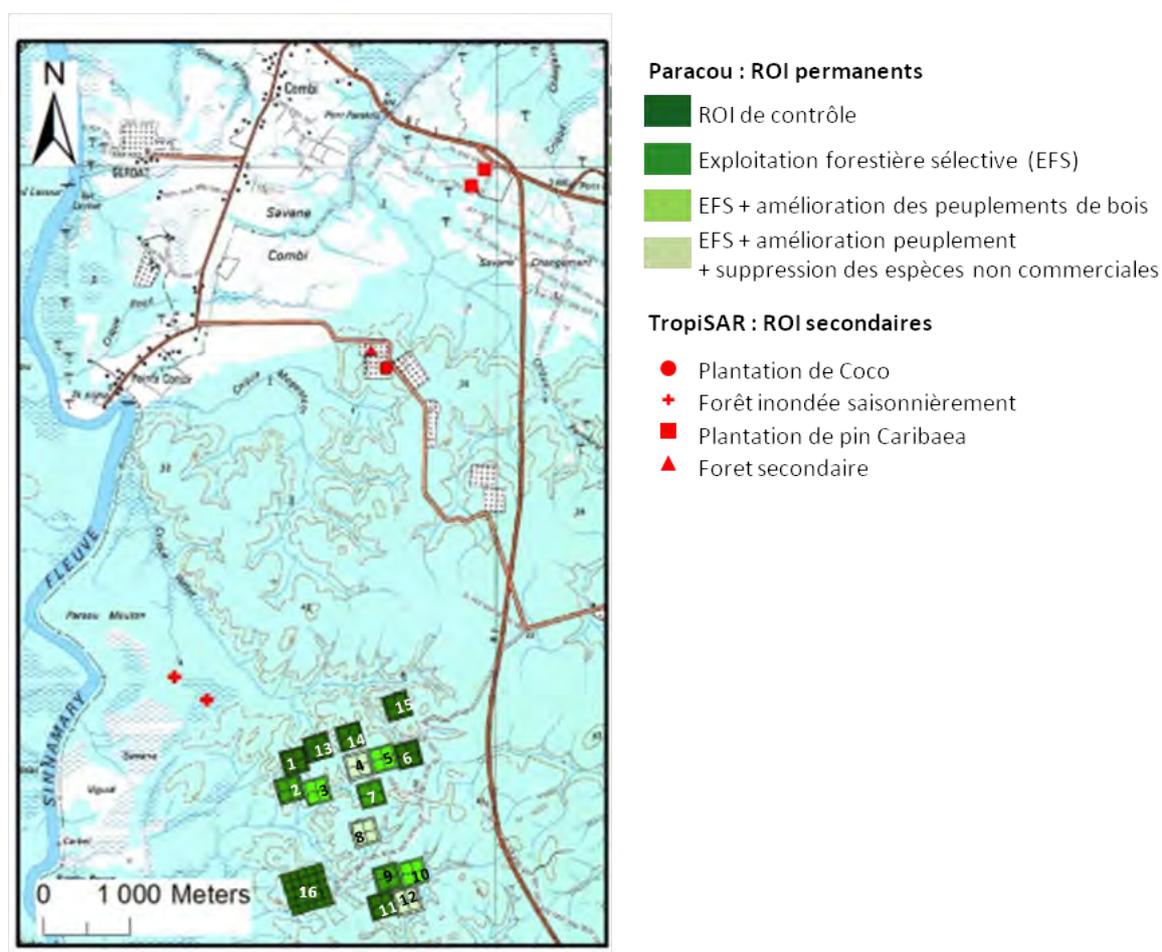


FIGURE 2.3 – Localisation des différentes ROI utilisées pour la campagne TropiSAR sur le site de Paracou. Extrait de [6].

Pour toutes les ROI, qu'elles soient définies dans une forêt primaire ou dans une plantation, seuls les arbres dont le diamètre dépasse les 10 cm sont comptabilisés pour l'estimation de la biomasse. Les lianes et les arbres morts sur pied n'entrent pas en compte. Les valeurs de biomasse comptabilisées pour chaque ROI sont regroupées dans le tableau 2.1. Les mesures de biomasse et de hauteur de forêt sont mises à jour tous les un à cinq ans en termes de croissance, de recrutement et de mortalité, et les erreurs d'estimation de la biomasse varient de 3.2 à 8.6 t/ha. Le comptage systématique des arbres sur les parcelles *in situ* permet une subdivision des ROI en zone de 1 ha et 0.25 ha. Cette subdivision permet d'accroître le nombre de ROI, mais il faut rester prudent dans l'utilisation des données

terrain puisque les pourcentages d'erreur sont inégalement répartis sur les parcelles pour l'estimation de la biomasse forestière [8].

Nom du ROI	Taille [ha]	Description	Date de création	AGB [t/ha]	SD
Plot 1	6.25	Forêt tropicale perturbée	1984	369.6	5.9
Plot 2	6.25	Forêt tropicale perturbée	1984	346.4	5.3
Plot 3	6.25	Forêt tropicale perturbée	1984	309.0	4.1
Plot 4	6.25	Forêt tropicale perturbée	1984	284.7	3.6
Plot 5	6.25	Forêt tropicale perturbée	1984	300.5	3.9
Plot 6	6.25	Forêt tropicale perturbée	1984	431.9	7.8
Plot 7	6.25	Forêt tropicale perturbée	1984	392.4	6.4
Plot 8	6.25	Forêt tropicale perturbée	1984	257.5	3.2
Plot 9	6.25	Forêt tropicale perturbée	1984	337.5	4.8
Plot 10	6.25	Forêt tropicale perturbée	1984	307.5	4.1
Plot 11	6.25	Forêt tropicale perturbée	1984	402.7	6.3
Plot 12	6.25	Forêt tropicale perturbée	1984	304.3	4.0
Plot 13	6.25	Forêt tropicale mature	1990	405.3	6.5
Plot 14	6.25	Forêt tropicale mature	1990	407.7	6.5
Plot 15	6.25	Forêt tropicale mature	1990	417.8	6.6
Plot 16	25	Forêt tropicale mature	1991	406.1	8.6
Pinus plantation 1	0.49	Pin	1978	284.7	
Pinus plantation 2	0.49	Pin	1996	303.5	
Coco plantation	0.25	Coco	2009	10.6	
Secondary forest	0.28	Repousse de forêt		186.4	2.2
Flooded forest 1	0.5	Forêt inondable		286.3	3.7
Flooded forest 2	0.5	Forêt inondable		485.7	9.6

TABLEAU 2.1 – Tableau récapitulatif des ROI disponibles sur le site de Paracou contenant une description globale de la parcelle et les relevés terrain en termes de taille, de volume de biomasse et d'erreur d'estimation [6].

2.2.2.2 Nouragues

Le site de Nouragues est établi depuis 1986 sur un espace de forêt vierge qui n'a subi aucune activité humaine depuis plus de 200 ans. Il se trouve à 120 km au sud de Cayenne aux coordonnées 4°05"N, 52°40"W. La topographie du site est accidentée, et la forêt recouvre une succession de petites collines allant de 60 à 120 m d'altitude. Pour un hectare de forêt, plus de 200 espèces d'arbres sont recensées avec une hauteur moyenne de 40 m. La région contient de nombreuses rivières et affluents et n'est pas impactée par les cyclones et autres phénomènes météorologiques extrêmes. Il tombe environ 2960 mm d'eau par an et la saison sèche apparaît entre fin août et début novembre [6].

Au nord de la zone d'acquisition, juste à côté d'un Inselberg, un affleurement granitique haut de 430 m qui fait la particularité du lieu, deux ROI permanents nommés "Petit Plateau" (PP) et "Grand Plateaux" (GP) ont été définies en 1994. Ils sont visibles sur la figure 2.4 et ont été respectivement découpés en 10 et 12 parcelles de 1 ha. Ils encadrent un cours d'eau et sont sur des pentes opposées. À 8 km au sud des premiers sites, sur la rive nord de la rivière Arataye, se trouve la parcelle de Pararé qui est une ROI permanente,

établie depuis 1980. Deux parcelles supplémentaires ont été définies et mesurées spécialement pour la campagne TropiSAR. Il y a la parcelle de Balanfois qui se trouve exactement à mi-chemin des sites de PP/GP et de Pararé. Ainsi que la parcelle de Pararé-Ridge définie à 1 km au nord de la station de Pararé au point culminant d'un plateau [9].

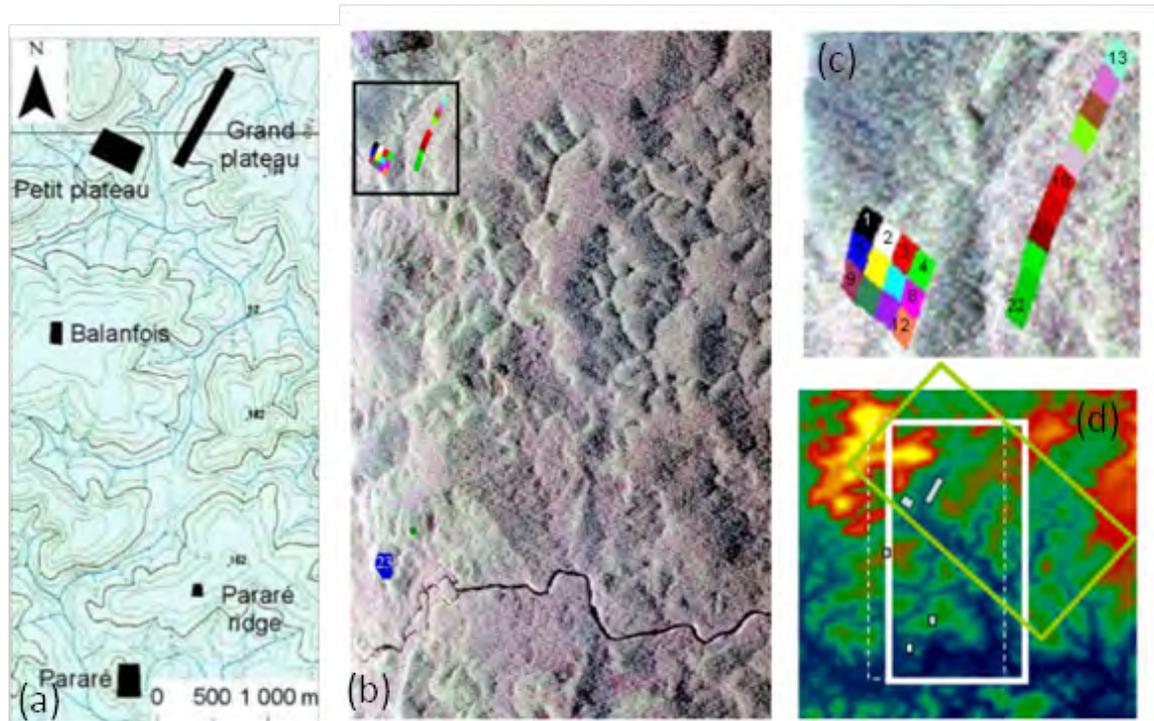


FIGURE 2.4 – (a) Localisation des différentes ROI utilisées pour la campagne TropiSAR sur le site de Nouragues [6], (b) Image bande P du Site de Nouragues en fausses couleurs (Rouge : HH, Vert : HV, Bleu : VV). Le rectangle noir correspond aux ROI de Petit Plateau et Grand Plateau que l'on voit sur le zoom (c). L'image (d) représente les directions d'acquisitions choisies pour le site de Nouragues sur le DEM SRTM du site [9].

Nom du ROI	Taille [ha]	Description	Date de création	AGB [t/ha]	SD
Petit Plateau	12	Forêt tropicale mature	1994	427.4	10.3
Grand Plateau	10	Forêt tropicale mature	1994	375.7	10.7
Pararé	6	Forêt tropicale mature	1980	483.0	15.4
Balanfois	2	Forêt tropicale mature	2009	445.7	12.5
Pararé-ridge	1	Forêt tropicale mature	2009	465.9	13.5

TABLEAU 2.2 – Tableau récapitulatif des ROI disponibles sur le site de Nouragues contenant une description globale de la parcelle et les relevés terrain en termes de taille, de volume de biomasse et d'erreur d'estimation [6].

2.2.3 Acquisitions réalisées

2.2.3.1 Paracou

Pour le site de Paracou, plusieurs types d'acquisitions sont disponibles en bande P. Elles sont résumées sur la figure 2.2. On trouve tout d'abord une série temporelle composée de sept images PolSAR. Elles ont été acquises à altitude constante, avec un intervalle

de deux à sept jours entre chaque image. Cette série temporelle a été acquise en pleine résolution avec une bande passante de 125 MHz. Elle a été dégradée pour obtenir une série temporelle avec 6 MHz de bande passante pour bénéficier d'une série temporelle d'exercice proche des futures acquisitions spatiales [6].

Cette même série temporelle est donc disponible en 125 MHz et en 6 MHz. La figure 2.5 est une image SAR en bande P du site de Paracou, issue de la série temporelle en résolution maximale à 125 MHz avec les ROI détaillées dans le tableau 2.1.

Une seconde série temporelle composée de six images PolSAR acquises en configuration PolInSAR/TomoSAR est également disponible comme le montre la figure 2.2. Pour chacune des images de cette série TomoSAR, il y a un décalage d'acquisition en d'altitude allant de 50 à 250 pieds en prenant pour référence l'altitude de la série temporelle précédente (pas de 50 pieds entre chaque image). Cette série a été acquise le 24 août 2009 et concerne principalement les traitements liés aux méthodes d'acquisition PolInSAR et TomoSAR. Elle ne sera pas exploitée dans cette thèse.

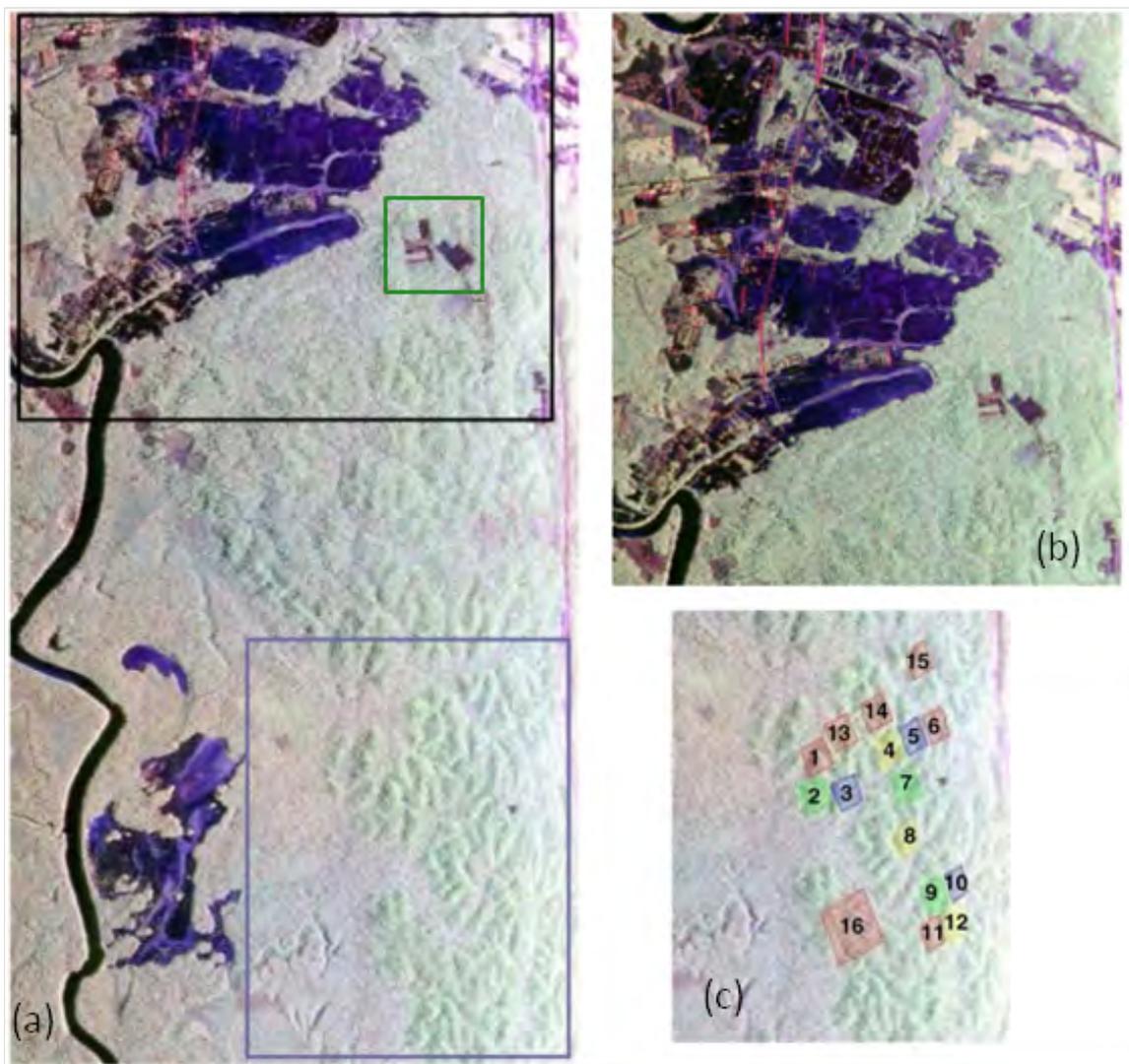


FIGURE 2.5 – Site de Paracou, image SAR en bande P de 6 x 100 km, en fausses couleurs (Rouge : HH, Vert : HV, Bleu : VV). Le nord est en haut de l'image et à gauche de l'image, on observe la rivière Sinnamary. Le carré bleu en bas à droite de l'image (a) avec son zoom en (c) représente la zone où l'on trouve les 16 ROI. Dans le carré noir en haut de l'image (a) avec son zoom en (b), les zones en bleu sont des sols herbeux ou dénudés. Le carré vert encadre les plantations de pins. Extrait de [9].

Des données météorologiques ont également été amassées pendant la campagne. Pendant l'acquisition des données SAR, les moyennes de température, l'humidité de l'air et l'humidité des sols ont été relevées de manière systématique. Pour le site de Paracou, la température moyenne de l'air sur le mois d'août est de 25.5° Celsius. L'humidité de l'air varie de 54 à 98 % sur le mois d'août ce qui correspond à des normales de saison pour une forêt tropicale humide. Les valeurs d'humidité des sols oscillent entre 0.10 et 0.20 $m^3 \cdot m^{-3}$. Cette variation dépend de la nature des sous-sols et des événements pluvieux enregistrés sur cette période. Des acquisitions LIDAR réalisées en 2004 et 2009 sont également disponibles sur ce site [6].

Pour ce qui concerne les modèles numériques de surface et de terrain (DEM et DTM), sur le site de Paracou, on utilise un DEM SRTM de résolution 30 m, ainsi que les DTM, DEM LiDAR également disponibles sur la zone encadrée en bleu de la figure 2.5. Il existe des décalages de géoréférencement allant de 20 à 30 m entre les DEM SRTM et LIDAR [7] dus au fait que le DEM SRTM ne mesure pas la hauteur du sol (au contraire du LIDAR) mais plutôt le centre de phase interférométrique située à l'intérieur de la canopée.

2.2.3.2 Nouragues

Sur le site de Nouragues, deux directions d'acquisitions ont été définies pour contrer les effets de la topographie. La figure 2.2 donne un aperçu des séries disponibles et de leurs types. Une première série temporelle, définie pour un angle de route de 179° se compose de cinq images, acquises entre le 12 août et le 1er septembre avec des intervalles de prises de vues très variables allant de moins d'une heure à quinze jours. Pour cette même route, une série temporelle composée de cinq images a été acquise le 14 août en configuration PolInSAR/TomoSAR. Une seconde acquisition de type PolInSAR a également été réalisée le 1^{er} septembre avec une pile de deux images. Pour la seconde trajectoire, qui a un angle de route de 123°, deux images ont été acquises le 17 août en configuration PolInSAR [6].

Comme pour le site de Paracou, des données météorologiques ont été mesurées pendant les vols d'acquisitions. Elles sont dans les moyennes saisonnières. La température moyenne de l'air sur le site était de 25.7° Celsius sur l'ensemble du mois d'août. L'humidité de l'air allait de 50 à 100%. Pour ce qui concerne l'humidité de sol, elle a été relevée sur les sites de "Grand Plateau" et "Petit Plateau" et varie entre 25 et 52%. Cette grande hétérogénéité observée sur des parcelles très proches les unes des autres s'explique par la composition très variée du sous-sol. On dispose également d'acquisitions LIDAR réalisées en 2007 et 2008 sur les sites de PP, GP et Pararé sur une surface d'environ 1200 ha. Pour le site de Paracou, on utilise le DEM SRTM à 30m disponible [9].

2.2.4 Intérêts spécifiques pour la thèse

La campagne TropiSAR a été très utilisée pour le développement d'indicateurs polarimétriques adaptés aux forêts tropicales (cf. chapitre 1) avec des résultats très intéressants [10]. Le site de Paracou étant moins soumis à la topographie et disposant de plus de données PolSAR et de ROI, il est préféré pour le développement des algorithmes liés à la mission BIOMASS. Dans cette thèse également, les données issues de la série temporelle en bande passante 125 MHz et 6 MHz ont été les plus utilisées de par leur acquisition en configuration PolSAR dans le respect des futurs protocoles BIOMASS.

La campagne TropiSAR ayant ciblé l'étude des coefficients de rétrodiffusion en bande P sur une forêt tropicale dense, il y a peu de données exploitables en configuration PolInSAR et TomoSAR. Cette thèse n'exploitant pas ces techniques d'imagerie, ce n'est pas une

limitation. Cependant, cet objectif d'étude a orienté le choix des ROI qui appartiennent à une gamme de biomasse élevée comprise entre 250 et 500 t/ha si l'on ne prend pas en compte les trois parcelles de plantation (cf. tableaux 2.1 et 2.2). Ce manque de données de calibration en faibles biomasses sera à prendre en compte pour le calcul des modèles liant les indicateurs polarimétriques aux valeurs de biomasse (cf. chapitre 1 et 4).

2.3 La campagne AfriSAR

2.3.1 Objectifs de la campagne

La campagne AfriSAR, financée par l'ESA, a été conçue durant la phase C de la mission BIOMASS (cf. figure 2.1) en collaboration avec l'AGEOS (Agence Gabonaise d'Étude et d'Observation Spatiale) et l'ANPN Gabonaise (Agence Nationale des Parcs Nationaux). Elle a été pensée pour vérifier les performances des méthodes d'estimation de la biomasse forestière à partir de données SAR en bande P et continuer leur développement. Le dimensionnement de la mission BIOMASS pour le suivi des forêts tropicales a motivé le choix d'un site dont les conditions d'observations géophysiques sont très différentes de la forêt amazonienne en termes de structure, de variabilité d'espèce d'arbres, d'humidité des sols, etc. L'une des différences majeures entre les forêts gabonaise et amazonienne réside dans le nombre d'espèces d'arbres à l'hectare. En effet, en Guyane, pour un hectare de forêt, il y a environ 150 espèces d'arbres représentées contre une trentaine au Gabon [11].

L'organisation de la campagne AfriSAR est innovante puisqu'elle se divise en deux sous campagnes. La première partie de la campagne a été réalisée par l'ONERA en juillet 2015, pendant la saison sèche. La seconde partie a été dirigée par le DLR en février 2016, pendant la saison des pluies. L'objectif étant d'étudier l'impact du changement climatique saisonnier sur la forêt et sur la robustesse des méthodes d'estimation de la biomasse [11]. Les particularités de chacune des sous-campagnes d'acquisitions sont présentées dans les sections 2.3.3.1 et 2.3.3.2.

Le choix des sites d'acquisitions a également été réfléchi pour combler les manques de la campagne TropiSAR, aussi quatre sites tests ont été définis avec l'objectif d'acquérir des données en bande P sur une très large gamme de biomasses allant de 0 à 500 t/ha. En effet, des zones de "faible" biomasse tropicale ont été ciblées pour évaluer la performance des méthodes d'estimation sur des biomasses allant de 100 à 300 t/ha [12].

2.3.2 Présentation des sites

Pour la campagne AfriSAR, 4 sites tests ont été définis pour leurs différences de structures forestières et de niveaux de biomasse. Ces choix se justifient également pour la variabilité des types de déforestation que l'on y rencontre (humaine et/ou naturelles). Sur certaines parcelles, des zones de reboisement sont également observées. Ceci offre un panel très large pour évaluer la performance des méthodes d'estimation de la biomasse. Pour l'intégralité des sites survolés pendant la campagne AfriSAR, on dispose d'un DEM Tandem-X à 30 m de résolution.

2.3.2.1 La Lopé

Le site de La Lopé est un parc national protégé depuis 2007 et classé au patrimoine mondial de l'UNESCO. Il se trouve à 250 km de Libreville, proche du centre géographique

du Gabon. La gamme de biomasses observable varie de 50 à 600 t/ha en raison de la cohabitation de zones de forêt dense et de zones de savanes peu arborées qui sont régulièrement confrontées à des écobuages hérités de pratiques agricoles ancestrales. C'est le site le plus accidenté sur les quatre choisis avec des altitudes au sol allant de 50 à 700 m au-dessus du niveau de la mer [12].

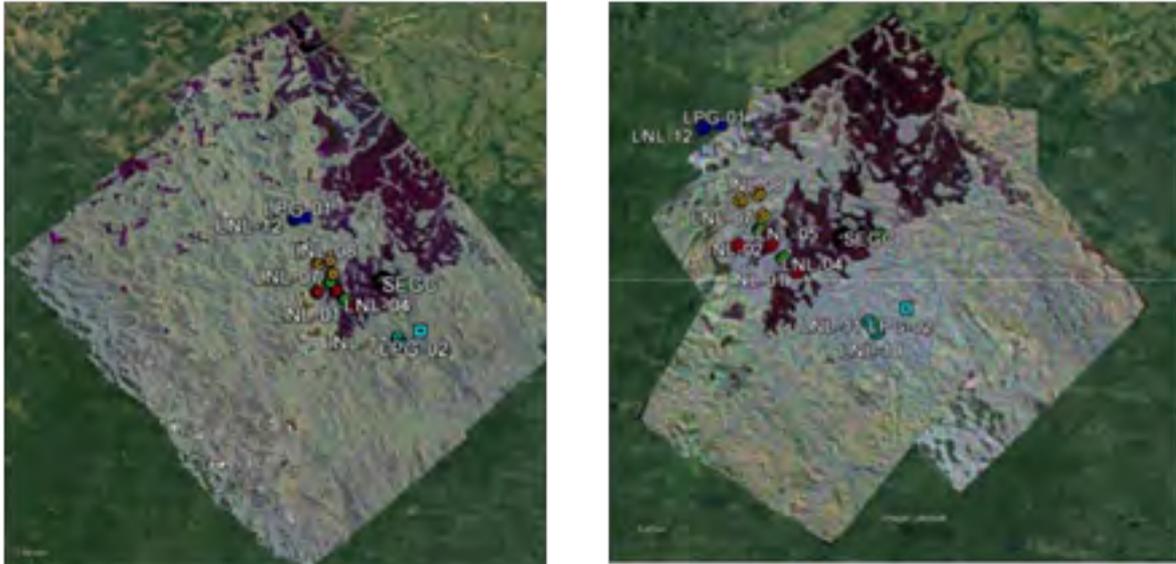


FIGURE 2.6 – Superposition des images bande P acquises sur le site de La Lopé en fausses couleurs (Rouge : HH, Vert : HV, Bleu : VV) avec une localisation des ROI. Axe azimuthal horizontal et axe vertical en range. Extrait de [11].

Ce site n'étant pas soumis à un suivi forestier régulier, une campagne de mesure terrain a été réalisée en 2016 pour estimer la biomasse au sol sur douze parcelles d'intérêt allant de 0.5 à 1 ha. Les ROI ont été choisies pour couvrir toute la gamme de biomasse. Leur position par rapport aux vols d'acquisitions prévus a également été considérée ainsi que l'homogénéité de la végétation et de la topographie. Plus de 3140 arbres ont été considérés sur le site de la Lopé [8].

Pour obtenir une gamme complète de biomasses allant de 0 à 500 t/ha, cinq types de ROI ont été définies. Pour les faibles biomasses, trois ROI de 1 ha ont été choisies. Ce sont des zones de savanes, sans relief, qui subissent des écobuages réguliers où la variété d'arbres est très faible (1 ou 2 espèces). Pour les biomasses intermédiaires, trois ROI de 0.5 ha ont été définies dans des zones de savane faiblement accidentées qui commencent à être colonisées par la forêt. Pour ces ROI, la végétation est très hétérogène et quelques gros arbres avec un diamètre supérieur à 50 cm sont observables. Pour les valeurs de biomasse forestière modérées, trois ROI de 1 ha ont été définies dans la forêt Okoumé. Ces dernières présentent une topographie est très faible, deux ou trois espèces d'arbres dominant et les sous-bois restent assez clairsemés. Pour les valeurs de biomasse forestière denses, deux ROI de 1 ha ont été choisies dans la forêt de Marantaceae. Cette forêt est très dense avec une grande diversité d'arbres pour une topographie quasi nulle. La dernière ROI a été définie sur une parcelle de 1 ha dans une forêt dite "mixte" avec une forte densité d'arbres pour beaucoup d'espèces différentes. Ce terrain est très accidenté avec parfois des pentes supérieures à 20 degrés [8]. L'ensemble des ROI est détaillé en termes de biomasse et de taille dans le tableau 2.3 et localisées sur la figure 2.6.

Lors des deux sous campagnes AfriSAR de juillet 2015 et février 2016, des acquisitions LIDAR ont aussi été réalisées pour compléter les données terrain en termes de ROI. L'hu-

Nom du ROI	Taille [ha]	Description	Nombre d'arbres	AGB [t/ha]
LOP01	1	Savane	0	0
LOP02	1	Savane	9	0.3
LOP03	1	Savane	76	15.4
LOP04	0.5	Savane avec colonisation de la forêt	210	215.6
LOP05	0.5	Savane avec colonisation de la forêt	125	49.0
LOP06	0.5	Savane avec colonisation de la forêt	342	173.6
LOP07	1	Forêt Okoumé	388	312.4
LOP08	1	Forêt Okoumé	501	282.4
LOP09	1	Forêt Okoumé	332	344.4
LOP10	1	Forêt Marantaceae	333	369.6
LOP11	1	Forêt Marantaceae	377	344.3
LOP12	1	Forêt mixte	447	315.4

TABLEAU 2.3 – Tableau récapitulatif des ROI définies sur le site de La Lopé comprenant la taille des parcelles, un descriptif de la végétation présente, le nombre d'arbres référencés et la biomasse estimée à partir de relations allométriques [12], [8].

midité des sols a également été mesurée sur un site de savane et un site de forêt Okoumé pour mieux comprendre les terrains observés et l'impact de l'humidité des sols sur les mesures PolSAR et PolInSAR. Et ainsi de mieux comprendre l'impact des saisons [11].

2.3.2.2 Mondah



FIGURE 2.7 – Superposition des images bande P acquises sur le site de Mondah en fausses couleurs (Rouge : HH, Vert : HV, Bleu : VV). Axe azimutal horizontal et axe vertical en range. Extrait de [11].

Le site de Mondah est une zone protégée, située à 25 km au nord de Libreville dans la direction de Cap Esterias. Étant le site le plus proche de l'aéroport, il a servi pour la calibration des données. Il s'agit d'une zone de forêt plutôt jeune qui se mélange avec des parcelles de forêt très primitive où les arbres dépassent les 40 m de haut. La proximité de la ville implique des dégradations liées à l'activité humaine sur certaines zones forestières aussi des très fortes variations de densité de biomasse [12].

En février 2016, quinze ROI de 1 ha ont été établies et vérifiées par l'ANPN en collaboration avec la NASA. 4050 arbres ont été pris en compte. Le tableau 2.4 fait un récapitulatif de ces derniers qui sont localisés sur la figure 2.7.

Nom du ROI	Taille [ha]	Nombre d'arbres comptabilisés	AGB [t/ha]
MON01	1	111	23.9
MON02	1	398	264.5
MON03	1	300	50.5
MON05	1	293	82.4
MON09	1	26	2.0
MON10	1	226	92.6
MON11	1	217	30.1
MON13	1	452	216.0
MON14	1	468	130.7
MON19	1	39	3.0
MON20	1	276	65.3
MON21	1	27	2.1
MON21A	1	457	135.5
MON22	1	452	248.6
MON23	1	308	112.9

TABLEAU 2.4 – Tableau récapitulatif des ROI définies sur le site de Mondah comprenant la taille des parcelles, le nombre d'arbres référencés et la biomasse estimée à partir de relations allométriques [12], [8].

Aucune mesure météorologique n'a été réalisée sur ce site pendant la campagne d'acquisition, on dispose de données LIDAR acquises en février 2016.

2.3.2.3 Mabounie



FIGURE 2.8 – Superposition des images bande P acquises sur le site de Mabounie en fausses couleurs (Rouge : HH, Vert : HV, Bleu : VV). Axe azimutal vertical et axe horizontal en range. Extrait de [11].

Situé à 40 km de la ville de Lambaréné et à 180 km de Libreville, le site de Mabounie fait partie d'une exploitation minière qui a été retenue pour le projet industriel Maboumine, initié en 2005. Il s'agit d'un site défini et géré par l'IRD (Institut de Recherche pour le Développement) fondé en 2012. La zone d'observation est principalement forestière, mais des traces évidentes de dégradation avec notamment des fabrications de routes fo-

restières sont observables. Les douze ROI de 1 ha disponibles sur cette zone ont été mesurées en 2012, par l'IRD et considèrent près de 4424 arbres. Elles ont toutes été définies sur des zones de forêt dense avec des valeurs de biomasses moyennes proches de 300 t/ha. Elles sont détaillées dans le tableau 2.5 et localisées sur la figure 2.8.

Nom du ROI	Taille [ha]	Nombre d'arbres comptabilisés	AGB [t/ha]
MAB01	1	444	331.0
MAB02	1	222	305.5
MAB03	1	407	336.3
MAB04	1	395	465.0
MAB05	1	371	444.1
MAB06	1	366	312.3
MAB07	1	492	251.9
MAB08	1	373	293.6
MAB09	1	357	413.6
MAB10	1	354	345.9
MAB11	1	291	526.1
MAB12	1	352	175.1

TABLEAU 2.5 – Tableau récapitulatif des ROI définies sur le site de Mabounie comprenant la taille des parcelles, le nombre d'arbres référencés et la biomasse estimée à partir de relations allométriques [12], [8].

Le site de Mabounie dispose de beaucoup de ROI avec une gamme de biomasses qui correspond à celle ciblée par la campagne AfriSAR, cependant les mesures terrain datent de 2012 ce qui implique une estimation potentiellement biaisée par rapport à la réalité terrain cartographiée par les capteurs SAR en juillet 2015 et février 2016. Les données issues du site de Mabounie ne sont donc pas exploitables pour les étapes d'apprentissage des algorithmes d'estimation de la biomasse en raison des incertitudes liées à la vérité terrain.

2.3.2.4 Rabi

Le site de Rabi se trouve à 260 km de Libreville, il s'agit d'un site de forage pétrolier géré par la compagnie Shell et exploité depuis 1989. Certaines parcelles du site ont été préservées et protégées, et sont recouvertes d'une forêt assez dense. Il existe cependant de nombreuses zones de forage ainsi que des infrastructures liées au développement industriel. Une ROI de 25 ha a été définie et mesurée par le CTFS (Center for Tropical Forest Science) entre juin 2010 et juin 2012. Les données liées à cette ROI sont reportées dans le tableau 2.6 et localisées sur la figure 2.9. Des acquisitions LIDAR ont également été réalisées entre juin 2010 et juin 2012 sur ce site [12].

Nom du ROI	Taille [ha]	Nombre d'arbres comptabilisés	AGB [t/ha]
RABI	25	11601	314.3

TABLEAU 2.6 – Tableau récapitulatif des ROI définies sur le site de Rabi comprenant la taille des parcelles, le nombre d'arbres référencés et la biomasse estimée à partir de relations allométriques [12], [8].

La taille de la ROI définie sur Rabi permet un découpage en plusieurs sous-parcelles de 1 ha pour augmenter le nombre de ROI cependant, l'estimation des valeurs de biomasse de ces sous-parcelles est dépendant de la qualité du référencement des arbres sur la parcelle globale. Or les derniers relevés réalisés sur cette parcelle datent de 2012 soit plus de trois ans avant la campagne AfriSAR. Les évolutions en termes de biomasse et de dégradation n'ont pas été prises en compte sur ces ROI ce qui peut impliquer un décalage entre la réalité terrain actuelle et les mesures *In Situ* réalisées en 2012. Les estimations de biomasse réalisées à partir des données aéroportées ne pourront donc pas être vérifiées avec certitude sur ce site. Les données issues du site de Rabi ne sont donc pas exploitables pour les étapes d'apprentissage des algorithmes d'estimation de la biomasse, au même titre que celle de Mabounie, en raison du faible nombre de ROI disponibles et des incertitudes liées à la vérité terrain.

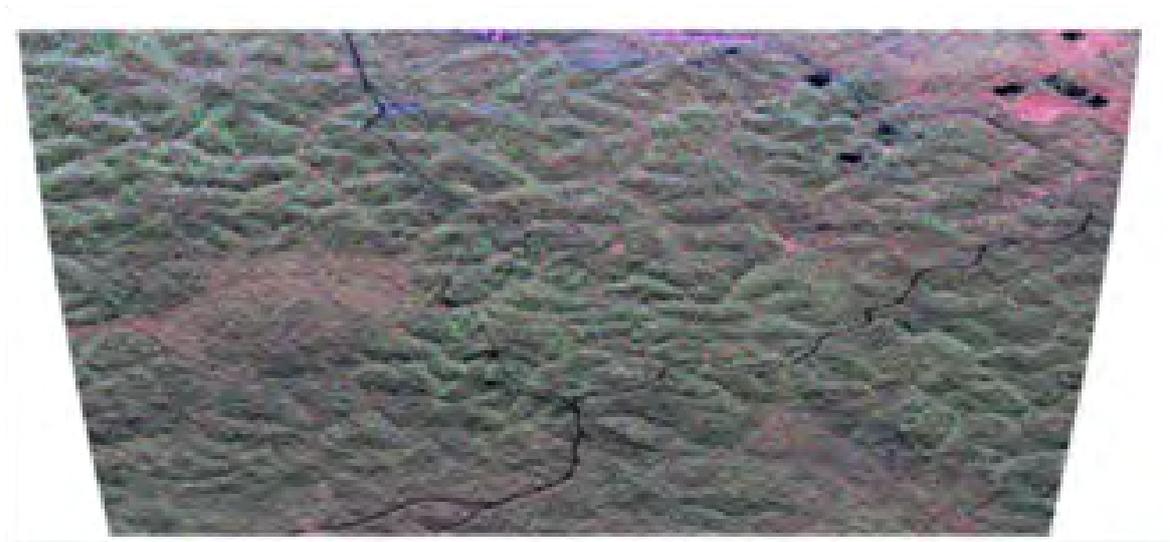


FIGURE 2.9 – Superposition des images bande P acquises sur le site de Rabi en fausses couleurs (Rouge : HH, Vert : HV, Bleu : VV). Axe azimutal horizontal et axe vertical en range. Extrait de [11].

2.3.3 Acquisitions réalisées

2.3.3.1 Acquisitions ONERA

Réalisée en juillet 2015 durant la saison sèche par l'ONERA, c'est la première phase de la campagne AfriSAR. Pour ces acquisitions, le système SETHI Airborne SAR de l'ONERA a été utilisé. Ce système a une fréquence centrale d'acquisition réglable entre 225 et 475 MHz et une bande passante de 125 MHz. Toutes les séries acquises lors de la campagne AfriSAR ONERA sont résumées dans la figure 2.10 pour chacun des quatre sites en fonction des angles de route des vols d'acquisitions.

Pour le site de La Lopé, on trouve plusieurs types d'acquisitions, car il s'agit du site principal qui offre le plus de variabilité en termes de biomasse et de structure forestières. On dispose de 5 séries d'acquisitions distinctes :

- La série temporelle TomoSAR notée TB sur la figure 2.10 qui se compose d'une pile de 10 images PolSAR acquises le 5 juillet 2015 entre 17h et 18h23 avec un intervalle d'acquisition de 10 min.
- La série PolInSAR notée H1 sur la figure 2.10, composée de quatre images PolSAR acquises le 7 juillet 2015 entre 17h27 et 17h59 avec des intervalles de 8 à 15 min

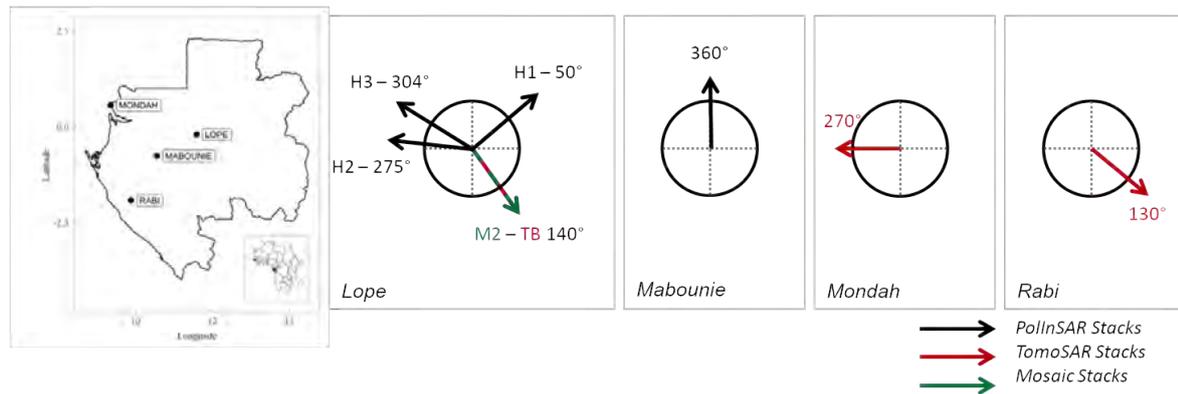


FIGURE 2.10 – Liste et schématisation des données acquises lors de la campagne AfriSAR ONERA réalisée en juillet 2015 sur les sites de La Lopé, Mondah, Mabounie et Rabi représentés sur la carte de gauche. Les schémas circulaires indiquent le type d’acquisitions réalisées sur chaque site en fonction de l’angle de route défini pour le capteur aéroporté. Les acquisitions schématisées par des flèches noires ont été réalisées en configuration PolInSAR, les flèches rouges sont reliées à la configuration TomoSAR et les flèches vertes témoignent de la configuration mosaïc. Toutes les acquisitions sont en haute résolution, acquises avec une bande passante de 125 MHz.

entre chaque acquisition.

- La série PolInSAR notée H2 sur la figure 2.10. Elle se compose de trois images PolSAR acquises le 10 juillet 2015 entre 17h27 et 17h44.
- La série PolInSAR notée H3 sur la figure 2.10 qui comme la série H2 se compose de trois images PolSAR acquises le 7 juillet entre 17h02 e 17h20.
- La série en mosaïque notée M2 sur la figure 2.10 qui se compose de huit images prises avec un léger décalage de route entre chaque image. L’acquisition de cette série a été faite le 30 juin 2015 entre 17h07 et 18h25.

La série temporelle TB suit une orbite descendante et la série PolInSAR H1 une orbite ascendante, ce qui peut être intéressant pour l’étude des corrections polarimétriques des effets ionosphériques, mais surtout pour étudier l’apport d’une orbite dawn-dusk sur les méthodes d’estimation de la biomasse forestière.

Pour le site de Mabounie, une série PolInSAR de quatre images a été acquise le 7 août 2015 entre 21h27 et 21h57. Sur le site de Mondah, une série temporelle TomoSAR de neuf images acquises le 5 juillet entre 11h28 et 12h45 et une image isolée acquise le 10 juillet à 18h39 en suivant les mêmes spécificités que la série temporelle citée précédemment sont exploitables. Sur le site de Rabi, une série temporelle TomoSAR de dix images a été acquise le 6 juillet entre 17h10 et 18h22.

2.3.3.2 Acquisitions DLR

La deuxième phase de la campagne AfriSAR a été réalisée par le DLR durant la saison des pluies en février 2016. Cette fois, c’est un avion du DLR qui a été utilisé avec le système F-SAR pour la réalisation des mesures. La fréquence centrale de l’appareil de mesure est de 435 MHz avec une bande passante de 50 MHz. La totalité des séries de données acquises lors de la campagne AfriSAR DLR est résumée dans la figure 2.11.

Comme pour la campagne AfriSAR ONERA la zone la plus couverte est celle de La Lopé avec trois séries d’acquisitions distinctes :

- La série temporelle TomoSAR notée T2 dans la figure 2.11 qui se compose de dix

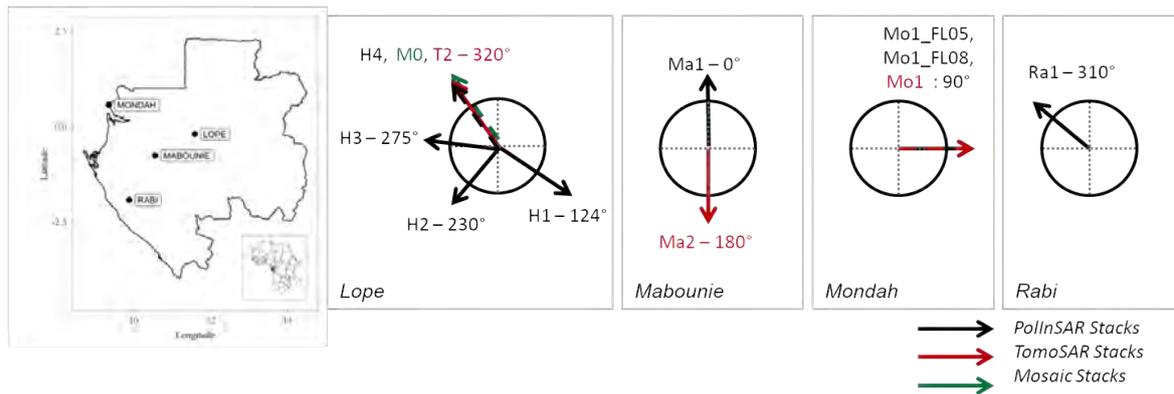


FIGURE 2.11 – Liste et schématisation des données acquises lors de la campagne AfriSAR DLR réalisée en février 2016 sur les sites de La Lopé, Mondah, Mabounie et Rabi représentés sur la carte de gauche. Les schémas circulaires indiquent le type d'acquisitions réalisées sur chaque site en fonction de l'angle de route défini pour le capteur aéroporté. Les acquisitions schématisées par des flèches noires ont été réalisées en configuration PolInSAR, les flèches rouges sont reliées à la configuration TomoSAR et les flèches vertes témoignent de la configuration mosaïc. Toutes les acquisitions sont en haute résolution, acquises avec une bande passante de 125 MHz.

images, a été acquise le 15 février 2016 entre 9h51 et 11h04 avec un intervalle de 10 minutes entre chaque prise de vue.

- Les séries PolInSAR notées H1, H2, H3 et H4 dans la figure 2.11 qui se composent de 3 images chacune, ont toutes été acquises le 15 février entre 9h 24 et 10h51.
- La série en mosaïque notée M0 dans la figure 2.11 qui se compose de 9 images a été acquise le 6 février entre 9h31 et 11h27.

Pour le site de Mabounie, deux séries temporelles sont disponibles, l'une notée, Ma-1 sur la figure 2.11 se compose de quatre images et l'autre notée Ma-2 se compose de huit images. Les deux séries ont des angles de route opposés et ont été acquises le 11 février 2016 entre 10h19 et 12h20. Pour le site de Mondah, trois séries différentes sont disponibles, mais toutes avec le même angle de route. La première notée Mo1 sur la figure 2.11 est une série temporelle TomoSAR composée de onze images acquises le 4 février 2016 entre 10h23 et 12h01. Les deux autres séries notées Mo1-FL05 et Mo1-FL08 sont des séries PolInSAR composées de trois images acquises respectivement le 8 février entre 10h17 et 10h39 et le 12 février entre 9h02 et 9h22. Pour le site de Rabi, une série temporelle notée Ra1 sur la figure 2.11, et composée de trois images a été acquise le 7 février 2016 entre 9h35 et 10h03.

L'apport de nombreuses séries temporelles pour tous les sites montre l'intérêt porté par l'ESA pour le développement des méthodes liées au TomoSAR.

2.3.4 Intérêt spécifique pour la thèse

AfriSAR apporte une dimension nouvelle aux campagnes d'acquisitions aéroportées BIOMASS de par l'apport de données saisonnières. Elle offre notamment la possibilité d'étudier l'impact du climat sur des données PolSAR en bande P. Il faut cependant manipuler ces données avec circonspection. En effet, pour les campagnes d'acquisition en saison sèche (juillet 2015) et en saison des pluies (février 2016), deux capteurs différents ont été utilisés. Leurs calibrations sont différentes et leurs positions à bord des avions utilisés pour les acquisitions ne sont pas les mêmes (l'un sous l'appareil, l'autre sous l'aile).

L'ONERA et le DLR ont fait le nécessaire pour minimiser au maximum les différences potentiellement liées aux capteurs cependant il faut garder en tête qu'il est très délicat de minimiser les spécificités propres à un capteur.

Pour comparer des séries PolSAR issues des deux sous-campagnes d'acquisition, il faut également prendre en compte les routes d'acquisition des données pour minimiser les facteurs de différenciation. En effet, selon l'angle de route, l'estimation de la topographie à partir des données PolSAR ne sera pas la même en raison des effets de distorsion (cf. chapitre 1 et 3). Pour le site de La Lopé, la série H2 acquise pendant la saison sèche (cf. figure 2.10) est comparable avec la série H3 acquise pendant la saison des pluies (cf. figure 2.11). Pour le site de Mabounie, la série acquise pendant la saison sèche est comparable avec la série Ma1 acquise pendant la saison des pluies. Le nombre de données exploitables pour l'étude de l'impact saisonnier est quelque peu réduit par les spécificités d'acquisitions nécessaires, ce qui ne permet pas d'arriver à des conclusions définitives, mais laisse la possibilité d'étudier les phénomènes saisonniers sur cette campagne.

Le développement des méthodes d'estimation de biomasse à partir des technologies PolInSAR et TomoSAR a été privilégié lors de la conception de cette campagne. Pour répondre à ce besoin, et limiter au maximum la décorrélation temporelle entre les images d'une même série temporelle, les protocoles d'acquisition AfriSAR ont prévu des laps de temps très réduits entre deux prises de vues. Ce procédé n'est pas spécialement avantageux pour le développement des méthodes d'estimation du volume de biomasse qui utilise la décorrélation temporelle pour le filtrage des données ou pour mieux quantifier les perturbations liées à la topographie toutefois, cette campagne apporte la possibilité d'étudier un nouveau site dans des configurations multiples.

2.4 Les expérimentations TropiScat[1&2] et AfriScat

2.4.1 Objectifs de ces campagnes sur tour

Détaillées dans les sections 2.2 et 2.3 précédentes, les campagnes aéroportées mises en œuvre dans le cadre de BIOMASS ont été planifiées en premier lieu pour démontrer les capacités du SAR bande P sur les forêts tropicales denses, pour lesquelles le risque de saturation du signal en fonction de la biomasse et/ou de la hauteur compromettrait les objectifs scientifiques de la mission. Au vu de cette priorité, les campagnes se sont concentrées sur des régions de plusieurs km^2 de fortes biomasses, avec différentes structures représentatives des forêts néotropicales et africaines.

Des passages répétés ont permis également de mettre en œuvre les techniques PolInSAR et TomoSAR en mode repeat-pass, mais avec des intervalles de temps sur une journée beaucoup plus courts que ceux prévus pour BIOMASS (tous les 3 jours soit 18 jours pour achever les 7 passages de la phase tomographiques). De même, la reproductibilité et la stabilité temporelle des mesures ont pu être initiées sur certains sites, mais en nombre insuffisant vis-à-vis des futures conditions d'acquisitions BIOMASS, principalement en raison des coûts importants des campagnes aéroportées.

Pour autant, ces effets temporels soulèvent de nombreuses questions, motivées à la fois par nos connaissances théoriques sur l'importance de la teneur en eau pour les constantes diélectriques des diffuseurs de la végétation, ainsi que la forte variabilité des conditions météorologiques avec notamment pour les zones tropicales des cumuls de précipitations très contrastés entre les saisons sèches et humides, susceptibles d'être encore plus marqués au vu des projections climatiques et de risques de stress hydriques inédits sur ces milieux.

Des séries temporelles quasi continues ont été envisagées dans des configurations les plus proches possible de BIOMASS afin de mieux comprendre les phénomènes physiques sous-jacents et pour évaluer leurs effets sur la variabilité temporelle des coefficients de rétrodiffusion. Ces derniers sont utilisés pour l'inversion en biomasse et pour le suivi de l'évolution de la décorrélation temporelle possiblement critique pour l'exploitation des mesures cohérentes interférométriques et tomographiques. Ces conditions d'acquisition quasi continues supposent des mesures bande P polarimétriques, des acquisitions adaptées aux traitements cohérents tomographiques, une géométrie d'acquisition transposable aux conditions satellitaires, ainsi qu'un échantillonnage temporel suffisamment élevé pour évaluer la sensibilité des résultats aux heures de passages possibles pour l'orbite héliosynchrone de BIOMASS et durable pour analyser leur variabilité saisonnière et interannuelle.

Pour répondre à ces objectifs, le développement de diffusiomètres installés sur des tours à flux a été expérimenté, permettant de réaliser à partir de ces points hauts (~20 m au-dessus de la forêt) la géométrie d'acquisition attendue ainsi que des mesures caractéristiques des conditions environnementales (données météorologiques et de flux). TropiScat, la première de ces expérimentations, a lieu de 2011 à 2014 en Guyane française à partir de la tour Guyaflux [13] et a donné des résultats déterminants dans le dimensionnement et la sélection de BIOMASS, dont l'essentiel est détaillé au paragraphe suivant. Cette expérimentation a ensuite été suivie par AfriScat (2014-2017) à partir d'une tour à flux de la réserve d'Ankasa au Ghana [14], dans le but d'étudier la portée des résultats TropiScat dans un environnement différent, avec une structure de forêt différente (notamment plus haute de 5 m pour une biomasse voisine) et une topographie terrain moins marquée. Enfin, une version consolidée du dispositif a été réinstallée sur Guyaflux en 2018, avec comme objectif pour TropiScat-2 [15] d'atteindre des séries temporelles continues plus longues, avec une extension aux acquisitions en bande C et à des mesures *in situ* plus abouties, notamment pour caractériser la structure de la forêt par mesures LiDAR et la dynamique des effets de phénologie et surtout des états hydriques par des mesures *in situ* de teneur en eau.

Soulignons également l'expérimentation BorealScat sur une forêt hémiboréale de Suède depuis 2016, suivant les mêmes objectifs et avec une architecture très similaire et des acquisitions en bande P, L et C [16], particulièrement intéressante pour étudier des effets de saisonnalité très marqués notamment avec les conditions de gel/dégel et d'enneigement, ainsi que la récente expérimentation MoctarScat [17] sur une plantation d'oliviers même si ces résultats restent à la marge des objets clefs de BIOMASS visant les régions tropicales.

2.4.2 Résultats clefs dans le cadre de Biomass et de la thèse

De façon générale, les résultats des expérimentations TropiScat et AfriScat ont en premier lieu permis de confirmer la variabilité temporelle significative du signal en bande P sur des cas de forêts tropicales denses, puis de la quantifier et de la modéliser à partir notamment d'analyses croisées avec les mesures *in situ*. La portée de ces résultats concerne à la fois le dimensionnement des scénarios d'acquisitions BIOMASS, la compréhension et la modélisation des phénomènes physiques ainsi que leur prise en compte dans les algorithmes d'inversion, détaillés dans les trois points ci-dessous.

Sur les aspects dimensionnement BIOMASS, la variabilité beaucoup plus importante du signal constatée pendant les maximums de convection a contribué à écarter la tranche horaire 11-17h, et à choisir le compromis 06-18h pour les passages ascendants et descendants de l'orbite héliosynchrone de la mission [4]. De plus, de nombreuses études ont été

menées pour déterminer les intervalles optimums entre les passages utilisés pour les traitements PolInSAR et TomoSAR qui nécessitent des niveaux de cohérence temporelle élevés (d'au moins 0.8) tout en prenant en compte les contraintes orbitales et scientifiques sur la production des cartes et de décorrélation temporelle, contribuant à la réduction des ces intervalles à 3 jours que ce soit pour les triplets d'acquisitions de la phase INT ou entre les 7 acquisitions de la phase TOM. Plus récemment, une étude des cohérences dites de long terme – à savoir des 18 jours de la phase tomographiques à 14 mois représentant deux cycles globaux de la mission – a permis de mettre en évidence des effets saisonniers et interannuels, ainsi que le lien entre les cohérences temporelles et les corrélations d'intensité, très important pour mieux adapter le filtrage du speckle dans la combinaison des séries temporelles PolSAR (cf. chapitre 3). De façon plus prospective, ces résultats ouvrent aussi la voie à de nouvelles pistes dans la combinaison des acquisitions inter et extra cycles (notamment pour les techniques de tomographie dites incohérentes) ainsi que pour l'utilisation de la cohérence temporelle comme indicateur de changement.

Sur la compréhension et la modélisation des phénomènes physiques, les résultats sur l'évolution temporelle des cohérences et des intensités ont permis de mettre en évidence l'importance des effets convectifs à l'origine des flux de sève et des transferts d'eau dans la végétation, ainsi qu'à l'origine des mouvements des diffuseurs. L'étude de ces phénomènes très marqués au travers des cycles diurnes a également permis leur modélisation au travers du simulateur MIPERS^{4D} en dissociant les deux sources de décorrélation [18], ainsi qu'à des échelles de temps plus longues mais de façon moins aboutie en raison de phénomènes capacitifs plus difficiles à prendre en compte et à paramétrer. Ces études ont également montré l'importance d'un échantillonnage quasi continu et sur de longues séries temporelles, ainsi que de la multiplication des observations (polarisation, ligne de base interférométrique, fréquence d'acquisition) pour la consolidation des modèles dont le nombre de paramètres descriptifs élevé peut tendre à des situations de systèmes non observables.

À partir de la quantification et de la modélisation de la variabilité temporelle du signal pour ces scénarios à biomasse et hauteur quasi constante, plusieurs stratégies peuvent être mises en oeuvre pour leur prise en compte dans les algorithmes d'inversion. En considérant néanmoins les approximations et les limites de ces modèles notamment pour rendre compte de la dispersion statistique en plus des comportements moyens à partir de la connaissance partielle des paramètres d'entrées, ces résultats expérimentaux ont fortement motivé le choix d'une inversion bayésienne (cf. chapitre 4) en se basant sur une approche statistique inférentielle, pour laquelle les probabilités conditionnelles seront tirées de la propagation des incertitudes sur les paramètres d'entrée en observation radar à partir d'un modèle prédictif (ici MIPERS^{4D}).

2.5 Références

- [1] I. Hajnsek; F. Kugler; S.K Lee; K.P Papathanassiou. Tropical forest parameter estimation by means of PolInSAR : The INDREX-II campaign. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, february 2009. 34
- [2] I. Hajnsek and al. *BioSAR 2007. Technical assistance for the development of airborne SAR and geophysical measurements during the BioSAR 2007 experiment : Final report without synthesis*. European Space Agency, 2008. 34
- [3] L.M.H Ulander; P. Dubois-Fernandez; X. Dupuis; J.E.S Fransson and al. BIOSAR 2010 - a SAR campaign in support to the BIOMASS mission. *Conference Paper*, August 2011. 34
- [4] European Space Agency. *Biomass coreh2o premier : report for mission selection. An Earth Explorer to observe forest biomass*. European Space Agency, may 2012. 34, 51
- [5] G. Quinsac. *Science pour exoplanètes et systèmes planétaires*, 2020. http://sesp.esep.pro/fr/pages_nanosats/deroulementprojet.html [Accessed : Whenever]. 34
- [6] P. Dubois-Fernandez; T. Le Toan; J. Chave; L. Blanc; S. Daniel; H. Oriot; A. Arnaubec; M. Réjou-Méchain; L. Villard; Y. Lasne; T. Koleček. *Technical Assistance for the development of airborne SAR and Geophysical Measurements during the TropiSAR 2009 experiment - Final Report*. available online, February 2011. ii, 35, 37, 38, 39, 40, 41
- [7] P. Dubois-Fernandez; X. Dupuis; A. Arnaubec. *Reprocessing of TropiSAR images to simulate biomass data - Final Report*. available online, October 2012. 35, 37, 41
- [8] N. Labriere; S. Tao; J. Chave; K. Scipal; T. Le Toan; K. Abernethy; A. Alonso; N. Barbier; P. Bissengou; T. Casal; S. Davies; A. Ferraz; B. Herault; G. Jaouen; K. Jeffery; D. Kenfack; L. Korte; S. Lewis; Y. Malhi; S. Saatchi. *In Situ reference datasets from the TropiSAR and AfriSAR campaigns in support of upcoming spaceborne BIOMASS missions. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, PP :1–11, 07 2018. 35, 36, 37, 38, 43, 44, 45, 46
- [9] P.C Dubois-Fernandez; T. Le Toan; S. Daniel; H. Oriot; J. Chave; L. Blanc; L. Villard; M.W.J Davidson; M. Petit. The TropiSAR airborne campaign in French Guiana : Objectives, description, and observed temporal behavior of the backscatter signal. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, 50(8) :3228 – 3241, 2012. 36, 39, 40, 41
- [10] L. Villard and T. Le Toan. Relating P-band SAR intensity to biomass for tropical dense forest in hilly terrain : γ^0 et t^0 ? *IEEE Journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*, 8(1) :214 – 223, Jan 2015. 41
- [11] T. Casal; I. Hajnsek; M. Pardini; M. Jager; R. Horn; J.S Kim; K. Papathanassiou; P. Dubois-Fernandez; X. Dupuis; V. Wasik; S. Lewis; N. Labriere; L. Villard; T. Koleček. *Technical Assistance for the development of airborne SAR and Geophysical Measurements during the Afrisar experiment - Deliverable DD-4 - Final Report*. available online, November 2016. 42, 43, 44, 45, 47
- [12] C. Gelas; T. Le Toan; L. Villard; T. Koleček. *BRIX-I : Algorithm report*. ESA, january 2018. 42, 43, 44, 45, 46

- [13] P. Borderies; C. Albinet; A. Hamadi; P. Dubois-Fernandez; F. Rocca; S. Tebaldini; D. Ho Tong Minh; T. Le Toan; L. Villard; T. Koleck. *TropiScat, Final Report*. available online, june 2013. [51](#)
- [14] T. Le Toan; L. Villard; T. Koleck; A. Hamadi; P. Borderies; S. Tebaldini; G. Nicolini; G. Vaglio Laurin. *AfriScat, Final Report*. available online, avril 2018. [51](#)
- [15] S. El Idrissi Essebtey; L. Villard; P. Borderies; T. Koleck; J.P Monvoisin; B. Burbani; T. Le Toan. Temporal decorrelation of tropical dense forest at C-band : First insights from the TropiScat-2 experiment. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, pages 1 – 5, 2019. [51](#)
- [16] L.M.H Ulander; A.R Monteith; M.J Soja and L.E.B Eriksson. Multiport vector network analyzer radar for tomographic forest scattering measurements. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 15(12) :1897–1901, December 2018. [51](#)
- [17] L. Villard; A. Chakir; P. Fanise; N. Ouaadi; J. Ezzahar; S. khabba; M. Kasbani; V. Le Dantec; M. Zribi; S. Erraki; P.L Frison and L. Jarlan. Temporal decorrelation at C and L-band over olive tree plantations : first insights from the MarocScat campaigns. *proceeding of the M2GARSS conference*, March 2020. [51](#)
- [18] L. Villard; T. Le Toan; D. Ho Tong Minh; S. Mermoz and A. Bouvet. 9 - Biomasse des forets par télédétection radar. In Nicolas Baghdadi and Mehrez Zribi, editors, *Observation des surfaces continentales par télédétection*. ISTE Editions, 2016. [52](#)

Chapitre 3

Adaptation du Filtre Multi-canal et Multi-Temporel (MCMT) aux séquences temporelles de données SLC polarimétriques type BIOMASS

Sommaire

3.1 Etat de l'art	56
3.1.1 Spécificités du speckle pour les capteurs SAR	56
3.1.2 Intérêts du filtrage	57
3.1.3 Vers un filtrage polarimétrique	57
3.2 Filtre multi-temporel et multi-canal (MTMC)	58
3.2.1 Technique existante de filtrage scalaire multi-temporel	59
3.2.2 Extension aux données SLC	60
3.3 Résultats	61
3.3.1 Mise en œuvre	61
3.3.2 Préservation de la moyenne	63
3.3.3 Analyse en termes de réduction du speckle	64
3.4 Discussion	71
3.5 Conclusion	72
3.6 Références	74

Ce chapitre commence par rappeler l'impact du speckle sur les données PolSAR et propose une méthode de filtrage adaptée aux données de la future mission BIOMASS. Le filtre du speckle présenté ici a été adapté aux séries temporelles PolSAR en bande P et a été testé sur les données issues de la campagne TropiSAR présentée dans le chapitre 2. Trois indicateurs ont été calculés pour estimer les performances de filtrage avec notamment la proposition d'un nouvel indicateur lié à l'estimation des pentes sous forêt.

Ce chapitre est divisé en cinq parties. La première partie est un état de l'art ciblé autour du speckle et des différents filtres proposés pour les données SAR. La seconde partie présente la méthode de filtrage développée dans le cadre de cette thèse pour le filtrage du speckle dans des piles de données PolSAR. La troisième partie porte sur l'estimation des performances de filtrage sur les données de la campagne TropiSAR présentées dans le chapitre 2. La quatrième partie est une discussion liée aux hypothèses initiales choisies pour le développement du filtre présenté ici avant de conclure dans la dernière partie sur les avantages et les perspectives d'améliorations liées au filtre du speckle proposé ici.

3.1 Etat de l'art

3.1.1 Spécificités du speckle pour les capteurs SAR

Les SAR sont des capteurs micro-onde cohérents. Cette spécificité implique une très forte sensibilité au speckle [1]. Ce dernier donne aux images SAR un aspect granuleux avec une texture poivre et sel aléatoire et s'explique par le très grand nombre de diffuseurs élémentaires dont les contributions s'ajoutent en phase ou en opposition de phase. La figure 3.1 schématise la réponse totale (en phase et en amplitude) pour un pixel observé ce qui correspond à la somme de toutes les contributions rayonnées dans la cellule de résolution.

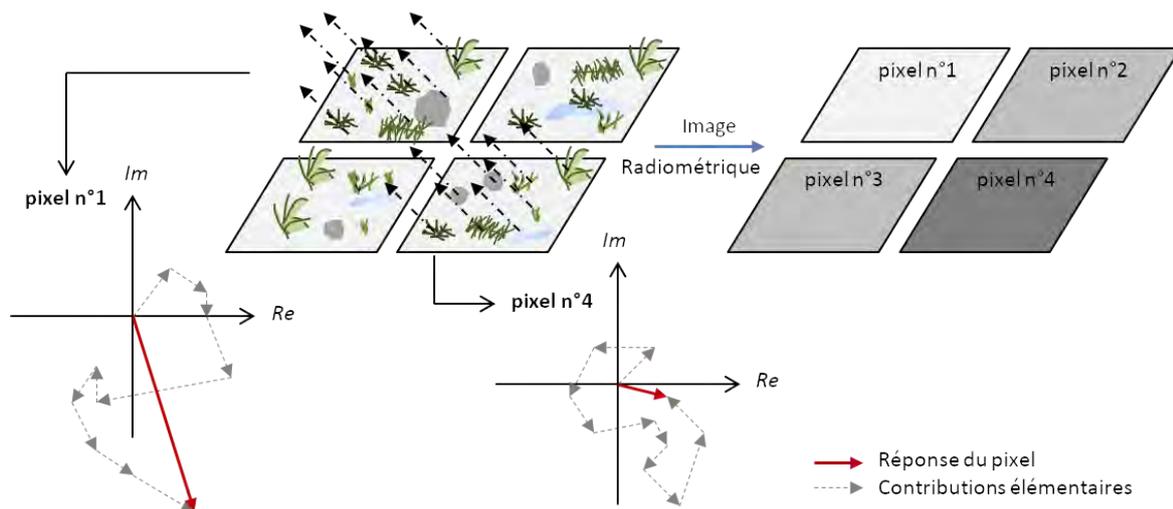


FIGURE 3.1 – (À gauche) origine physique du speckle : effets de la nature cohérente des illuminations radar avec la combinaison des contributions élémentaires dans chaque pixel. (À droite) Distribution radiométrique de l'image SAR résultante. Extrait de [2].

Sur le pixel n°1 de la figure 3.1, l'intensité du signal reçu est supérieure, car les contributions s'additionnent de manière constructive. Au contraire, sur le pixel n°4, il y a un déphasage important dans les ondes reçues, l'intensité du signal reçu est faible, car l'addition des contributions des diffuseurs élé-

mentaires a donc un impact très fort sur la valeur d'intensité d'un pixel. On ne peut donc pas utiliser directement les intensités sans faire des approximations erronées sur la réflectivité des zones ciblées. En polarisation simple, le speckle suit un modèle multiplicatif. En effet, la somme des contributions observées sur la figure 3.1 implique une réponse intégrée aléatoire en phase et en amplitude.

$$\sqrt{I} = R \cdot n \quad (3.1)$$

Où I représente le coefficient de rétrodiffusion complexe total composé de la contribution multiplicative du speckle notée n et du coefficient de rétrodiffusion non bruité noté R [2]. Cette représentation du speckle peut être étendue au cas polarimétrique qui nous concerne tout particulièrement avec les futures données BIOMASS. En effet, on considère que les canaux polarimétriques HH, VV sont affectés de manière indépendante par un speckle multiplicatif.

3.1.2 Intérêts du filtrage

Le speckle complique l'interprétation des images SAR et impacte fortement l'efficacité des outils de traitement d'images. Notamment pour ce qui concerne la classification où le speckle peut influencer le choix d'une classe par rapport à une autre ou encore dans la segmentation où il est important de conserver les informations structurelles et les éléments linéaires. Dans notre cas, le speckle altère directement la quantité de biomasse détectée. En effet, les propriétés multiplicatives du speckle ont un impact d'autant plus fort lors du calcul des coefficients polarimétriques définis dans le chapitre 1. Le problème de la segmentation avec la détection des massifs forestiers pose également problème. En effet, il faut pouvoir distinguer une route forestière au milieu de la forêt dense, mais il faut surtout pouvoir détecter avec précision les zones de déforestation. Puisque rappelons le, la détection et la quantification des perturbations de biomasse font partie des objectifs définis par la mission BIOMASS. Le filtrage du speckle est donc un enjeu majeur pour l'interprétation et la valorisation des données SAR en bande P.

Le filtre idéal supprimerait le speckle en lissant les zones homogènes, avec un impact très faible sur la qualité de l'image, tout en conservant la netteté des structures particulières telles que les cibles ponctuelles et les éléments linéaires. Cependant, l'élimination totale du speckle, pixel par pixel, est impossible sans sacrifier la résolution.

Trois catégories de filtres du speckle sont proposées pour les images SAR dans [3]. La première catégorie utilise le traitement multivisée qui permet de diminuer la variance du speckle sur une pile d'images prises à partir de différents angles de dépointage (squint). La deuxième catégorie qui nous intéresse tout particulièrement utilise les propriétés spatiales des images pour filtrer le speckle. Quant à la dernière catégorie, elle combine des images SAR issues de plusieurs polarisations ou fréquences pour diminuer le speckle. Au vu des données dont nous disposons (cf. chapitre 2), nous avons décidé de ne prendre en compte que les deux premiers types de filtres.

3.1.3 Vers un filtrage polarimétrique

Le filtrage du speckle est un enjeu dans le cas de données polarimétriques. Cependant il est plus délicat à mettre en œuvre puisqu'il s'applique sur des représentations polarimétriques incohérentes à travers des matrices de covariance $[C]$ ou de cohérence $[T]$. Il faut alors traiter les différentes intensités liées aux différents canaux ainsi que les informations liées aux corrélations croisées de ces derniers [4].

Il existe un certain nombre de filtres capables de gérer ces particularités. L'application d'un filtre moyennneur, désigné sous le nom de "Boxcar", est de loin la plus simple et permet de traiter de façon homogène l'intégralité de la matrice polarimétrique [4]. Ce filtre, basé sur l'utilisation de fenêtre glissante, implique une perte de résolution proportionnelle au moyennage spatial appliqué.

Pour limiter la perte de résolution liée au filtrage du speckle, un certain nombre de filtres, adapté aux données PolSAR ont été proposés [5], [6], [3]. Ces derniers ont été construits dans l'idée d'éviter de filtrer conjointement des pixels issus de structures différentes en se basant sur une approche plus régionale des données disponibles.

Parmi les méthodes adaptées au calcul des matrices de covariance avec des données PolSAR ou PolInSAR, on trouve la méthode non locale, NL-SAR [7], qui permet un filtrage du speckle non supervisé et adaptatif aux structures locales qui est robuste à la corrélation du bruit.

Dans [8] une étude polarimétrique propose un filtre de minimisation du speckle qui repose sur l'utilisation du "span" issu de la matrice de covariance. Le $span = C_{11} + C_{22} + C_{33}$ sert de référence pour estimer un terme de filtrage commun à tous les paramètres de la matrice de cohérence. Ce filtre a fortement inspiré les travaux proposés dans ce chapitre.

En effet, le caractère multiplicatif du speckle se propage également en configuration polarimétrique, ce qui peut fortement impacter l'estimation des coefficients polarimétriques et ainsi l'estimation de la biomasse au sol, l'estimation des hauteurs ou encore la quantification des variations de biomasse. Les contraintes fixées par l'obtention des produits BIOMASS décrits dans le chapitre 1 amène à réfléchir à l'impact du speckle dans ce cas précis et implique la mise en place d'un filtre polarimétrique pour le speckle.

La configuration des prises de vue de la mission BIOMASS décrite dans le chapitre 1 permet d'utiliser des séries temporelles en configuration polarimétrique par le biais des acquisitions TomoSAR, et les passes PolInSAR permettraient un filtrage jouant sur les variations multivisées.

Les données d'acquisitions actuellement disponibles, et décrites dans le chapitre 2, notamment les séries temporelles acquises sur le site de Paracou ont permis de penser et de développer un filtre polarimétrique multi-temporel en s'inspirant des méthodes décrites dans [9] et [8]. Parmi les méthodes de filtrage PolSAR multi-temporel, on peut également citer le filtre RABASAR, qui utilise des ratios polarimétriques pour filtrer des séries temporelles PolSAR, à partir d'une image de référence dite super image [10] des séries temporelles. De par le choix de la super image, cette méthode est particulièrement adaptée pour les zones urbaines, mais plus difficile à définir dans le cadre de zones naturelles comme les forêts [11].

3.2 Filtre multi-temporel et multi-canal (MTMC)

Le filtre multi-temporel et multi-canal (MTMC) proposé dans ce chapitre est une extension de l'approche scalaire multi-temporelle proposée dans [9] pour des données multi-temporelles, c'est-à-dire acquises avec un mode de diversité arbitraire, ici sur différents canaux de polarisation. Ce filtre ainsi que l'évaluation de ses performances par le biais de l'angle d'orientation polarimétrique (POA) ont fait l'objet d'une publication dans Remote Sensing, intitulée "Multi-temporal speckle filtering of Polarimetric P-band SAR data over dense tropical forests : study case in French Guiana for the BIOMASS mission" [12].

3.2.1 Technique existante de filtrage scalaire multi-temporel

L'objectif du filtre du speckle multi-temporel est d'estimer $\boldsymbol{\sigma} = E(\mathbf{p})$, l'espérance de $\mathbf{p} = [I_1, \dots, I_k]^T \in \mathbb{R}^{+K}$, un vecteur multi-temporel composé de k valeurs d'intensités échantillonnées à différentes dates sur lesquels on peut envisager un filtrage spatial local. Parmi les différentes approches possibles, la solution retenue dans [9] propose de réaliser cette estimation en utilisant un filtre linéaire

$$\mathbf{r} = \mathbf{W}^T \mathbf{p} \quad \text{avec} \quad \mathbf{W} = [\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_K] \in \mathbb{R}^{K \times K} \quad (3.2)$$

où \mathbf{w}_k représente les K -éléments de filtrage utilisés pour calculer r_k , l'estimation de σ_k , en combinant linéairement les différents éléments de \mathbf{p} . La qualité d'un filtre du speckle est souvent mesurée par le nombre équivalent de vues, *ENL*, de l'intensité filtrée [8]. L'*ENL* noté L_x est défini dans (3.3), avec pour hypothèse que le speckle est totalement développé (dans le cas de données complexes distribuées selon la loi Normale) [1].

$$L_{r_k} = \frac{E^2(r_k)}{\text{var}(r_k)} \quad (3.3)$$

La maximisation de l'*ENL*, à travers le filtrage du speckle, se fait sous la contrainte de préservation de la moyenne, c'est-à-dire que $E(r_k) = \sigma_k$, ce qui conduit au problème d'optimisation de la variance minimale sous la contrainte linéaire suivante

$$\hat{\mathbf{w}}_k = \underset{\mathbf{w}_k}{\text{argmin}} \text{var}(r_k) \quad \text{sous réserve de} \quad E(r_k) = \mathbf{w}_k^T \boldsymbol{\sigma} = \sigma_k \quad (3.4)$$

Dont la solution s'écrit

$$r_k = f \sigma_k \quad \text{avec} \quad f = \frac{\boldsymbol{\sigma}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{p}}{\boldsymbol{\sigma}^T \mathbf{C}^{-1} \boldsymbol{\sigma}} \quad \text{et} \quad \mathbf{C} = E((\mathbf{p} - \boldsymbol{\sigma})(\mathbf{p} - \boldsymbol{\sigma})^T) \quad (3.5)$$

où f est un coefficient de filtrage qui ne dépend pas du canal filtré, \mathbf{C} est la matrice de covariance des intensités d'entrée et $E(\mathbf{r}) = \boldsymbol{\sigma}$ [9]. L'expression dans (3.5) contient des inconnues de second ordre, $\boldsymbol{\sigma}$, et une matrice qui peut avoir de très grandes dimensions, \mathbf{C} , dont l'estimation précise nécessite généralement de nombreux échantillons.

Comme indiqué dans [8], dans le cas de données distribuées selon la loi Normale, le nombre de vues équivalent après filtrage est donné par :

$$L_{eq} = \boldsymbol{\sigma}^T \mathbf{C}^{-1} \boldsymbol{\sigma} \quad (3.6)$$

Dans l'hypothèse d'intensités multi-temporelles non corrélées, c'est-à-dire que \mathbf{C} est diagonale, les différentes composantes du coefficient de filtrage deviennent

$$L_{eq} = \boldsymbol{\sigma}^T \mathbf{C}^{-1} \boldsymbol{\sigma} = \sum_{k=1}^K \frac{\sigma_k^2}{\text{var}(I_k)} = \sum_{k=1}^K L_{I_k} \quad (3.7)$$

avec L_{I_k} l'*ENL* de I_k . De même, en respectant l'hypothèse que \mathbf{C} est diagonale, il s'ensuit que :

$$\boldsymbol{\sigma}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{p} = \sum_{k=1}^K \frac{\sigma_k^2}{\text{var}(I_k)} \frac{I_k}{\sigma_k} = \sum_{k=1}^K L_{I_k} \frac{I_k}{\sigma_k} \quad (3.8)$$

Ce qui permet de définir le coefficient de filtrage f , sous l'hypothèse de données cohérentes distribuées selon la loi normale, avec $L_{eq} = L_{r_k}, \forall k$

$$f = \frac{1}{L_{eq}} \sum_{k=1}^K L_{I_k} \frac{I_k}{\sigma_k} \quad (3.9)$$

A ce stade, il est important de noter que cette formulation considère une estimation régionale des valeurs de σ_k avec des intensités en entrée de filtre qui ont une meilleure résolution que les données r_k obtenues en sortie de filtre. Pour cela, on se base sur l'hypothèse d'une stationnarité spatiale dont la validité semble effective pour les petites régions, d'où les choix semi-empiriques plus détaillés pour optimiser ce compromis.

3.2.2 Extension aux données SLC

3.2.2.1 Forme générale

Dans le cas de données multi-polarisées, K vecteurs des acquisitions cohérentes effectuées à des dates différentes, tels que $\{\mathbf{k}_k\}_{k=1}^K$, sont utilisés pour calculer les représentations matricielles du second ordre, notées $\{\mathbf{T}_{p_k}\}_{k=1}^K$, où \mathbf{T}_{p_k} est une estimation de la matrice de covariance \mathbf{k}_k de taille $(N \times N)$.

Remplacer I_k par $\{\mathbf{T}_{p_k}\}$ dans (3.2) et (3.5) conduit à l'expression suivante pour le filtre MTMC

$$\mathbf{T}_{r_k} = f_{MC} \mathbf{T}_{\sigma_k} \quad (3.10)$$

où f_{MC} représentent les coefficients de filtrage qui sont communs à toutes les dates d'acquisition, comme dans le cas scalaire, et à tous les canaux PolSAR des matrices \mathbf{T} , tout en préservant les distorsions de l'information multi-canal pendant le processus de filtrage. Afin de tenir compte du comportement de tous les canaux et de toutes les dates traitées, le coefficient de filtrage est calculé comme dans (3.5), en utilisant des vecteurs contenant des intensités multi-temporelles et multi-canal.

$$\mathbf{x}_{MC} = \text{vec}(\text{diag}(\mathbf{T}_{x_1}), \dots, \text{diag}(\mathbf{T}_{x_K})) \in \mathbb{R}^{+NK} \quad \text{with } x = p, \sigma \quad (3.11)$$

où $\text{diag}(\mathbf{X})$ fournit un vecteur contenant les éléments situés sur la diagonale de \mathbf{X} . L'expression de f_{MC} peut être obtenue à partir de (3.5) et (3.9) en remplaçant \mathbf{p} et σ par leurs homologues multi-polarisées et multi-dates, \mathbf{p}_{MC} et σ_{MC} , respectivement, définis dans (3.11). La figure 3.2 donne un aperçu du filtre MCMT, où les blocs rectangulaires rouges représentent l'ensemble des données d'entrée et les rectangles bleus avec les bords arrondis représentent les étapes de traitement. Les indications en gris concernent les données intermédiaires et celles en vert les données de sortie.

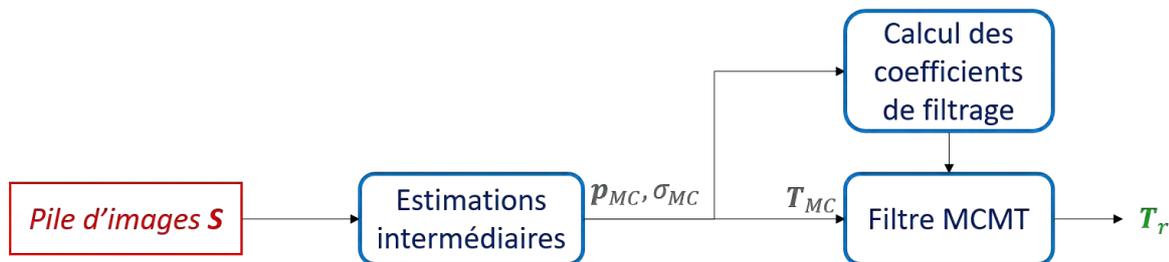


FIGURE 3.2 – Synopsis du filtre MTMC proposé où les cadres rectangulaires rouges représentent les données d'entrée et les rectangles bleus avec les bords arrondis représentent les étapes de traitement. Les indications en gris concernent les données intermédiaires et celles en vert les données de sortie.

3.2.2.2 Application aux données polarimétriques SAR

Les acquisitions cohérentes entièrement polarimétriques peuvent être représentées à l'aide d'un vecteur cible à trois éléments, \mathbf{k} , à partir duquel on peut calculer une matrice de cohérence polarimétrique comme

$$\mathbf{T} = E(\mathbf{k}\mathbf{k}^{*T}) \quad \text{avec} \quad \mathbf{k} = \frac{1}{\sqrt{2}} [S_{HH} + S_{VV} \quad S_{HH} - S_{VV} \quad \sqrt{2}S_{HV}]^T \quad (3.12)$$

On peut montrer que, en raison de la positivité semi-définie de la représentation du second ordre en (3.12), le coefficient de filtrage en (3.10) est un nombre réel positif. Dans le cas d'une acquisition multi-temporelle effectuée sur une période suffisamment courte pour que les mesures en K décrivent un comportement stationnaire, on peut calculer une estimation moyenne en utilisant un filtre supplémentaire de type moyenneur fonctionnant dans la dimension temporelle.

$$\mathbf{T}_r = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{T}_{r_k} \quad (3.13)$$

3.3 Résultats

Dans cette section, nous avons étudié les contributions du filtre du MCMT sur la série temporelle acquise pour le site test de Paracou, en Guyane française, et qui a été présentée dans le chapitre 2. Le filtre de référence utilisé pour estimer la contribution du filtre MCMT est un filtre de type moyenneur (ou "boxcar") largement utilisé pour le filtrage du speckle. Il est noté REF et est appliqué individuellement à chaque image de la pile de données. C'est-à-dire qu'il ne tient pas compte de la dimension temporelle. Trois critères ont été utilisés pour évaluer les propriétés et la performance du filtre TCMM. Le premier critère, relatif aux propriétés des filtres du speckle, consiste à évaluer les variations de l'intensité moyenne des données après application du filtre. Pour cela, l'indicateur t^0 , présenté dans [13], a été utilisé. Les deux critères suivants sont utilisés pour estimer les performances des filtres à travers l'ENL et les pentes azimutales estimées à partir des données filtrées en bande P. Le dernier indicateur, relatif aux pentes azimutales, est spécifique à l'utilisation des données PolSAR en bande P qui sont particulièrement sensibles aux effets topographiques.

3.3.1 Mise en œuvre

Nous avons considéré les données à pleine résolution obtenues avec une bande passante de 125 MHz. L'intérêt de cette série temporelle est qu'elle respecte parfaitement le protocole d'acquisition de la mission BIOMASS, en termes de décorrélation du signal, avec un intervalle de temps d'acquisition de plusieurs jours qui nous permet d'observer une corrélation d'intensité qui oscille autour de 0,6 équivalent à une cohérence d'environ 0,8 [14]. Ces valeurs de corrélation sont obtenues en supposant que les matrices de cohérence sont diagonales.

Malgré les valeurs élevées de corrélation entre les différentes composantes de la série temporelle, nous avons choisi d'appliquer la version du filtre du MCMT qui ne tient pas compte de la corrélation. En effet, le calcul de la matrice de corrélation \mathbf{C} pour une série temporelle de cette ampleur est très coûteux en temps de calcul et conduit à de nombreuses approximations qui ont un impact sur l'efficacité du filtrage. Le choix de cette version sous-optimale, mais plus robuste du filtre MCMT est discuté dans la section 3.4.

Comme détaillé dans (3.12), nous calculons les matrices de cohérence \mathbf{T} pour chaque composante de la série temporelle en appliquant un filtre moyeneur (boxcar) pour effectuer un lissage spatial et superficiel du speckle. Nous pouvons ainsi définir

$\mathbf{p}_{MC} = \text{vec}(\mathbf{T}_{x_1}, \dots, \mathbf{T}_{x_k})$ pour estimer les contributions du filtre MCMT.

$\boldsymbol{\sigma}_{MC} = \text{vec}(\text{diag}(\mathbf{T}_{x_1}), \dots, \text{diag}(\mathbf{T}_{x_k}))$ est également défini avec une fenêtre de filtrage spatial appliquée localement à $\boldsymbol{\sigma}_{MC}$ deux fois plus grande que celle appliquée à \mathbf{p}_{MC} dans l'objectif de respecter les contraintes d'homogénéité locales. Le filtrage MCMT est ensuite appliqué en suivant les étapes de la figure 3.2. Les données de la série temporelle sont également filtrées avec le filtre de référence, REF, qui correspond à un filtre moyeneur, pour lequel une fenêtre de filtrage de taille équivalente à $\boldsymbol{\sigma}_{MC}$ a été utilisée.

La figure 3.3 permet d'observer dans la résolution sol (GRD) les contributions du filtrage MCMT par rapport au filtre REF pour l'une des composantes $T_{ij} = [\mathbf{T}]_{ij}$ issues de \mathbf{p}_{MC_k} . Les deux cartes de gauche sont obtenues après application des filtres REF et MCMT sur la série temporelle Paracou pour une résolution de sortie équivalente à 5 m. Les deux cartes de droite ont une résolution de sortie équivalente à 50 m, ce qui correspond aux résolutions de travail des données de la future mission BIOMASS.

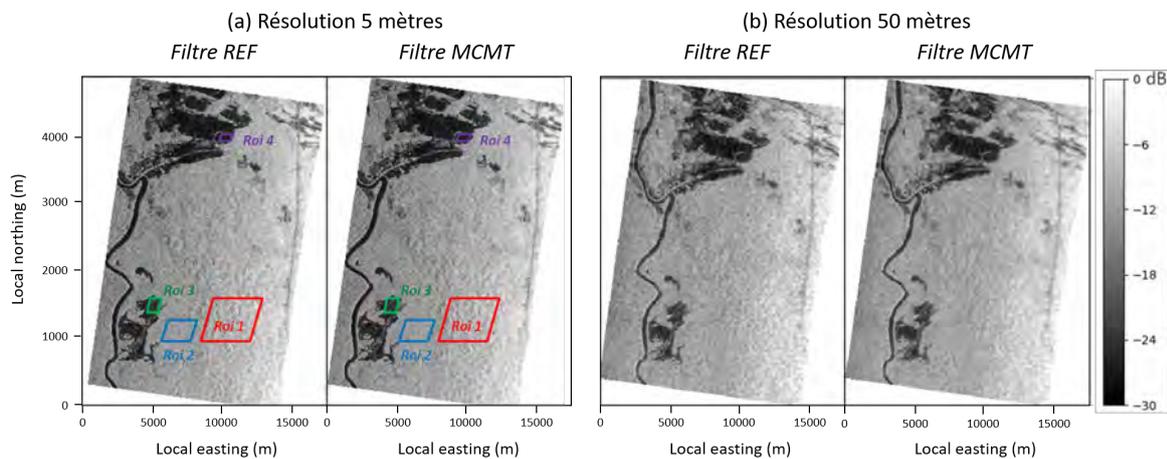


FIGURE 3.3 – Résultats des filtrages REF et MCMT appliqués sur une image $T_{33} = 4\langle S_{HV}^* \rangle$ provenant des données du site d'essai de Paracou acquises lors de la campagne aérienne TropiSAR. Les deux cartes de gauche ont une résolution de sortie de 5 m, les deux cartes de droite ont une résolution de sortie de 50 m.

Comme le montre la figure 3.3, les différences entre les images filtrées avec REF et MCMT ne sont pas visuellement significatives de sorte que nous lui préférons une évaluation quantitative décrite dans la suite de ce chapitre. Pour cette étude, quatre régions d'intérêt (ROI), visibles sur les cartes à gauche de la figure 3.3, ont été établies sur des zones de forêt ou de savane choisies aussi homogènes que possible. Dans le cadre de la mission BIOMASS, des mesures de terrain, présentées dans le chapitre 2, sont également disponibles dans la même zone que la ROI 1 [15].

Le protocole mis en place pour l'évaluation locale et quantitative des performances des filtres REF et MCMT est décrit à travers la figure 3.4. Il se base sur l'utilisation de trois indicateurs distincts calculés à partir des données filtrées. Le premier indicateur est le t^0 qui est lié à la propriété de conservation des intensités des données filtrées et permet d'estimer les variations en termes de résolution spatiale qui existent entre les deux filtres. Les deux autres indicateurs sont le nombre équivalent de vues, noté ENL, et la corrélation des pentes azimutales issues du DEM [13] avec les pentes azimutales issues des données PolSAR [16], notée $\rho(\psi_{DEM}^{az}, \psi_{PolSAR}^{az})$. Ces deux indicateurs sont liés, quant à eux, à l'étude

des performances du filtre en termes d'amélioration de la texture. Sur la figure 3.4, les blocs rectangulaires rouges représentent les données d'entrée et les blocs bleus aux coins arrondis représentent les étapes de traitement.

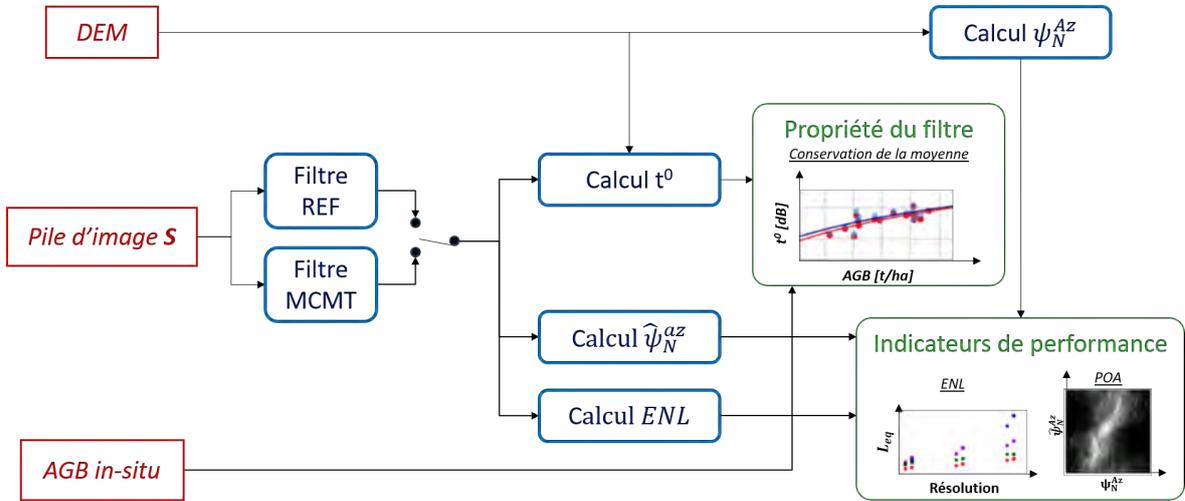


FIGURE 3.4 – Organigramme représentant le processus global d'estimation des performances des filtres REF et MCMT appliqués à une série chronologique PolSAR en bande P.

3.3.2 Préservation de la moyenne

Dans l'ensemble, les filtres de speckle ne préservent pas les valeurs moyennes des intensités filtrées. Pour ce qui concerne l'estimation globale de la biomasse forestière (AGB), la préservation des moyennes est essentielle, comme le soulignent les études propres aux développements des indicateurs de rétrodiffusion liés à la biomasse forestière ou encore les contraintes d'étalonnage de la future mission BIOMASS [17], [18].

Comme expliqué précédemment, le speckle est directement liés aux effets géométriques et aux effets de diffusion qui impactent les intensités PolSAR en bande P. Afin de minimiser ces effets, les données PolSAR sont couramment étudiées à l'aide d'indicateurs polarimétriques, exprimés en fonction de la biomasse forestière, qui permettent de prendre en compte la géométrie d'acquisition des données et les effets perturbateurs liés au volume de la forêt ou à la topographie locale [19]. L'indicateur polarimétrique t^0 , détaillé dans [13] et dans le chapitre 1, utilise toutes les polarisations de la matrice d'intensité \mathbf{S} , transposée dans la matrice de cohérence \mathbf{T} , pour minimiser les effets de perturbation. Cette caractéristique fait de t^0 un indicateur très adapté à la quantification des propriétés du filtre MCMT en termes de conservation de l'intensité moyenne et souligne l'importance de filtrer indépendamment tous les canaux polarimétriques et temporels de \mathbf{T} pour maximiser les performances de t^0 .

Son expression est rappelée dans (3.14), où N^0 correspond au coefficient de normalisation lié à la minimisation des effets géométriques et des phénomènes de double rebond, et T_{33}^Θ est le coefficient T_{33} de \mathbf{T} après application de la rotation Θ liée à l'angle d'orientation polarimétrique qui minimise les effets de la topographie locale [13].

$$t^0 = \left\langle \frac{1}{N^0} \cdot T_{33}^\Theta \right\rangle \quad (3.14)$$

Figure 3.5 (côté gauche), montre les valeurs de t^0 en fonction de la biomasse forestière des différents ROI présentées dans le chapitre 2 qui vont de 6,25 à 25 ha. Sur la figure 3.5 (à

droite), les ROI ont été divisées en parcelles de 1 ha, ce qui augmente considérablement le nombre de ROI disponibles. Les résultats du filtrage REF sont indiqués en rouge, ceux du filtrage MCMT sont indiqués en bleu. Pour chaque type de filtrage, un premier modèle logarithmique a été estimé à partir des ROI et leurs paramètres sont détaillés dans le tableau 3.1 et 3.2.

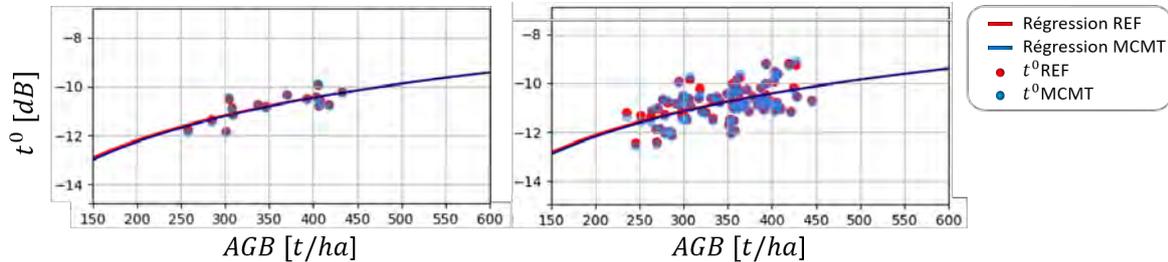


FIGURE 3.5 – Estimation de t^0 en fonction de la biomasse forestière obtenue pour les données PolSAR en bande P du site test de Paracou, acquises avec une bande passante de 125 MHz. La résolution des données après application des filtres REF et MCMT est équivalente à 5 m. Sur la partie gauche de la figure, 15 ROI de 6.25 ha sont considérées ainsi qu’une ROI de 25 ha. Sur la partie droite, 84 ROI de 1 ha sont considérées.

16 ROI	a	b	r_p	RMSE	χ^2
REF	5.79	-25.51	0.78	21.84	5.13
MCMT	5.97	-26.0	0.76	19.37	5.33

TABEAU 3.1 – Paramètres des modèles de régression estimés pour l’évaluation des filtres REF et MCMT et représentés sur la figure 3.5 pour 16 ROI

84 ROI	a	b	r_p	RMSE	χ^2
REF	5.65	-25.12	0.54	33.63	27.14
MCMT	5.84	-25.62	0.54	33.84	32.53

TABEAU 3.2 – Paramètres des modèles de régression estimés pour l’évaluation des filtres REF et MCMT et représentés sur la figure 3.5 pour 84 ROI

La figure 3.5 et les tableaux 3.1 et 3.2 montrent la très forte similitude entre les modèles de régression estimés après application des filtres REF et MCMT sur T, confirmant que le filtre MCMT permet la conservation des intensités moyennes ce qui entraîne un gain en résolution par rapport au filtre REF. Pour illustrer cette propriété, la figure 3.6 montre les valeurs de t_{MCMT}^0 en fonction de t_{REF}^0 pour les deux cas présentés dans la figure 3.5. Quelle que soit la taille de ROI considérée, les données sont parfaitement alignées sur la ligne de référence 1 :1, ce qui signifie que le filtre MCMT conserve les intensités moyennes.

3.3.3 Analyse en termes de réduction du speckle

3.3.3.1 Le nombre de vues équivalent (ENL)

L’étude de l’amélioration de l’ENL est ancrée dans le processus de quantification de la performance des filtres du speckle. Dans cet article, la contribution du filtre MCMT en termes d’amélioration de l’ENL a été étudiée en fonction de la résolution des données de sortie après filtrage.

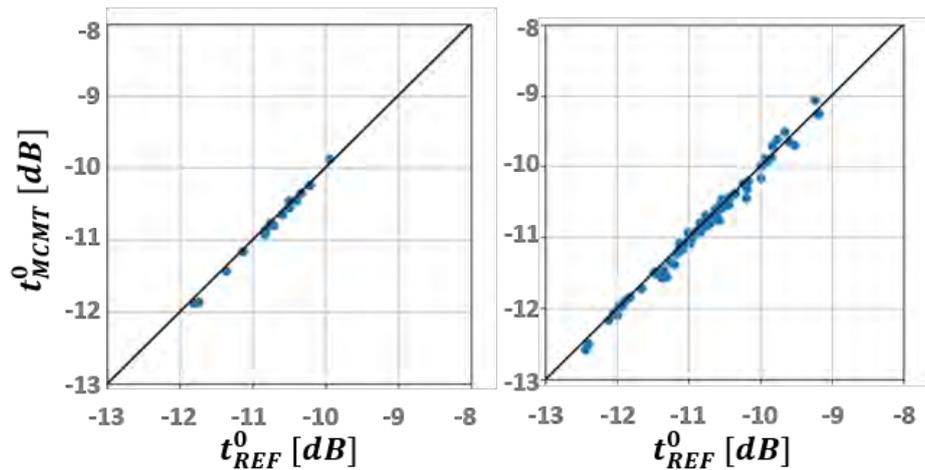


FIGURE 3.6 – Estimation des $t_{MCMT}^0 = f(t_{REF}^0)$ obtenus pour les données PolSAR en bande P du site test de Paracou, acquises avec une bande passante de 125 MHz. La résolution des données après application des filtres REF et MCMT est équivalente à 5 m. Sur la partie gauche de la figure, 15 ROI de 6.25 ha sont considérées ainsi qu’un ROI de 25 ha. Sur la partie droite, 84 ROI de 1 ha sont considérées.

Quatre ROI ont été définies dans la figure 3.3 pour étudier la variation de l’ENL entre les données filtrées avec le filtre REF et les données filtrées avec le filtre MCMT. L’ENL, noté L_{eq} , défini dans (3.3), est représenté sur la figure 3.7 en fonction de la résolution des données obtenues après filtrage. Figure 3.7 (à gauche) montre que pour les 4 ROI ciblées, l’ENL après filtrage MCMT est supérieur à l’utilisation du filtre de référence REF. Les courbes de tendance confirment la contribution du filtre MCMT sur le L_{eq} . Cependant, on note que la dispersion des L_{eq} augmente entre les ROI lorsque la résolution devient plus grossière.

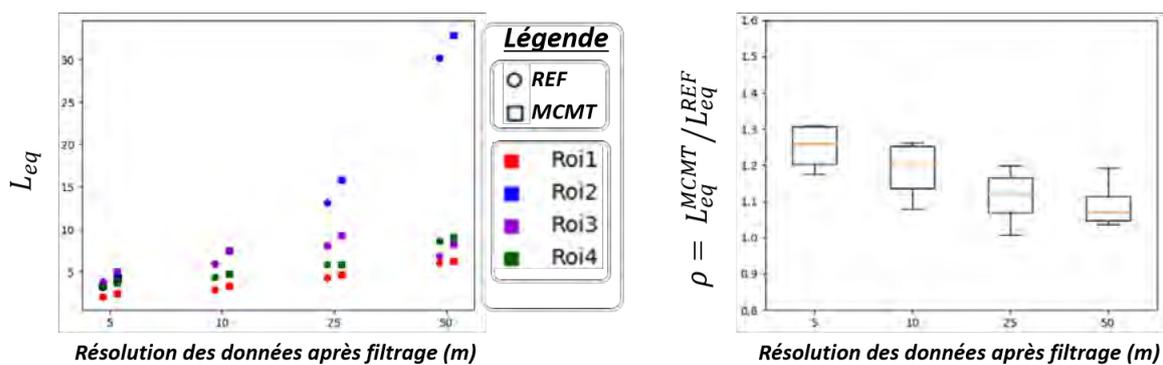


FIGURE 3.7 – Impact de la résolution de filtrage sur le nombre équivalent de vues L_{eq} (à gauche) et sur le rapport $\rho = L_{eq}^{NCI} / L_{eq}^{BOX}$ (à droite) pour les quatre ROI représentées sur la figure 3.3

En général, le filtrage du speckle permet une nette augmentation de l’ENL en fonction de la résolution spatiale du filtrage grâce à un lissage progressif du speckle. Dans l’étude présentée ici, quel que soit le filtre utilisé, la croissance de l’ENL est très limitée, comme le montre la figure 3.7 (côté gauche). Ce phénomène de croissance de l’ENL est attendu selon les hypothèses statistiques communes (réalisations indépendantes et identiquement réparties entre chaque pixel).

Pour illustrer la valeur ajoutée du MCMT par rapport au filtre REF, l’évolution du rapport $\rho = L_{eq}^{MCMT} / L_{eq}^{REF}$ peut être vue dans la figure 3.7 (à droite). Le rapport ρ est toujours su-

périeur à 1, ce qui confirme que les L_{eq} des données filtrées avec le filtre MCMT sont toujours plus élevés que ceux obtenus avec les données filtrées par le filtre REF. On note également que même si l'écart-type des ratios autour de la moyenne reste assez constant, la valeur ajoutée du MCMT a tendance à diminuer. Ce phénomène peut s'expliquer par l'hypothèse d'homogénéité qui devient douteuse lorsque le moyennage spatial augmente, et aussi par les fortes corrélations observables pour les zones homogènes des images de la série temporelle.

À vrai dire, ce résultat illustre très bien l'impact de la corrélation des pixels dans des régions spécifiques de l'image, en particulier entre les ROI 1 et 2 : les deux sont couvertes par une végétation dense, mais la ROI 1 est caractérisée par une topographie de terrain importante qui génère un niveau plus élevé d'intercorrélation entre les pixels, d'où une efficacité dégradée du moyennage spatial (et un ENL plus petit). Cette intercorrélation entre les pixels implique une violation de l'hypothèse d'indépendance et de distribution normalisée des pixels, ce qui rend hasardeuse la prédiction de l'ENL en fonction de la résolution spatiale de filtrage. En conséquence, l'utilisation de la formule analytique de l'hypothèse gaussienne (3.3) pour l'ENL n'est pas nécessairement fiable dans tous les cas, et en particulier pour les zones boisées sur des terrains vallonnés. Pour surmonter cette limitation, la qualité de l'estimation du POA susmentionné peut être étudiée, comme proposé dans la section suivante.

3.3.3.2 Estimation de l'angle d'orientation polarimétrique (ψ^{az})

Les micro-ondes en bande P (basses fréquences) ont une sensibilité unique à la biomasse forestière (AGB), liée à leur capacité de pénétration, qui permet, en outre, la caractérisation des pentes du sol à travers une végétation dense, non seulement à partir de mesures interférométriques ou tomographiques, mais aussi à partir de données PolSAR. En effet, les capacités de pénétration de la bande P permettent de récupérer la contribution du signal de toutes les couches de végétation, jusqu'à celle du sol dans la plupart des cas [20]. De plus, il a été démontré dans [16] que les pentes azimutales pouvaient être estimées à partir d'une rotation autour de la ligne de visée (LoS) de la matrice de cohérence $\hat{\mathbf{T}}$, bien que les questions concernant les effets perturbateurs de la végétation dense sur cette méthode restent ouvertes. Cette estimation de la pente résulte de l'orientation de la base de polarisation qui maximise la réponse de copolarisation. La méthode est rappelée dans (3.15) où T_{22} , T_{23} , T_{33} sont les termes de la matrice $\hat{\mathbf{T}}$ décrite dans (1.6) (cf. chapitre 1).

$$\hat{\psi}_N^{az} = \left[\tan^{-1} \left(\frac{-4\text{Re}(\mathbf{T}_{23})}{-\mathbf{T}_{22} + \mathbf{T}_{33}} \right) + \pi \right] / 4 \quad (3.15)$$

Si $\hat{\psi}_N^{az} > \pi/4$, il est remplacé par $(\hat{\psi}_N^{az} - \pi/2)$. L'estimation des pentes azimutales ψ_N^{Az} basée sur l'utilisation d'un DEM SRTM est décrite dans [13] et se fait en utilisant la base de transmission polarimétrique définie à travers les vecteurs unitaires $(\hat{k}_i, \hat{h}_i, \hat{v}_i)$ tel que :

$$\psi_N^{az} = \text{sgn}(-\hat{h}_i \cdot \hat{n}^{az}) \arccos(\hat{z} \cdot \hat{n}^{az}) \quad \text{avec} \quad \hat{n}^{az} = \hat{n} - (\hat{n} \cdot \hat{k}_i^p) \hat{k}_i^p \quad (3.16)$$

Les vecteurs unitaires $(\hat{k}_i, \hat{h}_i, \hat{v}_i)$ sont définis en coordonnées cartésiennes en fonction de l'angle d'élévation du capteur SAR θ_T et de l'angle azimutal ϕ_T comme le montrent la figure 3.8 et les équations (3.20).

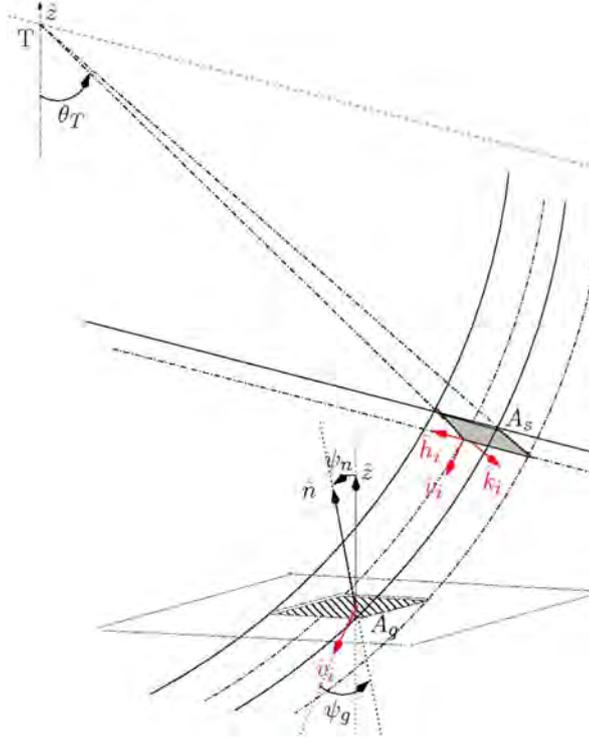


FIGURE 3.8 – Schématisation de la géométrie oblique d'un capteur SAR en fonction de l'angle d'élévation θ_T , des surfaces inclinées et surfaces au sol A_s et A_g , de la base de transmission (\hat{k}_i , \hat{h}_i , \hat{v}_i), des vecteurs vertical et normal \hat{z} , \hat{n} , des angles de pente ψ_n et ψ_g ainsi que du volume d'interception lié à la résolution au sol de la cellule d'acquisition. Extrait de [13].

$$\hat{k}_i = [\sin \theta_T \cos \phi_T, \sin \theta_T \sin \phi_T, -\cos \theta_T]^t \quad (3.17)$$

$$\hat{h}_i = [\sin \phi_T, \cos \phi_T, 0]^t \quad (3.18)$$

$$\hat{v}_i = \hat{h}_i \wedge \hat{k}_i = -[\cos \theta_T \cos \phi_T, \cos \theta_T \sin \phi_T, \sin \theta_T]^t \quad (3.19)$$

$$\hat{k}_i^p = \hat{k}_i - (\hat{k}_i \cdot \hat{z}) \hat{z} \quad (3.20)$$

La figure 3.9 permet de comparer les pentes azimutales extraites du SRTM DEM, ψ_N^{Az} , et les pentes azimutales estimées à partir des données PolSAR, $\hat{\psi}_N^{az}$, en fonction du filtrage spatial appliqué sur les données acquises en pleine résolution sur le site test de Paracou. L'image à l'extrême gauche de la figure 3.9 correspond aux pentes azimutales ψ_N^{Az} extraites du SRTM DEM. Les quatre images, disposées sur deux lignes sur le côté droit de la figure 3.9, correspondent aux $\hat{\psi}_N^{az}$ estimés à partir des matrices de cohérence filtrées \hat{T}_{REF} et \hat{T}_{MCMT} avec une résolution spatiale à la sortie du filtre correspondant à 25 m (ligne du haut) et 50 m (ligne du bas). La figure 3.10 est un zoom de la zone encadrée en rouge sur la figure 3.9, organisée selon le même schéma, qui cible une zone de topographie variable, choisie pour sa topographie très accidentée avec une forte densité de forêt.

Les figures 3.9 et 3.10, mettent en évidence les similitudes entre les pentes azimutales calculées à partir du SRTM DEM (ψ_N^{Az}) et la topographie estimée à partir des données PolSAR ($\hat{\psi}_N^{az}$). Elles illustrent l'impact de la résolution spatiale du filtrage sur l'estimation des pentes azimutales. Les zones de topographie très changeante restent très incertaines malgré l'augmentation de la résolution spatiale du filtrage. De même, le speckle visible pour les petites résolutions spatiales de filtrage (filtre REF à 25 m) disparaît complètement avec l'augmentation de la résolution spatiale de filtrage. Les résultats obtenus avec le filtre

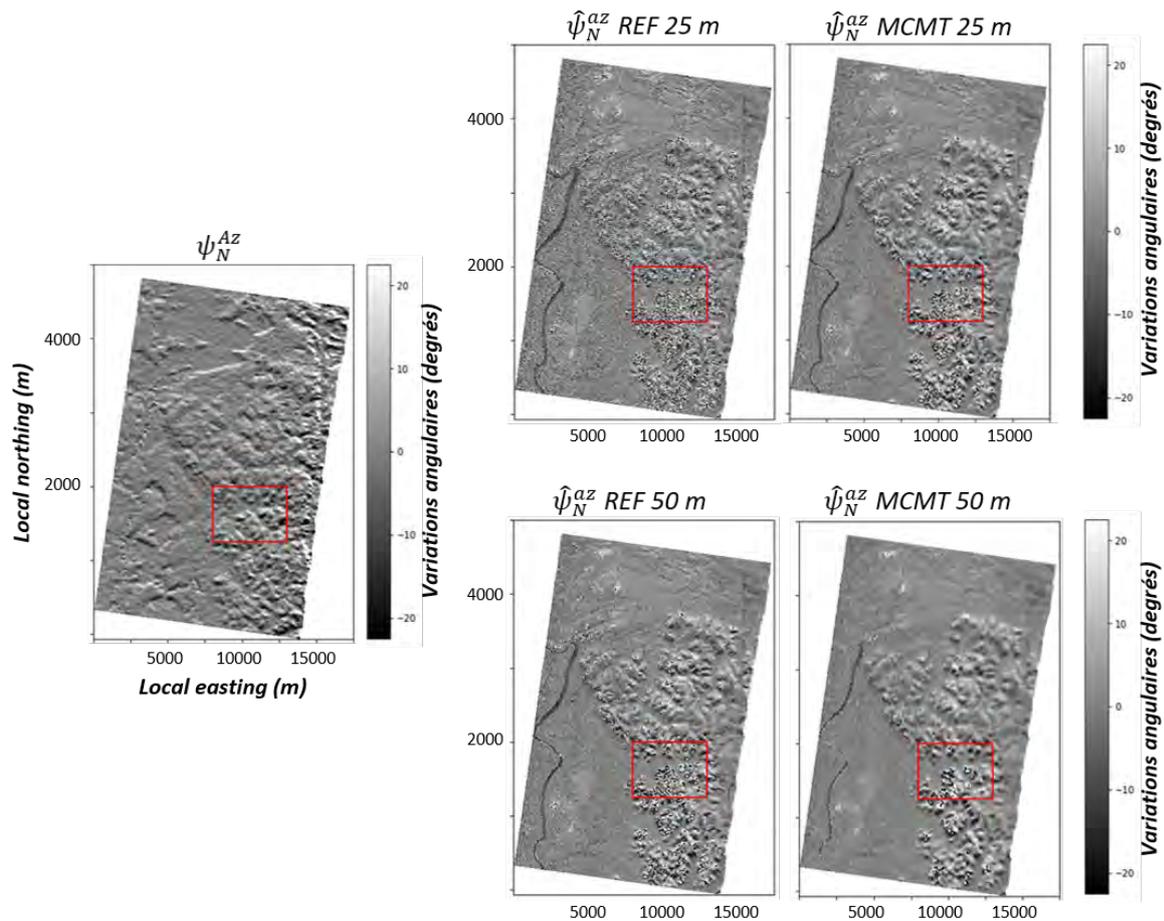


FIGURE 3.9 – Estimation des pentes azimutales obtenues après filtrage de la série temporelle du site de Paracou. L'image de gauche correspond aux pentes azimutales ψ_N^{Az} extraites du DEM SRTM 30 m. Les quatre images, disposées en deux lignes sur le côté droit, correspondent aux pentes azimutales $\hat{\psi}_N^{az}$, estimées à partir des matrices de cohérence filtrées \hat{T}_{REF} et \hat{T}_{MCMT} avec une résolution spatiale à la sortie du filtre correspondant à 25 m (ligne du haut) et 50 m (ligne du bas). La case rouge correspond à la zone d'intérêt sélectionnée pour les figures 3.10, 3.11 et 3.12.

MCMT donnent des cartes plus homogènes, où les régions remarquables sont lissées et identifiables pour une résolution plus faible. De plus, le nombre de zones d'incertitude avec des variations rapides de la pente est réduit par rapport aux résultats issus du filtre REF. Sur le zoom de la figure 3.10, les détails correspondant au bruit sont notamment observables pour les $\hat{\psi}_N^{Az}$ obtenus avec le filtre REF pour la résolution en sortie de filtre équivalente à 50 m, ce qui n'est pas vrai pour les $\hat{\psi}_N^{Az}$ obtenus avec le filtre MCMT.

En utilisant les pentes azimutales de référence ψ_N^{Az} calculées à partir du SRTM DEM à 30 m, visible sur la gauche de la figure 3.9, il est possible d'estimer la robustesse des pentes estimées à partir des séries temporelles PolSAR. Les histogrammes 2D de la figure 3.11 montrent la corrélation du $\hat{\psi}_N^{az}$ avec le ψ_N^{Az} pour plusieurs résolutions spatiales obtenues en sortie de filtre. La zone d'étude choisie correspond à la zone encadrée en rouge sur la figure 3.9. Les histogrammes 2D de la figure 3.12 correspondent aux histogrammes de la figure 3.11 sur lesquels un lissage basé sur la pente locale a été appliqué. Ce lissage permet de ne pas prendre en compte les zones avec une pente équivalente à la pente considérée dans l'expression de la corrélation.

Les figures 3.11 et 3.12 montrent que la corrélation entre ψ_N^{Az} et $\hat{\psi}_N^{az}$ augmente proportionnellement avec l'augmentation de la résolution spatiale du filtre. Cela s'explique par

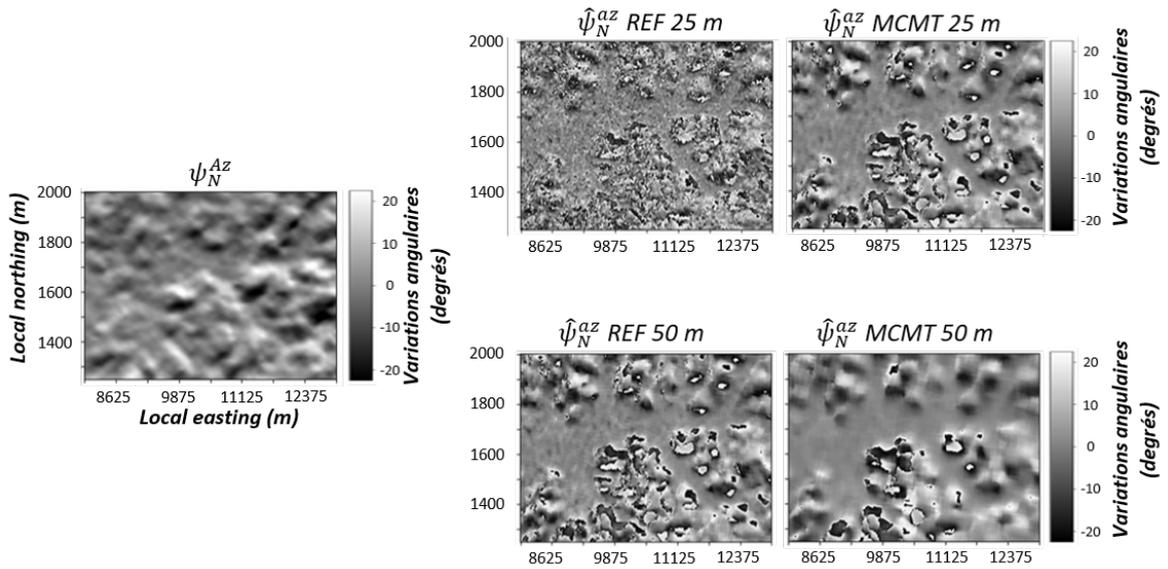


FIGURE 3.10 – Zoom correspondant à la zone encadrée en rectangle rouge sur la figure 3.9. L'image de gauche correspond aux pentes azimutales ψ_N^{Az} extraites du DEM SRTM 30 m. Les quatre images, disposées en deux lignes sur le côté droit, correspondent aux pentes azimutales $\hat{\psi}_N^{az}$, estimées à partir des matrices de cohérence filtrées \hat{T}_{REF} et \hat{T}_{MCMT} avec une résolution spatiale à la sortie du filtre correspondant à 25 m (ligne du haut) et 50 m (ligne du bas).

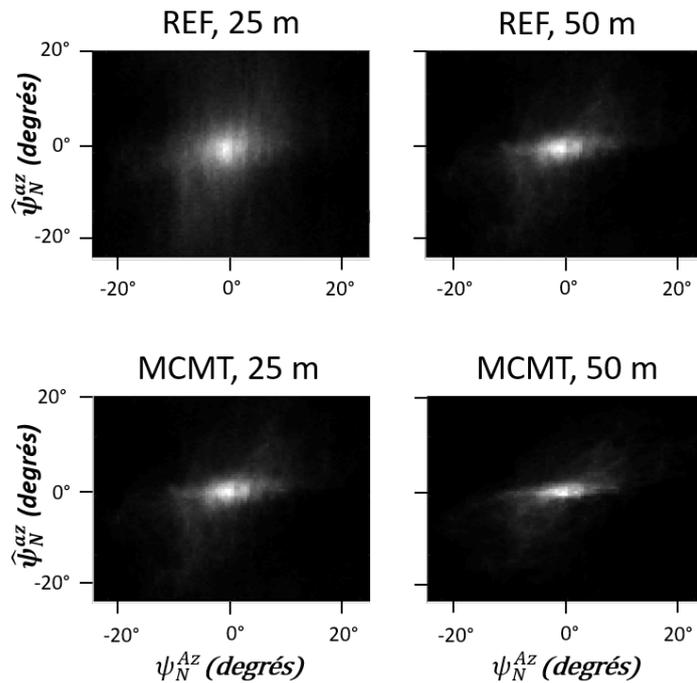


FIGURE 3.11 – Histogrammes 2D représentant la corrélation des pentes azimutales issues du DEM SRTM (ψ_N^{Az}) en fonction des pentes azimutales estimées à partir des données PolSAR ($\hat{\psi}_N^{az}$). Le calcul de la corrélation est réalisé pour la zone encadrée en rouge sur la figure 3.9. La première colonne correspond aux résultats obtenus après application du filtre REF, la deuxième colonne à ceux obtenus avec le filtre MCMT. Sur la première ligne, résultats obtenus avec une résolution de 25 m à la sortie du filtre, sur la deuxième ligne, résultats obtenus avec une résolution de 50 m à la sortie du filtre.

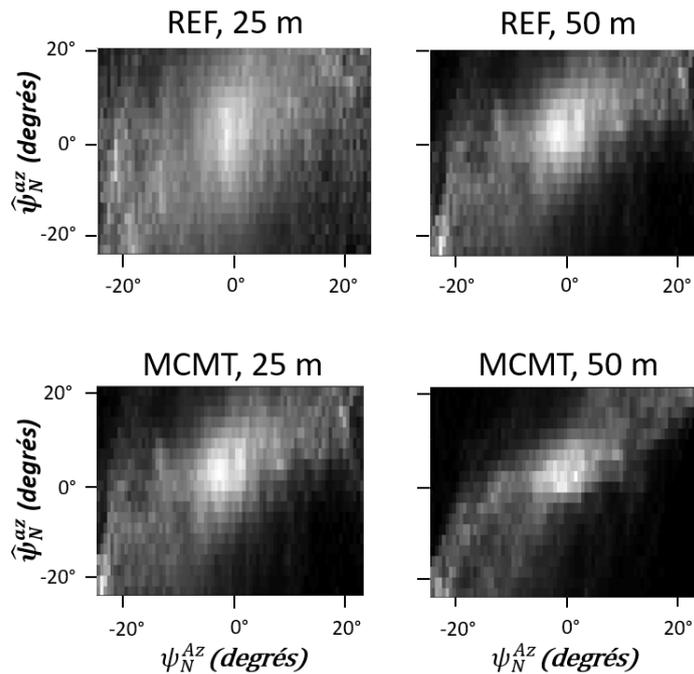


FIGURE 3.12 – Lissage en fonction de la pente locale des histogrammes 2D visibles sur la figure 3.11. La première colonne correspond aux résultats obtenus après application du filtre REF, la deuxième colonne à ceux obtenus avec le filtre MCMT. Sur la première ligne, résultats obtenus avec une résolution de 25 m à la sortie du filtre, sur la deuxième ligne, résultats obtenus avec une résolution de 50 m à la sortie du filtre.

la diminution des variations rapides de pente et la disparition progressive du speckle. La dispersion autour de la diagonale de l'histogramme montre que les données filtrées avec REF sont beaucoup plus bruitées que celles obtenues avec le filtre MCMT. La comparaison des filtrages MCMT et REF montre que les résultats sont équivalents à une résolution près. Cela confirme l'impact du filtre MCMT sur la texture avec un maintien de la réflectivité.

L'étude a également été réalisée pour des données à 6 MHz pour des résolutions en sortie de filtre équivalentes à 50, 100 et 200 m. Les résultats obtenus à 50 et 100 m sont très intéressants avec le filtre MCMT pour lequel on obtient des valeurs de corrélation comprises entre 0,2 et 0,3 par opposition à des valeurs inférieures à 0,2 pour le filtre REF.

Cette première étude sur le site de Paracou permet de conclure que l'information radar relative à la pente est contaminée par le speckle quel que soit la résolution des données. Le filtrage du speckle permet d'améliorer l'estimation de la pente à l'échelle du pixel. Cependant, il implique une dégradation de la résolution des données. Le filtre MCMT améliore le résultat en ayant moins d'impact sur la résolution des données. Cependant, la contribution du filtre MCMT diminue à mesure que la résolution du filtre augmente. Cette dernière est avantageuse lorsqu'on utilise des données acquises avec une résolution native limitée, où le filtrage du speckle est une priorité liée à la préservation la résolution des données, comme dans le cas de la future mission BIOMASS où la largeur de bande sera de 6 MHz.

L'étude réalisée dans ce document a montré l'intérêt d'utiliser plusieurs indicateurs pour quantifier les contributions d'un filtre multi-canal et multi-temporel appliqué aux séries temporelles PolSAR liées à l'observation des forêts denses. La comparaison des résultats obtenus en utilisant les filtres REF et MCMT a montré que le POA est un indicateur

de performance plus déterminant que le ENL standard pour des zones de forêts denses. Ce qui en fait un indicateur réellement déterminant pour les données PolSAR en bande P spécifiques à la future mission BIOMASS.

3.4 Discussion

Dans ce chapitre, nous avons utilisé les données du site test de Paracou en Guyane française. Ce site est connu pour la structure très dense de son couvert forestier ainsi que pour sa topographie vallonnée. Les acquisitions qui y ont été effectuées lors de la campagne aéroportée TropiSAR l'ont été conformément au protocole d'acquisition de la future mission BIOMASS. Un délai de 3 à 4 jours a été respecté entre chaque vol, pris à un angle de route idéal pour maximiser les phénomènes de rétrodiffusion liés aux apports au sol. Comme démontré dans [13], le site d'essai de Paracou est très bien adapté à l'estimation de la topographie et à l'utilisation de l'indicateur polarimétrique t^0 pour l'estimation de la biomasse.

Nous avons choisi de ne pas utiliser les données acquises lors de la campagne AfriSAR [21] en raison du protocole d'acquisition déployé. En effet, la campagne AfriSAR a été consacrée en priorité aux acquisitions TomoSAR, nous ne disposions donc pas de séries temporelles PolSAR dépassant trois dates d'acquisition. De plus, comme expliqué dans le chapitre 2, les intervalles de temps entre les différentes acquisitions d'une même série temporelle sont, dans le cas des campagnes AfriSAR, de l'ordre de la minute, pour respecter la configuration de TomoSAR et garder un maximum de cohérence entre les données. Une trop grande cohérence entre les données ne permet pas une utilisation optimale du filtre MCMT, car il n'y a pas de différences suffisamment exploitables pour le calcul du terme de filtrage f . Ces éléments contribuent à l'exclusion de la campagne AfriSAR pour cette étude.

L'utilisation de données supposées décorréelées pour le filtre MCMT soulève un point important concernant la quantification du gain en termes de nombre équivalent de vues L_{eq} si des données corrélées sont utilisées. Pour cette quantification, nous avons utilisé les données TropiScat qui, à l'aide d'un modèle de décorrélation semi-empirique, nous ont permis d'estimer la décorrélation des données en fonction du temps, comme le montre la figure 3.13 (côté gauche). Plusieurs niveaux de corrélation ont été représentés à partir de matrices C non diagonales. À partir des méthodes proposées dans [9], il est possible d'estimer le gain en L_{eq} obtenu après utilisation d'un filtre MCMT. La figure 3.13 (à droite) montre le L_{eq} théorique obtenu après filtrage pour 3 niveaux de corrélation 0.3, 0.5 et 0.7 en fonction du temps. Les lignes continues sont destinées au filtrage MCMT qui prend en compte la décorrélation des données. Les lignes en pointillés sont pour le filtrage MCMT décrit dans ce chapitre. Les résultats de la figure 3.13 (à droite) permettent de conclure que le filtrage du MCMT est légèrement sous optimal en termes de gain en L_{eq} bien qu'il reste très efficace.

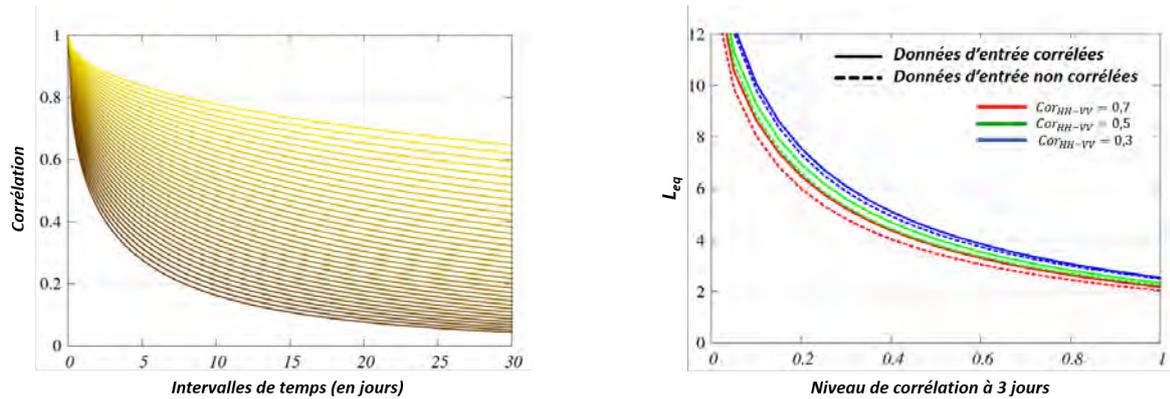


FIGURE 3.13 – À gauche : modèle semi-empirique de la corrélation en fonction des intervalles d’acquisition définis sur l’axe des abscisses, avec des limites supérieures et inférieures correspondant à des corrélations sur 3 jours de 0,87 et 0,37 respectivement. À droite : L_{eq} théorique résultant du filtrage de sept acquisitions polarimétriques de type biomasse en fonction de la corrélation temporelle à 3 jours qui détermine l’autre ligne de base temporelle (jusqu’à 18 jours) par le modèle semi-empirique de décorrélation (à gauche). Les différentes couleurs correspondent à différentes corrélations stationnaires entre HH et VV, allant de 0.7 à 0.3, et les lignes en pointillé et en clair correspondent respectivement aux versions optimales ou non optimales du filtre MCF.

3.5 Conclusion

Grâce à la mise en œuvre d’un filtre du speckle innovant, adapté aux séries temporelles données polarimétriques SAR SLC, ce chapitre propose un nouvel indicateur de performance afin d’évaluer l’efficacité du filtrage, particulièrement pertinent en bande P dans le cas où une végétation dense compromettrait la pénétration des micro-ondes jusqu’au sol sous-jacent.

En accord avec l’amélioration qualitative de la texture des images filtrées, cet indicateur permet de quantifier les bénéfices du filtrage, alors que la mesure standard basée sur le nombre équivalent de vues (ENL) ne parvient pas à saisir ces changements. La saturation de l’ENL n’a pas encore été totalement comprise, mais l’explication la plus probable pour nous réside dans la corrélation spatiale intrinsèque due à la structure de la forêt.

Étant basé sur la corrélation entre l’angle d’orientation polarimétrique et la composante azimutale de la pente du sol estimée à partir d’un DEM indépendant, il est également intéressant de noter que cet indicateur nécessite des données SAR entièrement polarimétriques et un DEM adapté à la pénétration des micro-ondes. Dans notre cas avec les données SAR en bande P, le DEM fourni par le produit SRTM à 30 m constitue une bonne approximation du Modèle Numérique de Terrain (MNT).

Avec la réduction du chatoiement, la mise en œuvre d’un tel filtre contribue à préserver la résolution spatiale, ainsi que la résolution temporelle puisque la moyenne individuelle de chaque échantillon de la séquence temporelle est maintenue. Ces deux caractéristiques sont particulièrement pertinentes dans le cadre de la mission BIOMASS dédiée à l’étude temporelle de la distribution de la biomasse aérienne à l’échelle mondiale, dans laquelle la résolution spatiale est limitée par la largeur de bande de 6 MHz allouée aux applications spatiales civiles. En outre, la préservation de la matrice de covariance entièrement polarimétrique est également très pertinente, que ce soit pour mettre en œuvre des coefficients de rétrodiffusion comme t^0 afin d’optimiser la sensibilité à la biomasse forestière, ou pour exploiter les canaux polarimétriques afin de faire face aux effets per-

turbateurs dus à la variabilité temporelle.

Ce travail met également en évidence l'intérêt d'utiliser les séries temporelles les plus importantes possible afin de bénéficier d'images non corrélées, étant donné que l'optimisation des filtres sur les images corrélées a montré un intérêt limité. D'autres perspectives de développement seront également consacrées à l'utilisation combinée de filtres non locaux, ainsi qu'à l'implémentation de filtres sur d'autres ensembles de données afin de mieux faire face aux scénarios d'images corrélées.

Au-delà des objectifs directs de BIOMASS, ce travail ouvre de nouvelles perspectives d'estimation de la pente du terrain et de reconstruction MNT à partir de données PolSAR, considérant que les orbites ascendantes et descendantes sont vraiment prometteuses pour faire face à la limitation de la méthode liée à l'estimation des seules composantes azimutales.

3.6 Références

- [1] J.W Goodman. Some fundamental properties of speckle. *J. Opt. Soc. Am.*, 66(11) :1145 – 1150, 1976. [56](#), [59](#)
- [2] D. Massonnet and JC. Souyris. *Imaging with synthetic aperture radar*. EPFL Press, march 2008. [56](#), [57](#)
- [3] J.S Lee; I. Jurkevich; P. Dewaele; P. Wawbacq; A. Oosterlinck. Speckle filtering of synthetic aperture radar images : a review. *Remote Sensing Reviews*, 8 :313 – 340, 1994. [57](#), [58](#)
- [4] ESA. Tutorial on radar polarimetry : Speckle filtering, 2000 - 2020. [57](#), [58](#)
- [5] R. Touzi. A review of speckle filtering in the context of estimation theory. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 40(11) :2392 – 2404, 2002. [58](#)
- [6] J.M. Bioucas-Dias and M. A. Figueiredo. Multiplicative noise removal using variable splitting and constrained optimization. *IEEE Trans. On Image Processing*, 19(7) :1720 – 1730, 2010. [58](#)
- [7] C.A. Deledalle; L. Denis; F. Tupin; A. Reigber and M. Jäger. NL-SAR : a unified Non-Local framework for resolution-preserving (Pol)(In)SAR denoising. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53 :2021 – 2038, 2015. [58](#)
- [8] J.S Lee; M.R Grunes; G. De Grandi. Polarimetric SAR speckle filtering and its impact on classification. *Proc. IGARSS'97*, pages 1038 – 1040, August 1997. [58](#), [59](#)
- [9] S. Quegan; J.J Yu. Filtering of multichannel SAR images. *IEEE Transaction on geoscience and remote sensing*, 39(11) :2373 – 2379, Nov 2001. [58](#), [59](#), [71](#)
- [10] C.A Deledalle; L. Denis; L. Ferro-Famil; J.M Nicolas; F. Tupin. Multi-temporal speckle reduction of polarimetric SAR images : A ratio-based approach. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2019. [58](#)
- [11] Telecom ParisTech, Département IDS, Groupe IMAGES. *Rapport final sur le filtrage multi temporel d'images radar - DAJ/AR/IB-2016-10117102*. Telecom ParisTech, Juin 2018. [58](#)
- [12] C. Gelas; L. Villard; L. Ferro-Famil; L. Polidori; T. Koleck; S. Daniel. Multi-temporal speckle filtering of polarimetric P-band SAR data over dense tropical forests : Study case in French Guiana for the BIOMASS Mission. *Remote Sensing*, 13(142), 2021. [58](#)
- [13] L. Villard; T. LeToan. Relating P-band SAR intensity to biomass for tropical dense forest in hilly terrain : γ^0 et t^0 ? *IEEE Journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*, 8(1) :214 – 223, Jan 2015. [61](#), [62](#), [63](#), [66](#), [67](#), [71](#)
- [14] A. Hamadi; L. Villard; P. Borderies; C. Albinet; T. Koleck; T. Le Toan. Comparative analysis of temporal decorrelation at P-band and low L-band frequencies using a tower-based scatterometer over a Tropical Forest. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 14(11) :1918 – 1922, Nov 2017. [61](#)

- [15] N. Labriere; S.Tao; J. Chave; K. Scipal; T. Le Toan; K. Abernethy; A. Alonso; N. Barbier; P. Bissiengou; T. Casal; S. Davies; A. Ferraz; B. Herault; G. Jaouen; K. Jeffery; D. Kenfack; L. Korte; S. Lewis; Y. Malhi; S. Saatchi. In situ reference datasets from the TropiSAR and AfriSAR campaigns in support of upcoming spaceborne BIOMASS Missions. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, PP :1 – 11, juillet 2018. [62](#)
- [16] J.S Lee; D.L Schuler; L. Ainsworth. Polarimetric SAR data compensation for terrain azimuth slope variation. *IEEE Transaction on geoscience and remote sensing*, 38(5) :2153 – 2163, sep 2000. [62](#), [66](#)
- [17] T. Le Toan; N. Floury. On the retrieval of forest biomass from SAR data. *International Journal of Remote Sensing*, September 1994. [63](#)
- [18] F. Garestier; T. Le Toan. Estimation of a forest backscatter profile at P-band using single baseline PolInSAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(9) :3340 – 3348, 2010. [63](#)
- [19] T. Casal; I. Hajnsek; M. Pardini; M. Jager; R. Horn; J.S Kim; K. Papathanassiou; P. Dubois-Fernandez; X. Dupuis; V. Wasik; S. Lewis; N. Labriere; L. Villard; T. Koleček. *Technical Assistance for the development of airborne SAR and Geophysical Measurements during the Afrisar experiment - Deliverable DD-4 - Final Report*. available online, November 2016. [63](#)
- [20] M.M D’Alessandro; S. Tebaldini; S. Quegan; M. Soja and L. M. H Ulander. Interferometric ground notching of SAR images for estimating forest above ground biomass. *IGARSS 2018 - 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pages 8798 – 8800, 2018. [66](#)
- [21] P. Dubois-Fernandez; T. Le Toan; J. Chave; L. Blanc; S. Daniel; H. Oriot; A. Arnau- bec; M. Rejou-Mechain; L. Villard; Y. Lasne; T. Koleček. *Technical assistance for the development of airborne SAR and geophysical measurements during the TropiSAR 2009 experiment (Report)*. available online, february 2011. [71](#)

Chapitre 4

Algorithme d'inversion des données PolSAR bande P en biomasse des forêts

Sommaire

4.1	Modélisation de la relation intensité et biomasse	77
4.1.1	Considérations générales	77
4.1.2	Modèle polylog d'ordre 1	78
4.1.3	Intérêts et limites d'un modèle polarimétrique multivarié	78
4.1.4	Choix d'un coefficient polarimétrique	79
4.1.5	Intérêts et limites d'un modèle polylog	80
4.2	Inversion en biomasse	80
4.2.1	Inversion directe	81
4.2.2	Approche bayésienne	81
4.2.3	Intégration de la dispersion à l'inversion en biomasse	82
4.3	Procédure d'inversion	84
4.3.1	Récapitulatif de la méthode d'inversion	84
4.3.2	Choix des sites d'apprentissage	84
4.3.3	Généralisation du modèle d'inversion	85
4.4	Résultats	85
4.4.1	Résultats expérimentaux pour le site de Paracou	86
4.4.2	Résultats expérimentaux pour le site de Nouragues	97
4.4.3	Résultats expérimentaux pour les sites de la campagne AfriSAR avec les données acquises par le DLR	104
4.4.4	Résultats expérimentaux pour les sites de la campagne AfriSAR avec les données acquises par l'ONERA	115
4.4.5	Résultats expérimentaux pour la totalité des sites expérimentaux	127
4.5	Discussion et analyse	135
4.6	Références	136

Dans ce chapitre, nous allons explorer les méthodes les plus robustes pour estimer la biomasse forestière à partir d'un indicateur polarimétrique choisi. Les indicateurs les plus usités tels que le γ^0 ou le t^0 ont été présentés dans le chapitre 1 et permettent de relier les données PolSAR à une estimation de la biomasse forestière (AGB). Nous avons pris le parti d'étudier ici deux approches d'inversion distinctes, avec l'inversion directe basée sur l'utilisation d'un modèle de régression défini à partir de données d'apprentissage et l'inversion bayésienne basée sur une estimation du comportement forestier à l'aide d'un modèle électromagnétique numérique avancé (FNM-EM).

Ce chapitre est divisé en cinq parties. La première partie explique le lien qui existe entre les indicateurs polarimétriques présentés dans le chapitre 1 et la biomasse forestière. La deuxième partie présente deux méthodes d'inversion qui sont exploitées dans cette thèse pour l'estimation de la biomasse forestière. La troisième partie détaille les procédures d'inversion développées dans ce document. La quatrième partie regroupe les résultats obtenus sur les données présentées dans le chapitre 2 et ces derniers sont analysés et discutés dans la cinquième partie.

4.1 Modélisation de la relation intensité et biomasse

Dans cette partie, nous avons étudié les lois qui relient la biomasse aux indicateurs polarimétriques pour modéliser le comportement de ces derniers en fonction de la biomasse forestière.

4.1.1 Considérations générales

Dans le chapitre 1 nous avons présenté un certain nombre d'indicateurs polarimétriques qui permettent d'estimer la biomasse forestière à partir de données PolSAR tout en corrigeant des facteurs perturbateurs liés à la fréquence d'acquisition, la résolution et la géométrie des capteurs ainsi que les paramètres biogéophysiques locaux. Les nombreuses études qui ont proposé des modèles d'inversion pour estimer la biomasse forestière ont permis de définir des généralités qui caractérisent la relation $i^0 = f(\text{AGB})$ où i^0 représente n'importe quel indicateur polarimétrique exprimé en dB et AGB la biomasse au sol exprimée en t/ha . Ces généralités sont détaillées dans [1] et nous avons énuméré les principales ci-dessous.

1. L'indicateur polarimétrique i^0 est borné par une valeur minimale et une valeur maximale
2. La fonction $f(\text{AGB})$ est monotone et croissante avec sa dérivée première f' positive
3. $f(\text{AGB})$ a une sensibilité décroissante à la biomasse ce qui implique que sa dérivée seconde f'' est négative
4. Pour une biomasse élevée, $f(\text{AGB})$ croît plus lentement que toute puissance d'AGB [2]
5. $f(\text{AGB})$ est surjective ce qui signifie que, quelle que soit la valeur de l'indicateur polarimétrique, une valeur de biomasse lui est associée s'il respecte l'intervalle de valeur imposé par la première généralité.

Les modèles de régression qui ne respectent pas ces cinq généralités permettent rarement de généraliser la méthode à plusieurs sites. Généralement, ils font l'impasse sur les phénomènes physiques liés à l'observation PolSAR ou aux spécificités du terrain étudié. Nous avons donc préféré les écarter de notre étude. Les formules poly logarithmiques

dités polylog répondent à ces exigences et ce chapitre détaille leur utilisation pour l'estimation de la biomasse forestière.

4.1.2 Modèle polylog d'ordre 1

Tout d'abord utilisé pour l'estimation de l'AGB pour des forêts boréales, l'utilisation du modèle polylog d'ordre 1 a été étendu à l'estimation de l'AGB pour les forêts tropicales dans le but d'estimer la biomasse forestière. À partir de données terrain de références qui apportent l'information de biomasse et une extraction du i^0 correspondant, on peut estimer un modèle de régression linéaire polylog d'ordre 1 sous la forme de (4.1).

$$i^0 = a_1 \log_{10}(\text{AGB}) + a_0 \quad (4.1)$$

(4.1) est une relation semi-empirique bijective, car les coefficients a_0 et a_1 sont calculés à partir des données terrain de référence. Par l'intermédiaire de ce modèle, on obtient une loi qui lie les données PolSAR à la biomasse forestière comme le montre la figure 4.1

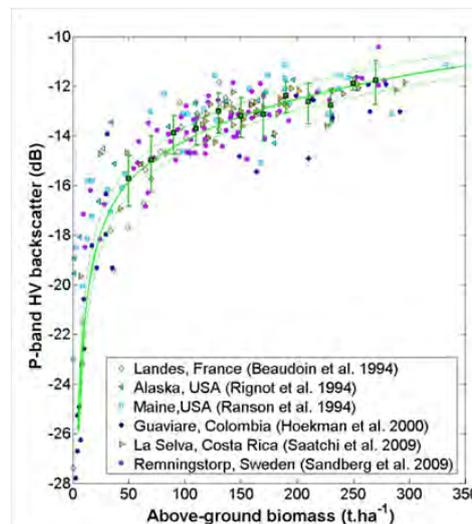


FIGURE 4.1 – Coefficient de rétrodiffusion HV en bande P, rapporté à la biomasse aérienne pour des expériences menées dans six forêts différentes. Extrait de [3].

Dans le cas d'indicateurs polarimétriques simples tels que β^0 ou γ^0 , le choix de la polarisation de l'indicateur est important pour estimer au mieux la biomasse. Comme expliqué dans le chapitre 1, les études détaillées dans [3] ont montré que la polarisation la plus adaptée pour l'estimation de l'AGB dans ce cas-là est la polarisation, HV car elle est plus corrélée aux contributions de volume. Ce modèle polylog d'ordre 1 est très intéressant pour les zones d'observation où la biomasse n'excède pas les 300 t/ha. En effet, le modèle polylog atteint le domaine de quasi-saturation à partir de 300 t/ha. Quand le modèle de quasi-saturation est atteint, il est plus difficile de différencier les valeurs de biomasse propres à une valeur de i^0 données. Certains indicateurs polarimétriques retardent l'entrée dans le domaine de quasi-saturation comme le t^0 par exemple.

4.1.3 Intérêts et limites d'un modèle polarimétrique multivarié

La question d'estimer la biomasse forestière en prenant en compte les contributions du sol ou de l'humidité s'est posée dans un premier temps pour les forêts boréales. Dans

[4] il a été démontré que l'utilisation des polarisations multiples dans le modèle d'inversion permet d'atténuer ces contributions pour focaliser l'estimation de biomasse sur les contributions volumiques des arbres. Pour les forêts boréales, les contributions du sol ou de l'humidité sont plus marquées sur les polarisations HH et VV. Un modèle d'inversion polylog simple qui combine plusieurs indicateurs polarimétriques (4.2) est proposé dans [4].

$$\log_{10}(\text{AGB}) = a_0 + a_1 \gamma_{\text{HV}}^0 + a_2 (\gamma_{\text{VV}}^0 - \gamma_{\text{HH}}^0) + a_3 u (\gamma_{\text{VV}}^0 - \gamma_{\text{HH}}^0) \quad (4.2)$$

Les coefficients a_i sont définis à partir des données terrain, les pentes locales notées u sont calculées à partir du DEM SRTM et les ratios VV/HH permettent de prendre en compte la variabilité temporelle du signal, notamment due aux importants changements d'humidité du sol qui impactent sa contribution, mais aussi celle de double rebond. Les résultats obtenus pour les forêts boréales ont montré la robustesse de ce modèle de régression. Avec les campagnes aéroportées TropiSAR et AfriSAR notamment, des études équivalentes ont été conduites pour les forêts tropicales. On peut citer [5] ou [6] qui ont proposé des modèles de régression pour les forêts tropicales. Ces études ont montré des résultats intéressants, mais pour des valeurs de biomasse inférieures à 300 t/ha.

L'utilisation des ratios polarimétriques (4.2) pour les forêts tropicales n'a pas permis de dégager de tendances pertinentes. Ces limites peuvent s'expliquer d'une part avec une dynamique du signal en fonction des conditions d'humidité du sol beaucoup moins importante qu'en milieu boréal, d'autre part avec une contribution du double rebond moins dépendante à la polarisation. L'utilisation d'un indicateur qui intègre au préalable toutes les corrections liées aux contributions de la géomorphologie du terrain est plus optimale que le γ^0 pour l'estimation de la biomasse forestière. On peut citer l'indicateur t^0 décrit dans [2] qui a été développé dans cette optique.

4.1.4 Choix d'un coefficient polarimétrique

Dans le cas des forêts tropicales, deux indicateurs polarimétriques se distinguent, le γ^0 en polarisation HV et le t^0 . L'un et l'autre peuvent être reliés à la biomasse par l'intermédiaire du modèle (4.1).

On observe plusieurs limitations à l'utilisation de l'indicateur polarimétrique γ_{HV}^0 pour l'estimation de la biomasse des forêts tropicales. Tout d'abord, on note que pour l'estimation des biomasses supérieures à 300 t/ha, le domaine de quasi-saturation est très marqué. De plus, comme démontré dans [2] et expliqué dans le chapitre 1, la forte pénétration de la bande P à travers le couvert forestier permet une très bonne estimation de l'AGB, mais implique la prise en compte des phénomènes de rétrodiffusion liés aux contributions du sol. En bande P, la topographie du terrain impacte fortement les mesures PolSAR. Il a été démontré dans [7] que pour des pentes locales supérieures à 4°, l'indicateur γ_{HV}^0 ne permet pas une estimation précise et robuste de la biomasse à partir du modèle de régression en polylog simple.

Pour ce qui concerne l'indicateur t^0 , comme expliqué dans le chapitre 1, il permet de corriger la géométrie locale, d'optimiser les contributions de volumes dans la polarisation croisée HV en corrigeant les effets topographiques par l'intermédiaire du POA $_{t^0}$. Il prend également en compte les variations angulaires et les contributions relatives aux mécanismes de diffusion. Les études réalisées dans le cadre de la mission BIOMASS ont montré que l'apport du t^0 pour les forêts tropicales était significatif seulement dans les cas où la topographie locale présente des pentes supérieures à 4°. Dans le cas contraire, il est préférable d'utiliser l'indicateur γ^0 comme démontré dans [7]. Cependant le t^0 atteint

le domaine de quasi-saturation moins vite que le γ_{HV}^0 ce qui est un atout pour le suivi des zones de forêts tropicales denses.

L'indicateur t^0 a été choisi comme un indicateur privilégié pour cette thèse aux vues des données disponibles pour les forêts tropicales, décrites dans le chapitre 2, tout en prenant en compte la topographie terrain des sites de campagne et de la gamme de biomasses étudiée.

4.1.5 Intérêts et limites d'un modèle polylog

Dans l'optique de définir un modèle d'inversion global pour toutes les forêts tropicales, nous avons utilisé la totalité des données de référence collectées lors des campagnes TropiSAR et AfriSAR. Comme le montre la figure 4.2, le modèle logarithmique d'ordre 1 décrit dans (4.1) ne permet pas d'estimer la totalité des comportements de l'indicateur polarimétrique en fonction de la biomasse. En effet, si les contraintes de régression permettent une très bonne estimation des valeurs de faibles biomasses, il y a une surestimation de la sensibilité de l'indicateur polarimétrique pour les fortes biomasses. Dans le cas contraire, si les contraintes de régression portent sur les valeurs de fortes biomasses, ce sont les valeurs de faibles biomasses qui sont sous-estimées.

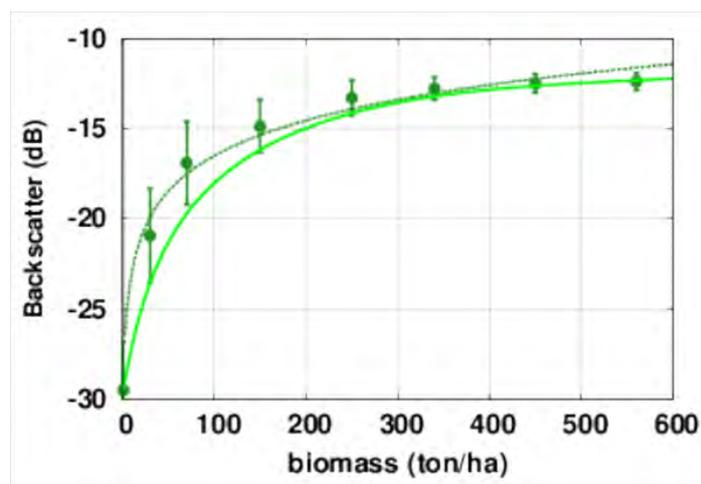


FIGURE 4.2 – Coefficients de rétrodiffusion simulés exprimés en fonction de la biomasse forestière pour deux modèles de régression polylog d'ordre 1. Extrait de [1].

Pour répondre aux critères de régression fixés au début du chapitre, et estimer au mieux les valeurs de faibles et fortes biomasses, il est possible d'augmenter le degré de liberté (ddl) du modèle polylog proposé en (4.1). Le modèle de régression prend ainsi une forme polynomiale tout en conservant sa forme logarithmique.

$$i^0 [dB] = \sum_{k=0}^n a_k \cdot \log_{10}^k (AGB [t/ha]) \quad (4.3)$$

4.2 Inversion en biomasse

La première partie de ce chapitre nous a permis d'estimer un modèle d'inversion optimal pour estimer la biomasse. Il faut maintenant établir la méthode la plus robuste pour estimer la biomasse forestière en utilisant ce modèle de régression. C'est ce que nous nous efforçons de faire dans cette partie.

4.2.1 Inversion directe

Pour estimer la biomasse forestière à partir de l'indicateur polarimétrique t^0 en utilisant le modèle de régression polylogarithmique, la méthode la plus simple consiste en une inversion directe de l'indicateur polarimétrique à travers ce modèle. L'inversion directe donne une estimation très rapide de la biomasse à partir de l'indicateur t^0 . Cependant, il faut savoir qu'elle n'est idéale que dans le cas où pour une valeur de biomasse donnée on n'observe qu'une seule valeur de t^0 , on serait ainsi dans un cas bijectif. Hors si l'on représente sur un même graphique les valeurs des coefficients polarimétriques pour une biomasse donnée et le modèle de régression comme sur la figure 4.3, on observe une forte dispersion des t^0 autour de (4.6).

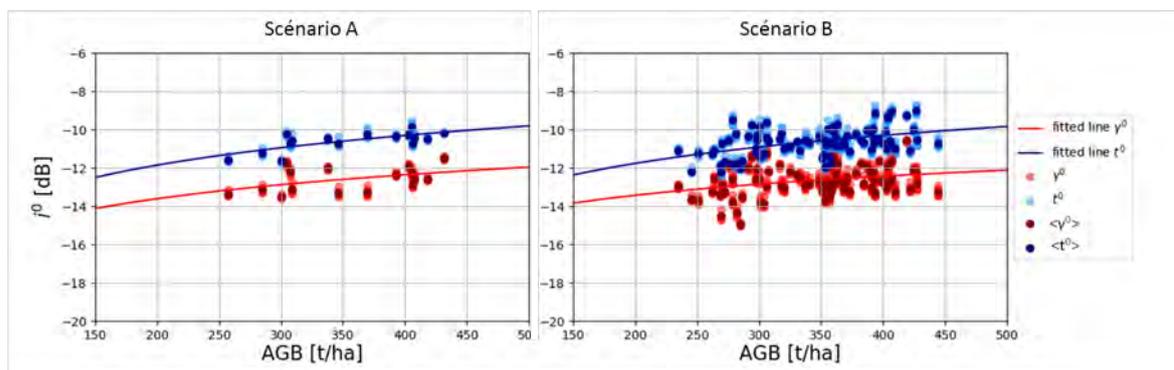


FIGURE 4.3 – Exemple de dispersion ROI autour du modèle d'inversion

Lors d'une inversion directe, certaines valeurs de biomasse estimées seront erronées, car pour une même valeur de biomasse, on peut obtenir plusieurs valeurs de l'indicateur polarimétrique. Les raisons de cette variation de l'indicateur polarimétrique sont multiples. La première est directement liée à la technologie radar. En effet la réflectivité des mesures radar dépend beaucoup de l'orientation de la cible, des phénomènes de rétrodiffusion, etc. Aussi pour deux zones identiques de forêts, il est possible d'avoir des mesures de réflectivité différentes. À cela s'ajoute le speckle, évoqué dans le chapitre 4, et qui impacte de manière aléatoire les mesures radar. Nous avons déjà montré que le filtrage du speckle est très compliqué et entraîne souvent une forte perte de résolution. Ces particularités de mesure de l'acquisition SAR sont propagées lors du calcul de l'indicateur polarimétrique. Ainsi on les retrouve lors de l'inversion en biomasse. Pendant l'inversion, elles sont fonction de la dérivée du modèle de régression. On peut donc conclure qu'une inversion directe provoque une propagation des erreurs critiques lors de l'estimation de la biomasse forestière.

Une des solutions serait de trouver un indicateur dont la dispersion est limitée au maximum autour du modèle de régression. C'est déjà ce que nous nous sommes efforcés de faire en utilisant le t^0 et en optimisant (4.1) vers (4.6). Une autre solution serait de prévoir la dispersion du t^0 autour du modèle de régression pour la prendre en compte lors de l'inversion. C'est ce que nous proposons dans la suite de ce chapitre.

4.2.2 Approche bayésienne

Nous avons établi que l'inversion directe de t^0 pour l'estimation de la biomasse forestière propage les erreurs liées aux particularités d'acquisition SAR. On sait également que la rétrodiffusion radar est affectée par le volume diélectrique. Or, la relation qui lie le volume diélectrique et la rétrodiffusion radar est régie par des lois écologiques complexes

qui prennent en compte la biomasse (AGB), la densité du bois ou encore la teneur en eau des arbres [8]. C'est ce qui provoque une dispersion de l'indicateur polarimétrique autour de ce modèle de régression.

Les modèles EM-FNM tels que MIPERS^{4D}, *PolSARproSIM* ou MIMICS permettent de simuler des données PolSAR, PolInSAR et TomoSAR sur plusieurs hectares. Ce qui peut permettre d'estimer les variations de la rétrodiffusion pour une zone de forêt considérée. Dans cette thèse, on a utilisé MIPERS^{4D} qui a été développé au CESBIO [9]. Pour calibrer ce modèle, il faut réaliser une description 3D de l'architecture forestière et de la topographie terrain par un apport de données terrain. Ces dernières permettent de prendre en compte des effets perturbateurs liés à la topographie, à la structure forestière ou à l'humidité du sol et se basent sur l'utilisation de rapports de polarisation.

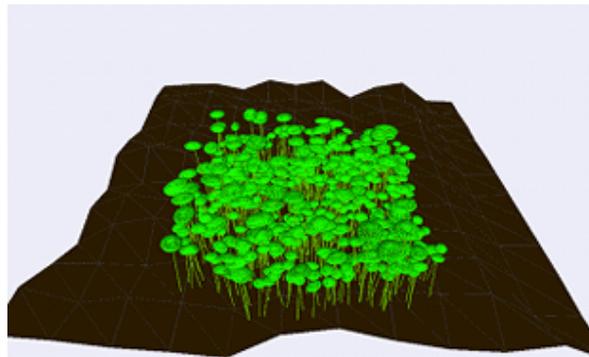


FIGURE 4.4 – Simulation forestière en représentation 3D avec MIPERS^{4D}. Extrait de [10]

Le modèle MIPERS^{4D} permet de différencier les deux principaux mécanismes de diffusion qui sont liés aux volumes forestiers et aux effets de sol mais également d'associer les incertitudes 3D liées aux variations de l'humidité des sols (Soil Moisture : SM 10 à 25 %) et de la teneur en eau (Volumetric Water Content : VWC 40 à 60 %). Il peut également prendre en compte le nombre d'arbres par hectare et les variations de pente.

Pour ces simulations de forêts, le modèle s'appuie sur la méthodologie décrite dans [11] qui est basée sur un modèle descriptif de la croissance des forêts (FGDM). Il utilise une description par couches homogènes de forêt en séparant l'impact des branches de celui du tronc [10]. Cette simulation de données permet ensuite de modéliser les diffuseurs propres à la végétation et aux surfaces sous-jacentes observées et ainsi d'isoler les principaux mécanismes de diffusion [9].

À partir des simulations MIPERS^{4D}, on peut associer à une valeur de biomasse donnée des paramètres biogéophysiques. Ces paramètres peuvent permettre d'estimer les valeurs les plus probables de l'indicateur polarimétrique pour une biomasse donnée. Ainsi, on peut simuler les valeurs de la dispersion de l'indicateur polarimétrique autour du modèle de régression.

4.2.3 Intégration de la dispersion à l'inversion en biomasse

À partir des simulations des mécanismes de diffusion, on peut estimer la dispersion de l'indicateur polarimétrique autour du modèle de référence pour une valeur de biomasse donnée. Cela permet d'associer des phénomènes physiques au modèle de régression qui relie de manière linéaire l'indicateur polarimétrique à la biomasse aérienne (AGB) et dont les coefficients d'ajustement sont semi-empiriques. La sensibilité de l'indicateur polarimétrique autour du modèle d'inversion prend en compte la globalité des mécanismes de rétrodiffusion qui sont simulés en tant que contributions indépendantes par le modèle

EM-FNM. Par l'intermédiaire du modèle FNM EM, on obtient une formulation explicite de la relation qui lie l'indicateur polarimétrique et l'AGB qui prend la forme de fonction de vraisemblance. Ces fonctions ont une intensité gaussienne généralisée qui peut être orientée pour s'adapter à l'asymétrie de la dispersion de l'indicateur polarimétrique.

Pour intégrer les fonctions de vraisemblances à l'inversion en biomasse, on réalise une inversion bayésienne pour laquelle on calcule la moyenne conditionnelle de la biomasse pour une valeur de t^0 donnée définie dans (4.4). Pour cela, on utilise l'estimateur MMSE (Minimum Mean Square Error) qui minimise la RMSE (Root Mean Square Error).

$$\widehat{AGB} = E[AGB|t^0] = \int_0^{AGB_{max}} AGB \cdot p(AGB|t^0) dAGB \quad (4.4)$$

\widehat{AGB} est la biomasse estimée, $p(AGB|t^0)$ est la fonction de densité de probabilités conditionnelles de la biomasse AGB donnée pour une observation de t^0 . La gamme de biomasses considérée va de 0 à AGB_{max} avec $AGB_{max} = 600$ t/ha pour une zone de forêt tropicale dense.

En utilisant la formule de Bayes pour les probabilités conditionnelles, $p(B|t^0)$ peut être exprimée comme suit : $p(t^0|B) \cdot p(B) / p(t^0)$. Si on fait l'hypothèse d'une distribution uniforme de la biomasse, la biomasse estimée peut être exprimée comme dans l'équation 4.5 et représentée comme sur la figure 4.5.

$$\widehat{AGB} = \int_0^{AGB_{max}} AGB \cdot L(t^0|AGB) dAGB \quad (4.5)$$

où $L(t^0|AGB)$ est la fonction de probabilité qui caractérise la distribution du t^0 pour une biomasse donnée.

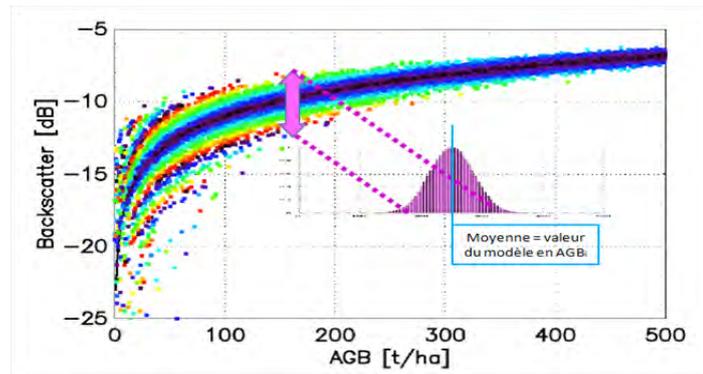


FIGURE 4.5 – Exemple de scène 3D simulée avec MIPERS^{4D}. Extrait de [1].

Par souci de simplicité, on a considéré une distribution normale généralisée afin de s'adapter à la dispersion simulée résultant de l'EM-FNM. Cette distribution nécessite 3 paramètres : localisation, échelle et facteur de forme. Elle permet de trouver la probabilité de l'écart entre une mesure donnée du t^0 et la valeur la plus probable t_{ml}^0 pour une valeur de biomasse donnée. L'importance d'utiliser un indicateur polarimétrique adapté est primordiale pour cette étape. En effet, plus les valeurs de l'indicateur polarimétrique sont corrélées au modèle de régression, plus les fonctions de vraisemblance seront précises, meilleure sera l'estimation de la biomasse.

4.3 Procédure d'inversion

Cette partie est consacrée à la mise en place des méthodes d'inversion proposées dans les parties précédentes. Dans un premier temps, l'articulation des méthodes est représentée dans un graphique récapitulatif. Puis on détaille l'apprentissage pour la détermination des paramètres de modèle de régression polylog d'ordre 3.

4.3.1 Récapitulatif de la méthode d'inversion

Le graphique de la figure 4.6 détaille la procédure mise en place pour estimer la biomasse forestière à partir de la carte d'indicateur polarimétrique et des données d'observations de la terre (EO) telles que des informations topographiques, relevés d'humidité du sol, des informations sur la structure forestière et les espèces d'arbres, etc. Les rectangles rouges schématisent les données d'entrée dont on est certain de disposer pour l'estimation de la carte t^0 et dont on ne peut se passer pour l'estimation de la biomasse forestière. Les rectangles oranges représentent également des données d'entrée cependant elles ne sont pas indispensables. L'accès à ces données permet une estimation plus fine de la biomasse. Si elles ne sont pas accessibles, on obtient tout de même une estimation de biomasse tout à fait fiable. Les rectangles verts signalent les données de sortie, obtenues après une ou plusieurs transformations de données. Les blocs bleus aux bords arrondis indiquent une phase de calcul plus ou moins complexe.

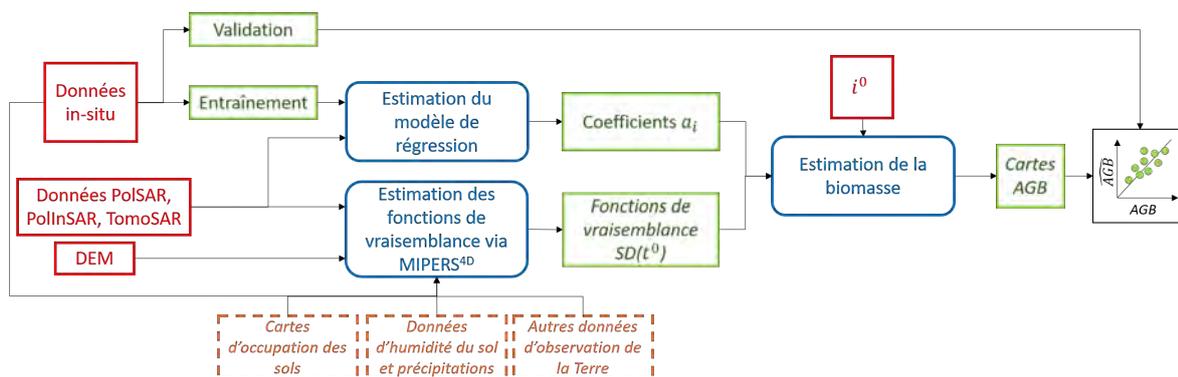


FIGURE 4.6 – Schéma récapitulatif de la procédure d'estimation de la biomasse forestière à partir de l'indicateur polarimétrique t^0 .

4.3.2 Choix des sites d'apprentissage

Comme expliqué à travers le chapitre 2, dans cette thèse, nous avons ciblé deux campagnes aéroportées, TropiSAR et AfriSAR, qui sont respectivement localisées en Guyane française et au Gabon. Les deux campagnes, réalisées pour l'étude des forêts tropicales, ont ciblé plusieurs sites d'observation. Les sites survolés ont été choisis avec soin pour les particularités de leurs forêts, de leur topographie, mais aussi pour les mesures terrain réalisables sur les sites.

Pour la campagne TropiSAR, c'est le site de Paracou qui a été choisi comme site de référence. Il est étudié depuis de nombreuses années, le suivi des forêts y est fait de manière régulière et plusieurs parcelles de références bénéficient d'un suivi ciblé depuis des années. De plus le site est très référencé et bénéficie d'un apport considérable en données d'observation. Ces particularités font de Paracou un site de référence que nous utilisons

pour l'apprentissage du modèle de régression. On peut cependant noter une petite lacune pour ce site : la gamme de biomasses des mesures terrain ne couvre que les fortes biomasses allant de 200 à 500 t/ha comme expliqué dans le chapitre 2.

Pour la campagne AfriSAR, 4 sites ont été survolés. C'est le site de La Lopé qui a bénéficié du plus grand nombre de mesures PolSAR, PolInSAR et TomoSAR. Plusieurs angles de route ont également été testés pour les acquisitions. Les mesures terrain ont été réalisées sur une très large gamme de biomasses, incluant des zones de savane et de reboisement. Là aussi c'est le site le mieux référencé avec un nombre de mesures terrain très important. Nous l'avons donc choisi comme site d'apprentissage également.

4.3.3 Généralisation du modèle d'inversion

Comme expliqué dans la section 4.1.5, augmenter le degré de liberté (ddl) du modèle de régression permet de mieux respecter les différents domaines de variation de la loi $t^0 = f(AGB)$. Un ddl trop faible (ordre 1) ne permet pas de modéliser à la fois les comportements des faibles et des fortes biomasses. Un ddl trop grand entraîne des difficultés pour l'estimation des paramètres du modèle qui dans ce cas ne dépendent plus des paramètres physiques des mesures. Il faut donc trouver un compromis. Il s'avère que le modèle logarithme cubique (3 ddl) décrit dans (4.6) est celui qui répond le mieux aux contraintes de régressions conjointes de l'estimation des fortes et faibles biomasses.

$$t^0 = a_3 \log_{10}^3(AGB) + a_2 \log_{10}^2(AGB) + a_1 \log_{10}(AGB) + a_0 \quad (4.6)$$

L'estimation des coefficients du modèle se fait en deux étapes. Dans un premier temps, on utilise les observations de terrain pour fixer les paramètres a_0 et a_1 . le coefficient a_0 est lié à la saturation des fortes biomasses, il est défini à l'aide des ROI obtenus sur les sites de La Lopé, Paracou et Nouragues présentés dans le chapitre 2. Ainsi, a_0 est fixé à une valeur de -30dB . Pour le coefficient a_1 , on utilise la valeur de la pente moyenne du modèle pour une biomasse égale à 500 t/ha. Ainsi, en calculant la dérivée du modèle, on obtient $\frac{dt^0}{d(AGB)}(AGB = 500\text{ t/ha}) = 0,45$. Dans un second temps, on utilise les valeurs de biomasse de références pour estimer les paramètres restant par régression polynomiale.

En utilisant conjointement les mesures terrain des sites de Paracou et AfriSAR, nous avons pu établir un modèle de régression commun aux deux campagnes dont les paramètres sont résumés dans le tableau 4.1. Le modèle (4.6) sera notre modèle de référence pendant le reste du chapitre.

a_0	-30.6682
a_1	7.91381
a_2	-0.110480
a_3	-0.142741

TABLEAU 4.1 – Paramètres du modèle de référence généralisé pour les forêts tropicales.

4.4 Résultats

Ce chapitre est consacré à l'étude des indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 pour l'estimation de la biomasse forestière. À partir des données acquises pendant les campagnes TropiSAR et AfriSAR, les indicateurs γ^0 et t^0 ont été calculés pour les sites de Paracou, La Lope, Mondah, Mabounie et Rabi. Les résultats obtenus ont permis d'étudier l'intérêt du

t^0 par rapport au γ^0 , de quantifier l'apport d'une inversion bayésienne sur une inversion directe pour l'estimation de la biomasse forestière et d'estimer la robustesse des indicateurs en fonction de la structure forestière, du type de capteur utilisé et des variations temporelles ou saisonnières.

Le choix des indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 a été motivé par les travaux proposés sur les campagnes de mesure propres à l'étude des forêts tropicales. Le γ^0 a été choisi comme référence, car il est très utilisé pour l'estimation des cartes de biomasse des forêts boréales [3] et permet d'obtenir avec peu de traitement une estimation de la biomasse à partir des données PolSAR. Le choix du t^0 qui permet de maximiser le volume de diffusion effectif et de compenser certains effets de distorsion, de structure et d'atténuation propres aux forêts tropicales semblait plus adapté à cette thèse qui se focalise sur les biomes tropicaux [2].

4.4.1 Résultats expérimentaux pour le site de Paracou

Le site de Paracou est le plus adapté pour les différentes études liées à l'estimation des cartes de biomasse à partir des indicateurs polarimétriques de par le protocole d'acquisition des données PolSAR de bande passante 125 MHz réalisées sur ce site (notées FR pour Full Resolution), mais également en raison du nombre de mesures terrain (*in situ*) disponibles.

Comme détaillé dans le chapitre 2, les données de la série temporelle PolSAR HD ont été acquises avec un intervalle de temps toujours supérieur à trois jours. Cet intervalle est optimal pour l'utilisation du filtrage MCMT présenté dans le chapitre 3 puisqu'il utilise la décorrélation temporelle des données pour minimiser le speckle. Ce protocole d'acquisition a permis d'étudier la stabilité temporelle des indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 pour une même série temporelle.

L'importance des données *in situ* (84 parcelles de 1 ha) sur le site de Paracou a permis de réaliser une étude sur la stabilité des modèles de régression calculés à partir des indicateurs polarimétriques en fonction de la biomasse forestière. De plus, le site de Paracou présente une topographie douce qui impacte les données PolSAR sans toutefois les rendre inexploitable ce qui est très intéressant pour quantifier l'apport du t^0 sur le γ^0 .

4.4.1.1 Estimation des indicateurs polarimétriques

Pour l'intégralité des données traitées dans cette section, un filtre moyenneur a été appliqué avant l'estimation des γ^0 et le filtre multi-temporel et multi-canal (MCMT) présenté dans le chapitre 3 a été appliqué avant le calcul des t^0 avec une fenêtre de filtrage de résolution équivalente à celle du γ^0 pour conserver au mieux l'homogénéité des données et étudier la stabilité temporelle. Les deux indicateurs sont représentés sur les figures 4.7 et 4.8 à différentes résolutions pour l'intégralité des données disponibles sur le site de Paracou en HD.

Les figures 4.7 et 4.8, sont respectivement, une carte de l'indicateur γ^0 et t^0 à 25 et 100 m de résolution, exprimée en dB, correspondant à une date de la série temporelle HD. La comparaison des figures 4.7 et 4.8 permet de constater que l'indicateur t^0 a une meilleure dynamique en dB que le γ^0 ce qui témoigne d'une sensibilité plus marquée à la biomasse forestière. Sur les cartes du γ^0 on observe une forte dépendance à la géométrie d'acquisition des données qui correspond à une diminution de l'intensité en dB, à l'inverse de l'axe des easting, lié à l'augmentation de l'angle d'élévation en fonction de l'éloignement au nadir. Les cartes du t^0 montrent que l'effet de l'angle d'élévation est totalement corrigé à travers l'estimation de l'indicateur. De plus, le t^0 semble moins affecté par le filtrage

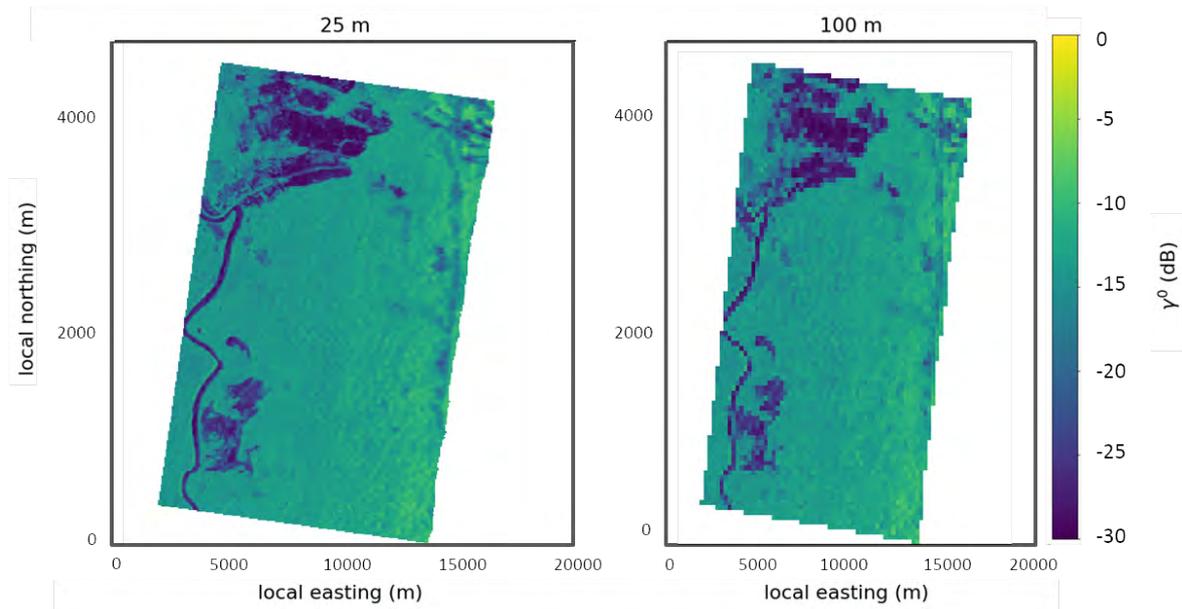


FIGURE 4.7 – Cartes en géométrie sol (GRD) de l'indicateur polarimétrique γ^0 exprimé en dB et calculé à partir de la série temporelle HD réalisée sur le site de Paracou pendant la campagne TropiSAR. De gauche à droite, la carte est affichée à 25 m et 100 m de résolution.

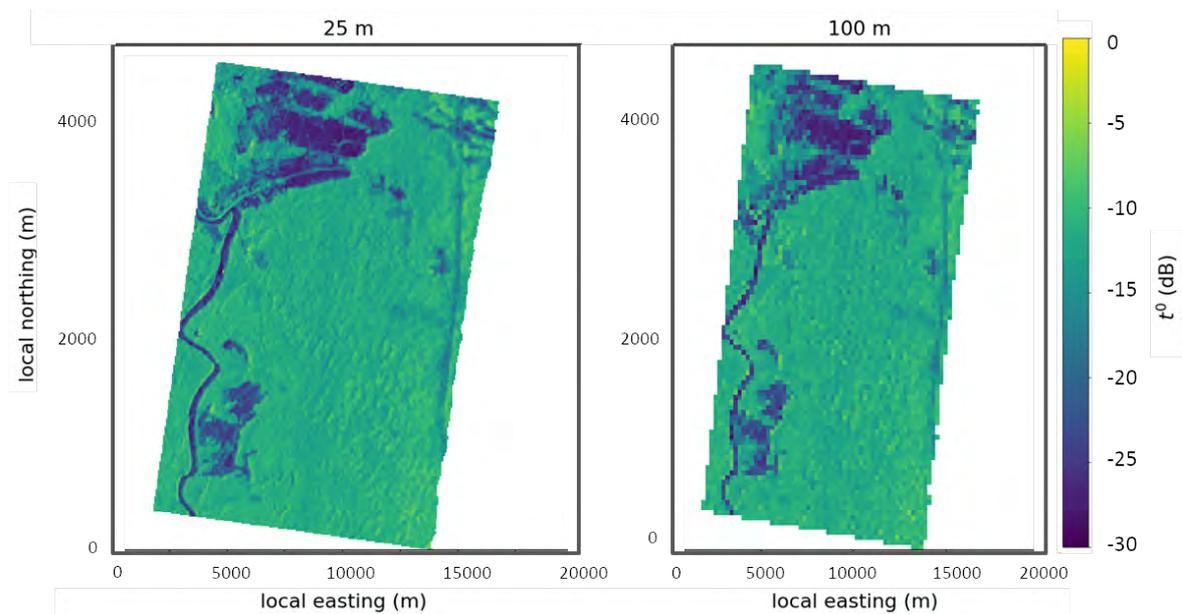


FIGURE 4.8 – Cartes en géométrie sol (GRD) de l'indicateur polarimétrique t^0 exprimé en dB et calculé à partir de la série temporelle HD réalisée sur le site de Paracou pendant la campagne TropiSAR. De gauche à droite, la carte est affichée à 25 m et 100 m de résolution.

que le γ^0 en raison de l'utilisation du filtre MTMC qui conserve une meilleure résolution ce qui implique néanmoins une conservation des informations liées à la topographie à travers les deux indicateurs.

4.4.1.2 Relation entre les indicateurs polarimétriques et la biomasse

Dans cette section, trois scénarios distincts ont été considérés pour l'estimation des modèles de régression qui lient les indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 à la biomasse fo-

restière. Les scénarios A et B sont basés sur une estimation sure optimale du modèle de régression où l'on considère l'intégralité des données *in situ* disponibles (à différentes échelles) pour calculer les paramètres du modèle. Le scénario C vise à estimer la robustesse de la régression qui lie les indicateurs polarimétriques à la biomasse forestière.

Les ROI disponibles sur le site de Paracou appartiennent à une gamme de biomasses comprise entre 250 et 450 t/ha. L'estimation d'un modèle de régression polylogarithmique d'ordre 4 n'étant envisageable et nécessaire que si l'on considère l'intégralité de la gamme de biomasses (0 à 500 t/ha), nous avons donc ciblé l'utilisation d'un modèle logarithmique d'ordre 2 dans cette section.

Pour évaluer la pertinence des indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 en fonction de la biomasse forestière, quatre critères distincts ont été utilisés dans cette section :

- Le coefficient de Pearson noté r_p qui apporte une information sur la corrélation des données avec le modèle de régression estimé.
- La valeur du χ^2 qui permet d'évaluer la dispersion des données autour du modèle.
- La valeur de la pente issue de la relation polylog qui lie l'indicateur polarimétrique à l'AGB et permet d'estimer sa sensibilité à la biomasse.
- La stabilité temporelle des indicateurs en fonction du temps.

Quel que soit le scénario considéré, la performance de la régression est estimée en fonction de ces paramètres.

Scénarios A et B

Pour le scénario A, l'intégralité des ROI disponibles ont été utilisées mais dans leur découpage minimal. C'est-à-dire que l'on considère 15 ROI de 6.5 ha et 1 ROI de 25 ha pour estimer le modèle de régression lié aux données de la série temporelle HD du site de Paracou. Les résultats obtenus sont visibles sur la figure 4.9 (partie gauche) et détaillés dans le tableau 4.2.

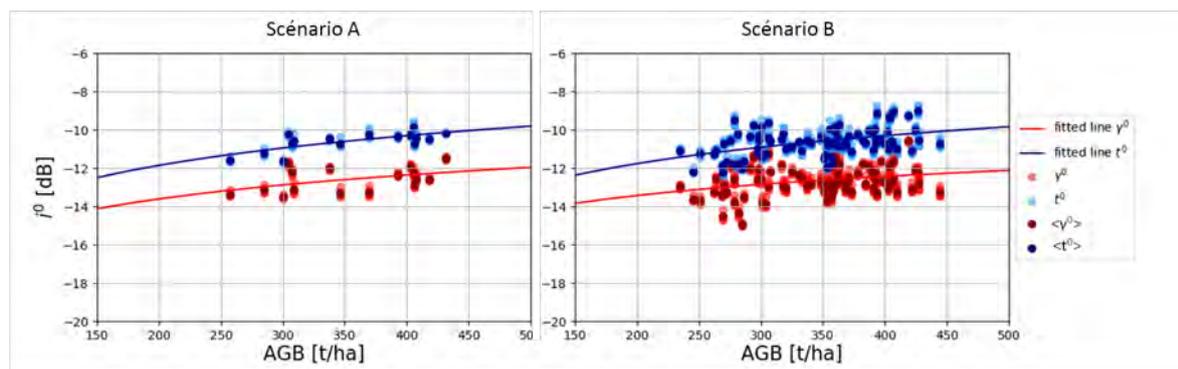


FIGURE 4.9 – Indicateur polarimétrique de rétrodiffusion γ^0 (en rouge) et t^0 (en bleu) en fonction de la biomasse forestière. Sur la base d'une relation logarithmique d'ordre 1 détaillée dans la section 4.2, des régressions ont été effectuées et conduisent aux lignes continues en rouge et bleu (cf. tableaux 4.2 et 4.3 pour les résultats complets des régressions). À gauche, 15 ROI de 6.5 ha et 1 ROI de 25 ha ont été utilisés pour la régression (scénario A). À droite, 85 ROI de 1 ha ont été utilisés pour la régression (scénario B).

Pour le scénario B, les ROI du scénario A sont considérés avec un découpage à 1 ha ce qui permet de considérer 84 parcelles distinctes pour la régression du modèle. Les résultats obtenus sont visibles sur la figure 4.9 (partie droite) et détaillés dans le tableau 4.3.

Scénario A	a (dB.ha/t)	b (dB)	r_p	RMSE	χ^2
γ^0	4.15	-23.16	0.43	50.64	-
t^0	5.15	-23.72	0.71	42.78	-

TABLEAU 4.2 – Résultats de la régression logarithmique qui lie les indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 à la biomasse forestière suite à l'application du scénario A.

Scénario B	a (dB.ha/t)	b (dB)	r_p	RMSE	χ^2
γ^0	3.30	-21.03	0.26	117.37	-
t^0	4.85	-22.93	0.43	99.04	-

TABLEAU 4.3 – Résultats de la régression logarithmique qui lie les indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 à la biomasse forestière suite à l'application du scénario B.

La variation des indicateurs polarimétriques sur l'intégralité de la série temporelle considérée est illustrée sur la figure 4.9 au moyen des points plus clairs. Pour chaque ROI considérée, la valeur moyenne du i^0 est représentée par un point plus foncé. Quel que soit l'indicateur considéré, la variabilité observée est très limitée, de l'ordre de 0.5 dB sur un mois pour les parcelles les plus instables. Cela confirme la stabilité temporelle des intensités issues des mesures PolSAR en bande P.

Les régressions $i^0 = f(\text{AGB})$, représentées sur la figure 4.9 sont estimées à partir de la totalité des valeurs de i^0 calculée pour l'intégralité des données de la série temporelle HD où i^0 correspond à un indicateur polarimétrique quelconque (γ^0 ou t^0). Les paramètres des modèles de régression estimés ainsi que les statistiques associées sont détaillés dans les tableaux 4.2 pour le scénario A et 4.3 pour le scénario B. Quel que soit le scénario considéré, les tendances sont équivalentes. Pour une dispersion égale des données (cf. χ^2), les paramètres de pente des modèles de régression estimés à partir de l'indicateur t^0 sont plus grands que pour le γ^0 ce qui témoigne d'une meilleure sensibilité de cet indicateur à la biomasse comme pressenti à travers l'affichage des cartes d'indicateurs sur les figures 4.7 et 4.8. Ce différentiel plus marqué sur la gamme de biomasse ciblée souligne une meilleure différenciation des valeurs de biomasse en fonction de l'indicateur t^0 . De plus, les valeurs des coefficients de corrélation (r_p) sont plus grandes lorsque le γ^0 est utilisé, ce qui signifie que le modèle est plus fiable et estimé avec plus de robustesse. L'utilisation du t^0 pour l'estimation de la biomasse forestière sur le site de Paracou en comparaison à l'indicateur γ^0 semble donc pertinente.

Scénario C

Le nombre de parcelles *in situ* disponible sur le site de Paracou (84 parcelles de 1 ha) permet de considérer une certaine quantité de parcelles pour l'apprentissage du modèle de régression qui lient les indicateurs polarimétriques à la biomasse et d'utiliser les parcelles restantes pour en valider la robustesse. Le scénario C considère un groupe de 10 ROI d'entraînement pour l'estimation du modèle de régression où les 74 parcelles restantes sont utilisées pour l'estimation de la robustesse du modèle. Le scénario a été itéré 50 fois avec un choix aléatoire des 10 parcelles d'entraînement. Il est illustré à travers la figure 4.10 où l'on peut constater la diversité des modèles de régression estimés en fonction des ROI d'entraînement.

Dans le cas du site de Paracou, les mesures *in situ* disponibles concernent uniquement des zones de forêts denses, comprises entre 200 et 500 t/ha de biomasse. Sur cet

intervalle de biomasse, la figure 4.10 permet de constater que les modèles de régression sont contraints correctement puisqu'ils évoluent dans un intervalle allant de -13 à -12 dB en ordonnée. Pour les valeurs de faible biomasse, il n'y a aucune valeur de référence ce qui entraîne un différentiel maximal de 6 dB entre les modèles les plus extrêmes.

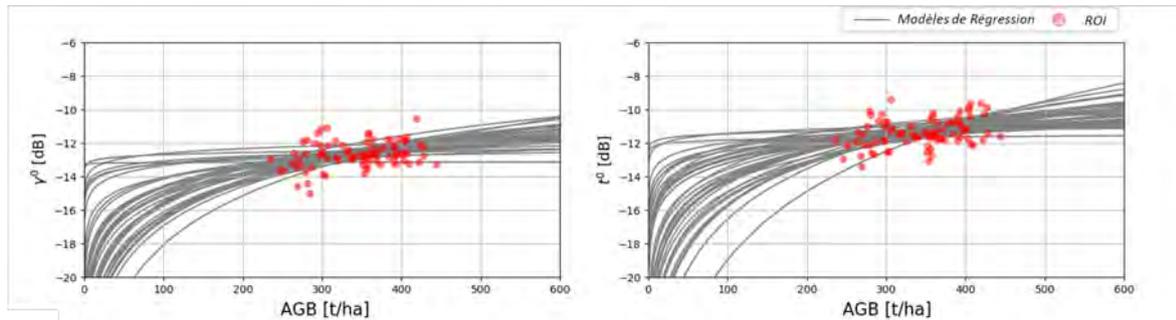


FIGURE 4.10 – Illustration du scénario C à travers la représentation de l'indicateur polarimétrique de rétrodiffusion t^0 en fonction de la biomasse forestière. Les N modèles de régression estimés sont représentés en gris et les points rouges correspondent aux 84 parcelles de ROI disponibles sur le site de Paracou.

Le tableau 4.4 exprime les résultats médians obtenus pour les critères de pertinence à l'issue des cinquante itérations du scénario C. Les valeurs médianes sont quasiment équivalentes pour les deux indicateurs étudiés dans ce chapitre, cependant on note une meilleure valeur du coefficient de corrélation dans le cas du t^0 . De plus, les résultats médians obtenus avec le t^0 sont très similaires aux résultats obtenus après application du scénario B (cf. tableau 4.3). La confiance dans l'indicateur t^0 est donc plus importante que pour l'indicateur γ^0 .

Scénario C	a (dB.ha/t)	b (dB)	r_p	RMSE	χ^2
γ^0	4.51	-24.07	0.24	7.08	47.62
t^0	4.21	-21.29	0.41	6.27	46.79

TABEAU 4.4 – Résultats médians des régressions logarithmiques qui lient les indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 à la biomasse forestière suite à l'application du scénario C.

Les statistiques globales obtenues après les 50 itérations du scénario C sont représentées à travers les histogrammes de la figure 4.11. Comme pressenti à travers les résultats du tableau 1.3, Les valeurs des coefficients a et b des modèles de régression sont distribuées de la même façon pour le γ^0 et le t^0 cependant, les coefficients de corrélation r_p , sont toujours meilleurs pour l'indicateur t^0 . Ils sont compris entre 0.30 et 0.42 pour le t^0 et entre 0.17 et 0.30 pour le γ^0 . Ce qui confirme la sensibilité plus fine du t^0 pour l'estimation de la biomasse forestière.

La diversité des modèles de régression obtenus à partir du scénario C met en avant l'importance de considérer un nombre conséquent de parcelles de référence pour estimer un modèle robuste, quel que soit l'indicateur considéré ainsi que la nécessité de travailler avec une gamme de biomasses complète pour l'apprentissage du modèle de façon à mieux estimer le comportement des indicateurs polarimétriques.

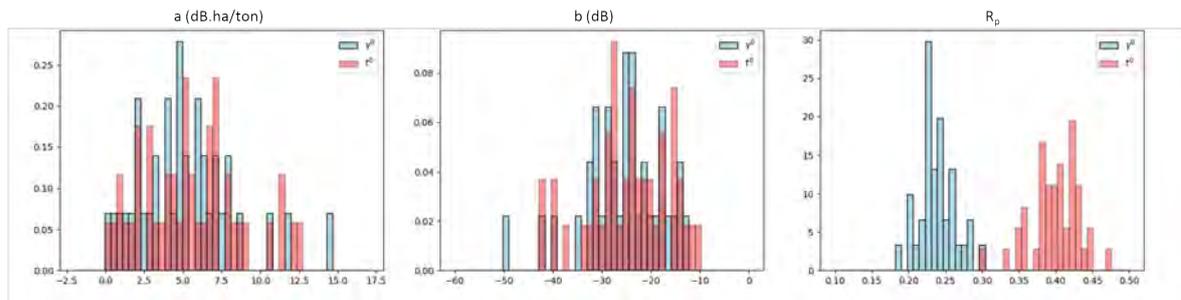


FIGURE 4.11 – Histogrammes des paramètres de régression issus de l'estimation du γ^0 (en bleu) et du t^0 (en rose) calculés pour chaque itération du scénario C.

4.4.1.3 Estimation des cartes de biomasse

Les cartes de biomasse présentées dans cette section ont été estimées à partir des modèles de régression issus des scénarios A (cf. tableau 4.2) et B (cf. tableau 4.3) en appliquant les méthodes d'inversion directe et bayésienne, toutes deux présentées dans la section 4.2.2. Les cartes de biomasse représentées sur les figures 4.12 et 4.13 sont issues d'une inversion directe appliquée sur les indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 à 25 et 100 m de résolution. Pour les cartes issues des deux indicateurs polarimétriques, de très fortes valeurs de biomasses proches des 500 t/ha sont observables et pas toujours dans les zones de forêts très denses (autour du fleuve notamment pour les cartes de t^0). Ce phénomène s'explique par la propagation des erreurs d'estimation des effets temporels ou de structure à travers l'inversion directe en biomasse. Pour les cartes de biomasse estimées à partir du γ^0 , il y a une augmentation globale de la biomasse selon l'axe des easting qui souligne le manque de correction lié à la géométrie d'acquisition des données PolSAR déjà observée sur la figure 4.7. Pour le t^0 , les cartes de biomasse sont beaucoup plus homogènes ce qui confirme que le t^0 corrige correctement les effets géométriques.

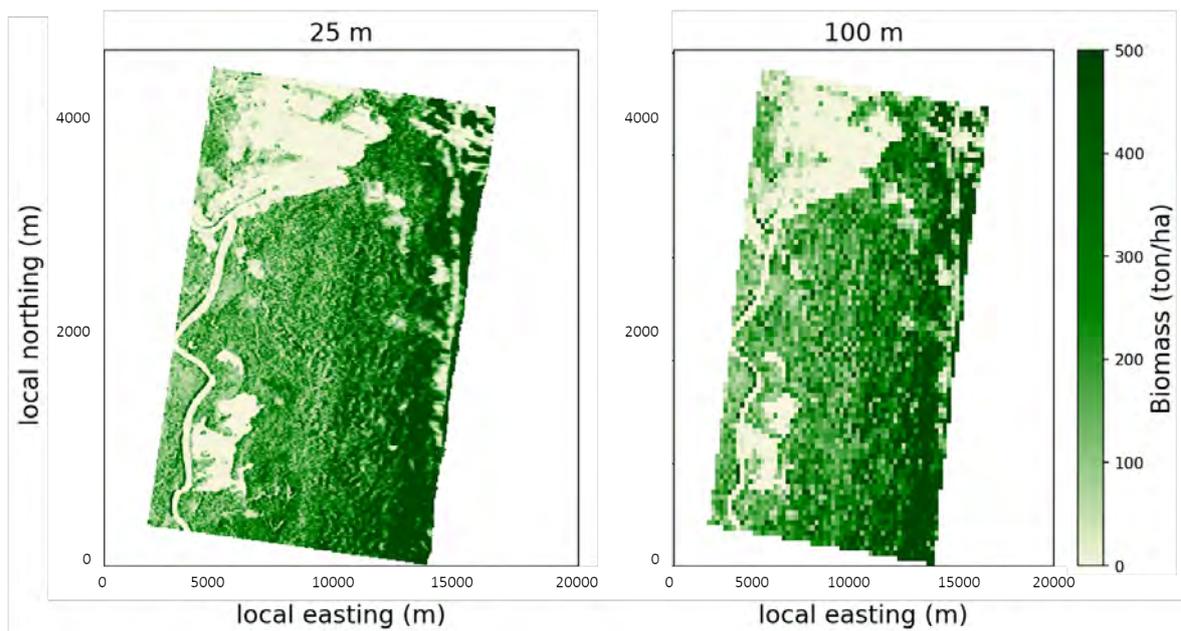


FIGURE 4.12 – Cartes de biomasse estimée à partir des l'indicateur γ^0 par application d'une inversion directe basée sur le modèle de régression renseigné dans le tableau 4.2 en respectant le scénario A. Les cartes de biomasse sont en géométrie sol, exprimées en t/ha et affichées de gauche à droite en haute résolution, résolution à 25 m et 100 m.

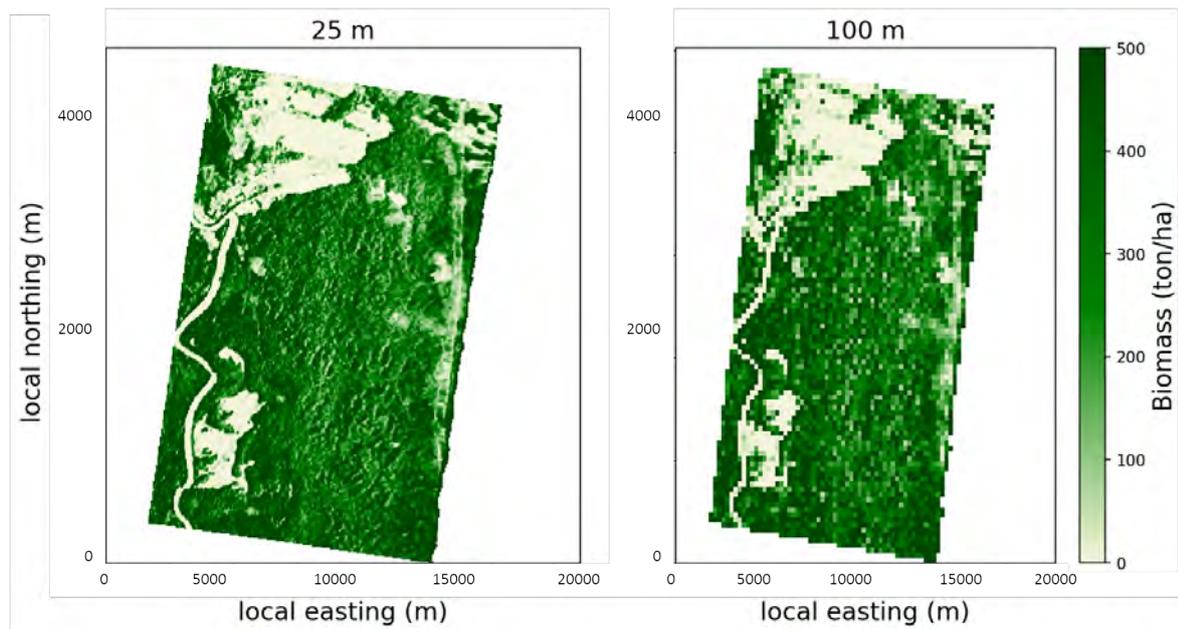


FIGURE 4.13 – Cartes de biomasse estimée à partir des l'indicateur t^0 par application d'une inversion directe basée sur le modèle de régression renseigné dans le tableau 4.2 en respectant le scénario A. Les cartes de biomasse sont en géométrie sol, exprimées en t/ha et affichées de gauche à droite en haute résolution, résolution à 25 m et 100 m.

Les cartes de biomasse représentés sur les figures 4.14 et 4.15 sont issues de l'inversion bayésienne appliquée sur les indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 à 25 et 100 m de résolution. Les modèles utilisés pour la régression ont été obtenus en suivant le scénario A et sont détaillés dans le tableaux 4.2. Pour les deux indicateurs, en comparaison avec les cartes des figures 4.12 et 4.13 (inversion directe), les valeurs générales de la biomasse globales sont lissées. Il n'y a plus de très fortes valeurs de biomasses proches des 500 t/ha grâce à l'application de l'inversion bayésienne qui limite la propagation des erreurs d'estimation. Les effets géométriques visibles sur les cartes de biomasse estimées à partir du γ^0 sont par contre toujours visibles malgré une atténuation globale.

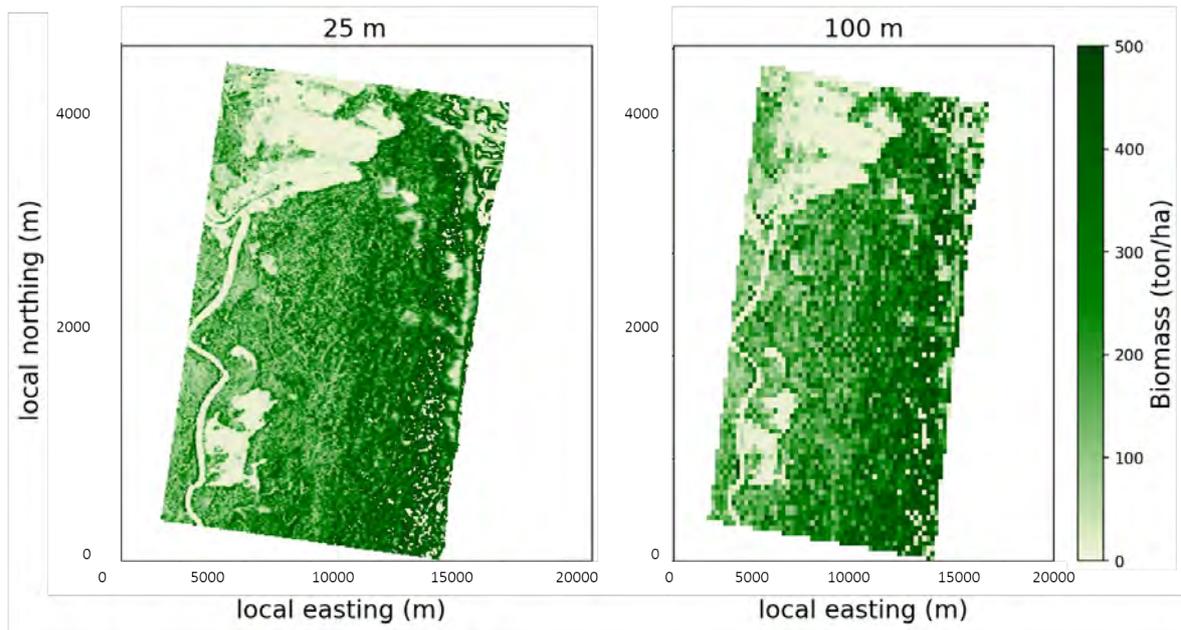


FIGURE 4.14 – Cartes de biomasse estimée à partir des l'indicateur γ^0 par application d'une inversion bayésienne basée sur le modèle de régression renseigné dans le tableau 4.2 en respectant le scénario A. Les cartes de biomasse sont en géométrie sol, exprimées en t/ha et affichées de gauche à droite en haute résolution, résolution à 25 m et 100 m.

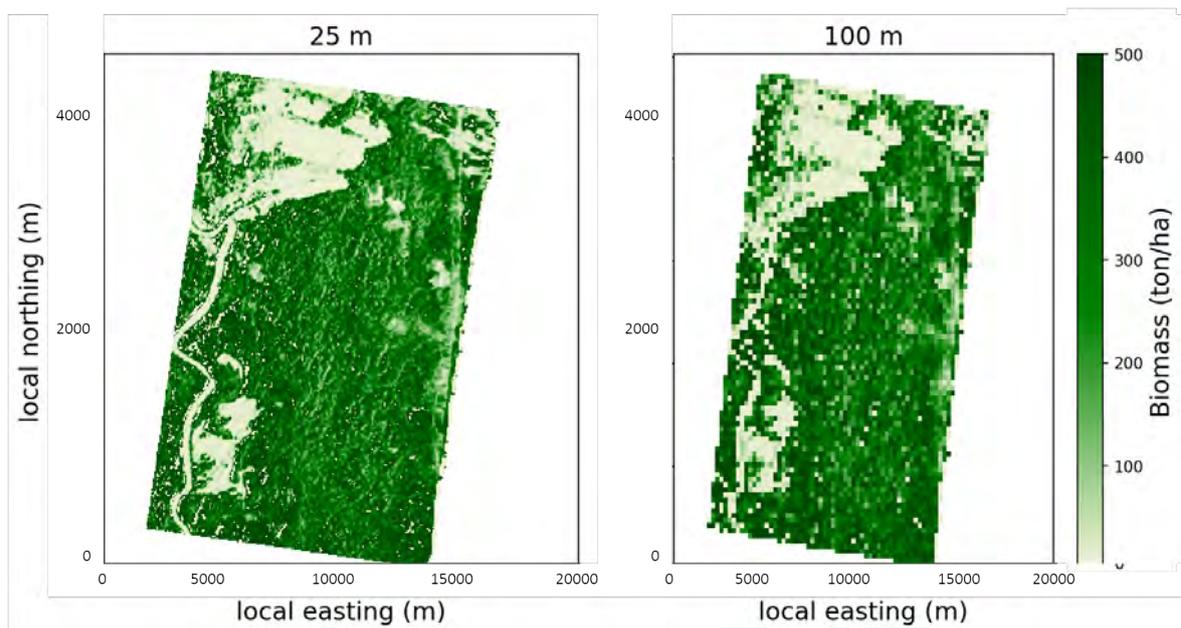


FIGURE 4.15 – Cartes de biomasse estimée à partir des l'indicateur t^0 par application d'une inversion bayésienne basée sur le modèle de régression renseigné dans le tableau 4.2 en respectant le scénario A. Les cartes de biomasse sont en géométrie sol, exprimées en t/ha et affichées de gauche à droite en haute résolution, résolution à 25 m et 100 m.

4.4.1.4 Étude statistique des valeurs de biomasse estimées

Pour évaluer la pertinence des valeurs de biomasse estimées, neuf critères sont utilisés et permettent de quantifier les différences liées à l'indicateur polarimétrique utilisé (γ^0 ou t^0), à la méthode d'inversion appliquée (méthode directe ou bayésienne) et au scénario considéré (scénario A : 16 ROI considérés pour le modèle de régression, scénar-

rio B : 84 ROI). On considère ainsi l'erreur moyenne (ME pour Mean Error), le pourcentage d'erreur moyenne (MPE pour Mean Percent Error), le pourcentage absolu de l'erreur moyenne (MAPE pour Mean Absolute Percentage Error), la racine de la moyenne des carrés de la différence d'erreur absolue et relative (RMSD et $RMSD_r$ pour Root Mean Squared Difference and Relative (%)), le coefficient de corrélation linéaire de Pearson (r_p), le coefficient de corrélation de Spearman (r_s) et la dispersion calculée à partir du Chi-square noté χ^2 .

Les graphiques des figures 4.16 et 4.17 permettent de comparer visuellement les valeurs de biomasse estimées (AGB_e) aux valeurs de biomasse *in situ* (AGB_i) à 25 m de résolution pour les deux méthodes d'inversion considérées dans ce chapitre. La figure 4.16 correspond à l'application du scénario A et la figure 4.17 à celle du scénario B.

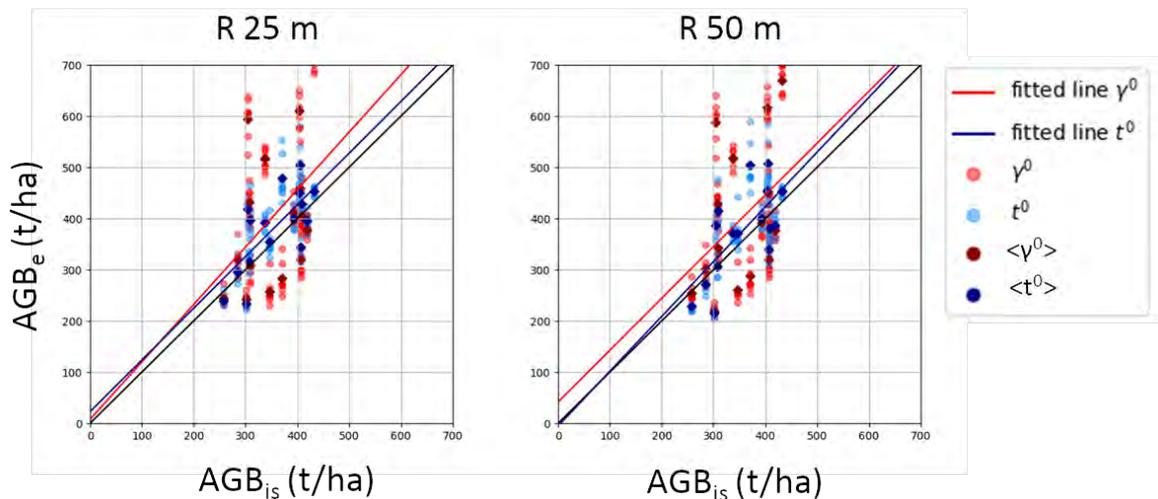


FIGURE 4.16 – Graphes de comparaison entre les biomasses estimées AGB_e et les mesures terrain AGB_i . On compare les biomasses extraites après une inversion bayésienne des cartes d'indicateurs polarimétriques γ^0 (en rouge) et t^0 (en bleu). Pour l'inversion directe nous avons utilisé les paramètres du modèle issu du scénario A. Les résultats statistiques associés sont regroupés dans le tableau 4.5

Sc. A	ME	MPE	MAPE	RMSD	$RMSD_R$ %	r_p	r_s	χ^2
γ^0	50.73	0.14	0.28	135	38.1	0.44	0.43	826
t^0	26.78	0.08	0.15	65	18.31	0.68	0.55	197

TABLEAU 4.5 – Résultats statistiques de l'estimation des biomasses en haute résolution à partir des indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 après une inversion directe et dans le cadre du scénario A.

Sc. B	ME	MPE	MAPE	RMSD	$RMSD_R$ %	r_p	r_s	χ^2
γ^0	87.99	0.26	0.5	259	75.3	0.2	0.23	16401
t^0	34.38	0.1	0.29	137	40.06	0.39	0.39	4560

TABLEAU 4.6 – Résultats statistiques de l'estimation des biomasses en haute résolution à partir des indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 après une inversion directe et dans le cadre du scénario B.

Sur les figures 4.16 et 4.17 (cas de l'inversion directe), les biomasses estimées sont très dispersées autour de l'axe de référence. Les très faibles variations temporelles observées pour les indicateurs polarimétriques (figure 4.9) qui pouvaient atteindre 0.5 dB dans

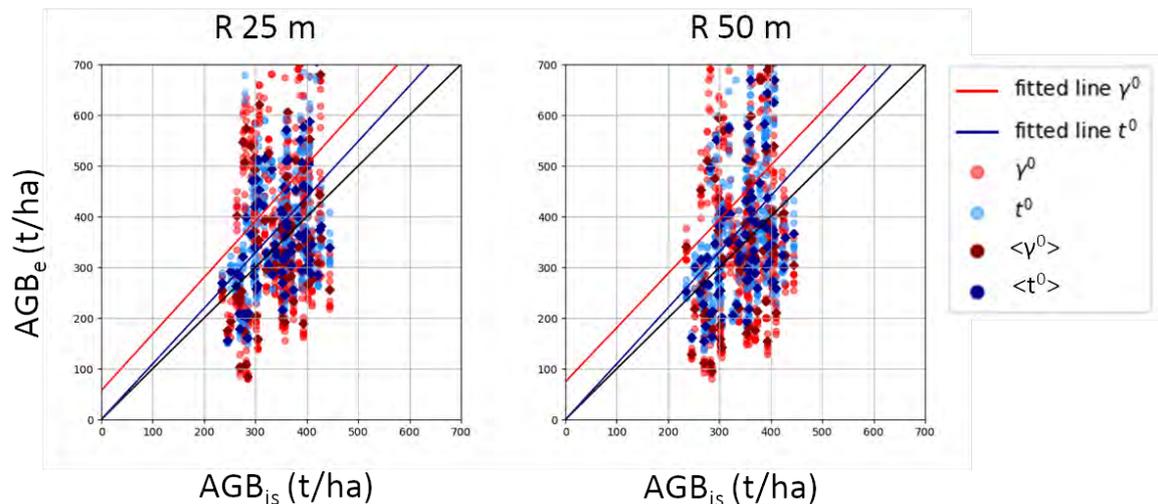


FIGURE 4.17 – Graphes de comparaison entre les biomasses estimées, AGB_e , et les mesures *in situ*, AGB_i . On compare les biomasses extraites après une inversion directe des cartes d'indicateurs polarimétriques γ^0 (en rouge) et t^0 (en bleu). Pour l'inversion directe, nous avons utilisé les paramètres du modèle issu du scénario B. Les résultats statistiques associés sont regroupés dans le tableau 4.6

les cas les plus défavorables, entraînent des variations d'estimation de la biomasse allant de 50 à 150 t/ha . Ces dernières s'expliquent par la propagation des erreurs d'estimation temporelles et structurelles par les indicateurs polarimétriques à travers l'inversion directe. On note cependant que pour les biomasses issues du t^0 , la dispersion est moindre et la droite de tendance propre au t^0 est très similaire à la référence au contraire de celle du γ^0 qui montre une tendance à surestimer les valeurs biomasses. Ces observations sont vérifiées à travers les données des tableaux 4.5 et 4.6 où l'on note que les biomasses estimées à partir de t^0 sont plus corrélées aux données de référence ($r_p = 0.39$ contre 0.2 pour le γ^0). De plus le χ^2 et la RMSD sont plus faibles ce qui confirme une dispersion moins importante des biomasses estimées avec le t^0 .

Les résultats obtenus après l'inversion bayésienne dans le cadre des scénarios A et B sont visibles sur les figures 4.18 et 4.19. Les résultats statistiques correspondants sont regroupés dans les tableaux 4.7 et 4.8. Comme pressenti à travers les cartes de biomasse des figures 4.14 et 4.15, avec l'inversion bayésienne la dispersion des ROI est fortement réduite autour de l'axe de référence comme le montrent les figures 4.18 et 4.19. Ce qui a un impact direct sur les valeurs du χ^0 (cf. tableaux 4.7 et 4.8) en comparaison à l'inversion directe (cf. tableaux 4.5 et 4.6). Cependant les droites de tendance (cf. figures 4.14 et 4.15) montrent qu'il y a une sous-estimation des valeurs de fortes biomasses ce qui impacte les valeurs de corrélation r_p entre les biomasses estimées et *in situ*. Les fonctions de vraisemblance, estimées avec le modèle EM MIPERS^{4D} (cf. 4.2.2), et utilisées pour l'inversion bayésienne ont été dimensionnées pour la campagne AfriSAR où la densité de biomasse globale est moindre ce qui pourrait expliquer cette tendance de sous-estimation des fortes biomasses.

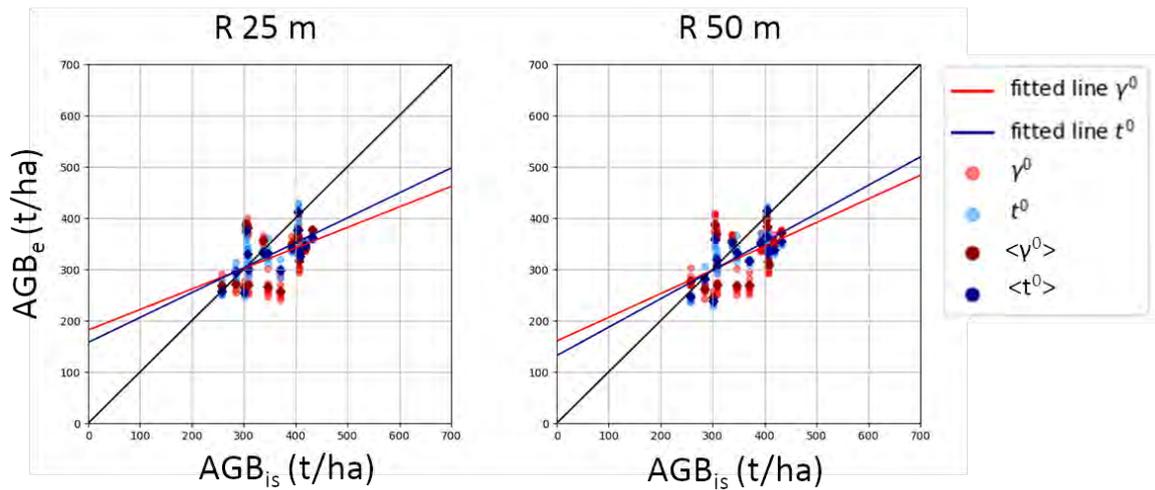


FIGURE 4.18 – Graphes de comparaison entre les biomasses estimées, AGB_e , et les mesures *in situ* AGB_i . On compare les biomasses extraites après une inversion bayésienne des cartes d’indicateurs polarimétriques γ^0 (en rouge) et t^0 (en bleu). Pour l’inversion bayésienne nous avons utilisé les paramètres du modèle issu du scénario A. Les résultats statistiques associés sont regroupés dans le tableau 4.7.

Sc. A	ME	MPE	MAPE	RMSD	RMSD _R %	r_p	r_s	χ^2
γ^0	-31.63	-0.08	0.16	64	18.14	0.42	0.37	184
t^0	-26.12	-0.06	0.11	49	13.85	0.65	0.6	103

TABEAU 4.7 – Résultats statistiques de l’estimation des biomasses en haute résolution à partir des indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 après une inversion bayésienne et dans le cadre du scénario A.

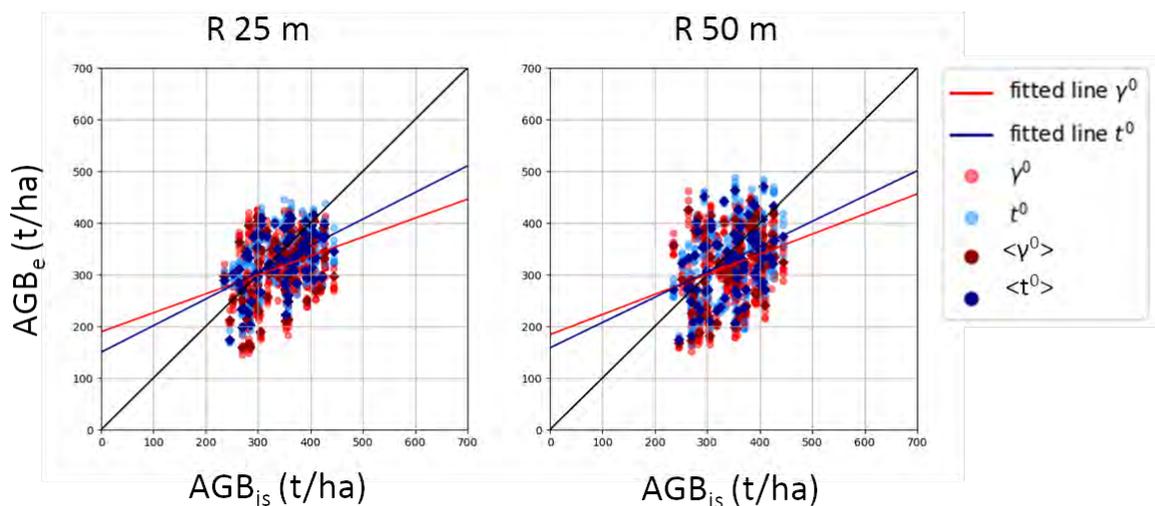


FIGURE 4.19 – Graphes de comparaison entre les biomasses estimées, AGB_e , et les mesures terrain, AGB_i . On compare les biomasses extraites après une inversion bayésienne des cartes d’indicateurs polarimétriques γ^0 (en rouge) et t^0 (en bleu). Pour l’inversion bayésienne, nous avons utilisé les paramètres du modèle issu du scénario B. Les résultats statistiques associés sont regroupés dans le tableau 4.8.

Sc. B	ME	MPE	MAPE	RMSD	RMSD _R %	r_p	r_s	χ^2
γ^0	-29.62	-0.07	0.17	71	20.85	0.32	0.27	1275
t^0	-17.42	-0.04	0.15	59.55	17	0.47	0.43	880

TABLEAU 4.8 – Résultats statistiques de l'estimation des biomasses en haute résolution à partir des indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 après une inversion bayésienne et dans le cadre du scénario B.

4.4.1.5 Bilan

Dans le cas de la campagne TropiSAR, l'intérêt d'utiliser l'indicateur polarimétrique t^0 a été confirmé en tout point. Il offre une gamme de sensibilité plus marquée pour l'estimation de la biomasse et permet de minimiser les erreurs d'estimation liées à la topographie, et à la géométrie d'acquisition. L'utilisation de l'inversion bayésienne a également montré beaucoup d'avantages notamment pour limiter la propagation des erreurs d'estimation temporelle et de structure et obtenir des cartes plus représentatives du milieu considéré. Néanmoins, la question de la paramétrisation du modèle MIPERS^{4D} se pose pour générer des fonctions de vraisemblance précise et robuste.

4.4.2 Résultats expérimentaux pour le site de Nouragues

Dans cette section, les sites de Paracou et Nouragues, propres à la campagne TropiSAR, ont été considérés conjointement dans l'objectif d'obtenir des résultats plus significatifs à l'observation de la forêt tropicale guyanaise. Les cartes de biomasse estimées ici ont été obtenues à partir d'une seule et unique image PolSAR issue des séries temporelles acquises pour les sites de Nouragues et Paracou. Pour le calcul des indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 , un filtre moyenneur avec un fenêtrage équivalent à 50 m a été appliqué. Pour le calcul du POA, nécessaire à l'estimation du t^0 , un fenêtrage équivalent à 100 m a été appliqué. Les résultats présentés dans la section précédente sur le site de Paracou n'ont pas été exploités.

4.4.2.1 Relation entre les indicateurs polarimétriques et la biomasse

À partir des cartes d'indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 estimées sur les sites de Paracou et Nouragues, les valeurs moyennes des ROI ont été extraites et reportées sur la figure 4.20 en fonction de la biomasse forestière. Les modèles de régression associés ont été calculés sur la base d'une relation logarithmique d'ordre 1, et sont représentés par les traits continus identifiés sous l'appellation « global » dans la légende. Les résultats des régressions sont regroupés dans le tableau 4.9.

Nouragues est le deuxième site d'acquisition choisi pour la campagne TropiSAR. À partir des 5 ROI principaux définis dans le chapitre 2, 33 parcelles de 1 ha sont référencées pour de fortes valeurs de biomasse allant de 250 à 580 t/ha qui s'ajoutent aux 85 parcelles disponibles sur le site de Paracou.

La figure 4.20 montre la répartition des ROI des sites de Paracou (en bleu) et de Nouragues (en vert) pour la gamme de biomasses allant de 250 à 580 t/ha. Dans le cas du γ^0 (partie gauche de l'image), les ROI de Paracou ont un comportement identique à ceux observés dans la section 4.4.1. Les ROI de Nouragues, qui appartiennent à une gamme de biomasses plus élevée ($> 400 t/ha$) sont répartis horizontalement pour des valeurs de γ^0 allant de -11 à -9 dB avec une tendance décroissante au-delà de 500 t/ha de biomasse.

Ce comportement des valeurs de γ^0 correspond à un phénomène de saturation de l'indicateur polarimétrique et met en avant les limites du γ^0 pour l'estimation de la biomasse au-delà de 450 t/ha. Ce phénomène de saturation ne s'observe pas dans le cas du t^0 (partie droite de la figure 4.20), au contraire, la sensibilité du modèle de régression est très importante comme le montre la valeur du paramètre a dans le tableau 4.9. De plus, les valeurs de corrélation des ROI avec les modèles de régression, renseignées dans le tableau 4.9 sont meilleures avec l'indicateur t^0 qu'avec le γ^0 ce qui confirme la meilleure sensibilité du t^0 à la biomasse forestière pour le site de Nouragues.

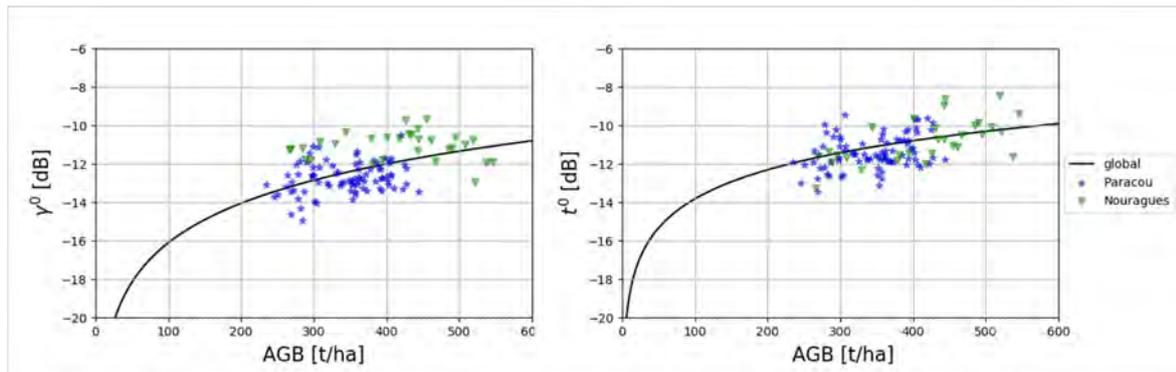


FIGURE 4.20 – Indicateur polarimétrique de rétrodiffusion γ^0 (à gauche) et t^0 (à droite) en fonction de la biomasse forestière pour l'intégralité des sites couverts pendant la campagne TropiSAR. Les paramètres des régressions logarithmiques d'ordre 1 symbolisés par le trait noir continu sont détaillés dans le tableau 4.9

TropiSAR	a (dB.ha/t)	b (dB)	r_p	RMSE	χ^2
γ^0	6.82	-29.75	0.43	119	116
t^0	5.02	-23.88	0.54	133	116

TABEAU 4.9 – Résultats de la régression logarithmique qui lie les indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 à la biomasse forestière pour l'intégralité des sites survolés pendant la campagne TropiSAR

4.4.2.2 Estimation des cartes de biomasse

Les cartes de biomasse du site de Nouragues représentées ci-après sont estimées en appliquant les deux méthodes d'inversion présentées dans la section 4.2, à travers les modèles de régression détaillés dans le tableau 4.9. Elles sont affichées en résolution 25 et 100 m par souci de correspondance avec les objectifs BIOMASS (cf. chapitre 1). Les résultats de l'inversion directe sont toujours sur la partie gauche des images et les résultats de l'inversion bayésienne sur la partie droite.

Les cartes de biomasses visibles sur les figures 4.21 et 4.22 ont été estimées à partir de l'inversion de l'indicateur γ^0 à 25 et 100 m de résolution. Dans le cas de l'inversion directe, les effets géométriques propres au γ^0 se cumulent à la saturation de l'indicateur observée sur la figure 4.20 et de nombreuses zones de la carte ont des valeurs de biomasse plafonnées à 500 t/ha. Dans le cas de l'inversion bayésienne, les impacts géométriques sont minimisés cependant, la carte est totalement homogène et ne permet pas de discerner les variations de biomasses.

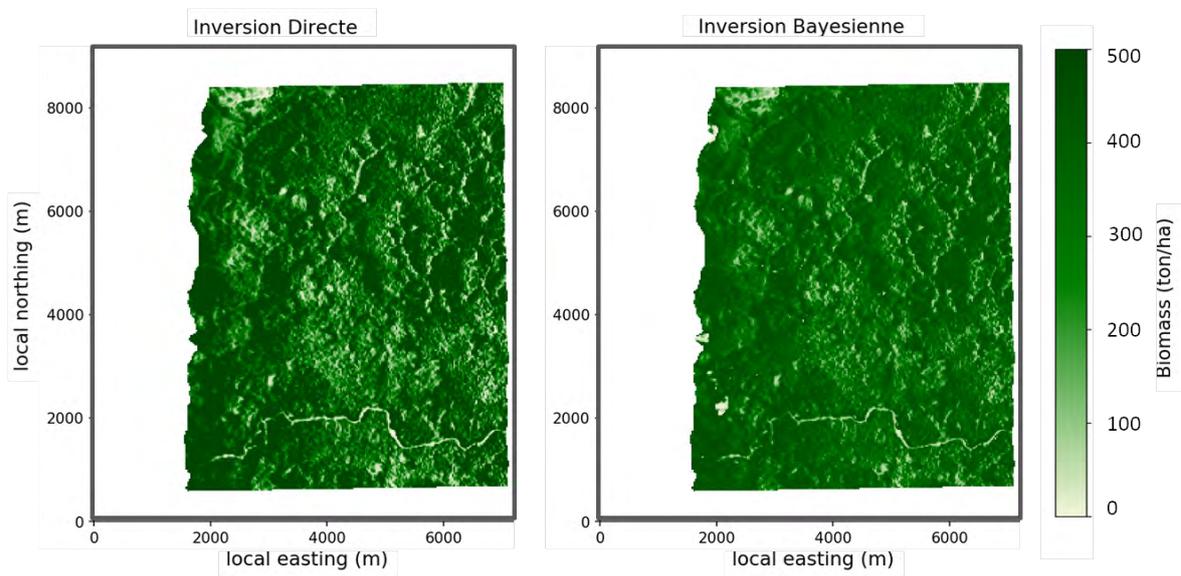


FIGURE 4.21 – Cartes de biomasse à 25 m de résolution, estimées pour le site de Nouragues à partir de la carte de γ^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne TropiSAR. Les paramètres du modèle d'inversion utilisé sont dans le tableau 4.9. La carte de gauche a été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

Les cartes de biomasses visibles sur les figures 4.23 et 4.24 ont été estimées à partir de l'inversion de l'indicateur t^0 à 25 et 100 m de résolution. Dans le cas de l'inversion directe, des effets géométriques sont observables sur la gauche des cartes où les valeurs de biomasse ont tendance à atteindre les 500 t/ha. Cependant, on observe un bon gradient des valeurs de biomasse avec notamment au centre des cartes des variations de la biomasse totale qui n'étaient pas visibles sur les cartes issues du γ^0 (cf. figure 4.21). Dans le cas de l'inversion bayésienne, ces zones de variations de biomasse sont conservées et les effets géométriques visibles sur la gauche de l'image sont atténués ce qui permet une meilleure observation des variations de biomasse.

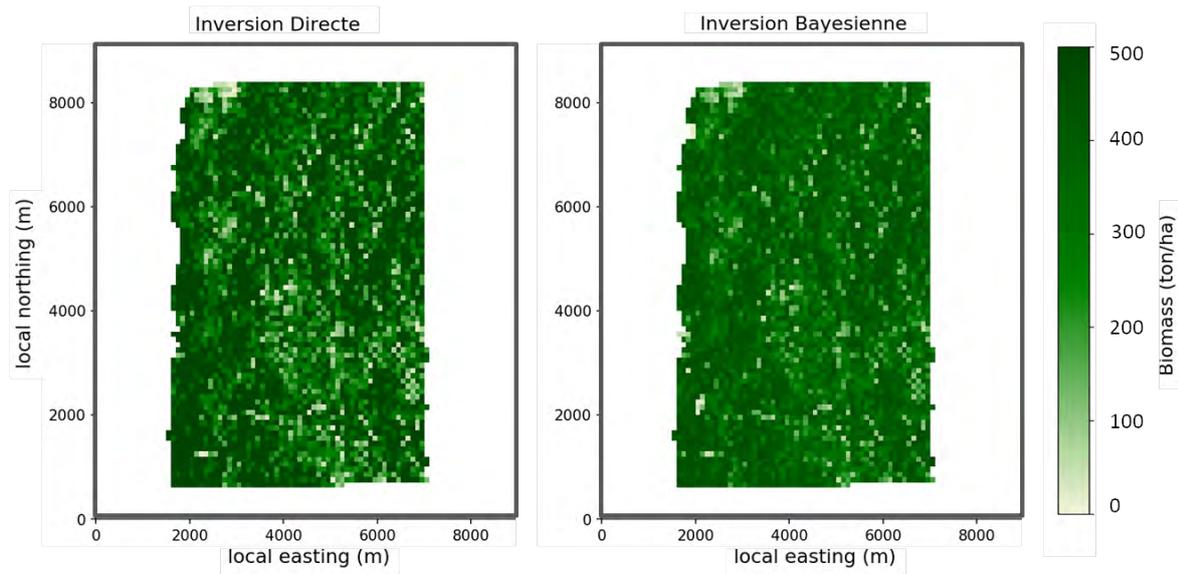


FIGURE 4.22 – Cartes de biomasse à 100 m de résolution, estimées pour le site de Nouragues à partir de la carte de γ^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne TropiSAR. Les paramètres du modèle d’inversion utilisé sont dans le tableau 4.9. La carte de gauche à été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

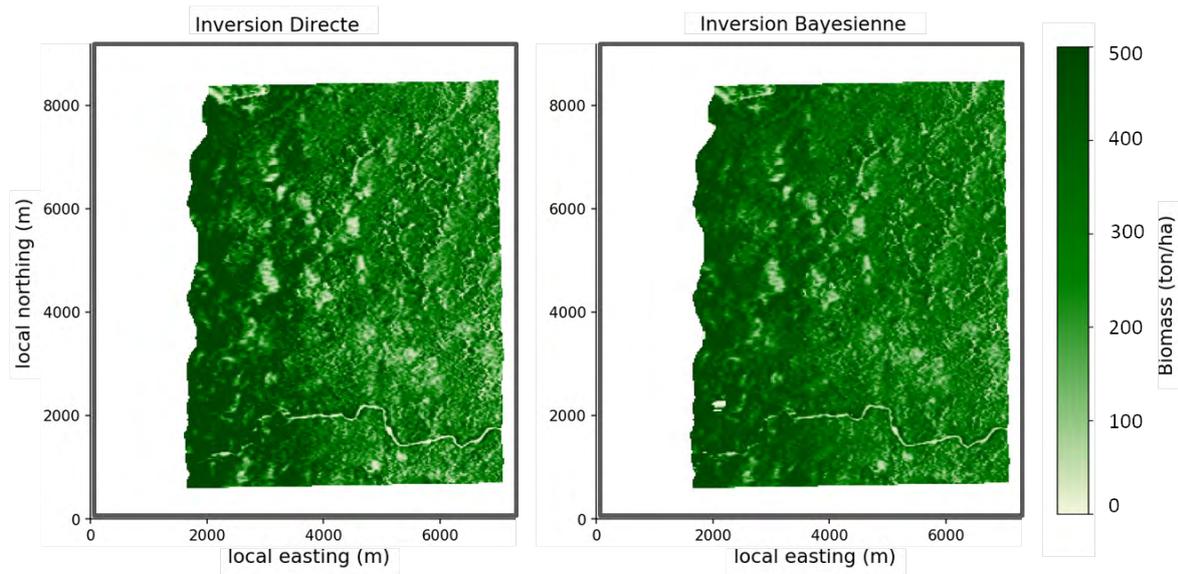


FIGURE 4.23 – Cartes de biomasse à 25 m de résolution, estimées pour le site de Nouragues à partir de la carte de t^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne TropiSAR. Les paramètres du modèle d’inversion utilisé sont dans le tableau 4.9. La carte de gauche à été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

4.4.2.3 Étude statistique des valeurs de biomasse estimées

Pour l’étude statistique des valeurs de biomasse estimées, comme pour la section 4.4.2.1, les résultats sont exprimés pour l’ensemble des sites considérés sur la campagne TropiSAR, soient Nouragues et Paracou. Comme pour le site de Nouragues, les valeurs de biomasse estimées pour le site de Paracou ont été calculées à partir du modèle de régression détaillé dans le tableau 4.9.

La figure 4.25 permet de comparer les biomasses estimées, notées AGB_e , à partir des indicateurs polarimétriques γ^0 (à gauche) et t^0 (à droite) en fonction des biomasses *in*

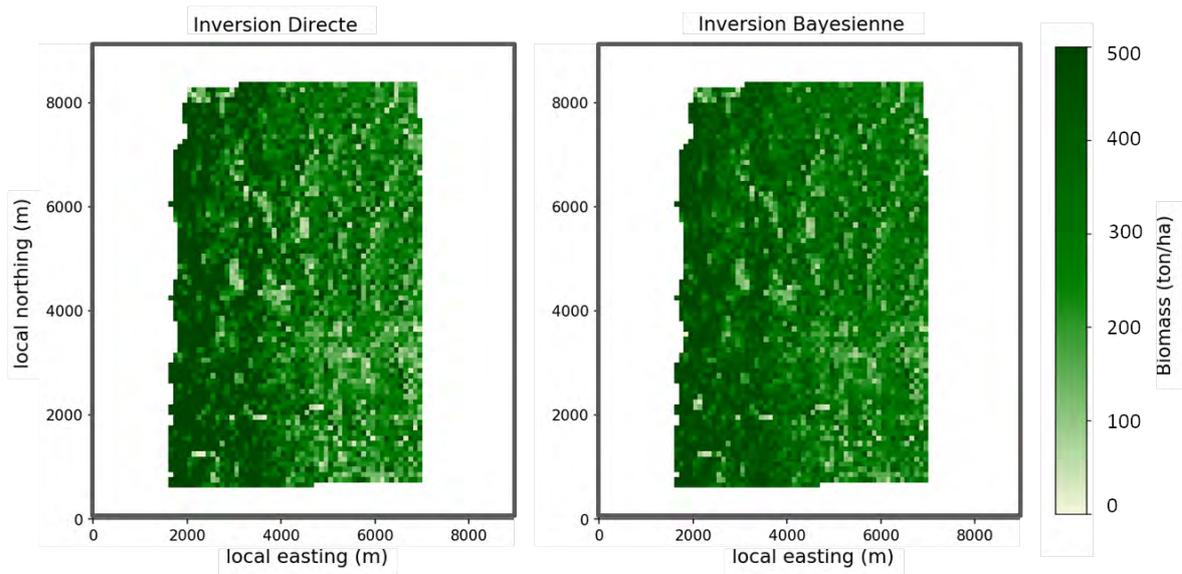


FIGURE 4.24 – Cartes de biomasse à 100 m de résolution, estimées pour le site de Nouragues à partir de la carte de t^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne TropiSAR. Les paramètres du modèle d'inversion utilisé sont dans le tableau 4.9. La carte de gauche a été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

situ, notées AGB_i , dans le cas d'une inversion directe. Pour l'indicateur γ^0 , de nombreuses valeurs de biomasse sont surestimées et certaines dépassent même les 700 t/ha. Ce phénomène, également observé pour l'indicateur t^0 , est tout de même moins important comme l'indiquent les résultats statistiques rassemblés dans le tableau 4.10. Comparé au γ^0 , la dispersion estimée à partir du χ^2 est deux fois moins importante à partir du t^0 ce qui permet d'obtenir des valeurs de biomasse AGB_e mieux corrélées aux valeurs *in situ* AGB_i ($r_p = 0.55$ contre 0.42 avec le γ^0).

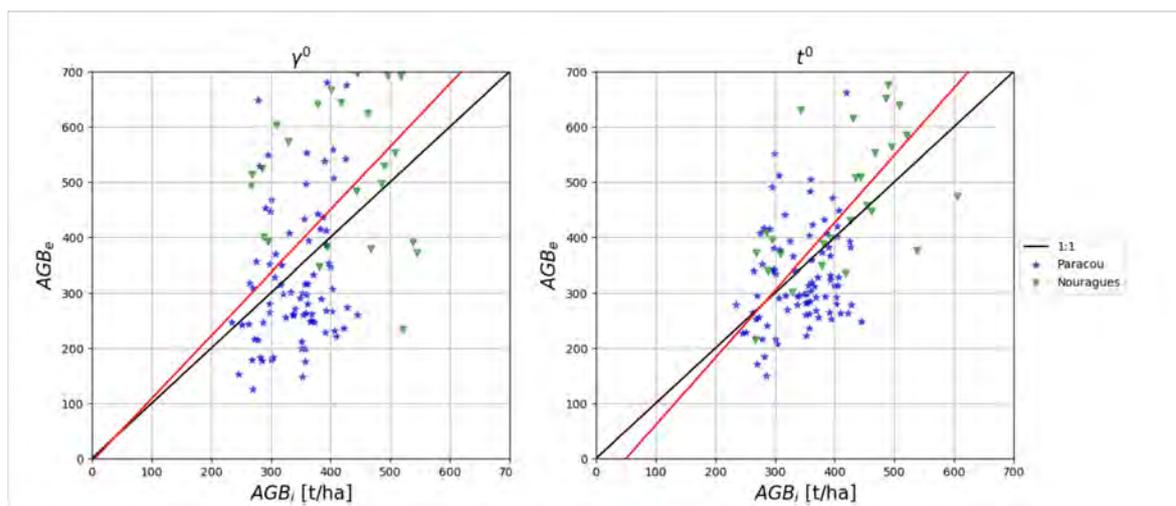


FIGURE 4.25 – Graphes de comparaison entre les biomasses estimées, AGB_e , et les mesures terrain, AGB_i dans le cas d'une inversion directe des cartes d'indicateurs polarimétriques γ^0 (à gauche) et t^0 (à droite) à partir des modèles de régression détaillés dans le tableau 4.9 pour les données de la campagne TropiSAR. Les résultats statistiques associés sont regroupés dans le tableau 4.10.

La figure 4.26 permet de comparer les biomasses estimées, à partir des indicateurs polarimétriques γ^0 (à gauche) et t^0 (à droite) en fonction des biomasses *in situ*, dans le

I. Directe	ME	MPE	MAPE	RMSD	RMSD _R %	r_p	r_s	χ^2
γ^0	45.18	0.12	0.39	182	49.89	0.42	0.4	10262
t^0	18.66	0.05	0.26	137	37.58	0.55	0.48	5360

TABLEAU 4.10 – Résultats statistiques de l'estimation des biomasses en haute résolution à partir des indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 après une inversion directe.

cas d'une inversion bayésienne. Pour l'indicateur γ^0 , la saturation de l'indicateur est très visible sur les ROI issus du site de Nouragues (en vert) qui plafonnent à 400 t/ha de biomasse. La droite de tendance est d'ailleurs presque horizontale. Pour le t^0 , l'estimation des AGB_e est croissante et linéaire cependant la tendance de sous-estimation des biomasses, déjà constatée dans la section 4.4.1, reste marquée. Les statistiques issues de la figure 4.26 sont rassemblées dans le tableau 4.11. Comme attendu, les valeurs de biomasse estimées sont plus proches des mesures *in situ* lorsque le t^0 est utilisé.

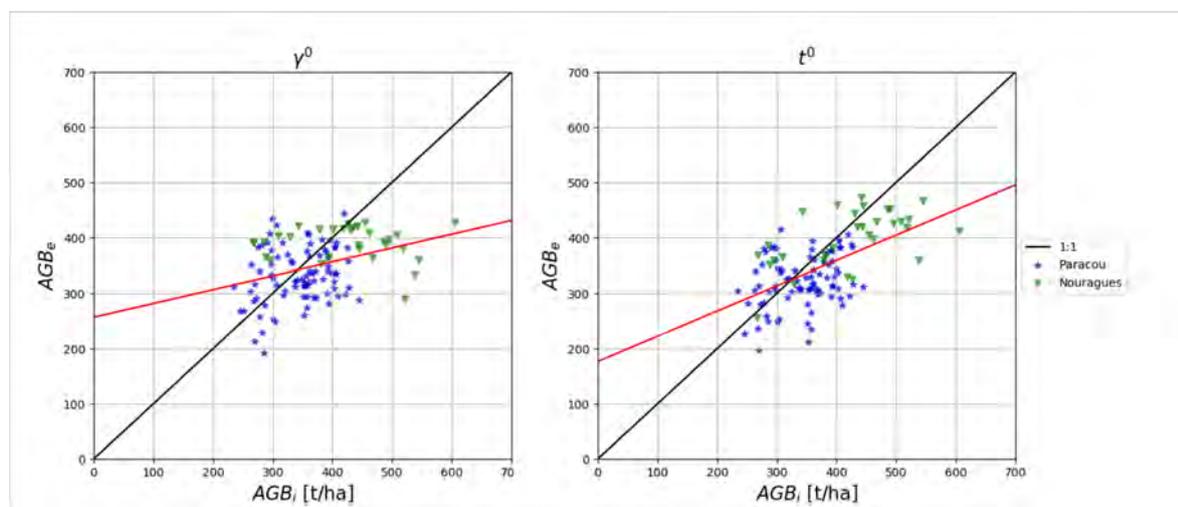


FIGURE 4.26 – Graphes de comparaison entre les biomasses estimées, AGB_e , et les mesures terrain, AGB_i dans le cas d'une inversion bayésienne des cartes d'indicateurs polarimétriques γ^0 (à gauche) et t^0 (à droite) à partir des modèles de régression détaillés dans le tableau 4.9 pour les données de la campagne TropiSAR. Les résultats statistiques associés sont regroupés dans le tableau 4.11.

I. Bayes	ME	MPE	MAPE	RMSD	RMSD _R %	r_p	r_s	χ^2
γ^0	-17.22	-0.02	0.17	74	20.54	0.34	0.32	1701
t^0	-21.81	-0.04	0.15	65	18.08	0.56	0.52	1340

TABLEAU 4.11 – Résultats statistiques de l'estimation des biomasses en haute résolution à partir des indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 après une inversion bayésienne.

4.4.2.4 Bilan

Les résultats obtenus dans cette section ont mis en avant les limites du γ^0 pour l'estimation des valeurs de biomasse supérieures à 400 t/ha. Et confirment les résultats obtenus dans la section 4.4.1 sur le site de Paracou. En effet, pour les sites de la campagne TropiSAR, l'indicateur t^0 offre une meilleure sensibilité à la biomasse, et permet de limiter la dispersion des valeurs de biomasse estimées en limitant les erreurs d'estimation liées à la géométrie d'acquisition notamment. L'inversion bayésienne s'adapte également très bien à ce deuxième site et combinée au t^0 , elle permet l'obtention de cartes de biomasse précises et robustes.

4.4.3 Résultats expérimentaux pour les sites de la campagne AfriSAR avec les données acquises par le DLR

La campagne AfriSAR menée au Gabon (cf. 2), apporte de nouveaux jeux de données en bande P avec une belle diversité dans le choix des sites d'acquisitions, mais également des parcelles ROI qui couvrent l'intégralité de la gamme de biomasses. Elle offre la possibilité d'étudier le comportement des indicateurs polarimétriques pour de faibles valeurs de biomasse ce qui était difficile avec la campagne TropiSAR (cf. sections 4.4.1 et 4.4.2) et d'estimer des modèles de régression adaptés à des structures de forêts différentes. Dans cette section, les cartes de biomasse ont été estimées pour l'intégralité des sites disponibles à partir d'une seule image PolSAR des séries temporelles acquises par le DLR. Pour le calcul des indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 , un filtre moyenneur avec un fenêtrage équivalent à 50 m a été appliqué. Pour le calcul du POA, nécessaire à l'estimation du t^0 , un fenêtrage équivalent à 100 m a été appliqué.

4.4.3.1 Relation entre les indicateurs polarimétriques et la biomasse

À partir des cartes d'indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 estimées sur les sites de La Lopé, Mondah, Mabounie et Rabi avec les données acquises par le DLR, les valeurs moyennes des ROI ont été extraites et reportées sur la figure 4.27 en fonction de la biomasse forestière. Les modèles de régression associés ont été calculés sur la base d'une relation logarithmique d'ordre 1, et sont représentés par les traits continus identifiés sous l'appellation « global » dans la légende. Les résultats des régressions sont regroupés dans le tableau 4.12.

La figure 4.27 montre la répartition des ROI sur toute la gamme de biomasses, allant de 0 à 530 t/ha. Dans le cas du γ^0 (partie gauche de l'image), les ROI compris dans les valeurs de biomasse allant de 150 à 400 t/ha sont très dispersées autour du modèle de régression. Ce qui n'est pas le cas pour le t^0 (partie droite de l'image), où les ROI sont plus corrélées au modèle. Les résultats du tableau 4.12 confirment cette tendance avec une corrélation des données issues du t^0 de 0,83 contre 0,72 pour le γ^0 et une dispersion plus faible, exprimée par la RMSE et le χ^2 .

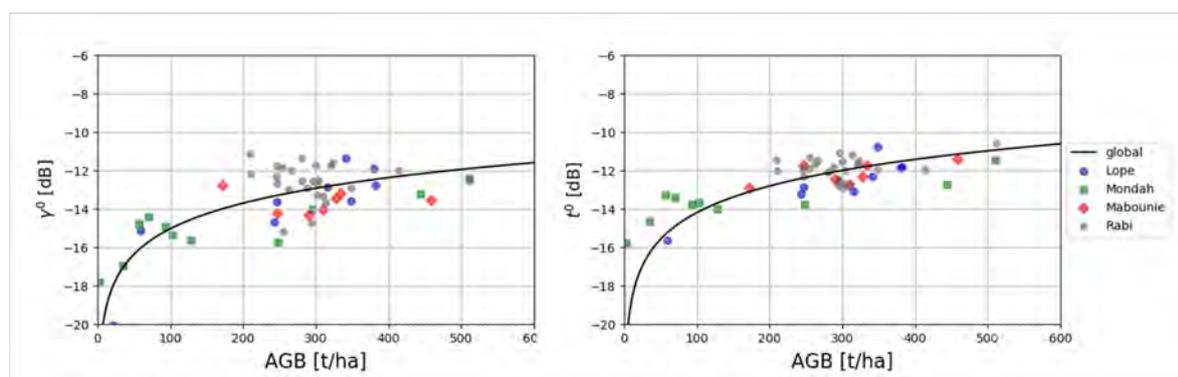


FIGURE 4.27 – Indicateur polarimétrique de rétrodiffusion γ^0 (à gauche) et t^0 (à droite) en fonction de la biomasse forestière pour l'intégralité des sites couverts pendant la campagne AfriSAR du DLR. Les paramètres des régressions logarithmiques d'ordre 1 symbolisés par le trait noir continu sont détaillés dans le tableau 4.12.

Pour les faibles valeurs de biomasse, allant de 0 à 150 t/ha, on observe cependant que les ROI sont moins bien intégrés par le modèle de régression du t^0 que par celui du γ^0 . Ce phénomène peut s'expliquer par le degré d'acquisition des données PolSAR par rapport

Af. DLR	a (dB.ha/t)	b (dB)	r_p	RMSE	χ^2
γ^0	4.41	-23.87	0.72	104	47
t^0	4.59	-23.38	0.83	98	49

TABLEAU 4.12 – Résultats de la régression logarithmique qui lie les indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 à la biomasse forestière pour l'intégralité des sites survolés pendant la campagne AfriSAR DLR.

à l'emplacement des ROI. En effet, le t^0 permet de minimiser les impacts de la géométrie pour les données avec un angle d'élévation compris entre 25 à 45°. Il est également possible que le modèle de régression logarithmique de ddl 1 ne soit pas suffisant pour intégrer le comportement des ROI de faibles et de fortes biomasses.

4.4.3.2 Estimation des cartes de biomasse

Les cartes de biomasse des sites de La Lopé, Mondah, Mabounie et Rabi représentées ci-après sont estimées en appliquant les deux méthodes d'inversion présentées dans la section 4.2, à travers les modèles de régression détaillés dans le tableau 4.12. Elles sont affichées en résolution 25 et 100 m pour évaluer les cas haute résolution aéroportée et basse résolution proche de BIOMASS, et tout particulièrement son impact sur l'atténuation ou non des effets topographiques (cf. chapitre 1). Les résultats de l'inversion directe sont toujours sur la gauche des images et les résultats de l'inversion bayésienne sur la droite.

La Lopé

Les figures 4.28 et 4.29 représentent les cartes de biomasse pour le site de La Lopé obtenues à partir de l'indicateur polarimétrique γ^0 , respectivement en résolutions 25 et 100 m. L'inversion directe du γ^0 génère une carte de biomasse saturée sur certaines zones de relief (en bas à gauche de l'image) avec un dégradé des valeurs de biomasse lié à la géométrie d'acquisition. Avec l'inversion bayésienne, les effets géométriques sont gommés tout comme les effets liés à la topographie. Cependant la carte de biomasse obtenue est très homogène, avec des valeurs de biomasse totalement moyennées qui montrent une sensibilité restreinte de l'indicateur γ^0 pour les fortes valeurs de biomasse.

Les figures 4.30 et 4.31 représentent les cartes de biomasse issues de l'inversion du t^0 obtenues sur le site de La Lopé, respectivement aux résolutions 25 et 100 m. Dans le cas de l'inversion directe, on observe une meilleure dynamique des valeurs de biomasse qu'avec le γ^0 et les effets topographiques sont moins visibles. Les zones de forte topographie sont néanmoins très visibles avec une sous-estimation de la biomasse qui laisse des régions blanches sur la carte d'inversion directe. L'inversion bayésienne atténue les effets de la topographie et la carte de biomasse estimée à partir du t^0 est beaucoup plus homogène malgré un large gradient qui permet d'identifier plusieurs niveaux de biomasse sur la carte à l'inverse des figures 4.28 et 4.29.

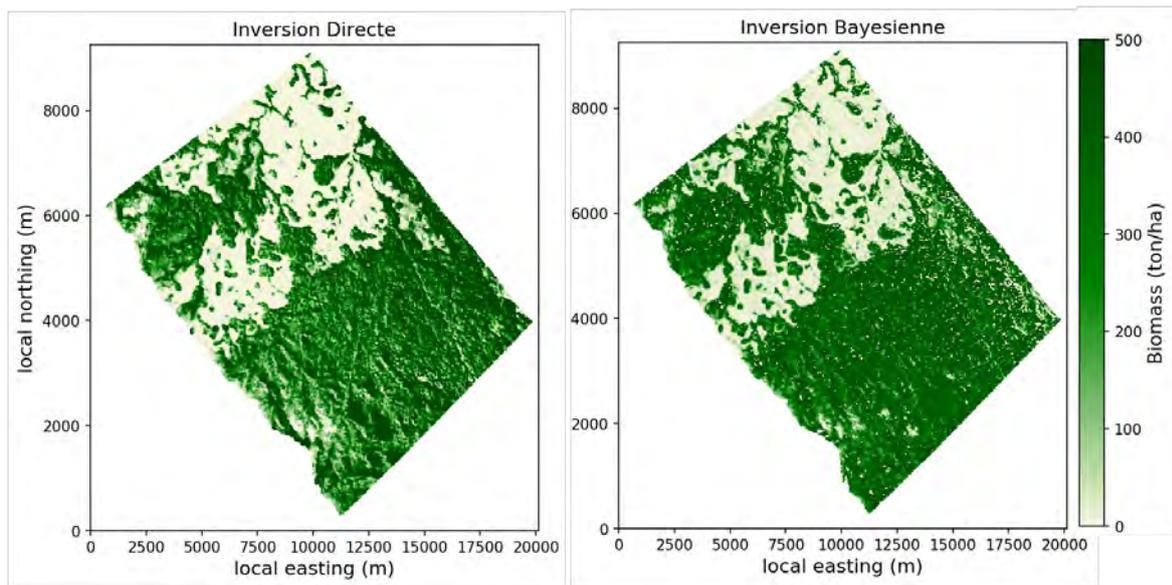


FIGURE 4.28 – Cartes de biomasse à 25 m de résolution, estimées pour le site de La Lopé à partir de la carte de γ^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR DLR. Les paramètres du modèle d'inversion sont dans le tableau 4.12. La carte de gauche a été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

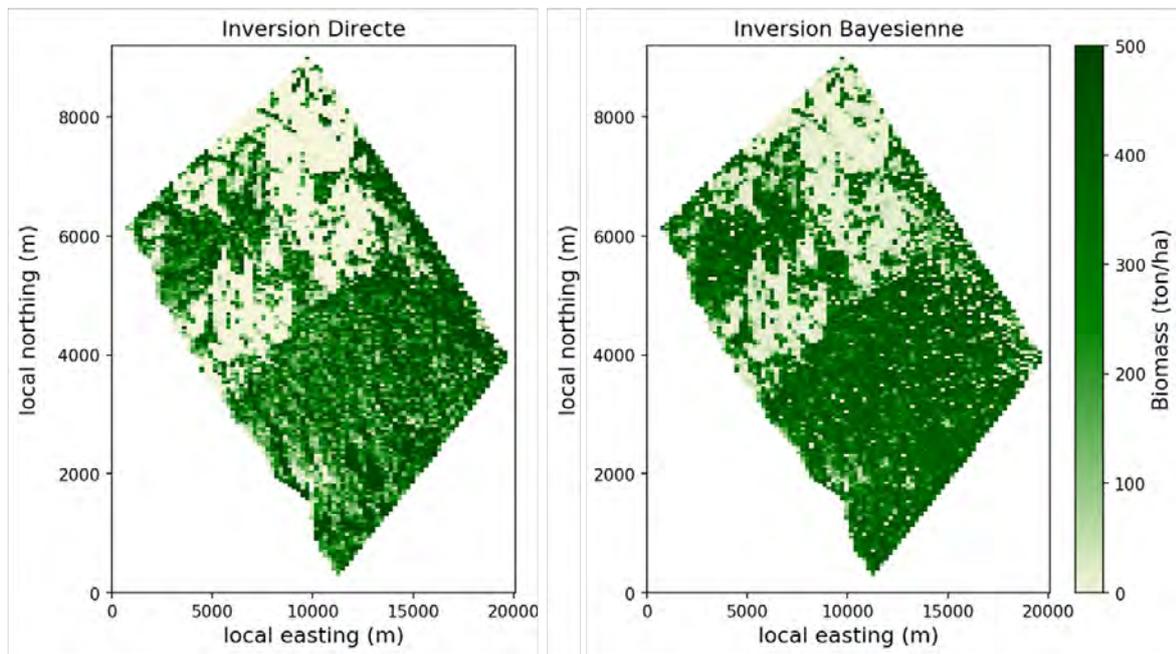


FIGURE 4.29 – Cartes de biomasse à 100 m de résolution, estimées pour le site de La Lopé à partir de la carte de γ^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR DLR. Les paramètres du modèle d'inversion sont dans le tableau 4.12. La carte de gauche a été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

Mondah

Le site de Mondah offre plusieurs particularités remarquables avec notamment sa route forestière aménagée dans la forêt dense plusieurs espaces découverts présents également dans la forêt dense et une biomasse de plus en plus clairsemée en direction de la mer localisée pour les faibles valeurs d'easting.

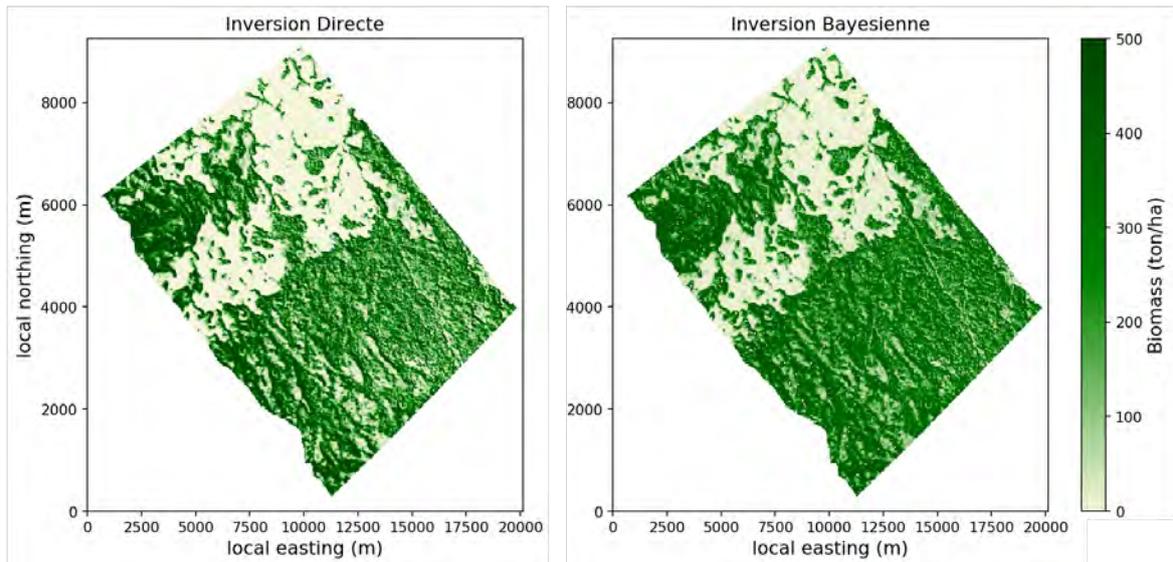


FIGURE 4.30 – Cartes de biomasse à 25 de résolution, estimées pour le site de La Lopé à partir de la carte de t^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR DLR. Les paramètres du modèle d'inversion sont dans le tableau 4.12. La carte de gauche à été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

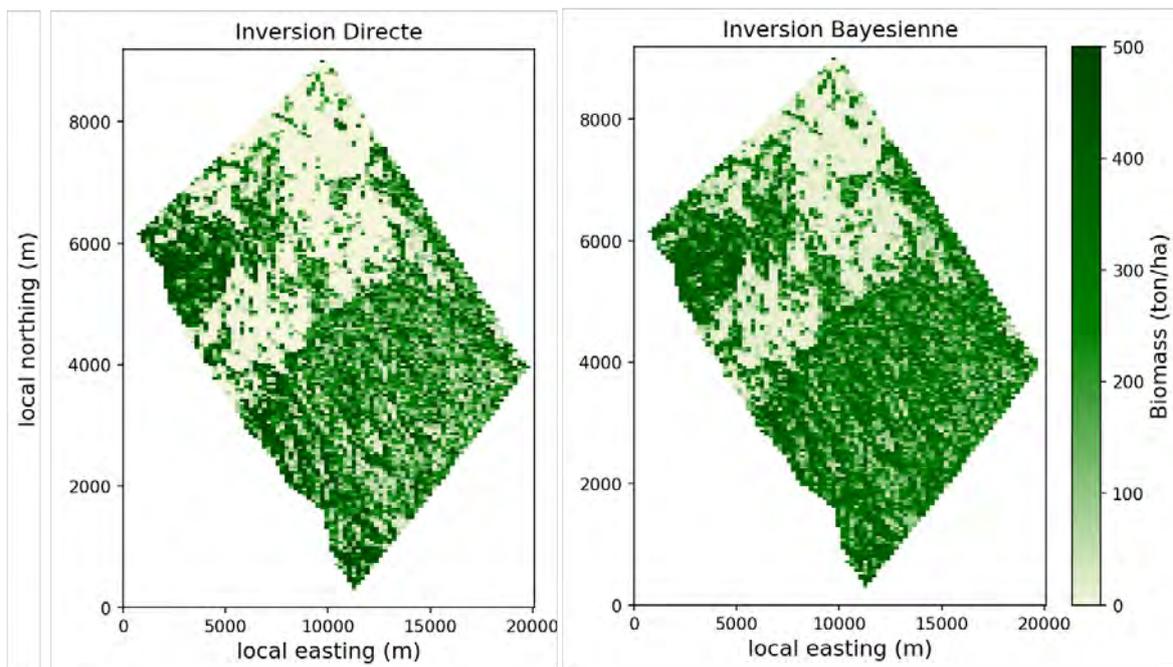


FIGURE 4.31 – Cartes de biomasse à 100 m de résolution, estimées pour le site de La Lopé à partir de la carte de t^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR DLR. Les paramètres du modèle d'inversion sont dans le tableau 4.12. La carte de gauche à été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

Les figures 4.32 et 4.33 ont été obtenues après inversion de l'indicateur γ^0 . Quelle que soit la méthode d'inversion, on observe une saturation globale des valeurs de biomasse encore plus marquée dans le cas de l'inversion bayésienne où la route forestière est presque invisible.

Les figures 4.34 et 4.35 ont été obtenues après inversion de l'indicateur t^0 . Une plus grande variation des valeurs de biomasse est observée en comparaison aux cartes issues

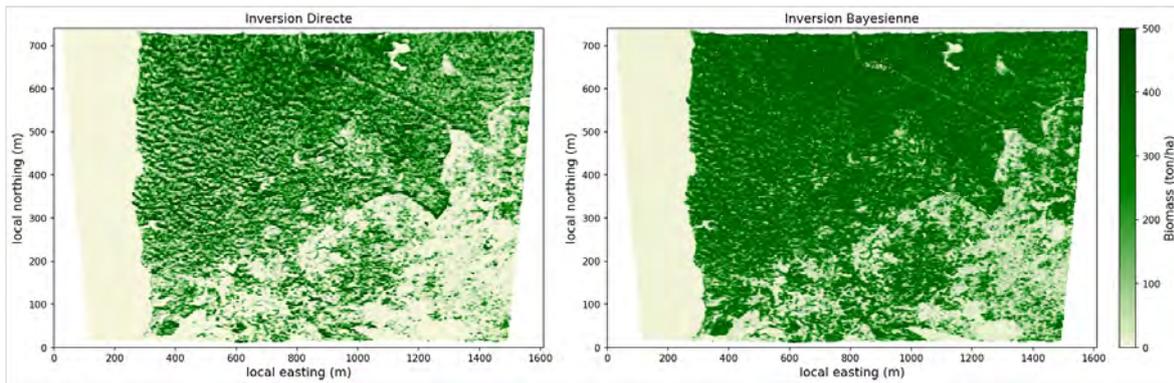


FIGURE 4.32 – Cartes de biomasse à 25 m de résolution, estimées pour le site de Mondah à partir de la carte de γ^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR DLR. Les paramètres du modèle d'inversion sont dans le tableau 4.12. La carte de gauche a été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

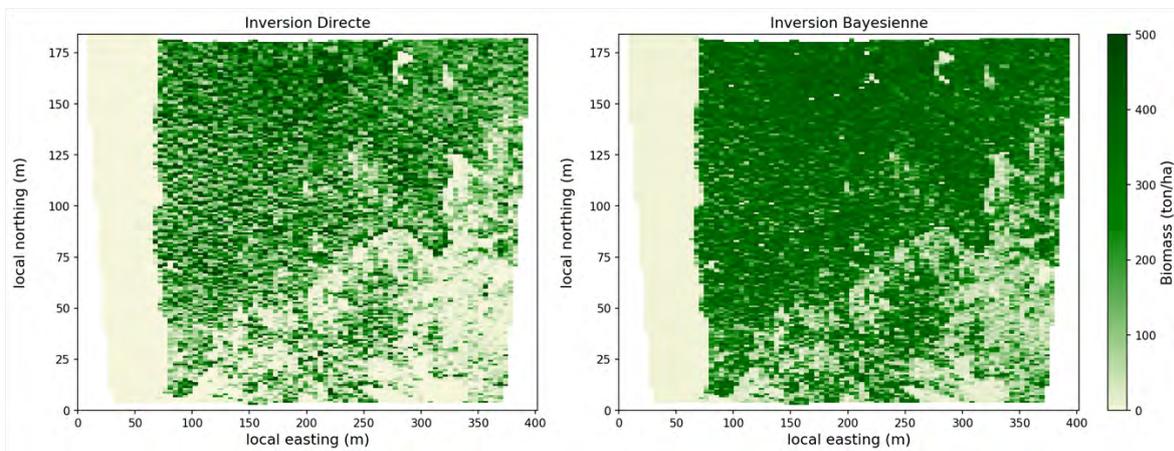


FIGURE 4.33 – Cartes de biomasse à 100 m de résolution, estimées pour le site de Mondah à partir de la carte de γ^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR DLR. Les paramètres du modèle d'inversion sont dans le tableau 4.12. La carte de gauche a été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

du γ^0 et les éléments remarquables du site de Mondah restent bien identifiables y compris dans le cas de l'inversion bayésienne.

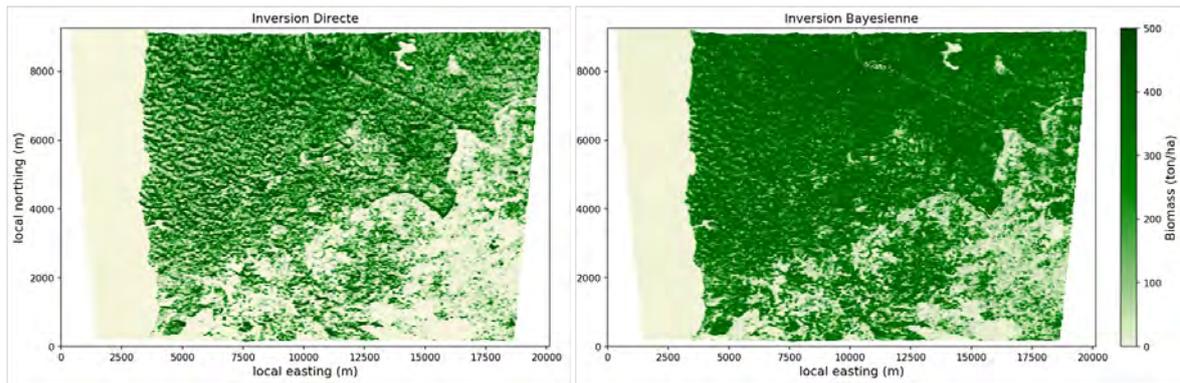


FIGURE 4.34 – Cartes de biomasse à 25 m de résolution, estimées pour le site de Mondah à partir de la carte de t^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR DLR. Les paramètres du modèle d'inversion sont dans le tableau 4.12. La carte de gauche à été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

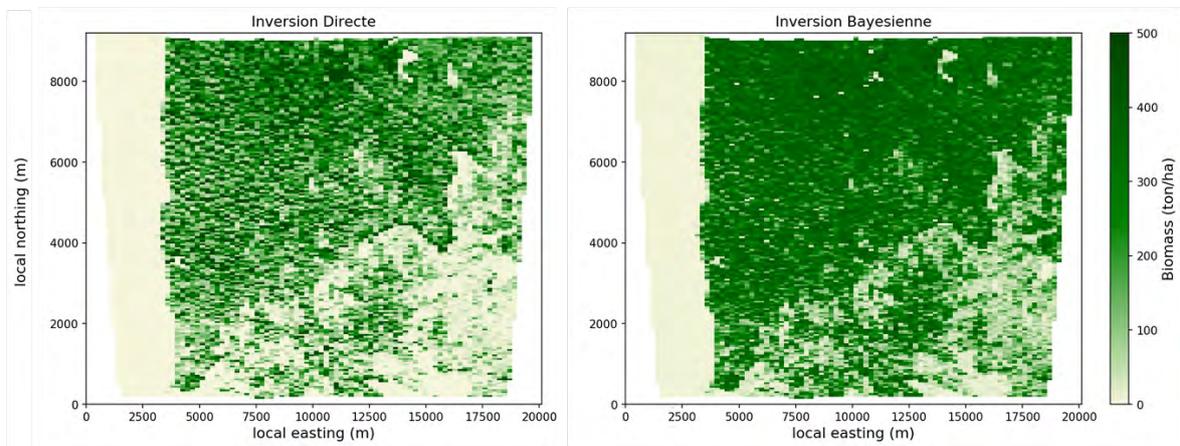


FIGURE 4.35 – Cartes de biomasse à 100 m de résolution, estimées pour le site de Mondah à partir de la carte de t^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR DLR. Les paramètres du modèle d'inversion sont dans le tableau 4.12. La carte de gauche à été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

Mabounie

La zone d'acquisition du site de Mabounie est intégralement recouverte d'une forêt dense implantée sur un terrain à la topographie inégale (cf. chapitre 2). Les cartes de la figure 4.36 représentent les cartes de biomasse estimées à partir de l'indicateur γ^0 . Pour le cas de l'inversion directe, la topographie au sol est très marquée et entraîne des saturations aléatoires sur la carte de biomasse qui s'ajoute à la dépendance géométrique. L'inversion bayésienne entraîne un moyennage global de la carte de biomasse qui semble saturée et ne permet pas de distinguer les différentes nuances de biomasse.

Les cartes de la figures 4.37 représentent les cartes de biomasse estimées à partir de l'indicateur t^0 . Dans le cas de l'inversion directe, la topographie est très marquée dans le coin en haut à droite de l'image ce qui entraîne une certaine saturation de la biomasse dans cette zone, mais pour le reste de la carte, la biomasse est répartie selon un gradient cohérent et la topographie est peu marquée. L'inversion bayésienne corrige la forte topographie observée dans le coin en haut à droite de l'image et permet l'obtention d'une carte régulière de la répartition de la biomasse.

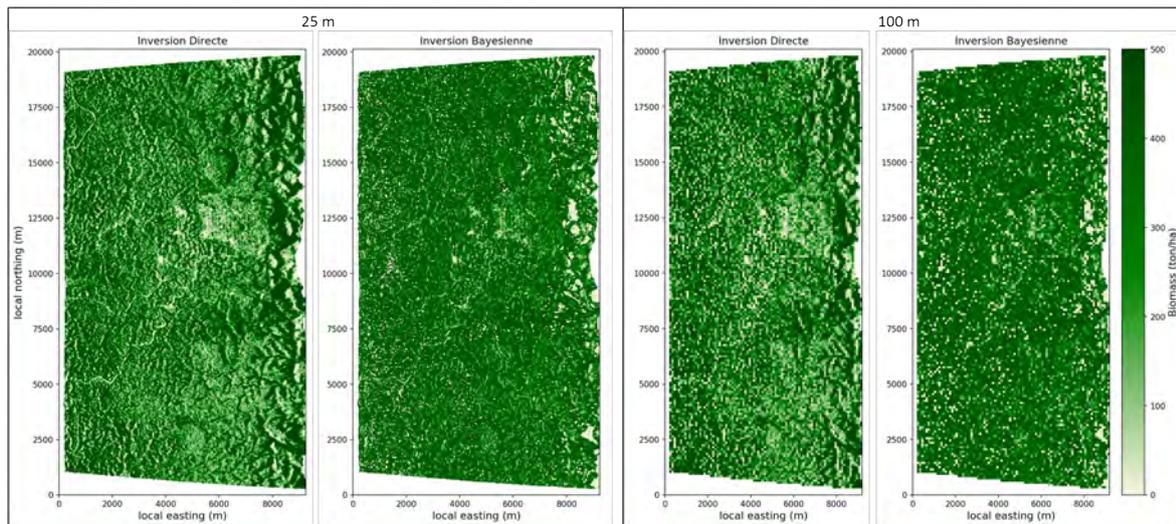


FIGURE 4.36 – Cartes de biomasse en résolution 25 m (cadre de gauche) et 100 m (cadre de droite), estimées pour le site de Mabounie à partir de la carte de γ^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR DLR. Les paramètres du modèle d'inversion sont dans le tableau 4.12. La carte de gauche a été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

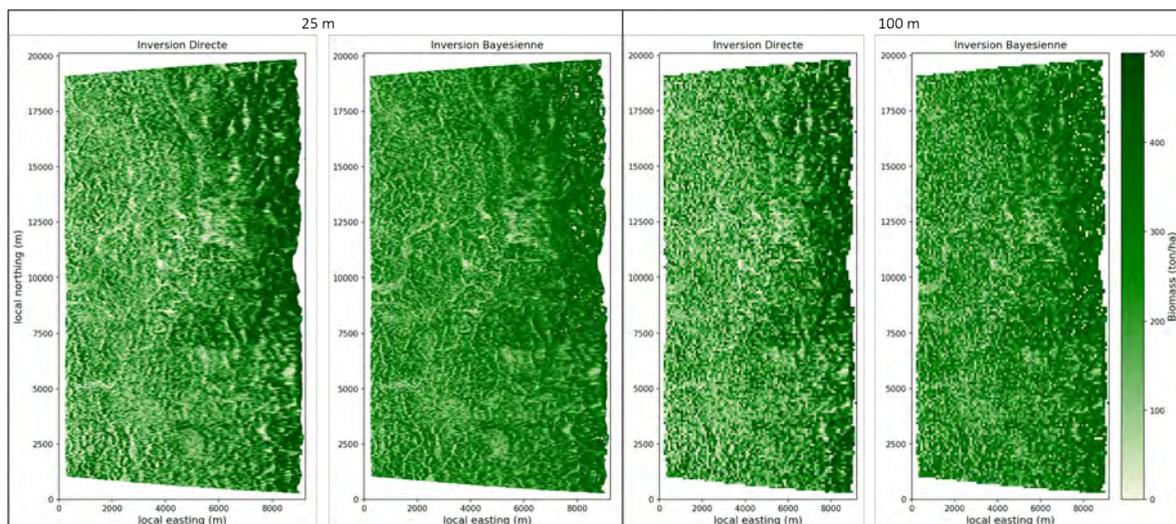


FIGURE 4.37 – Cartes de biomasse en résolution 25 m (cadre de gauche) et 100 m (cadre de droite), estimées pour le site de Mabounie à partir de la carte de t^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR DLR. Les paramètres du modèle d'inversion sont dans le tableau 4.12. La carte de gauche a été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

Rabi

Comme le site de Mabounie, le site d'acquisition de Rabi est intégralement recouvert de forêt dense avec quelques zones de déforestation et une topographie variable (cf. chapitre 2). La figure 4.38 a été obtenue à partir de l'inversion de l'indicateur γ^0 . Les valeurs de biomasse obtenues à partir de l'inversion directe sont très fortes et très impactées par la topographie avec beaucoup de zones saturées dans le sens du relief. L'inversion bayésienne gomme ces impacts topographiques, mais génère une carte de biomasse totalement homogène et saturée qui ne permet pas d'exploiter les valeurs de biomasse.

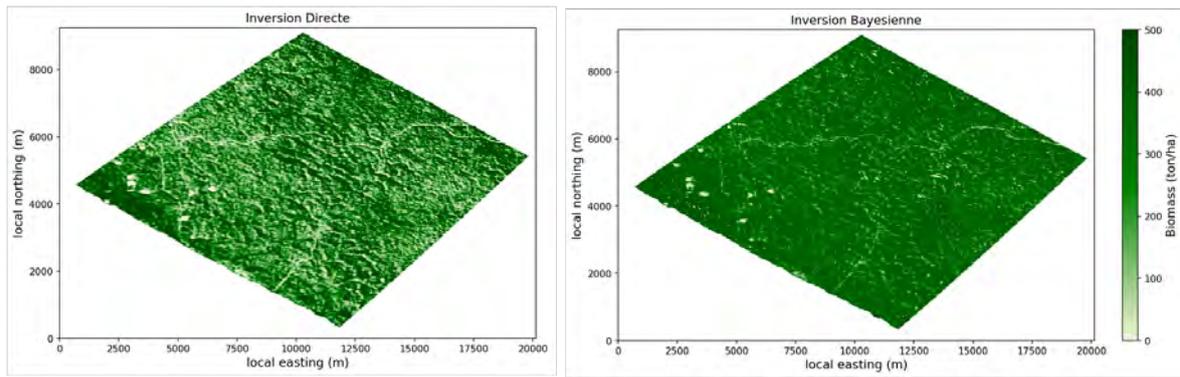


FIGURE 4.38 – Cartes de biomasse à 25 m de résolution, estimées pour le site de Rabi à partir de la carte de γ^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR DLR. Les paramètres du modèle d'inversion sont dans le tableau 4.12. La carte de gauche a été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

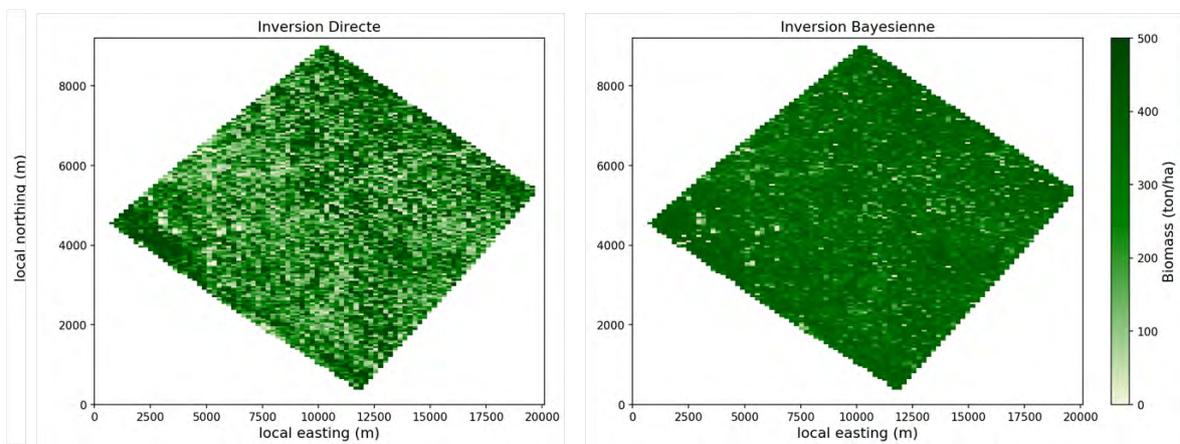


FIGURE 4.39 – Cartes de biomasse à 100 m de résolution, estimées pour le site de Rabi à partir de la carte de γ^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR DLR. Les paramètres du modèle d'inversion sont dans le tableau 4.12. La carte de gauche a été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

Les figures 4.40 et 4.41 ont été obtenues à partir de l'inversion de l'indicateur t^0 . Après l'inversion directe, la carte de biomasse obtenue contient des traces de la topographie locale, mais dans des régions spécifiques et limitées (centre de l'image, coin en bas à gauche). L'inversion bayésienne corrige les inégalités de biomasse sur ces zones et permet de distinguer nettement les zones d'intérêt décrites plus tôt.

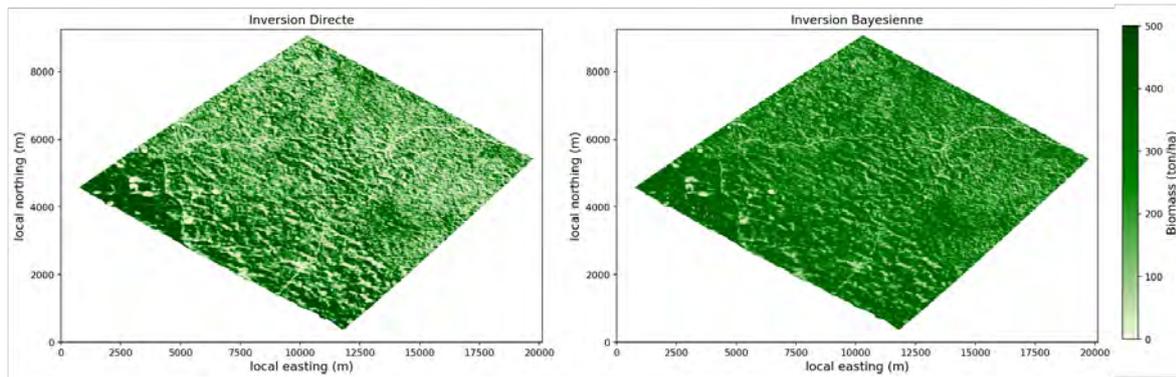


FIGURE 4.40 – Cartes de biomasse à 25 m de résolution, estimées pour le site de Rabi à partir de la carte de t^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR DLR. Les paramètres du modèle d'inversion sont dans le tableau 4.12. La carte de gauche à été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

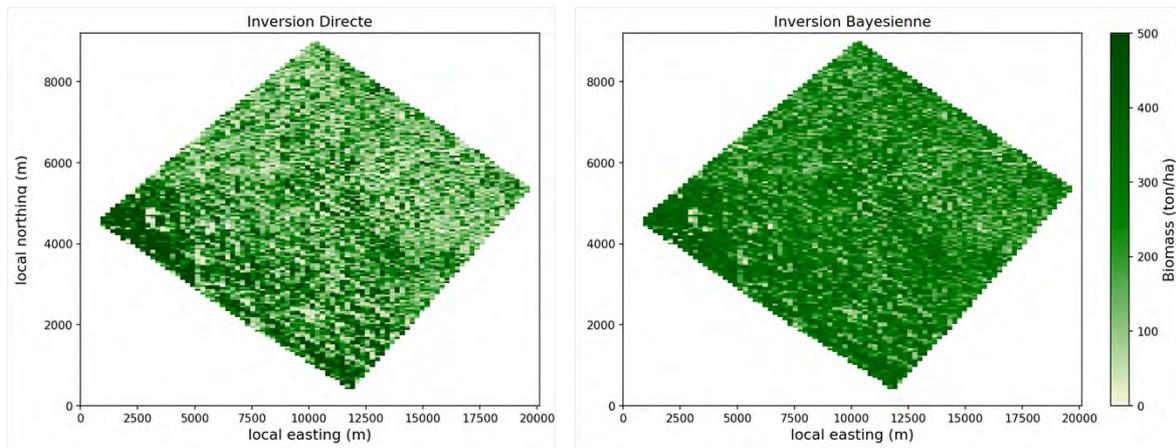


FIGURE 4.41 – Cartes de biomasse à 100 m de résolution, estimées pour le site de Rabi à partir de la carte de t^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR DLR. Les paramètres du modèle d'inversion sont dans le tableau 4.12. La carte de gauche à été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

4.4.3.3 Étude statistique des valeurs de biomasse estimées

Pour l'étude statistique des valeurs de biomasse estimées, comme pour la section 4.4.3.1, les résultats sont exprimés pour l'ensemble des sites considérés sur la campagne AfriSAR.

La figure 4.42 permet de comparer les biomasses estimées, notées AGB_e , à partir des indicateurs polarimétriques γ^0 (à gauche) et t^0 (à droite) en fonction des biomasses *in situ*, notées AGB_i , dans le cas d'une inversion directe. Les biomasses estimées à partir de l'indicateur t^0 sont plus proches des valeurs *in situ* que celles issues du γ^0 pour la gamme de biomasses allant de 200 à 500 t/ha. Pour les faibles biomasses, le nombre de ROI est limité et les mesures *in situ* sont principalement disponibles sur le site de Mondah. Hors l'estimation des faibles biomasses semble équivalente pour les deux indicateurs.

Les statistiques de mesure liées à la figure 4.42 sont regroupées dans le tableau 4.13. Les indicateurs de performances confirment que les biomasses estimées à partir du t^0 sont plus corrélées aux biomasses *in situ* ($r_p = 0,66$ contre 0,24 pour le γ^0) et estimées avec une dispersion bien inférieure (RMSD = 36% contre 78% pour le γ^0).

La figure 4.43 permet de comparer les biomasses estimées à partir des indicateurs

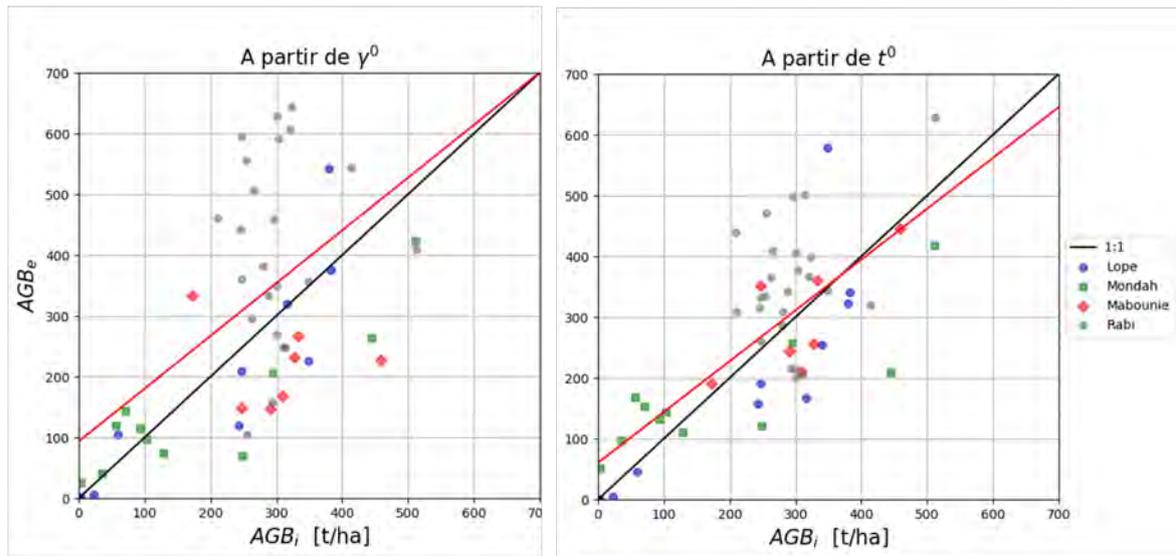


FIGURE 4.42 – Graphes de comparaison entre les biomasses estimées, AGB_e , et les mesures terrain, AGB_i dans le cas d’une inversion directe des cartes d’indicateurs polarimétriques γ^0 (à gauche) et t^0 (à droite) à partir des modèles de régression détaillés dans le tableau 4.12 pour les données de la campagne AfriSAR DLR. Les résultats statistiques associés sont regroupés dans le tableau 4.13.

I. Directe	ME	MPE	MAPE	RMSD	RMSD _R %	r_p	r_s	χ^2
γ^0	59.28	0.45	0.79	201	78.4	0.49	0.52	8712
t^0	59.24	1.48	1.53	93	36.49	0.81	0.63	6532

TABLEAU 4.13 – Résultats statistiques de l’estimation des biomasses en haute résolution à partir des indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 après une inversion directe pour les données AfriSAR DLR.

polarimétriques γ^0 (à gauche) et t^0 (à droite) en fonction des biomasses *in situ* dans le cas d’une inversion bayésienne. Comme pour le cas de l’inversion directe, l’utilisation du t^0 minimise la dispersion des ROI autour de l’axe de référence pour la gamme de biomasse allant de 200 à 500 t/ha. Pour les faibles biomasses, le γ^0 donne de meilleurs résultats que le t^0 sur le site de Mondah.

La comparaison des figures 4.13 et 4.14 mettent en avant la performance de l’inversion bayésienne en termes de limitation de la dispersion. Dans le cas le plus favorable qui correspond à l’inversion bayésienne du t^0 pour l’estimation de la biomasse, la corrélation des AGB_e avec les AGB_i atteint 81% comme le montrent les résultats statistiques du tableau 4.14. Les valeurs de χ^2 et de RMSD sont équivalentes aux cas du t^0 en inversion directe (cf. tableau 4.13) en raison de la dispersion des données de faible biomasse autour de l’axe de référence.

I. Bayes	ME	MPE	MAPE	RMSD	RMSD _R %	r_p	r_s	χ^2
γ^0	-2.22	0.8	1.03	92	35.99	0.7	0.49	2669
t^0	59.24	1.48	1.53	93	36.49	0.81	0.63	6532

TABLEAU 4.14 – Résultats statistiques de l’estimation des biomasses en haute résolution à partir des indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 après une inversion bayésienne pour les données AfriSAR DLR.

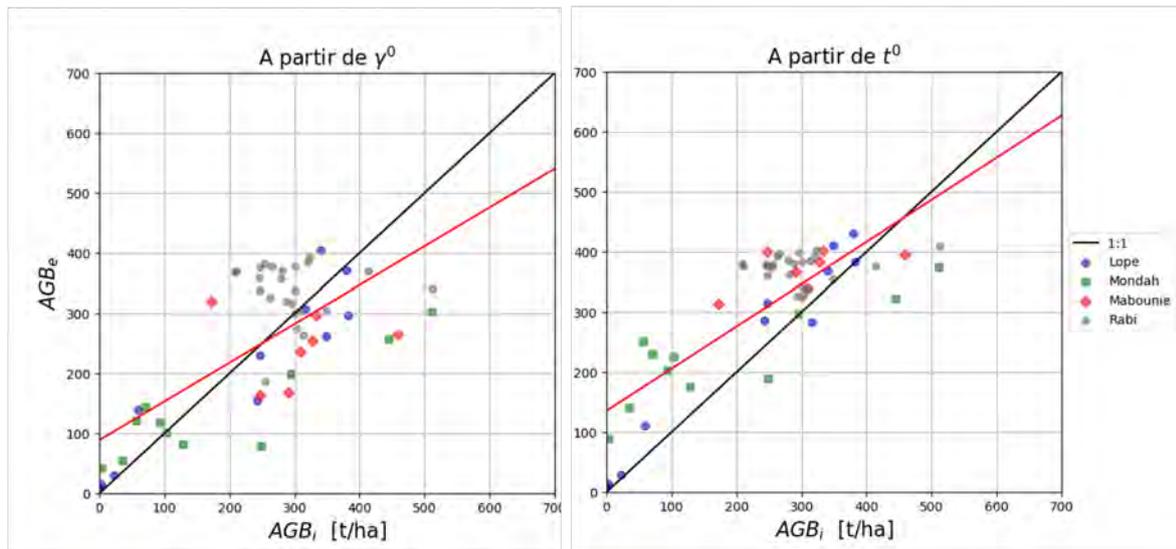


FIGURE 4.43 – Graphes de comparaison entre les biomasses estimées, AGB_e , et les mesures terrain, AGB_i dans le cas d’une inversion bayésienne des cartes d’indicateurs polarimétriques γ^0 (à gauche) et t^0 (à droite) à partir des modèles de régression détaillés dans le tableau 4.12 pour les données de la campagne AfriSAR DLR. Les résultats statistiques associés sont regroupés dans le tableau 4.14.

4.4.3.4 Bilan

L’estimation des cartes de biomasse des sites de la campagne AfriSAR à partir des données du DLR a confirmé l’apport du t^0 combiné à l’inversion bayésienne pour l’estimation de la biomasse forestière. Ces limites en termes de correction des effets géométriques ont néanmoins été mises en avant pour le site de Mondah où l’angle d’élévation θ_T est trop important pour un emploi optimal du t^0 . Dans le cas de la mission BIOMASS, les θ_T seront compris entre 25 et 45 ° ce qui est idéal pour l’utilisation du t^0 . Les résultats mitigés obtenus pour les faibles valeurs de biomasse mettent également en avant les limites du modèle d’inversion logarithmique d’ordre 1 à décrire le comportement des indicateurs polarimétriques complexe tel que le t^0 sur l’intégralité de la gamme de biomasses. L’utilisation d’un modèle logarithmique d’ordre 4, comme présenté dans la section 4.3.3, pourrait être une des perspectives d’amélioration des résultats de cette étude.

4.4.4 Résultats expérimentaux pour les sites de la campagne AfriSAR avec les données acquises par l'ONERA

Les données acquises par l'ONERA dans la première phase de la campagne AfriSAR ont été moins employées dans le cadre des travaux de préparation de la mission BIOMASS à cause d'un écart de rétrodiffusion entre les deux jeux de données. Cet écart peut provenir d'une différence de radiométrie entre saison sèche et saison humide, entre heures de mesures ou par un écart de calibration. Il a été choisi, dans cette thèse, de traiter en priorité les données acquises par le DLR sur les sites d'AfriSAR. Cependant, l'existence de ces deux jeux de données (DLR et ONERA) sur les sites d'AfriSAR offre la possibilité d'étudier le comportement des indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 sur une structure identique de forêt, mais en faisant varier les capteurs utilisés et les facteurs météorologiques (cf. chapitre 2).

Dans cette section, les cartes de biomasse ont été estimées pour l'intégralité des sites disponibles à partir d'une seule image PolSAR des séries temporelles acquises par le DLR. Pour le calcul des indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 , un filtre moyenneur avec un fenêtrage équivalent à 50 m a été appliqué. Pour le calcul du POA, nécessaire à l'estimation du t^0 , un fenêtrage équivalent à 100 m a été appliqué.

4.4.4.1 Relation entre les indicateurs polarimétriques et la biomasse

À partir des cartes d'indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 estimées sur les sites de La Lopé, Mondah, Mabounie et Rabi avec les données acquises par l'ONERA, les valeurs moyennes des ROI ont été extraites et reportées sur la figure 4.44 en fonction de la biomasse forestière. Les modèles de régression associés ont été calculés sur la base d'une relation logarithmique d'ordre 1, et sont représentés par les traits continus identifiés sous l'appellation « global » dans la légende. Les résultats des régressions sont regroupés dans le tableau 4.15.

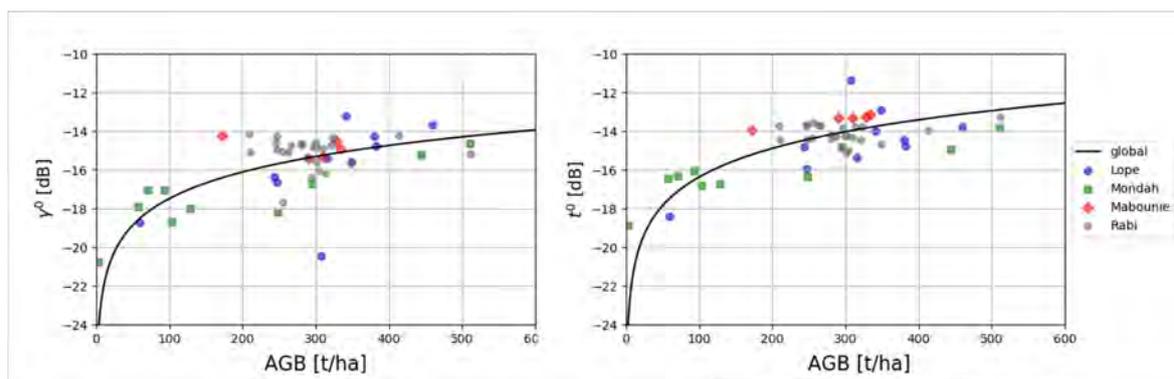


FIGURE 4.44 – Indicateur polarimétrique de rétrodiffusion γ^0 (à gauche) et t^0 (à droite) en fonction de la biomasse forestière pour l'intégralité des sites couverts pendant la campagne AfriSAR de l'ONERA. Les paramètres des régressions logarithmiques d'ordre 1 symbolisés par le trait noir continu sont détaillés dans le tableau 4.15.

La figure 4.44 montre la répartition des ROI sur toute la gamme de biomasses, allant de 0 à 530 t/ha comme pour les données du DLR. Cependant, la dynamique des indicateurs polarimétriques est décalée d'environ -3 dB par rapport aux données du DLR, ce qui correspond à l'écart énoncé plus tôt. En faisant abstraction de ce décalage en dB, les résultats observés pour les deux indicateurs sont proches en termes de corrélation au modèle et de dispersion des données autour du modèle de régression comme le confirment les valeurs

du r_p et du χ^2 du tableau 4.15. Pour ce qui concerne la sensibilité des indicateurs, le coefficient de pente du t^0 est tout de même légèrement supérieur à celui du γ^0 (4.90 contre 4.55).

Scénario A	a (dB.ha/t)	b (dB)	r_p	RMSE	χ^2
γ^0	4.55	-26.60	0.86	118	40
t^0	4.90	-26.19	0.88	111	45

TABLEAU 4.15 – Résultats de la régression logarithmique qui lie les indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 à la biomasse forestière pour l'intégralité des sites survolés pendant la campagne AfriSAR ONERA.

4.4.4.2 Estimation des cartes de biomasse

Les cartes de biomasse des sites de La Lopé, Mondah, Mabounie et Rabi représentées ci-après sont estimées en appliquant les deux méthodes d'inversion présentées dans la section 4.2, à travers les modèles de régression détaillés dans le tableau 4.15. Elles sont affichées en résolution 25 et 100 m pour évaluer les cas haute résolution aéroportée et basse résolution proche de BIOMASS, et tout particulièrement son impact sur l'atténuation ou non des effets topographiques (cf. chapitre 1). Les résultats de l'inversion directe sont toujours sur la gauche des images et les résultats de l'inversion bayésienne sur la droite.

La Lopé

Les figures 4.45 et 4.46 représentent les cartes de biomasse pour le site de La Lopé obtenues à partir de l'indicateur polarimétrique γ^0 , respectivement en résolutions 25 et 100 m. L'inversion directe du γ^0 génère une carte saturée pour les valeurs de biomasse situées au-dessus de 4000 m en northing. Ces dernières sont alternées avec de nombreuses zones où la biomasse est totalement sous-estimée (en haut à gauche de l'image). Ce phénomène est lié à des effets topographiques que l'indicateur γ^0 ne peut pas corriger. Sur la carte en inversion bayésienne, l'effet de saturation est réduit, mais les valeurs de faible biomasse liées aux impacts topographiques ne sont pas compensées.

Les figures 4.47 et 4.48 représentent les cartes de biomasse pour le site de La Lopé obtenues à partir de l'indicateur polarimétrique t^0 , respectivement en résolutions 25 et 100 m. Les zones de forte topographie identifiées sur les figures 4.45 et 4.46 ont été corrigées par le t^0 . Cependant à l'inverse des cartes en inversion directe où les biomasses ont été sous-estimées, la correction bayésienne entraîne une saturation des valeurs de biomasse pour ces zones de forte topographie.

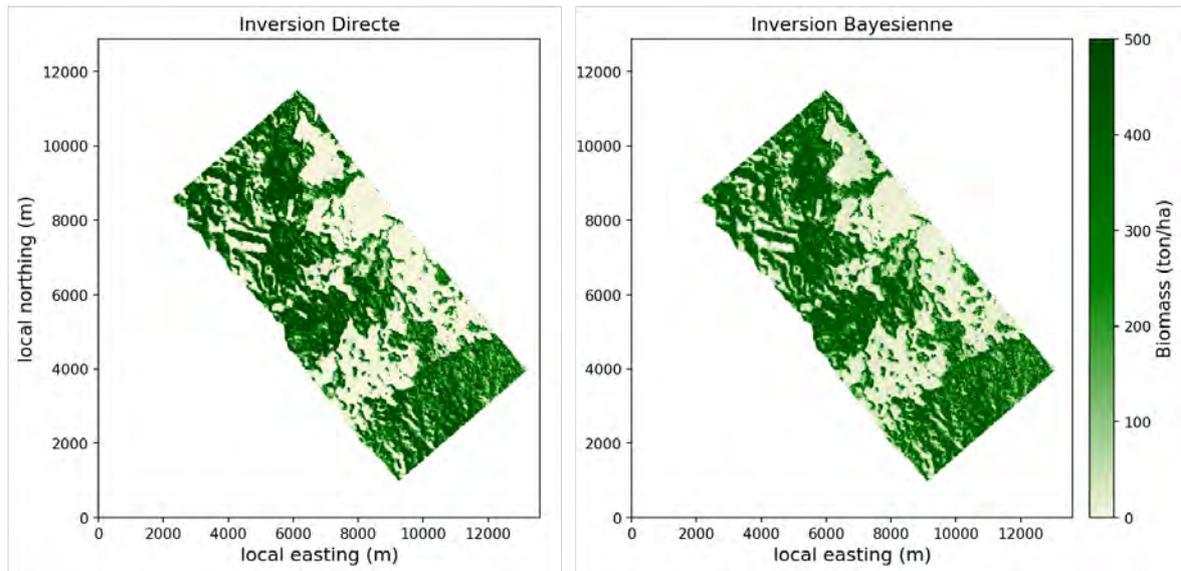


FIGURE 4.45 – Cartes de biomasse à 25 m de résolution, estimées pour le site de La Lopé à partir de la carte de γ^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR ONERA. Les paramètres du modèle d'inversion sont dans le tableau 4.15. La carte de gauche à été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

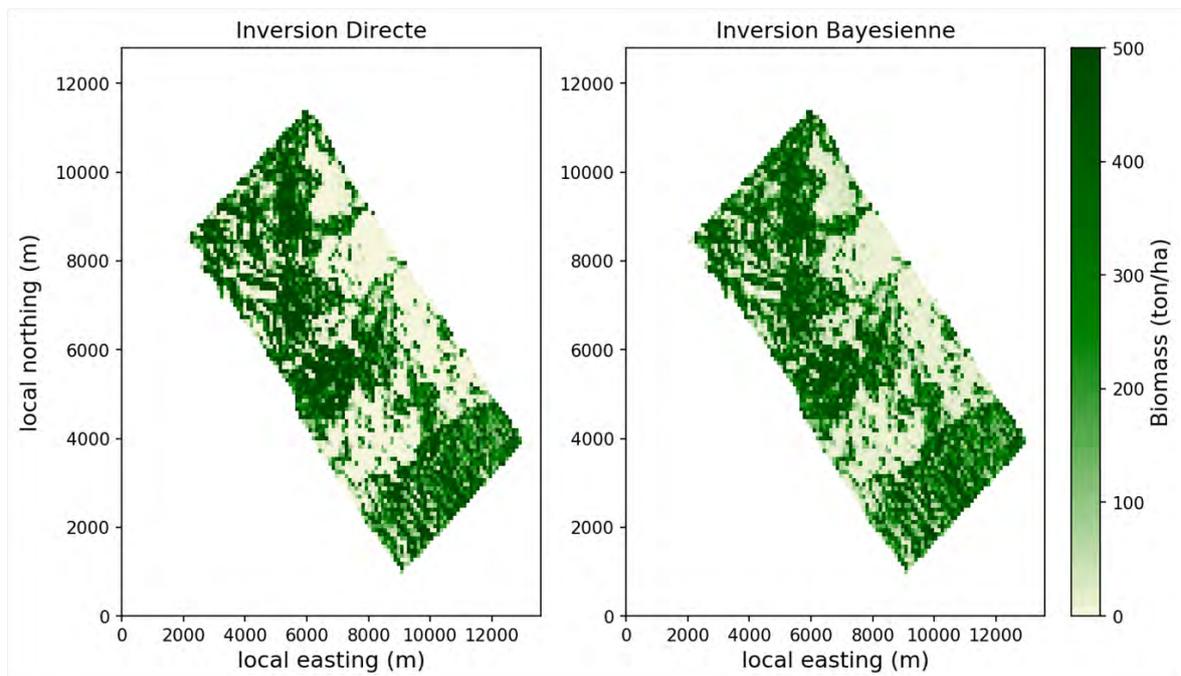


FIGURE 4.46 – Cartes de biomasse à 100 m de résolution, estimées pour le site de La Lopé à partir de la carte de γ^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR ONERA. Les paramètres du modèle d'inversion sont dans le tableau 4.15. La carte de gauche à été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

Mondah

Les figures 4.49 et 4.50 représentent les cartes de biomasse pour le site de Mondah obtenues à partir de l'indicateur polarimétrique γ^0 , respectivement en résolutions 25 et 100 m. L'inversion directe du γ^0 génère une carte de biomasse avec une concentration de fortes valeurs de biomasse au centre de l'image, mais également sur la partie proche

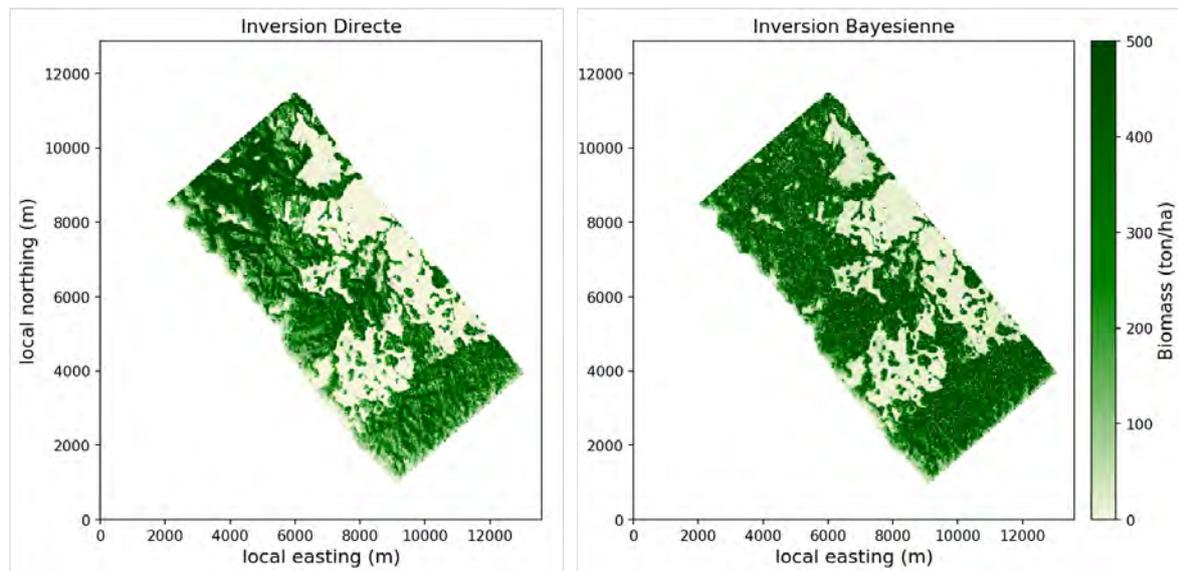


FIGURE 4.47 – Cartes de biomasse à 25 m de résolution, estimées pour le site de La Lopé à partir de la carte de t^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR ONERA. Les paramètres du modèle d'inversion sont dans le tableau 4.15. La carte de gauche à été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

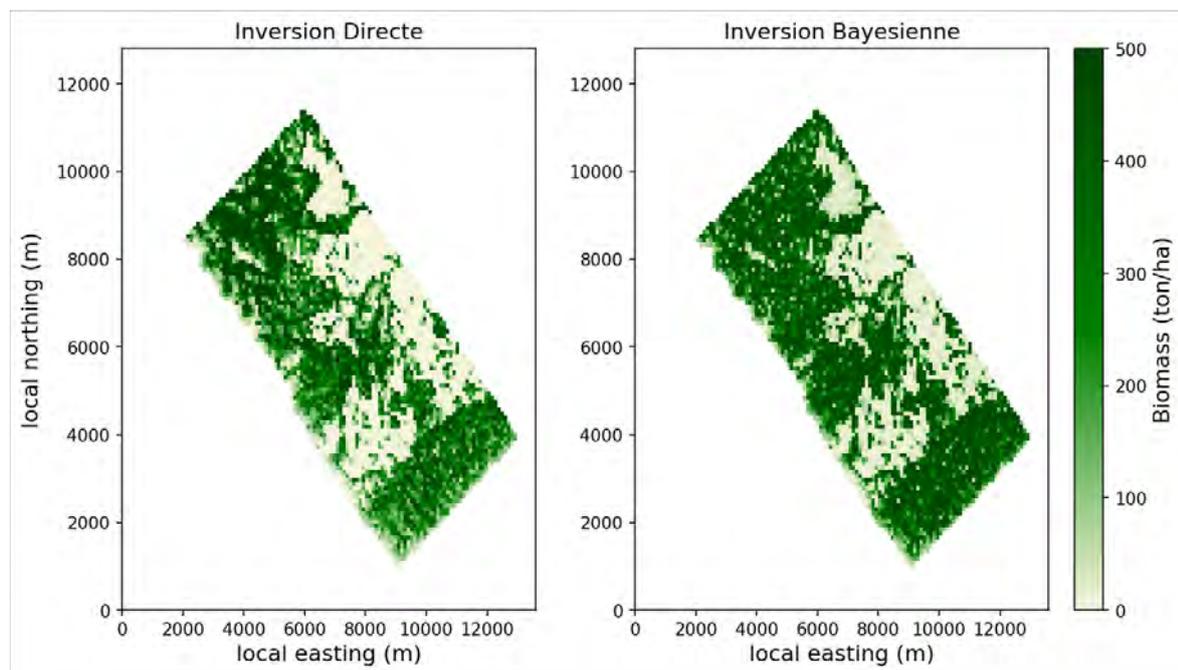


FIGURE 4.48 – Cartes de biomasse à 100 m de résolution, estimées pour le site de La Lopé à partir de la carte de t^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR ONERA. Les paramètres du modèle d'inversion sont dans le tableau 4.15. La carte de gauche à été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

de la mer (easting inférieurs à 4000 m). Les effets de la topographie sont également très présents sur toute la zone de forêt. L'inversion bayésienne minimise les effets topographiques dans l'estimation de la biomasse, mais entraîne une surestimation des valeurs de biomasse proche de la mer ce qui donne cet aspect saturé de la carte de biomasse.

Les figures 4.51 et 4.52 représentent les cartes de biomasse pour le site de Mondah obtenues à partir de l'indicateur polarimétrique t^0 , respectivement en résolutions 25 et

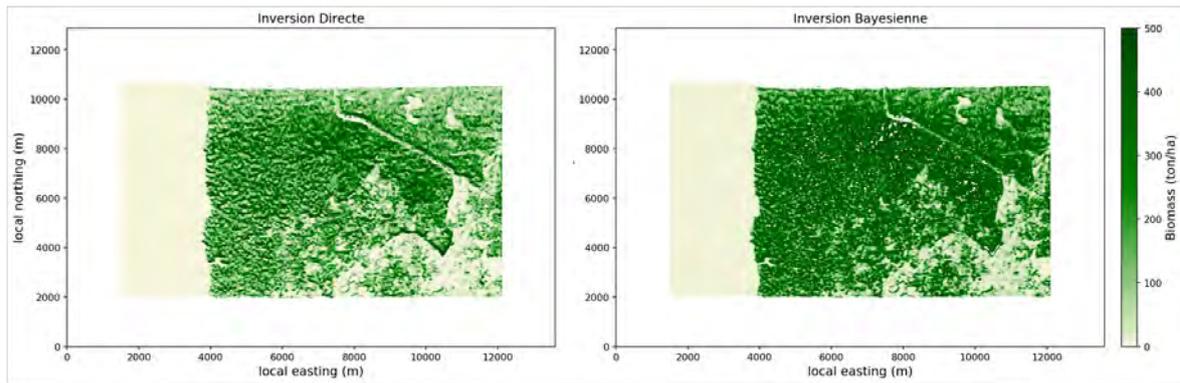


FIGURE 4.49 – Cartes de biomasse à 25 m de résolution, estimées pour le site de Mondah à partir de la carte de γ^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR ONERA. Les paramètres du modèle d'inversion sont dans le tableau 4.15. La carte de gauche a été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

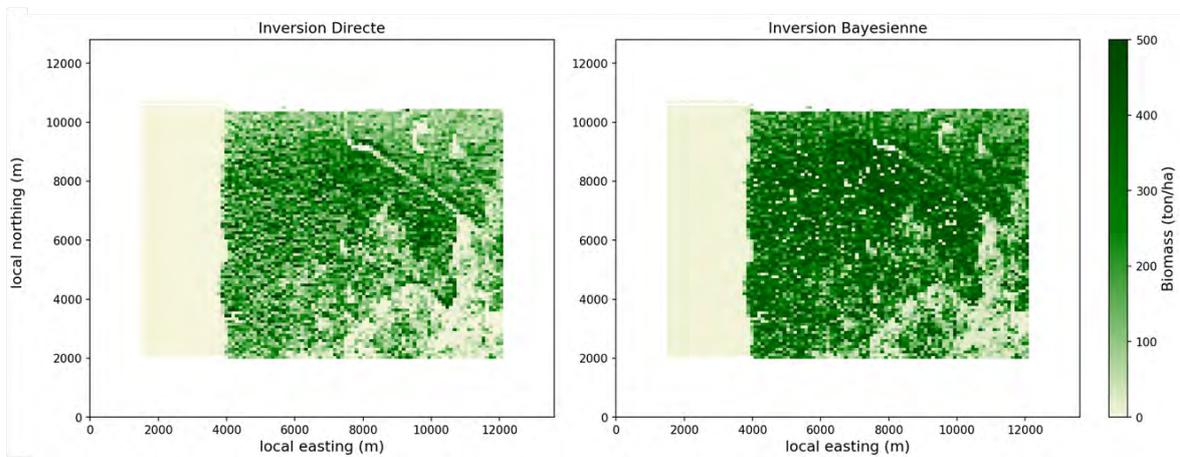


FIGURE 4.50 – Cartes de biomasse à 100 m de résolution, estimées pour le site de Mondah à partir de la carte de γ^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR ONERA. Les paramètres du modèle d'inversion sont dans le tableau 4.15. La carte de gauche a été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

100 m. L'inversion directe du t^0 génère une carte de biomasse avec un large gradient des valeurs de biomasse qui atteint de fortes valeurs de biomasse autour de la route forestière et diminue à l'approche de la mer. L'inversion bayésienne conserve ce gradient sur l'intégralité de la carte et atténue les valeurs de forte biomasse présentes au centre de la carte.

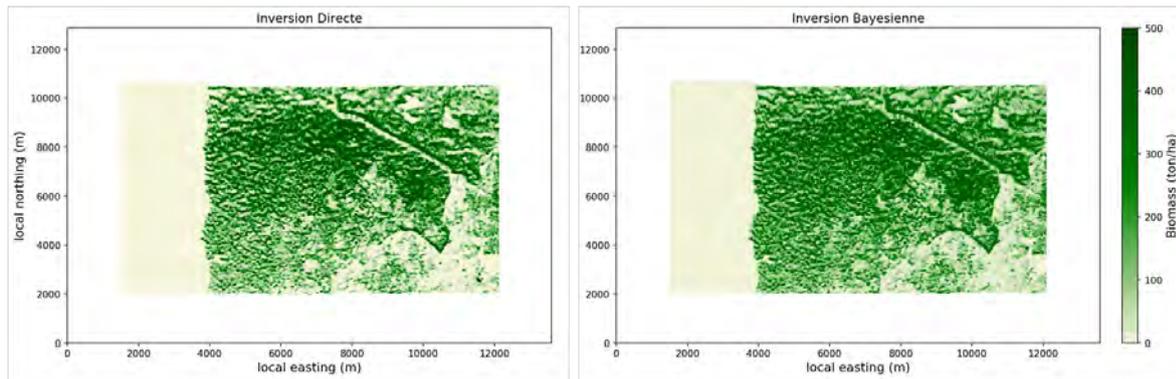


FIGURE 4.51 – Cartes de biomasse à 25 m de résolution, estimées pour le site de la Mondah à partir de la carte de t^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR ONERA. Les paramètres du modèle d'inversion sont dans le tableau 4.15. La carte de gauche a été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

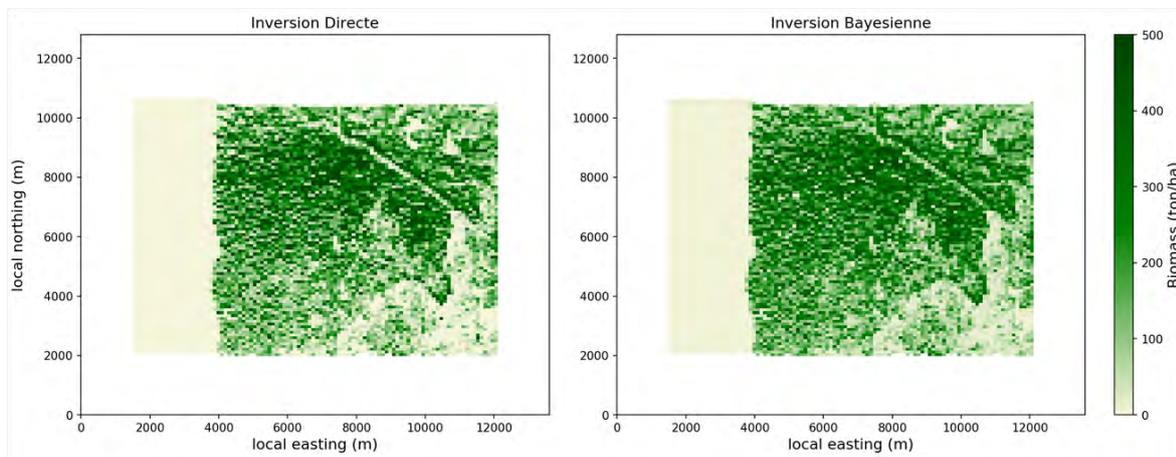


FIGURE 4.52 – Cartes de biomasse à 100 m de résolution, estimées pour le site de Mondah à partir de la carte de t^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR ONERA. Les paramètres du modèle d'inversion sont dans le tableau 4.15. La carte de gauche a été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

Mabounie

Les figures 4.53 et 4.54 représentent les cartes de biomasse pour le site de Mabounie obtenues à partir de l'indicateur polarimétrique γ^0 , respectivement en résolutions 25 et 100 m. La biomasse globale est très homogène avec de nombreuses zones de saturation dans le cas de l'inversion directe. L'inversion bayésienne qui implique un moyennage global des valeurs de biomasse entraîne l'obtention d'une carte de biomasse très homogène où il est impossible de différencier les variations des valeurs de biomasse.

Les figures 4.55 et 4.56 représentent les cartes de biomasse pour le site de Mabounie obtenues à partir de l'indicateur polarimétrique t^0 , respectivement en résolutions 25 et 100 m. Les résultats obtenus avec le t^0 sont un peu moins saturés qu'avec le γ^0 cependant les cartes de biomasse manquent de nuance. Il est possible que la route suivie par le capteur lors de l'acquisition des données ne soit pas optimale pour corriger les effets de la topographie ce qui entraîne cette saturation globale des valeurs de biomasses estimées.

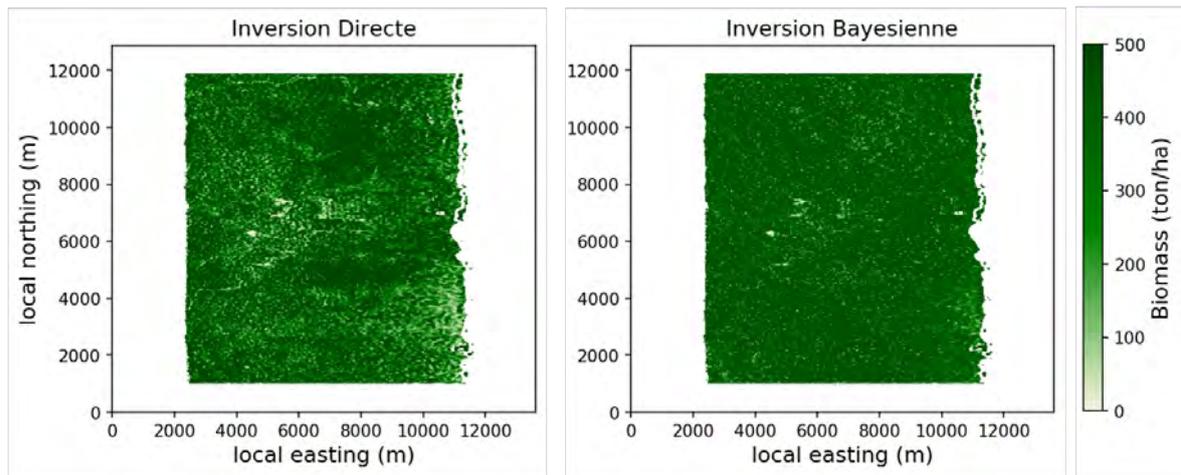


FIGURE 4.53 – Cartes de biomasse à 25 m de résolution, estimées pour le site de Mabounie à partir de la carte de γ^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR ONERA. Les paramètres du modèle d'inversion sont dans le tableau 4.15. La carte de gauche a été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

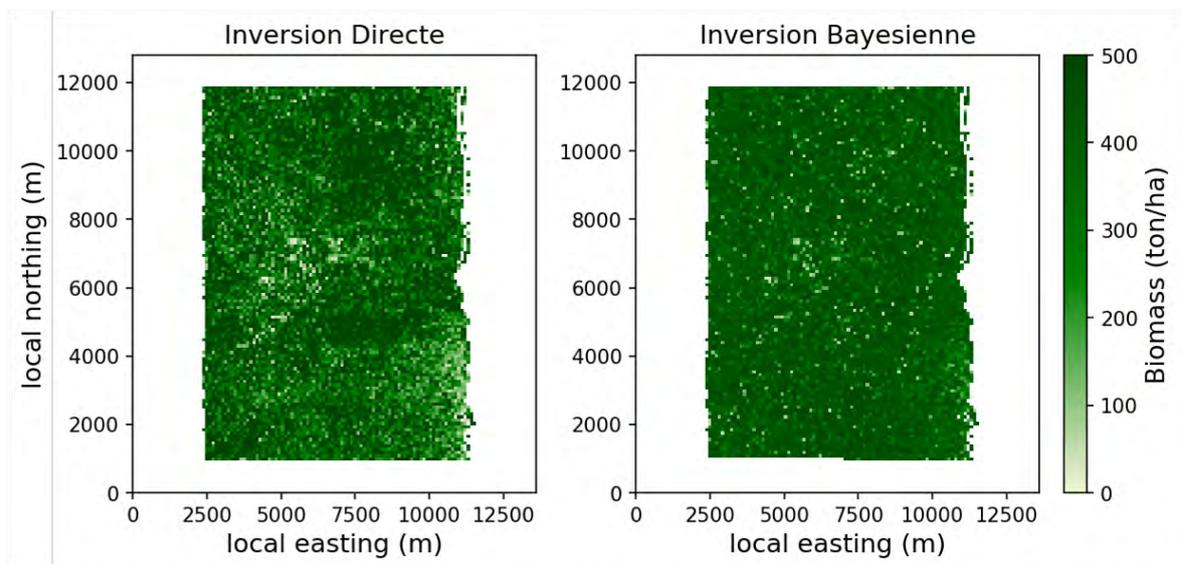


FIGURE 4.54 – Cartes de biomasse à 100 m de résolution, estimées pour le site de Mabounie à partir de la carte de γ^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR ONERA. Les paramètres du modèle d'inversion sont dans le tableau 4.15. La carte de gauche a été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

Rabi

Les figures 4.57 et 4.58 représentent les cartes de biomasse pour le site de Rabi obtenues à partir de l'indicateur polarimétrique γ^0 , respectivement en résolutions 25 et 100 m. Dans le cas de l'inversion directe, la carte de la biomasse est nuancée en suivant les impacts des effets topographiques qui sont accentués par une très forte estimation de la biomasse sur les zones concernées. L'inversion bayésienne gomme l'intégralité des nuances de biomasse et la carte de biomasse obtenue est complètement saturée, non exploitable pour l'estimation des variations de biomasse.

Les figures 4.59 et 4.60 représentent les cartes de biomasse pour le site de Rabi obtenues à partir de l'indicateur polarimétrique t^0 , respectivement en résolutions 25 et 100

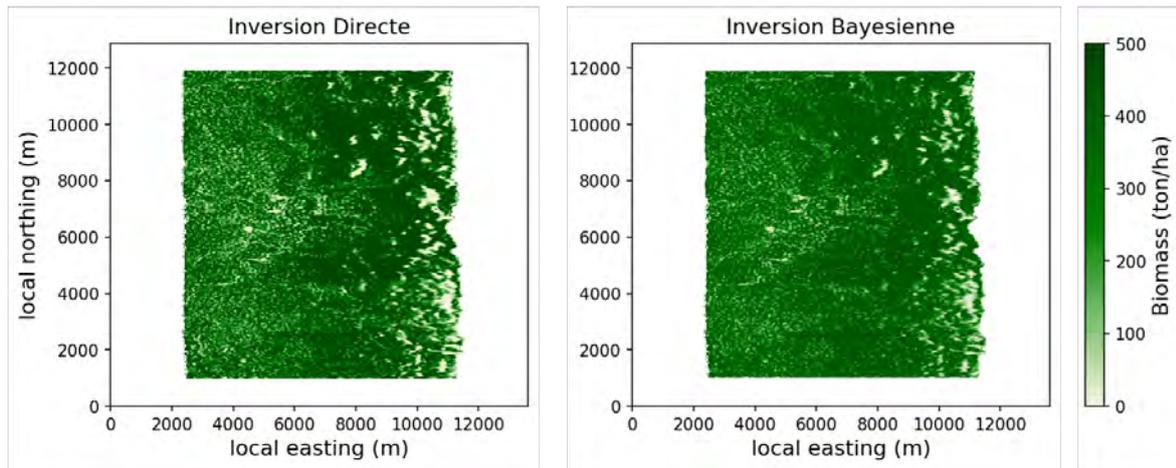


FIGURE 4.55 – Cartes de biomasse à 25 m de résolution, estimées pour le site de la Mabounie à partir de la carte de t^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR ONERA. Les paramètres du modèle d'inversion sont dans le tableau 4.15. La carte de gauche à été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

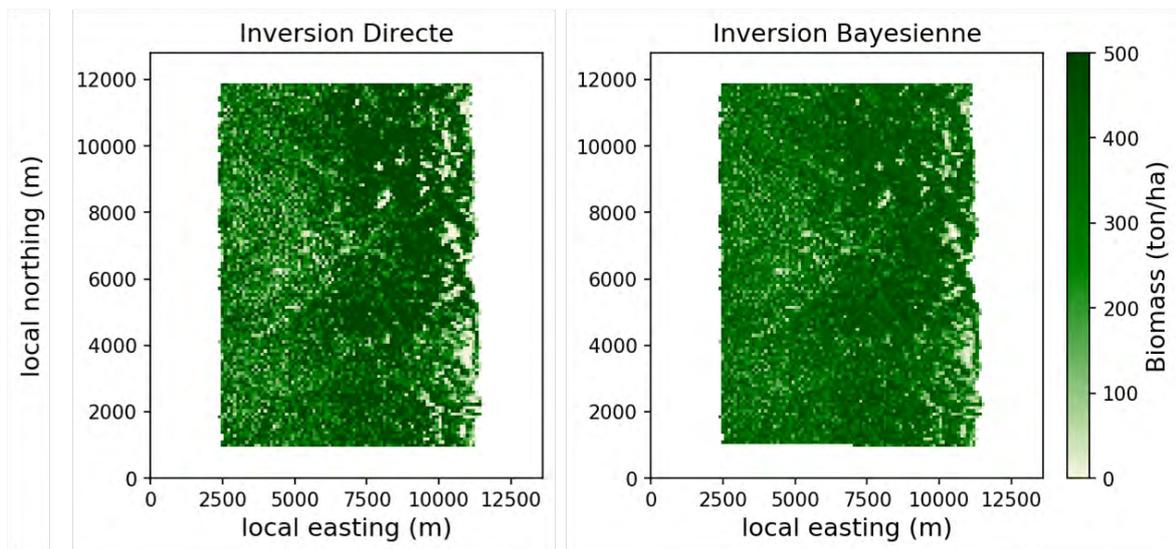


FIGURE 4.56 – Cartes de biomasse à 100 m de résolution, estimées pour le site de Mabounie à partir de la carte de t^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR ONERA. Les paramètres du modèle d'inversion sont dans le tableau 4.15. La carte de gauche à été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

m. La carte de biomasse obtenue par l'inversion directe propose un beau gradient de valeurs de biomasse cependant les effets topographiques n'ont pas tous été atténués par les corrections de l'indicateur polarimétrique et on observe une alternance des valeurs de fortes et très forte biomasse sur certaines zones. L'inversion bayésienne réduit largement ces effets topographiques et la carte de biomasse obtenue permet de distinguer toutes les nuances de biomasse.

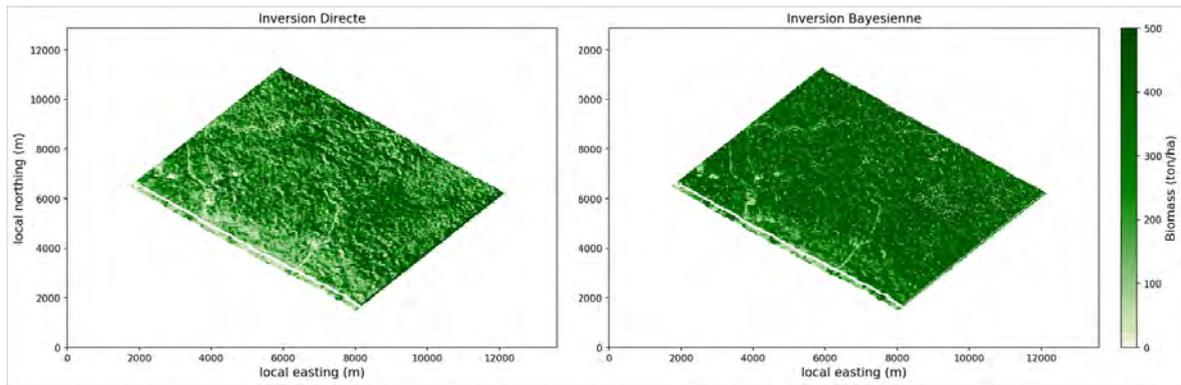


FIGURE 4.57 – Cartes de biomasse à 25 m de résolution, estimées pour le site de Rabi à partir de la carte de γ^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR ONERA. Les paramètres du modèle d’inversion sont dans le tableau 4.15. La carte de gauche a été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

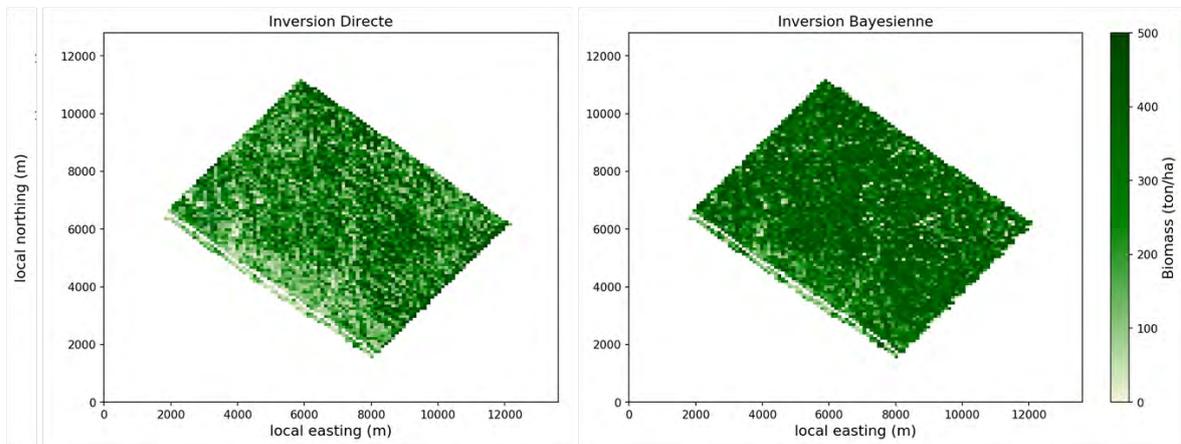


FIGURE 4.58 – Cartes de biomasse à 100 m de résolution, estimées pour le site de Rabi à partir de la carte de γ^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR ONERA. Les paramètres du modèle d’inversion sont dans le tableau 4.15. La carte de gauche a été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

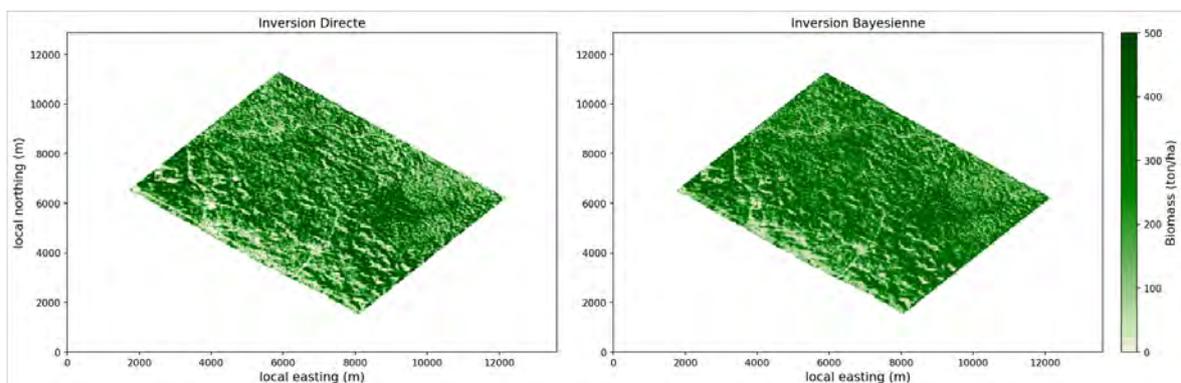


FIGURE 4.59 – Cartes de biomasse à 25 m de résolution, estimées pour le site de la Rabi à partir de la carte de t^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR ONERA. Les paramètres du modèle d’inversion sont dans le tableau 4.15. La carte de gauche a été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

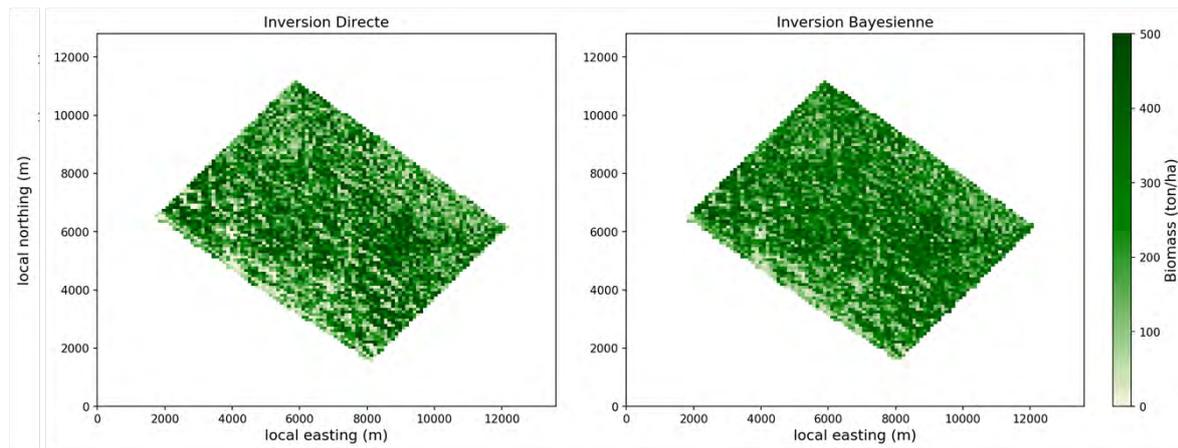


FIGURE 4.60 – Cartes de biomasse à 100 m de résolution, estimées pour le site de Rabi à partir de la carte de t^0 calculée pour les données acquises pendant la campagne AfriSAR ONERA. Les paramètres du modèle d'inversion sont dans le tableau 4.15. La carte de gauche a été obtenue après une inversion directe, celle de droite après une inversion bayésienne.

4.4.4.3 Étude statistique des valeurs de biomasse estimées

Pour l'étude statistique des valeurs de biomasse estimées, comme pour la section 4.4.4.1, les résultats sont exprimés pour l'ensemble des sites considérés sur la campagne AfriSAR.

La figure 4.42 permet de comparer les biomasses estimées, notées AGB_e , à partir des indicateurs polarimétriques γ^0 (à gauche) et t^0 (à droite) en fonction des biomasses *in situ*, notées AGB_i , dans le cas d'une inversion directe. Pour le γ^0 , on observe une forte dispersion des valeurs de biomasse estimées pour la gamme allant de 200 à 500 t/ha, notamment pour les ROI du site de Rabi. Cette dispersion est fortement atténuée avec l'utilisation de l'indicateur t^0 . Cependant, dans le cas du t^0 , les valeurs de biomasse des ROI de La Lopé sont sous-estimées.

Les statistiques correspondant à la figure 4.42 sont regroupées dans le tableau 4.16. Les valeurs des indicateurs χ^2 et RMSD confirment que la dispersion des AGB_e est importante avec l'indicateur t^0 , cependant la corrélation des biomasses estimées avec les biomasses *in situ* est plus importante dans le cas du γ^0 .

I. Directe	ME	MPE	MAPE	RMSD	RMSD _R %	r_p	r_s	χ^2
γ^0	59.11	0.44	0.7	163	62.55	0.62	0.54	5666
t^0	5.7	0.38	0.67	142	54.53	0.53	0.5	4392

TABLEAU 4.16 – Résultats statistiques de l'estimation des biomasses en haute résolution à partir des indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 après une inversion directe pour les données AfriSAR ONERA

La figure 4.42 permet de comparer les biomasses estimées, notées AGB_e , à partir des indicateurs polarimétriques γ^0 (à gauche) et t^0 (à droite) en fonction des biomasses *in situ*, notées AGB_i , dans le cas d'une inversion bayésienne. Si l'on considère les deux indicateurs utilisés pour l'inversion bayésienne, les biomasses estimées sont moins dispersées que pour l'inversion directe. Pour les valeurs de faibles biomasses (< 200 t/ha) on retrouve les ROI du site de Mondah qui sont sur estimés, ce qui était prévisible d'après la figure 4.44, notamment dans le cas du t^0 . Pour l'indicateur γ^0 , les valeurs de biomasse estimées pour le site de La Lopé sont sous-estimées et l'on observe encore une forte dis-

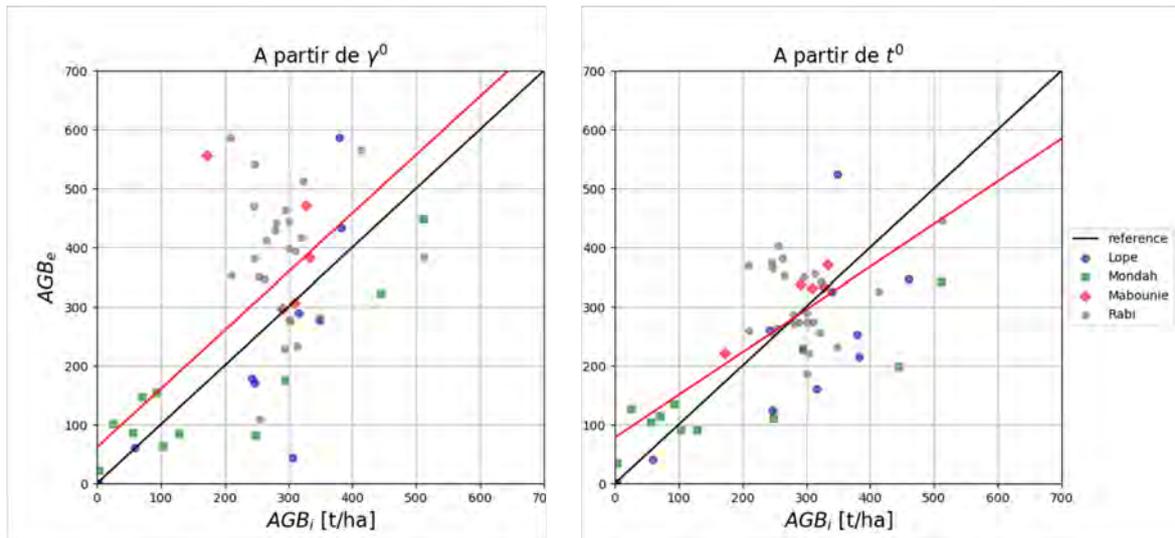


FIGURE 4.61 – Graphes de comparaison entre les biomasses estimées, AGB_e , et les mesures terrain, AGB_i dans le cas d’une inversion directe des cartes d’indicateurs polarimétriques γ^0 (à gauche) et t^0 (à droite) à partir des modèles de régression détaillés dans le tableau 4.15 pour les données de la campagne AfriSAR ONERA. Les résultats statistiques associés sont regroupés dans le tableau 4.16.

persion des valeurs de biomasse estimées pour le site de Rabi. Dans le cas du t^0 , les valeurs de biomasse sont mieux corrélées au modèle qu’avec le γ^0 .

Les statistiques regroupées dans le tableau 4.17, confirment les tendances observées sur la figure 4.42.

Les valeurs des indicateurs χ^2 et RMSD confirment que la dispersion des AGB_e est importante avec l’indicateur t^0 , cependant la corrélation des biomasses estimées avec les biomasses *in situ* est plus importante dans le cas du γ^0 . Les AGB_e estimées à partir du t^0 sont légèrement mieux corrélées aux AGB_i qu’avec le γ^0 . Mais les indicateurs de dispersion sont meilleurs pour le γ^0 certainement en raison de la surestimation des valeurs de biomasse pour les ROI du site de Mondah dans le cas du t^0 .

I. Bayes	ME	MPE	MAPE	RMSD	RMSD _R %	r_p	r_s	χ^2
γ^0	8.46	0.95	1.17	97	37.3	0.66	0.42	3859
t^0	69.82	1.58	1.62	102	39.17	0.79	0.58	8323

TABEAU 4.17 – Résultats statistiques de l’estimation des biomasses en haute résolution à partir des indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 après une inversion bayésienne pour les données AfriSAR ONERA

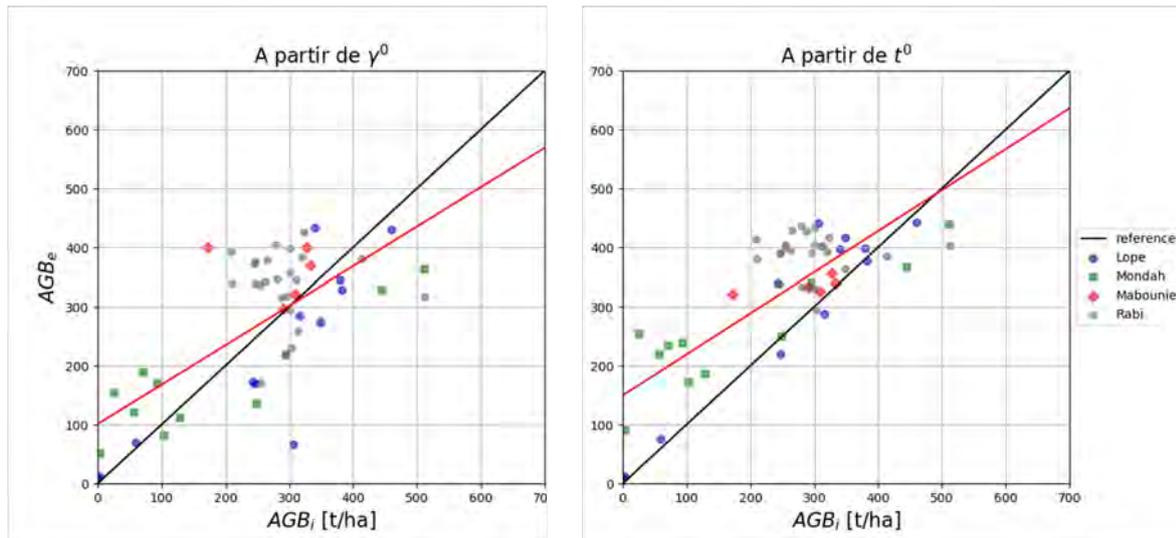


FIGURE 4.62 – Graphes de comparaison entre les biomasses estimées, AGB_e , et les mesures terrain, AGB_i dans le cas d’une inversion bayésienne des cartes d’indicateurs polarimétriques γ^0 (à gauche) et t^0 (à droite) à partir des modèles de régression détaillés dans le tableau 4.15 pour les données de la campagne AfriSAR ONERA. Les résultats statistiques associés sont regroupés dans le tableau 4.17.

4.4.4.4 Bilan

L’apport du t^0 pour l’estimation de la biomasse forestière des données acquises par l’ONERA dans le cadre de la campagne AfriSAR est moins évident que pour les données du DLR. Cependant, l’aspect des cartes de biomasse issues du t^0 présente toujours une sensibilité supérieure à celui des cartes issues du γ^0 et limite la surestimation de valeurs fortement impactées par la topographie.

4.4.5 Résultats expérimentaux pour la totalité des sites expérimentaux

Le futur protocole d'utilisation des données BIOMASS prévoit d'utiliser des super-sites, répartis sur tout le globe, pour calibrer les modèles de régression liés à l'estimation des cartes de biomasses [12]. La faible résolution des données suppose l'utilisation de super-sites de couverture suffisamment large (significativement supérieurs à la résolution des produits BIOMASS de 4 ha) ce qui limitera de fait leur nombre [13].

Ainsi cette section, nous avons étudié la possibilité d'utiliser un seul super site pour calibrer un modèle de régression unique lié à l'estimation de la biomasse forestière des forêts tropicales. Cette démarche a pour but de quantifier les capacités d'un modèle unique à s'adapter à différents types de forêts dont la localisation serait trop éloignées des super-sites de calibration pour l'obtention d'un modèle de régression précis. Dans cette optique, nous avons considéré de manière homogène et équivalente l'intégralité des données utilisées dans les sections précédentes.

Jusqu'à maintenant, pour chaque site considéré ou groupe de sites homogènes en termes de structure forestière, dates et protocoles d'acquisition, un modèle de régression optimal était estimé avant de procéder à l'inversion. Dans cette section, le modèle de régression est estimé pour un site de référence et appliqué sur l'ensemble des sites disponibles lors des démarches d'inversion.

4.4.5.1 Relation entre les indicateurs polarimétriques et la biomasse

Les valeurs de ROI obtenues pour les indicateurs polarimétriques γ^0 et t^0 dans les sections 4.4.2, 4.4.3, 4.4.4 ont été reportées sur la figure 4.63 en fonction de la biomasse forestière. Les données des trois campagnes de mesures traitées dans ce chapitre sont chacune identifiées par un code couleur : bleu pour TropiSAR, vert pour AfriSAR DLR et orange pour AfriSAR ONERA. Les ROI correspondant à un site particulier sont identifiés par les mêmes marqueurs que dans les sections précédentes. Les données de calibration des modèles sont reportées dans les tableaux 4.18 et 4.19.

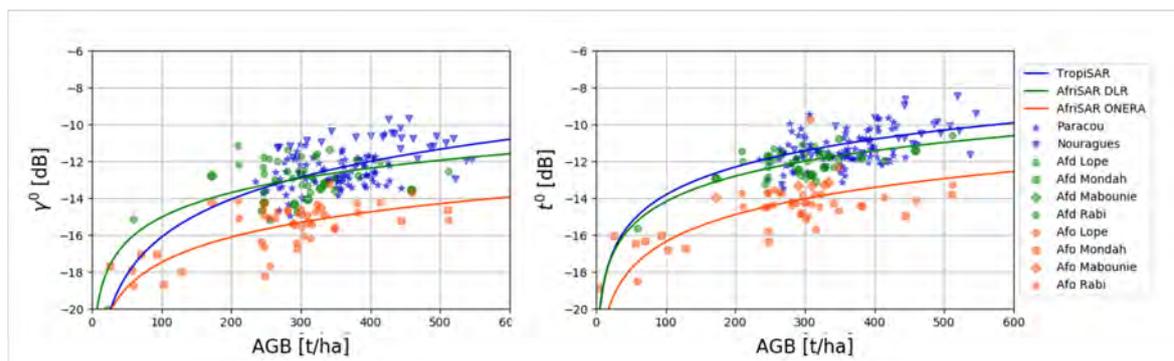


FIGURE 4.63 – Indicateur polarimétrique de rétrodiffusion γ^0 (à gauche) et t^0 (à droite) en fonction de la biomasse forestière pour l'intégralité des sites d'acquisition.

Sur la figure 4.63, on observe que les données AfriSAR ONERA sont décalées d'un delta négatif d'environ 3 dB par rapport aux données des autres campagnes d'acquisition (cf. paramètre b dans les tableaux 4.18 et 4.19) quel que soit l'indicateur considéré. En raison notamment de la différence de radiométrie inter capteur évoquée précédemment. En comparaison avec la campagne TropiSAR, les données issues des campagnes AfriSAR DLR et ONERA sont moins dispersées autour de leurs modèles de régression cependant le nombre de ROI pour les données AfriSAR est moins important ce qui fausse la comparaison. Ce qui est valable également pour la corrélation des données au modèle.

γ^0	Nb ROI	a (dB.ha/t)	b (dB)	r_p	RMSE	χ^2
TropiSAR	117	6.82	-29.75	0.54	133	116
Af.DLR	67	4.41	-23.87	0.72	104	47
Af. ONERA	67	4.55	-26.60	0.86	118	40

TABLEAU 4.18 – Récapitulation des résultats des régressions logarithmiques qui lient γ^0 à la biomasse forestière pour toutes les campagnes.

La comparaison des données ONERA et DLR permet de constater, qu'en dehors du décalage visible sur le paramètre b des modèles de régression, les valeurs de pente, de dispersion et de corrélation des ROI en fonction du modèle sont très similaires. Étant donné que les données proviennent de la même zone d'étude, c'est une observation intéressante concernant la stabilité des indicateurs polarimétriques dans le temps.

Pour l'indicateur polarimétrique γ^0 , les campagnes TropiSAR et AfriSAR DLR ont une calibration quasi identique (paramètre b) où seules les valeurs de la pente à l'origine diffèrent. Pour la campagne TropiSAR, le facteur de pente est plus important notamment en raison de l'absence de mesures *in situ* pour calibrer le modèle dans la gamme des faibles biomasses. Pour l'indicateur t^0 , on observe un décalage de quelques dB entre les modèles du DLR et de TropiSAR certainement lié à la sensibilité dû t^0 à l'angle d'élévation.

t^0	Nb ROI	a (dB.ha/t)	b (dB)	r_p	RMSE	χ^2
TropiSAR	117	5.02	-23.88	0.43	119	116
Af. DLR	67	4.59	-23.38	0.83	98	49
Af. ONERA	67	4.90	-26.19	0.88	111	45

TABLEAU 4.19 – Récapitulation des résultats des régressions logarithmiques qui lient t^0 à la biomasse forestière pour toutes les campagnes.

Dans le but de comparer les données ONERA avec les autres campagnes, nous avons émis l'hypothèse que les données ONERA et DLR étant réalisées sur des sites identiques, il était possible de compenser le delta radiométrique en utilisant les données DLR comme référence. Cette hypothèse néglige l'impact des directions d'acquisition différentes pour l'ensemble des données ainsi que les différences de capteurs et les possibles impacts saisonniers sur les indicateurs polarimétriques. Plus précisément, un delta de 2.76 dB a été calculé entre les données DLR et ONERA sur la base des ROI utilisées. La figure 4.64 est l'exacte réplique de la figure 4.63 sur laquelle les valeurs ONERA ont été rehaussées à partir du $\delta = 2.76$ dB.

La figure 4.64 confirme que les données ONERA ont le même comportement que les données TropiSAR et DLR et que l'hypothèse d'un modèle unique pour estimer la biomasse forestière des forêts tropicales est cohérente. Il faut toutefois garder en tête les résultats de la section 4.4.1 sur la stabilité temporelle des indicateurs polarimétriques où une variation de 0.5 dB peut entraîner une variation d'estimation de la biomasse allant jusqu'à 150 t/ha.

4.4.5.2 Étude statistique des valeurs de biomasse estimées

Dans cette section, nous avons estimé les valeurs de biomasse par inversion directe et bayésienne pour l'ensemble des sites des campagnes AfriSAR DLR, ONERA et TropiSAR en utilisant deux modèles de références. Pour un modèle donné, nous avons appliqué les

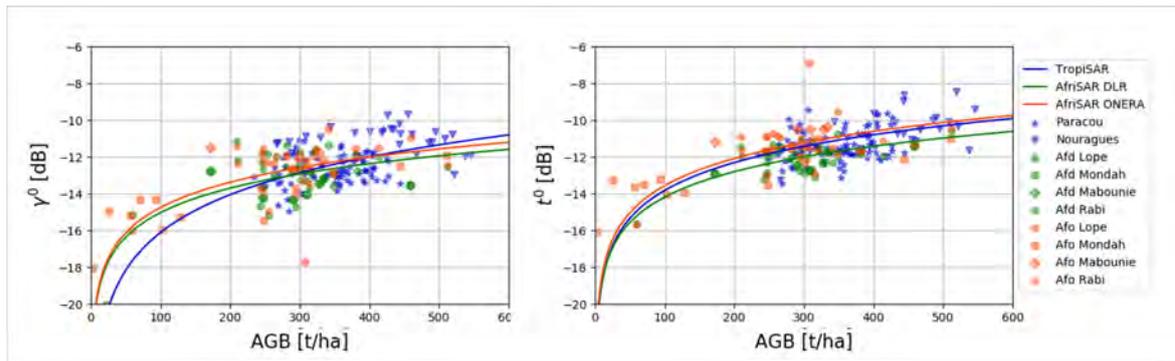


FIGURE 4.64 – Indicateur polarimétrique de rétrodiffusion γ^0 (à gauche) et t^0 (à droite) en fonction de la biomasse forestière pour l’intégralité des sites d’acquisition avec modification du delta de calibration de la campagne ONERA.

inversions directe et bayésienne à l’intégralité des sites de campagnes. Les modèles choisis sont ceux de TropiSAR et AfriSAR DLR (cf. tableaux 4.18 et 4.19). Le modèle de la campagne AfriSAR ONERA a été écarté, car l’hypothèse de rehaussement de la radiométrie présentée dans la section précédente des données doit être étudiée plus en profondeur (cf. figure 4.64). Cependant pour intégrer les données ONERA à cette étude, le delta de rehaussement de la radiométrie a été appliqué sur les cartes de γ^0 et t^0 issues des données ONERA avant d’estimer les cartes de biomasse par inversion des modèles de référence. Pour les figures qui suivent, les graphes de gauche ont été obtenus en utilisant le modèle TropiSAR, noté ATS pour Airborne TropiSAR Serie, et les graphes de droite en utilisant le modèle d’AfriSAR DLR, noté AASD pour Airborne AfriSAR Serie DLR.

La figure 4.65 permet de comparer les biomasses estimées par inversion directe, à partir de l’indicateur polarimétrique γ^0 , en fonction des biomasses *in situ*, pour l’intégralité des sites disponibles. Les résultats statistiques liés à chacune des campagnes en fonction du modèle utilisé sont retranscrits dans les tableaux 4.20 et 4.21.

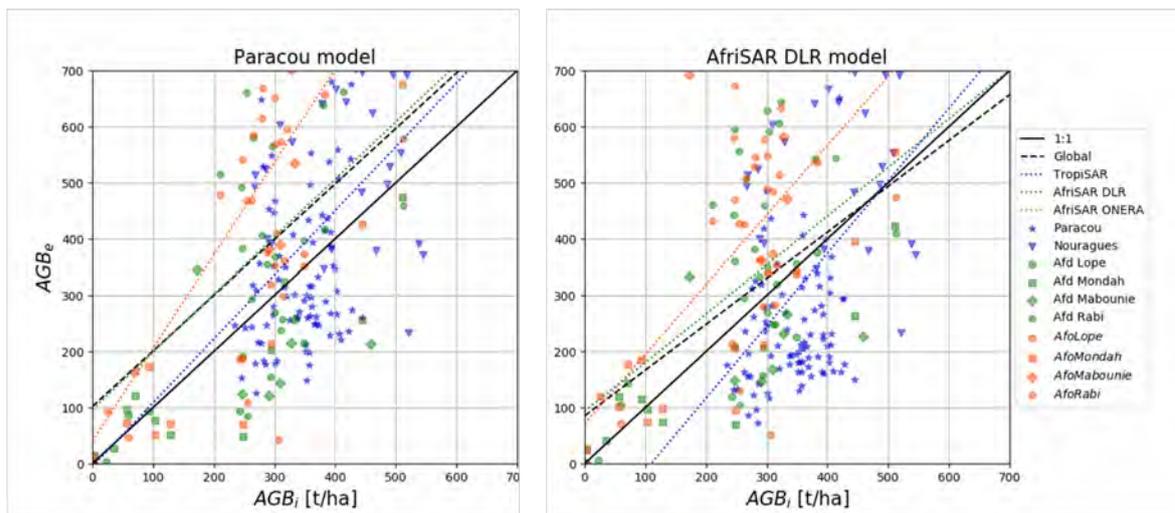


FIGURE 4.65 – Graphes de comparaison entre les biomasses estimées, AGB_e , et les mesures terrain, AGB_i dans le cas d’une inversion directe des cartes d’indicateurs polarimétriques γ^0 à partir des modèles de régression de TropiSAR (à gauche) et du DLR (à droite) détaillés dans le tableau 4.18 pour l’intégralité des données disponibles. Les résultats statistiques associés sont regroupés dans les tableaux 4.20 et 4.21.

Sur la figure 4.65 avec le modèle ATS, si l’on considère l’estimation globale de la bio-

masse, les valeurs estimées sont très dispersées ($\text{RMSD}_r = 85\%$) pour une corrélation des données au modèle plutôt faible ($r_p = 0.41$). Si l'on se focalise sur les données de l'ONERA et du DLR, on observe que les faibles valeurs de biomasse ($< 200 \text{ t/ha}$) sont correctement estimées. Pour la gamme de biomasses comprise entre 200 et 400 t/ha, il y a une forte dispersion, mais qui est légèrement supérieure à celles obtenues avec le modèle AASD (cf. tableau 4.21).

Avec le modèle AASD, si l'on considère l'estimation globale de la biomasse, les valeurs estimées sont légèrement moins dispersées qu'avec le modèle ATS ($\text{RMSD}_r = 64\%$) pour une corrélation des données au modèle équivalente ($r_p = 0.42$). L'estimation des biomasses pour les données de l'ONERA légèrement meilleure que pour le modèle ATS, avec une dispersion moindre ($\text{RMSD}_r = 90\%$) et une corrélation plus importante ($r_p = 0.61$). Le modèle AASD semble améliorer l'estimation des valeurs de biomasse pour le site de Nouragues, mais sous-estime celle de Paracou.

ATS	ME	MPE	MAPE	RMSD	RMSD _R %	r_p	r_s	χ^2
TropiSAR	45.18	0.12	0.39	182	49.89	0.42	0.4	10262
Af. DLR	102.66	0.47	0.88	296	115.79	0.41	0.52	18524
Af. ONERA	211.77	0.84	1.07	378	144.64	0.55	0.54	26247
Global	98.69	0.38	0.67	269	85.83	0.41	0.4	55034

TABLEAU 4.20 – Résultats statistiques de l'estimation des biomasses en haute résolution à partir de l'indicateur polarimétrique γ^0 après une inversion bayésienne construite sur le modèle de régression de TropiSAR.

AASD	ME	MPE	MAPE	RMSD	RMSD _R %	r_p	r_s	χ^2
TropiSAR	-35.61	-0.11	0.42	184	50.65	0.46	0.4	10435
Af. DLR	59.59	0.45	0.79	201	78.4	0.49	0.52	8712
Af. ONERA	133.63	0.74	0.92	236	90.49	0.61	0.54	11406
Global	27.67	0.23	0.63	202	64.38	0.42	0.37	30554

TABLEAU 4.21 – Résultats statistiques de l'estimation des biomasses en haute résolution à partir de l'indicateur polarimétrique γ^0 après une inversion bayésienne construite sur le modèle de régression de DLR.

La figure 4.66 permet de comparer les biomasses estimées par inversion directe, à partir de l'indicateur polarimétrique t^0 , en fonction des biomasses *in situ*, pour l'intégralité des sites disponibles. Les résultats statistiques liés à chacune des campagnes en fonction du modèle utilisé sont retranscrits dans les tableaux 4.22 et 4.23.

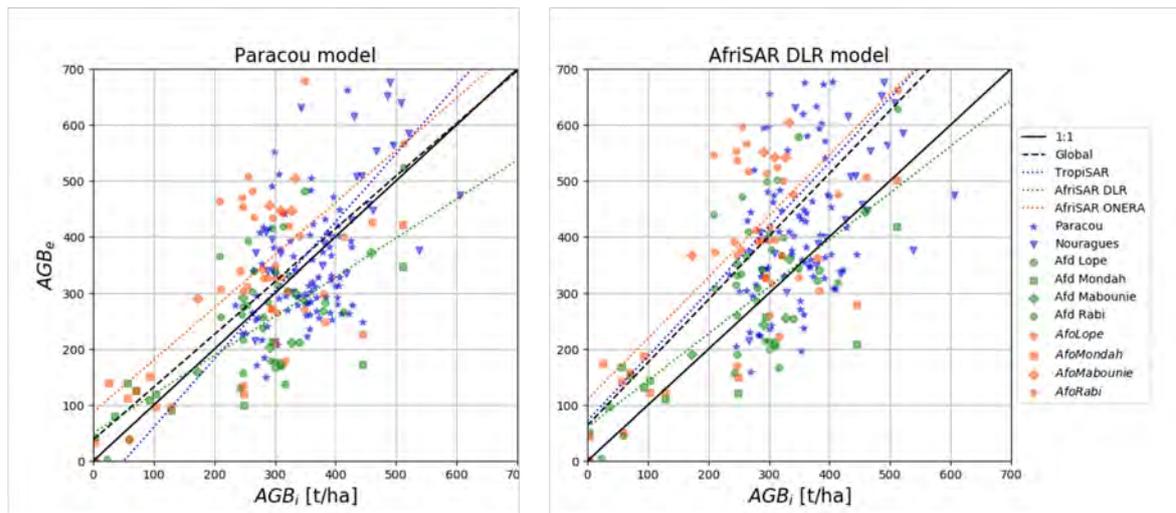


FIGURE 4.66 – Graphes de comparaison entre les biomasses estimées, AGB_e , et les mesures terrain, AGB_i dans le cas d'une inversion directe des cartes d'indicateurs polarimétriques t^0 à partir des modèles de régression de TropiSAR (à gauche) et du DLR (à droite) détaillés dans le tableau 4.19 pour l'intégralité des données disponibles. Les résultats statistiques associés sont regroupés dans les tableaux 4.22 et 4.23.

Sur la figure 4.66 avec le modèle ATS, si l'on considère l'estimation globale de la biomasse et qu'elle est comparée aux valeurs obtenues avec le γ^0 , la dispersion des données baisse quasiment de moitié ($RMSD_r = 48\%$) et la corrélation des données augmente de 0.2 avec $r_p = 0.58$. Si l'on se focalise sur les données de l'ONERA et du DLR, la dispersion des données est fortement réduite ce qui permet une forte amélioration de la corrélation des AGB_e au AGB_i dans le cas DLR.

Avec le modèle AASD, si l'on considère l'estimation globale de la biomasse, les valeurs estimées sont visuellement moins dispersées avec le γ^0 (cf. figure 4.66), mais les chiffres restent équivalents et les résultats sont moins bons qu'avec le modèle ATS. Cependant, si l'on se focalise sur les données TropiSAR, les AGB_e du site de Paracou sont mieux estimée. Celles du site de Nouragues semblent à l'inverse légèrement surestimées ce qui explique l'augmentation des valeurs de dispersion globale du modèle malgré l'utilisation du t^0 . Pour les données ONERA, il semble que la recalibration soit moins performante avec le t^0 avec le γ^0 puisque ce dernier n'apporte pas d'amélioration à l'estimation des valeurs de biomasse.

ATS	ME	MPE	MAPE	RMSD	RMSD _R %	r_p	r_s	χ^2
TropiSAR	18.66	0.05	0.26	137	37.58	0.55	0.48	5360
Af. DLR	-28.24	0.25	0.67	94	36.79	0.72	0.62	2395
Af. ONERA	79.65	0.62	0.84	222	84.85	0.48	0.49	9810
Global	19.56	0.22	0.49	150	48.07	0.58	0.53	16863

TABEAU 4.22 – Résultats statistiques de l'estimation des biomasses en haute résolution à partir de l'indicateur polarimétrique t^0 après une inversion bayésienne construite sur le modèle de régression de TropiSAR.

AASD	ME	MPE	MAPE	RMSD	RMSD _R %	r_p	r_s	χ^2
TropiSAR	127.65	0.36	0.45	237	65.02	0.38	0.44	17742
Af. DLR	18.24	0.51	0.8	101	39.68	0.73	0.62	3303
Af. ONERA	143.42	0.99	1.11	270	103.42	0.5	0.5	15108
Global	102.66	0.53	0.68	218	69.7	0.55	0.54	35118

TABLEAU 4.23 – Résultats statistiques de l'estimation des biomasses en haute résolution à partir de l'indicateur polarimétrique t^0 après une inversion bayésienne construite sur le modèle de régression de DLR.

La figure 4.67 permet de comparer les biomasses estimées par inversion bayésienne, à partir de l'indicateur polarimétrique γ^0 , en fonction des biomasses *in situ*, pour l'intégralité des sites disponibles. Les résultats statistiques liés à chacune des campagnes en fonction du modèle utilisé sont retranscrits dans les tableaux 4.24 et 4.25.

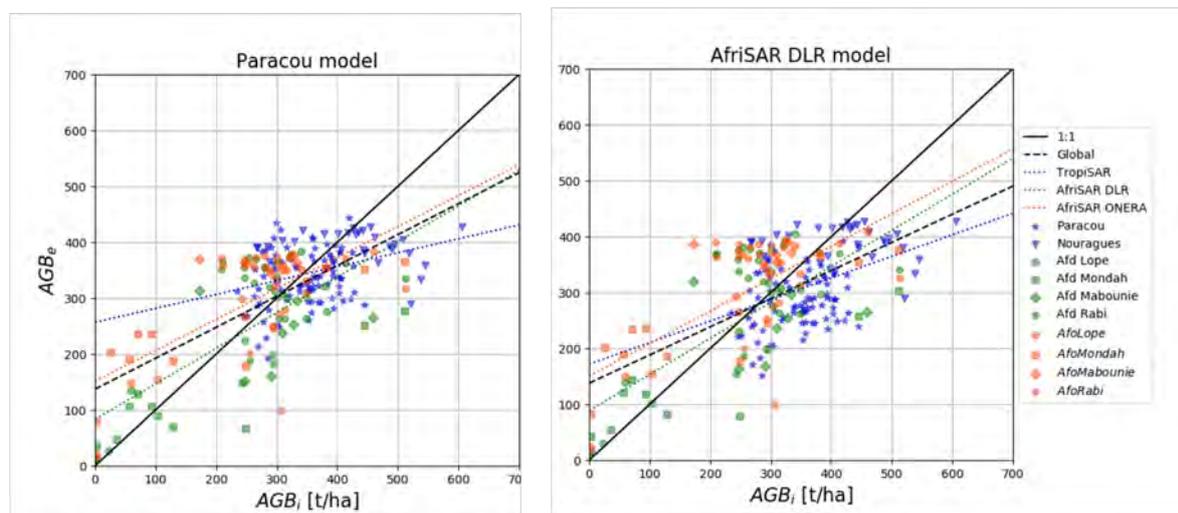


FIGURE 4.67 – Graphes de comparaison entre les biomasses estimées, AGB_e , et les mesures terrain, AGB_i dans le cas d'une inversion bayésienne des cartes d'indicateurs polarimétriques γ^0 à partir des modèles de régression de TropiSAR (à gauche) et du DLR (à droite) détaillés dans le tableau 4.18 pour l'intégralité des données disponibles. Les résultats statistiques associés sont regroupés dans les tableaux 4.24 et 4.25.

La figure 4.67 comparée aux résultats des figures 4.65 et 4.66 montre une forte diminution de la dispersion des biomasses estimées grâce à l'utilisation de l'inversion bayésienne qui améliore également la corrélation des AGB_e aux valeurs *in situ*. En effet, les valeurs de $RMSD_r$ sont réduite à 30% pour des valeurs de corrélation $r_p = 0.6$.

Quelque soit le modèle utilisé, les ROI de faibles biomasses des données ONERA sont sûrement estimées d'environ 100 t/ha. Avec le modèle ATS, les valeurs biomasses estimées pour les données du DLR sont légèrement sous-estimées. Et avec le modèle AASD, il y a une légère tendance de sous-estimation pour les données du site de Paracou.

ATS	ME	MPE	MAPE	RMSD	RMSD _R %	r_p	r_s	χ^2
TropiSAR	-17.22	-0.02	0.17	74	20.54	0.34	0.32	1701
Af. DLR	-10.14	0.66	0.92	93	36.33	0.7	0.47	2359
Af. ONERA	34.39	1.68	1.79	93	35.79	0.7	0.46	6756
Global	-3.24	0.55	0.74	84	26.84	0.68	0.45	10817

TABLEAU 4.24 – Résultats statistiques de l’estimation des biomasses en haute résolution à partir de l’indicateur polarimétrique γ^0 après une inversion bayésienne construite sur le modèle de régression de TropiSAR.

AASD	ME	MPE	MAPE	RMSD	RMSD _R %	r_p	r_s	χ^2
TropiSAR	-52.36	-0.13	0.2	90	24.68	0.43	0.39	2416
Af. DLR	-2.22	0.8	1.03	92	35.99	0.7	0.49	2669
Af. ONERA	40.85	1.81	1.92	96	36.81	0.7	0.5	7335
Global	-18.06	0.56	0.81	92	29.33	0.62	0.39	12421

TABLEAU 4.25 – Résultats statistiques de l’estimation des biomasses en haute résolution à partir de l’indicateur polarimétrique γ^0 après une inversion bayésienne construite sur le modèle de régression de DLR.

La figure 4.68 permet de comparer les biomasses estimées par inversion bayésienne, à partir de l’indicateur polarimétrique t^0 , en fonction des biomasses *in situ*, pour l’intégralité des sites disponibles. Les résultats statistiques liés à chacune des campagnes en fonction du modèle utilisé sont retranscrits dans les tableaux 4.26 et 4.27.

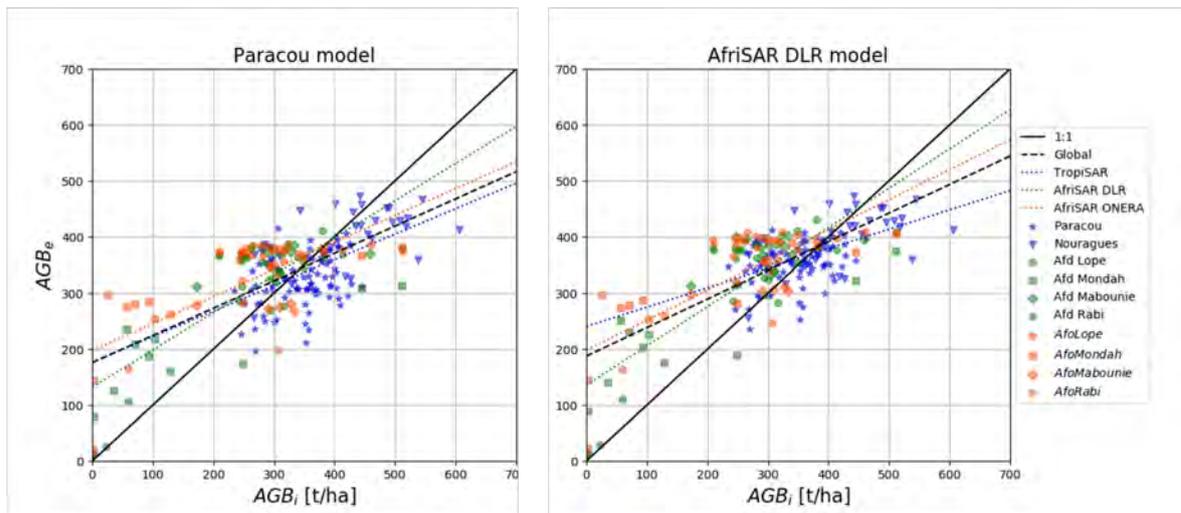


FIGURE 4.68 – Graphes de comparaison entre les biomasses estimées, AGB_e , et les mesures terrain, AGB_i dans le cas d’une inversion bayésienne des cartes d’indicateurs polarimétriques t^0 à partir des modèles de régression de TropiSAR (à gauche) et du DLR (à droite) détaillés dans le tableau 4.19 pour l’intégralité des données disponibles. Les résultats statistiques associés sont regroupés dans les tableaux 4.26 et 4.27.

Les résultats obtenus sur la figure 4.68 contiennent les meilleures valeurs estimées de biomasse. Les $RMSD_r$ sont minimales et les r_p maximales. Les résultats statistiques contenus dans les tableaux 4.26 et 4.27 sont très similaires, ce qui met en avant l’intérêt d’utiliser l’indicateur t^0 pour lisser le comportement des indicateurs polarimétriques quelque soit la structure forestière étudiée. Quel que soit le modèle utilisé, on note toutefois une surestimation des valeurs de faibles biomasse. Ce phénomène déjà observé

dans les sections 4.4.3 et 4.4.4 se confirme ici, le modèle d'inversion à deux coefficients ne prend pas bien en compte le comportement des faibles valeurs de biomasse.

ATS	ME	MPE	MAPE	RMSD	RMSD _R %	r_p	r_s	χ^2
TropiSAR	-21.81	-0.04	0.15	65	18.08	0.56	0.52	1340
Af. DLR	46.27	1.29	1.36	88	34.65	0.79	0.56	5283
Af. ONERA	71.23	2.42	2.47	110	42.02	0.72	0.54	15978
Global	14.55	0.86	0.99	82	26.41	0.69	0.45	22395

TABLEAU 4.26 – Résultats statistiques de l'estimation des biomasses en haute résolution à partir de l'indicateur polarimétrique t^0 après une inversion bayésienne construite sur le modèle de régression de TropiSAR.

AASD	ME	MPE	MAPE	RMSD	RMSD _R %	r_p	r_s	χ^2
TropiSAR	1.83	0.03	0.14	61	16.75	0.54	0.5	1223
Af. DLR	59.24	1.48	1.53	93	36.49	0.81	0.63	6532
Af. ONERA	86.22	2.55	2.59	117	44.93	0.75	0.55	16562
Global	33.55	0.97	1.05	83	26.73	0.73	0.49	24006

TABLEAU 4.27 – Résultats statistiques de l'estimation des biomasses en haute résolution à partir de l'indicateur polarimétrique t^0 après une inversion bayésienne construite sur le modèle de régression de DLR.

4.4.5.3 Bilan

Dans cette section, nous avons étudié la possibilité d'utiliser un modèle unique pour l'estimation des cartes de biomasse forestière sur des forêts tropicales de structures différentes. L'objectif de cette étude était de quantifier les performances d'estimation de la biomasse dans le cas où l'on ne disposerait que d'un seul super-site pour calibrer le modèle d'inversion propre aux forêts tropicales [12]. Pour cela, deux facteurs ont été évalués : l'impact des méthodes d'inversion (directe ou bayésienne) et l'apport des indicateurs polarimétriques utilisés (γ^0 ou t^0).

Les résultats obtenus pour l'inversion directe, qui est la plus facile à mettre en œuvre, montrent que l'utilisation d'un indicateur qui intègre des corrections géométriques et topographiques, comme le t^0 , permet d'obtenir des résultats plutôt homogènes entre les différents modèles d'inversion cependant le manque de caractérisation du biome étudié amène une forte dispersion des données de biomasse estimée. Les résultats obtenus pour l'inversion bayésienne sont très encourageants, car, quel que soit l'indicateur utilisé pour l'inversion, les valeurs de biomasse estimées sont très corrélées aux valeurs *in situ*. L'utilisation du t^0 conjointement à l'inversion bayésienne permet une correction encore plus fine des perturbations géométriques et structurelles des données PolSAR. On note toutefois un problème d'estimation des faibles biomasses dans cette configuration que l'on espère lié à la calibration des modèles de régression plutôt qu'au protocole d'inversion.

L'utilisation d'un modèle unique, lié à un super-site de calibration [12], pour caractériser la totalité des biomes tropicaux, quel que soit le capteur utilisé, la saison d'acquisition des données, ou la structure forestière semble envisageable à condition d'utiliser l'inversion bayésienne qui prend en compte les spécificités d'acquisition des données à travers les fonctions de vraisemblance et de disposer d'un nombre important et représentatif de parcelles pour entraîner ce modèle [14], [13].

4.5 Discussion et analyse

Dans ce chapitre consacré à l'estimation de la biomasse forestière, nous avons étudié le comportement des indicateurs polarimétriques, γ^0 et t^0 , à travers les méthodes d'inversion directe et bayésienne, sur plusieurs sites d'acquisitions de données PolSAR en bande P. L'enjeu de cette étude était d'obtenir une tendance comportementale stable et répétée malgré les spécificités d'acquisitions des données, les particularités des biomes considérés et les impacts environnementaux particuliers à chacune des campagnes d'acquisitions.

Dans un premier temps, chacun des jeux de données disponibles a été considéré indépendamment des autres. Les particularités intrinsèques des indicateurs polarimétriques ont ainsi pu être déterminées et étudiées dans différentes configurations d'acquisitions, d'orientation angulaire et pour différents types de structures. L'indicateur γ^0 , très simple d'utilisation a, à ce titre, montré des lacunes pour l'estimation des fortes biomasses ou encore sur des terrains accidentés. L'indicateur t^0 dont les performances ont été décrites au cours de ce chapitre, a quant à lui, montré une forte sensibilité à la biomasse tropicale cumulée à une bonne capacité de minimisation des effets topographiques, ce qui conduit à une meilleure estimation de la biomasse que l'utilisation du γ^0 .

Dans un second temps, les jeux de données ont été considérés dans un protocole global visant à déterminer un modèle d'inversion unique, spécifique aux forêts tropicales, à travers l'utilisation des indicateurs γ^0 et t^0 . Les résultats obtenus permettent d'envisager une chaîne d'inversion globale à toutes les structures de forêts tropicales dans le cas d'une utilisation conjointe de l'indicateur t^0 et de la méthode d'inversion bayésienne qui prend en compte les spécificités d'acquisition du biome considéré à travers ses fonctions de vraisemblance. Cette étude est très intéressante en ce qui concerne la calibration des modèles de régression avec les super-sites de forêt, en conformité avec un possible protocole de traitement des futures données BIOMASS.

Les conclusions établies à travers ces deux études nous rapprochent de l'objectif initial de cette thèse pour le développement d'un algorithme global et transposable pour l'estimation de la biomasse forestière. Il serait intéressant de compléter cette étude à travers une estimation des impacts des conditions d'acquisitions sur les indicateurs polarimétriques et l'estimation de la biomasse. Quantifier l'impact de la direction d'acquisition des données sur la minimisation des effets topographiques dans l'estimation du t^0 serait notamment intéressant dans le cadre d'une étude sur la paramétrisation des fonctions de vraisemblance.

Pour compléter ce chapitre, il aurait également été intéressant de consacrer une étude au calcul des incertitudes d'estimation de la biomasse liées aux méthodes d'inversions. En effet, des incertitudes d'estimation, relatives aux conditions d'acquisition des données, et aux traitements qui leurs sont appliqués, devraient être prises en compte à chacune des étapes de l'estimation de la biomasse forestière. Ce sujet n'a pas été traité ici, car il dépassait le cadre initial établi pour cette thèse et aurait nécessité un temps de travail trop important avec les délais fixés. De plus, la quantité limitée de données en bande P disponibles ainsi que les spécificités des différentes campagnes d'acquisition rendent cette étude trop spécifique pour les objectifs de globalisation prévus initialement dans thèse. Néanmoins, les incertitudes liées à la méthode proposée ici peuvent se calculer sur la base des intervalles de crédibilité à travers le processus d'inversion bayésienne, définissant les incertitudes pour les biomasses estimées [15].

4.6 Références

- [1] L. Villard. Biomass estimation for tropical forest. *Interim report in the framework of the L2 ESA project to prepare the BIOMASS mission*, 2017. [iii](#), [77](#), [80](#), [83](#)
- [2] L. Villard; T. LeToan. Relating P-band SAR intensity to biomass for tropical dense forest in hilly terrain : γ^0 et t^0 ? *IEEE Journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*, 8(1) :214 – 223, Jan 2015. [77](#), [79](#), [86](#)
- [3] T. Le Toan; S. Quegan; M.W.J Davidson; H. Balzter; P. Paillou; S. Plummer; K. Pathanassiou; F. Rocca; S. Saatchi; H. Shugart; L. Ulander. The BIOMASS Mission : mapping global forest biomass to better understand the terrestrial carbon cycle. *Remote Sensing of Environment*, 115 (11) :2850 – 2860, 2011. [78](#), [86](#)
- [4] M.J Soja; G. Sandberg; L.M.H Ulander. Biomass retrieval for boreal forests in sloping terrain using P-band SAR backscatter. *IEEE transaction on geoscience and remote sensing*, 2012. [79](#)
- [5] D.H Hoekman; M.J Quiñones. Land cover type and biomass classification using Air-SAR data for evaluation of monitoring scenarios in the colombian amazon. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(2) :685–696, 2000. [79](#)
- [6] S. Saatchi; K. Halligan; D.G Despain; R.L Crabtree. Estimation of forest fuel load from radar remote sensing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(6) :1726–1740, 2007. [79](#)
- [7] European Space Agency. *Biomass coreh2o premier : report for mission selection. An Earth Explorer to observe forest biomass*. European Space Agency, may 2012. [79](#)
- [8] D.P Dias; R.A Marengo. Tree growth, wood and bark water content of 28 amazonian tree species in response to variations in rainfall and wood density. *iForest-Biogeosciences and Forestry*, 9(3) :445, 2016. [82](#)
- [9] M.A. Tanase; L. Villard and al. Synthetic aperture radar sensitivity to forest changes : A simulations-based study for the romanian forests. *Science of The Total Environment*, 689 :1104 – 1114, 2019. [82](#)
- [10] L. Villard; T. Le Toan; D. Ho Tong Minh; S. Mermoz and A. Bouvet. 9 - Biomasse des forets par télédétection radar. In Nicolas Baghdadi and Mehrez Zribi, editors, *Observation des surfaces continentales par télédétection*. ISTE Editions, 2016. [iii](#), [82](#)
- [11] S. Mermoz; M. Réjou-Méchain; L. Villard; T. Le Toan; V. Rossi; S. Gourlet-Fleury. Decrease of L-band SAR backscatter with biomass of dense forests. *Remote Sensing of Environment*, 159 :307–317, 2015. [82](#)
- [12] J. Chave; S.J. Davies; O.L. Phillips; S.L. Lewis; P. Sist; D. Schepaschenko; J. Armston; T.R. Baker and al. Ground data are essential for BIOMASS remote sensing Missions. *Surveys in Geophysics*, 40(4) :863 – 880, 2019. [127](#), [134](#)
- [13] D. Schepaschenko; J. Chave. *FOS : Forest Observation System*. <https://forest-observation-system.net/> [Accessed : Whenever]. [127](#), [134](#)

- [14] D. Shepaschenko; J. Chave; O.L. Phillips and al. The forest observation system, building a global reference dataset for remote sensing of forest biomass. *Sci Data*, 6(198), 2019. [134](#)
- [15] A. Bouvet; S. Mermoz; T. Le Toan; L. Villard; R. Mathieu; L. Naidoo; G.P Asner. An above-ground biomass map of african savannahs and woodlands at 25 m resolution derived from ALOS-PALSAR. *Remote Sens. Environ.*, 206 :156 – 173, 2018. [135](#)

Chapitre 5

Perspectives et discussions

Sommaire

5.1 Applications liées au filtrage	139
5.1.1 Classification forêt / non forêt	139
5.1.2 MNT à partir des données bande P	140
5.2 Perspectives d'améliorations de l'inversion en biomasse	141
5.2.1 Correction du géoréférencement des données PolSAR	141
5.2.2 Calcul des incertitudes d'estimation de la biomasse liées à la méthode d'inversion	143
5.2.3 Étude de la synergie des indicateurs de biomasse	143
5.3 Références	148

Ce dernier chapitre porte sur les différents travaux que l'on pourrait envisager dans la continuité de cette thèse. Certains ont déjà fait l'objet de recherches et de publications préliminaires sur lesquelles on pourrait s'appuyer.

Il est divisé en deux parties distinctes, l'une liée aux applications qui pourraient découler de l'utilisation du filtre MCMT, développé dans cette thèse et présenté dans le chapitre 3, et l'autre aux perspectives d'amélioration de l'inversion des données PolSAR en cartes de biomasse. Dans la première partie, deux idées sont développées et portent sur la classification forêt / non forêt et l'estimation d'un MNT sous forêt à partir des données PolSAR. Dans la seconde partie, trois axes sont développés autour de l'amélioration du géoréférencement des données PolSAR avec des données issues d'autres capteurs, l'estimation des incertitudes liées à l'estimation de la biomasse forestière et l'amélioration de l'estimation de la biomasse basée sur la synergie des indicateurs de biomasse.

5.1 Applications liées au filtrage

5.1.1 Classification forêt / non forêt

Dans cette thèse, nous avons consacré beaucoup de temps à l'estimation de la biomasse forestière. Les données traitées, issues des campagnes de mesures aéroportées menées dans le cadre de la mission BIOMASS, ont été sélectionnées avec minutie comme expliqué dans le chapitre 2. On dispose donc d'une base de données d'images présélectionnées de manière supervisée grâce à une identification visuelle qui se base sur des informations a priori concernant la quantité de biomasse et les spécificités du terrain.

Dans le cadre de la mission BIOMASS, une identification visuelle supervisée n'est pas envisageable en raison du caractère automatique et systématique des traitements que l'on souhaite mettre en place [1]. Les traitements associés à l'estimation de la biomasse forestière à partir des données SAR en bande P étant très lourds, il est nécessaire de limiter le nombre de données à traiter. Il faut donc être en mesure d'identifier et de séparer, les zones avec une biomasse abondante, que l'on nommera les zones de "forêt", des zones de "non forêt" où la biomasse est trop faible pour être significative. On parle de classification forêt/non forêt notée FNF que l'on souhaite automatique et généralisable à l'ensemble des biomes. L'idée est de générer des masques FNF qui permettraient de considérer uniquement les zones de forêt pour l'estimation de la biomasse en limitant ainsi les temps de calcul pour l'estimation de la biomasse forestière. La classification FNF est également un enjeu majeur pour générer les cartes de changements forestiers. En effet, une bonne détection des zones de déforestation est capitale pour quantifier correctement les pertes en termes d'AGB.

Plusieurs types de classification sont possibles. On peut réaliser un premier masquage à l'aide de données optiques issues de Google Earth, Landsat ou encore Sentinel-2. On pourrait ainsi éliminer les zones urbaines, les rivières et les plans d'eau. Cependant les données optiques sont dépendantes de la météo et de l'ensoleillement et ne permettent pas une mise à jour régulière des masques FNF notamment pour les zones de forêts tropicales où l'on observe une couverture nuageuse quasi quotidienne.

De nombreuses études ont été réalisées sur des forêts tempérées et tropicales pour étudier l'apport des données SAR, notamment en bande L et P, pour la classification FNF [2], [3], [4]. Ces dernières ont permis d'établir que l'utilisation de données SAR en bande P permettent une meilleure classification FNF [5], [6] de par la sensibilité de la bande P à la biomasse forestière.

Avec la bande P, on peut imaginer plusieurs facteurs discriminants pour identifier les

zones FNF [7]. On peut utiliser un indicateur polarimétrique tel que le γ^0 ou le t^0 (cf. chapitre 1), analyser la phase interférométrique à travers le calcul des cohérences co et cross polarisées ou utiliser ces deux facteurs discriminants conjointement [7]. L'utilisation du rapport signal sur bruit noté RSB est également envisageable [7]. Le filtrage des données en configuration MCMT (cf. chapitre 3) pourrait être un facteur déterminant pour l'amélioration de la classification FNF en améliorant le RSB par exemple.

L'impact de la résolution d'acquisition des données SAR sur la classification FNF est importante à quantifier. En effet, une résolution faible implique une diminution des contrastes entre les facteurs discriminant ce qui peut augmenter le nombre de zones d'incertitude. Les principales zones d'incertitude des classifications FNF sont pour les pixels mixtes où des zones de forêt se mélangent avec des zones de "non forêt" [8], [9]. La résolution spatiale peut entraîner une omission ou un sur traitement de données en raison d'une classification FNF approximative des données SAR ce qui aurait un impact sur l'estimation de la biomasse forestière [7].

Utiliser la bande P et les données SAR récoltées par le satellite BIOMASS pour réaliser la classification FNF pendant l'intégralité de la mission est un scénario envisagé par l'ESA. Dans le cadre du développement des protocoles L2 de la mission BIOMASS, le CESBIO a proposé un protocole de classification FNF. Ce dernier applicable dès la première phase de la mission BIOMASS (cf. chapitre 1), utilise les piles de données TomoSAR et pourrait être mis à jour en temps réel à partir des données PolInSAR.

Le protocole de classification FNF du CESBIO se base sur l'utilisation des ratios "HV/VV" et "HV/HH" calculés pour les piles d'images TomoSAR en orbites ascendantes et descendantes pour générer 4 masques FNF en utilisant la méthode des K-means. L'utilisation de ces ratios apporte une grande robustesse aux algorithmes de classification, car ils limitent les perturbations liées aux variations d'angles d'incidences. Un traitement supplémentaire est réalisé au préalable pour éliminer les zones de rivières, les plans d'eau et les zones arides que l'on ne peut pas distinguer avec les ratios polarisés. Les 4 masques FNF sont ensuite fusionnés pour obtenir une classification robuste qui permet de définir les zones où l'algorithme d'estimation de la biomasse sera appliqué.

Les filtres FNF ont déjà été développés en bande L. Les utiliser en complément de ceux réalisés en bande P pourrait aider à mieux caractériser les types de biomes et aller plus loin dans la classification. Ainsi on pourrait identifier les forêts en termes de quantité de biomasse et mieux choisir les indicateurs d'estimation de la biomasse ou améliorer la paramétrisation des cartes de dispersion lors de l'inversion. Autant de pistes qu'il faut explorer.

5.1.2 MNT à partir des données bande P

La bande P est capable de pénétrer des couverts forestiers denses, permettant ainsi l'estimation de l'AGB, ce qui la rend plus sensible aux effets topographiques. Pour l'observation des forêts tempérées et boréales, l'impact de la topographie est faible sur la polarisation HV [10] ce qui permet d'estimer directement l'AGB sans prendre en compte la topographie locale. Pour les forêts tropicales, les effets de la topographie s'observent pour toutes les polarisations en raison de la complexité des mécanismes de rétrodiffusion présents dans une forêt dense [11].

Limiter l'impact de la topographie locale sur les données SAR bande P issues de forêts tropicales est indispensable pour une bonne estimation de l'AGB. Les indicateurs polarimétriques tels que le t^0 ou le h^C ont été développés dans ce but (cf. chapitre 1). Ils utilisent le DEM STRM disponible sur les zones de forêts étudiées pour estimer la topographie lo-

cale et en minimiser les impacts sur les données SAR en bande P.

Le DEM SRTM est généré à partir de données SAR en bande X. La bande X a une très faible capacité de pénétration du couvert forestier et le plus souvent, les ondes X sont rétrodiffusées par la canopée. L'estimation de la topographie sous forêt à partir de la bande X se fait donc en introduisant un facteur d'erreur lié à la hauteur des arbres [12]. Ce facteur d'erreur peut entraîner des décalages dans l'estimation des pentes locales, ce qui entraîne une mauvaise estimation de l'AGB.

Plusieurs options seraient envisageables pour corriger le DEM SRTM en bande X et estimer plus précisément la topographie sous forêt. On pourrait corriger le DEM SRTM à partir des hauteurs PolInSAR. Si l'on peut générer une carte de hauteur d'arbre, on peut estimer la vraie hauteur du sol à partir des hauteurs de la canopée estimées par le DEM SRTM. Cependant, il faut être en mesure de géoréférencer avec précision les données en bande X et en bande P pour estimer un DEM précis et ne pas cumuler les erreurs d'approximations faites en bande X et en bande P.

Une autre hypothèse serait de générer un DEM en bande P en utilisant les capacités de pénétration de cette longueur d'onde. Il a été démontré que les pentes azimutales peuvent être estimées à partir de données SAR en bande L [13]. Pour l'estimation de l'indicateur polarimétrique t^0 , la correction de la topographie locale se fait en partie grâce à une adaptation de cette méthode pour les données SAR en bande P [14]. Nous avons démontré dans le chapitre 3 qu'il est possible d'estimer les pentes azimutales à partir de données SAR en bande P. On peut envisager d'estimer les pentes en range à partir des données SAR en bande P. Si l'on peut estimer à la fois les pentes en range et en azimuth avec des données SAR en bande P, il serait alors possible de générer un DEM à partir de ces données. Ce dernier serait beaucoup plus précis qu'un DEM SRTM en bande X puisqu'il prendrait en compte la topographie au sol et plus au niveau de la canopée. De plus, si le DEM est généré à partir des données que l'on utilise pour estimer la biomasse forestière, le problème du géoréférencement ne se pose plus.

5.2 Perspectives d'améliorations de l'inversion en biomasse

5.2.1 Correction du géoréférencement des données PolSAR

La technologie SAR permet l'acquisition de données dans des configurations multiples, avec des angles de vue et des fréquences d'acquisition variables. Pour capitaliser au mieux les données SAR, il est important de pouvoir les géoréférencer de manière précise les unes aux autres. Ce géoréférencement est d'autant plus important dans le cas des données acquises avec de grandes longueurs d'onde telles que les bandes L et P qui sont plus sensibles aux effets de la topographie. En effets, le traitement des intensités SAR en bandes L et P nécessitent généralement une correction des contributions du sol qui sont significatives en raison des fortes capacités de pénétration de ces longueurs d'onde. Il est alors nécessaire de les géoréférencer avec un DEM pour mieux comprendre, analyser et corriger les mécanismes de rétrodiffusion parasites liés à la topographie.

Dans cette thèse nous avons principalement utilisé l'indicateur polarimétrique t^0 , présenté dans le chapitre 1. Les études réalisées avec le t^0 ont mis en avant l'importance de corriger les effets du sol qui impactent les intensités SAR en bande P et ont des répercussions sur l'estimation de la biomasse forestière. Les corrections liées aux effets topographiques sont réalisées à partir des DEM générés avec les acquisitions de Tandem-X. Les DEM permettent d'estimer l'impact des pentes locales sur les données SAR tout en prenant en compte la topographie locale et les particularités d'acquisition du capteur

telles que l'angle d'incidence, l'altitude du capteur, etc.

Si le DEM et les images SAR sont mal co-registrés, la correction des effets topographiques est faussée ce qui induit une erreur dans le calcul de l'indicateur polarimétrique qui se répercute dans l'estimation de la biomasse forestière. Plusieurs méthodes sont proposées pour la co-registation d'images SAR. Il existe des méthodes supervisées par l'homme [15], [16], où l'on utilise des points d'intérêts communs aux images pour les associer visuellement. Si l'on dispose d'une base de données abondante, on peut utiliser des méthodes d'apprentissage supervisé qui permettront ensuite une co-registation automatique [17]. Il existe également une méthode de co-registation automatique et non supervisée basée sur le calcul de la corrélation croisée normalisée (CCN) [18]. Cette méthode vise à générer un champ de vecteurs de déplacements qui maximise la CCN entre deux images issues de deux sources distinctes.

Dans le cadre de la mission BIOMASS, les données disponibles sont trop limitées pour mettre en place une co-registation avec un apprentissage supervisé et la topographie du terrain manque de points d'intérêts remarquables pour une co-registation manuelle. La méthode de la CCN est donc la plus recommandée notamment dans une optique d'automatisation complète de la chaîne de traitement pour l'estimation de la biomasse forestière.

Au cours d'un stage réalisé au CESBIO, deux étudiants ont développé la méthode CCN dans le cadre de la mission BIOMASS [19] et l'ont appliqué à des données SAR bande P issues de la campagne d'acquisition TropiSAR sur le site de Paracou (cf. chapitre 2). Les essais réalisés sur une zone restreinte de forêt dense sont prometteurs et ont permis de mieux superposer les images SAR avec le DEM SRTM disponible. Cependant les impacts de la co-registation sur l'estimation de la biomasse forestière restent encore incertains en raison du manque de données testées.

Il serait intéressant de généraliser l'utilisation de la méthode CCN pour améliorer la co-registation à l'intégralité des données disponibles dans le cadre de la mission BIOMASS. On pourrait ainsi quantifier les impacts de la co-registation des DEM et des données SAR pour la correction des effets topographique en fonction des trajectoires d'acquisitions, des particularités topographiques du terrain étudié, et du nombre d'acquisitions disponibles.

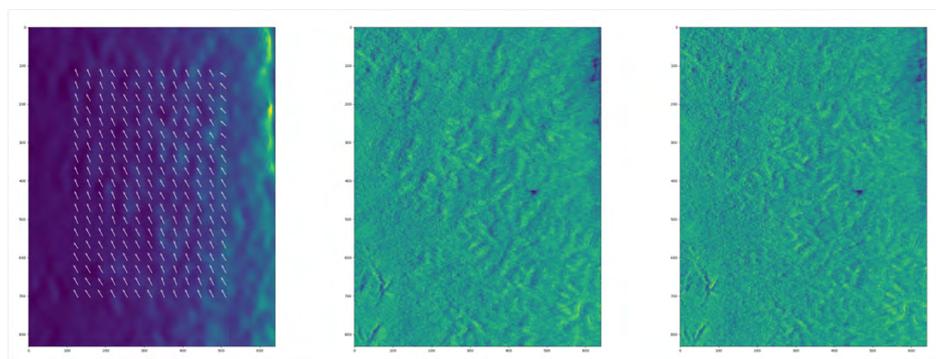


FIGURE 5.1 – Résultats expérimentaux et comparaison de la correspondance initiale et optimisée de l'image SAR en bande P avec l'image MNT dans la zone de focalisation. (a) Représentation vectorielle du déplacement entre l'image SAR en bande P et l'image MNT dans la zone focale, imprimée sur l'image MNT. (b) Image de l'intensité du SAR de la zone de focalisation avant la mise en correspondance initiale. (c) Image de l'intensité du SAR de la zone de mise au point après une correspondance optimisée. Extrait de [19].

5.2.2 Calcul des incertitudes d'estimation de la biomasse liées à la méthode d'inversion

Le calcul des incertitudes d'estimation de la biomasse constitue un point très important pour le développement des chaînes de traitement des produits BIOMASS. Ce point est d'autant plus critique que les produits BIOMASS sont définis avec des gammes d'incertitudes déterminées à partir des objectifs scientifiques de la mission (20% pour les cartes de biomasse et 30% pour les cartes de hauteur).

Le calcul des incertitudes dépend des capteurs utilisés pour les acquisitions ainsi que de toutes les étapes liées à l'estimation de la biomasse. Pour estimer ces incertitudes, il faudrait développer une méthode globale qui pourrait prendre en compte le cumul des erreurs d'estimation à chaque étape de la chaîne d'inversion proposée dans cette thèse (cf. chapitres 3 et 4). Il faudrait ainsi développer un simulateur « end to end » pour calculer les incertitudes d'estimation de la biomasse.

Comme proposé dans [20], la formulation bayésienne présentée dans le chapitre 4 est tout à fait adaptée pour estimer les incertitudes liées à la méthode (au travers du calcul des intervalles de crédibilité). Cette formulation permet également de prendre en compte les mêmes paramètres liés aux conditions expérimentales et à la gamme de biomasses considérée que ceux utilisés pour l'inversion. Néanmoins cette méthode ne prend pas en compte les erreurs liées aux produits BIOMASS de niveau 1 qui correspondent à des données SAR calibrées (notamment des effets de cross-talk, channel imbalance et ionosphériques). D'où la nécessité d'un simulateur dit "end to end" lié à l'étude spécifique de la propagation de ces erreurs en fonction des paramètres système et des produits de niveau 1.

5.2.3 Étude de la synergie des indicateurs de biomasse

5.2.3.1 Étude de la synergie des indicateurs PolSAR, PolInSAR et TomoSAR

Les campagnes d'acquisition BIOMASS ont permis de développer de nombreux indicateurs comme présentés dans le chapitre 1. Ces derniers s'adaptent aux données disponibles ainsi qu'aux types de biomes étudiés. Pour les forêts tempérées et boréales qui ont une structure plutôt aérée avec une faible variabilité des espèces d'arbres, l'indicateur polarimétrique γ^0 en polarisation HV est très performant pour estimer la biomasse forestière à partir de données PolSAR. Pour les forêts tropicales, où la biomasse forestière peut être très dense avec une grande variabilité des espèces d'arbres représentées et une topographie variable, le coefficient t^0 est plus performant dans le cas polarimétrique, comme démontré dans le chapitre 4. Si l'on dispose de données PolInSAR ou TomoSAR, les indicateurs liés à la hauteur de forêt h^C ou au volume de la couronne d'arbre n^0 apportent une estimation plus fine de la biomasse, mais avec des particularités propres à la méthode d'acquisition des données.

Dans le contexte de la mission BIOMASS, la recherche d'un indicateur unique, robuste et adaptatif à tous les types de biomes ne semble pas adaptée. Combiner les indicateurs les plus efficaces pour une estimation plus robuste de la biomasse forestière en utilisant une méthode adaptative comme celle proposée dans le chapitre 4 serait plus intéressant.

L'intégralité des indicateurs polarimétriques, interférométriques et tomographiques peut être exprimée en fonction de la biomasse par l'intermédiaire d'un modèle polylog comme présenté dans le chapitre 4. Les coefficients du modèle sont déduits à partir des données d'apprentissage issues des sites tests présentés dans le chapitre 2. Quel que soit l'indicateur choisi, on peut estimer sa dispersion autour du modèle de régression à partir

de la méthode de l'estimateur du minimum de vraisemblance comme détaillé dans le chapitre 4.

À titre d'exemple, on peut associer les indicateurs t^0 et h^C pour estimer la biomasse d'une forêt tropicale. Indépendamment ces deux indicateurs sont relativement performants et permettent d'obtenir des cartes de biomasse assez précises sur les sites de campagnes BIOMASS. Néanmoins, ils ne sont pas très robustes et dépendent beaucoup des conditions d'acquisition des données.

Combiner les deux indicateurs pourrait limiter les erreurs d'estimation de la biomasse forestière en maximisant l'indicateur le plus performant sur chaque site sans connaissances a priori du terrain. Un certain nombre de stratégies sont envisageables pour combiner ces deux indicateurs. Dans cette section nous proposons trois stratégies distinctes pour lesquelles nous avons réfléchi à la faisabilité et à la robustesse.

Une première stratégie consisterait à faire une moyenne entre les incertitudes des valeurs de biomasse estimées à partir des deux indicateurs tels que $AGB_{tot} = E[AGB_{t^0, h^C}]$ comme le montre la figure 5.2. Cette méthode est très discutable puisque les erreurs d'estimation de la biomasse relative à l'un ou à l'autre des indicateurs pourraient se cumuler ou dégrader les valeurs justes. De plus, l'estimation des incertitudes sur des cartes de biomasse est très difficile à évaluer. Il semble donc préférable de la laisser de côté.

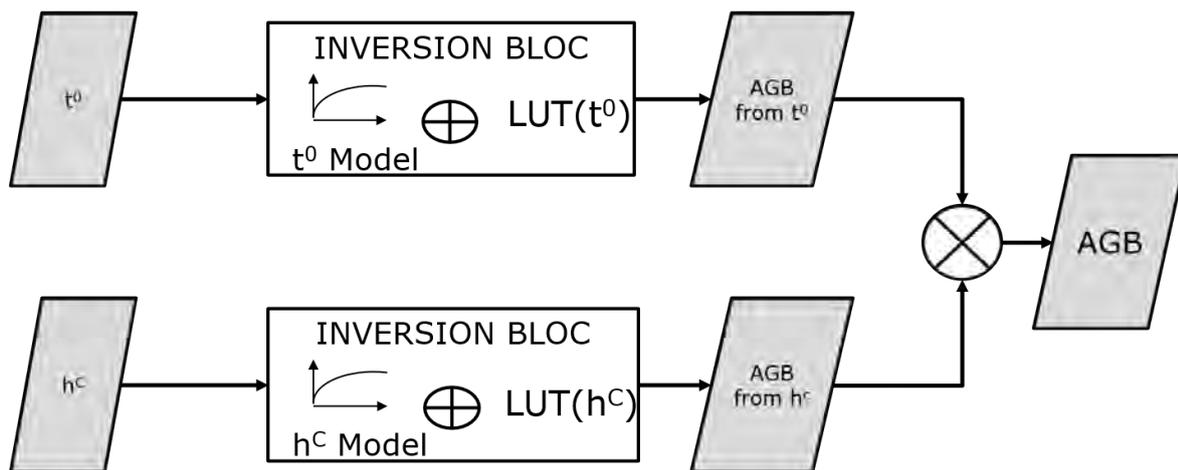


FIGURE 5.2 – Stratégie d'estimation de la biomasse forestière à partir de deux indicateurs par fusion des cartes de biomasse estimées.

La deuxième stratégie consisterait à fusionner les indicateurs t^0 et h^C pour former un nouvel indicateur à partir duquel on pourrait estimer un modèle d'inversion et des cartes de dispersion pour le calcul de la biomasse forestière. Le problème avec cette stratégie c'est que nous ne savons pas comment l'indicateur de fusion peut être relié à des mesures physiques et ainsi aux mesures terrain. Là encore, il est préférable de le laisser de côté.

La troisième stratégie, qui semble la plus réalisable, consiste à utiliser la formule des probabilités conditionnelles pour estimer la biomasse comme une somme de probabilités utilisant l'ensemble des indicateurs comme le montre la figure 5.3. Ainsi, pour chacun des indicateurs considérés, on calcule un modèle de régression et une carte de dispersion associée. La biomasse estimée est alors calculée telle que $\widehat{AGB} = \int Bp(t^0, h^C | B)dB$. Cette stratégie permet de considérer un nombre fini d'indicateurs, supérieur ou égal à 1, que l'on peut adapter en fonction des données disponibles sur le site d'acquisition. Par exemple, si l'on bénéficie des données TomoSAR sur un site, on peut ajouter l'indicateur n^0 aux deux autres indicateurs.

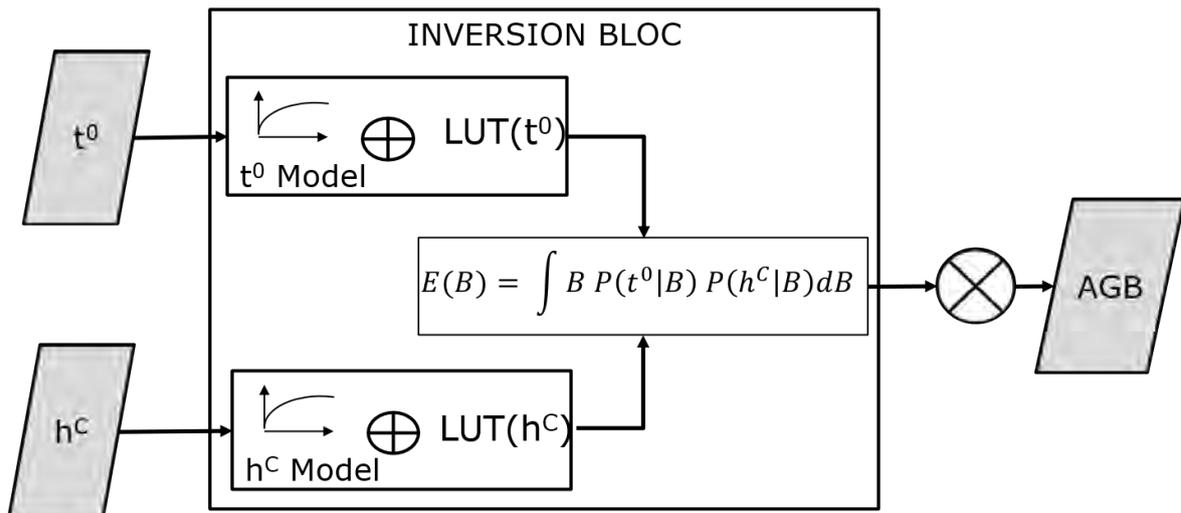


FIGURE 5.3 – Stratégie d’estimation de la biomasse forestière à partir de deux indicateurs par utilisation de la formule des probabilités conditionnelles pour estimer la biomasse.

Cette dernière stratégie basée sur la formule des probabilités conditionnelles pourrait parfaitement s’adapter aux différentes phases d’acquisition de la mission BIOMASS. Elle repose sur la complémentarité des indicateurs et permettrait de valoriser de manière conjointe les données TomoSAR, PolInSAR et PolSAR acquises par le satellite BIOMASS.

5.2.3.2 Combinaison des données bande P et bande L

Depuis quelques années, des séries temporelles en télédétection SAR ont pris une place de plus en plus importante dans l’observation de la planète avec notamment les capteurs TerraSAR-X/Tandem-X, Radarsat-2, ALOS-2/4 et surtout Sentinel-1. On dispose ainsi de séries temporelles multi-fréquences denses en bande X, C et L, disponibles massivement et gratuitement pour l’observation des forêts tempérées, boréales et tropicales du globe. Ces dernières seront bientôt complétées par de nouvelles séries temporelles de données SAR en bande L acquises par NiSAR (lancement en 2023) et en bande P acquises par BIOMASS (lancement en 2023).

La complémentarité de ces séries temporelles multi-fréquence a, dans un premier temps, été étudiée pour les forêts tempérées et boréales. Il a été démontré que chaque fréquence et chaque polarisation apportent des informations différentes sur l’aspect et la structure forestière, permettant ainsi une meilleure estimation de l’AGB [21], [22].

L’étude de la biomasse des forêts tropicales a pris de l’essor à partir du lancement de la mission spatiale ALOS-PALSAR qui a notamment permis de développer des cartes de biomasse globales en Afrique, en Amérique du Sud et en Asie à partir des données PolSAR en bande L [23], [20].

Des études multi-fréquences en bande X, C et L ont également été menées [24], [25], avec des résultats mitigés concernant l’amélioration de l’estimation de l’AGB en raison de la rapide saturation de ces longueurs d’onde pour de fortes valeurs de biomasse [26], [27]. Bien que limitées aux sites des campagnes aéroportées BIOMASS (cf. chapitre 2), certaines études [11] ont initié des analyses multi-temporelles et multi-fréquence entre la bande P, X et S.

La sensibilité supérieure de la bande P en comparaison aux autres longueurs d’onde pour l’estimation de la biomasse forestière est confirmée dans [11]. D’après une première étude qui initie les recherches sur la synergie des données SAR, pour une gamme de bio-

masses allant de 0 à 400 t/ha, la bande P permettrait une estimation de l'AGB plus précise qu'avec les bandes X, C ou L. Une étude plus approfondie semble très prometteuse pour de futurs travaux.

L'apport de séries temporelles multi-fréquences pour une meilleure estimation de la biomasse des forêts tropicales est, quant à lui, confirmé. La combinaison des bandes L et P améliore également les classifications des structures forestières, permettant ainsi une meilleure compréhension des types de biomes et une estimation plus précise de l'AGB. Toutefois, si l'on bénéficie d'un assez grand nombre de données en bande P, la bande L n'apportera aucune information complémentaire.

L'intérêt d'utiliser des séries temporelles en bandes X et C est plus limité pour l'étude des forêts tropicales en raison de la faible capacité de pénétration de ces longueurs d'onde dans un couvert forestier dense. Une forte dépendance de ces longueurs d'onde à la saisonnalité a notamment été mise en avant. Cependant, les séries temporelles acquises en bandes X et C lors de la saison sèche peuvent apporter une amélioration non négligeable pour l'estimation de l'AGB.

Cette étude [11] nous permet de conclure sur l'intérêt d'étudier la complémentarité des capteurs SAR pour le suivi de la biomasse tropicale. Après une étude saisonnière poussée, les cartes forestières issues de données bande L pourraient être améliorées à l'aide des données en bandes X et C déjà disponibles. Le futur lancement des satellites NISAR et BIOMASS à un an d'intervalle qui vont émettre respectivement en bande L et en bande P permet d'envisager une utilisation conjointe des données acquises. Le nombre d'acquisitions en bande P du satellite BIOMASS étant limité par le plan de vol envisagé, les séries temporelles NISAR pourraient améliorer substantiellement les estimations de biomasse forestière tropicale. L'étude conjointe des données issues de NISAR et BIOMASS a d'ailleurs été anticipée par l'ESA et la NASA avec la mise en place d'une plateforme commune pour l'accès aux données SAR en bande L et P avec pour objectif de regrouper les communautés utilisant ces données et faciliter les échanges internationaux sur l'estimation de la biomasse forestière. Dans ce cadre, la méthode inverse basée sur la formulation bayésienne serait particulièrement bien adaptée pour combiner les indicateurs tirés des données bande P et L, sachant que le modèle MIPERS^{4D} à l'origine des fonctions de vraisemblance peut être exploité pour ces deux fréquences. Ainsi, de façon analogue à la combinaison de t^0 et h^C présenté en section 5.2.3, la biomasse estimée serait formulée par $AGB_e = \int B.p(t^0, \gamma^0|B)dB$. De plus, cette formulation permettrait d'exploiter la relation non nécessairement univoque (réduisant pour les modèles d'inversion directs) entre la biomasse et le coefficient γ^0 en bande L, au vu de la possible décroissance du signal pour les fortes biomasses, comme démontré dans [28].

5.2.3.3 Extension à d'autres indicateurs de biomasse

Dans les deux sections précédentes, on a montré l'intérêt de combiner les indicateurs de biomasse liée aux technologies BIOMASS (cf. section 5.2.3.1) et aux données issues de différents capteurs SAR (cf. section 5.2.3.2) pour une meilleure estimation de la biomasse forestière. L'un des prochains défis liés à la mission BIOMASS est de pouvoir considérer sur un pied d'égalité l'intégralité des indicateurs de biomasse de manière à exploiter leur synergie.

Dans cette optique la MAAP (Multi Mission Algorithm and Analysis Platform), [29], est en cours de développement et marque une collaboration active entre l'ESA et la NASA, dans l'idée de regrouper les communautés BIOMASS et NISAR sur une même plateforme. La MAAP prévoit un accès simple et homogénéisé aux données BIOMASS, NISAR et peut-

être aux données issues d'autres capteurs (Lidar et optiques) mais également un accès aux mesures *in situ* des FOS (Forest Observatory System [30]) et à des logiciels de développement et d'utilisation de produits liés à l'estimation de la biomasse forestière.

Parmi les méthodes proposées pour l'exploitation de la synergie des indicateurs liés à la biomasse forestière, nous proposons d'utiliser la méthode bayésienne, comme établi dans les sections précédentes, avec l'utilisation d'un ou plusieurs simulateurs de données satellitaires.

L'intégration de plusieurs modèles EM-FNM au sein de la chaîne d'inversion en biomasse permet d'envisager l'utilisation des données Lidar (GEDI), mais aussi optique (Pléiade, CO3D) pour enrichir les bases de données SAR. L'apport de ces capteurs hautes résolutions permettrait notamment une meilleure spatialisation des mesures *in situ* propres aux super-sites forestiers [30] et une meilleure calibration des modèles EM-FNM [31].

Dans un tel cas de figure, MIPERS^{4D} ne permet pas de générer des fonctions de vraisemblance propres aux données Lidar ou optiques. Cependant, il existe d'autres modèles permettant de simuler des transferts radiatifs (cf. chapitre 3). On peut citer le modèle DART (Discrete Anisotropic Radiative Transfer), développé au CESBIO, qui permet de simuler des images liées à des transferts radiatifs propres au système "Terre - Atmosphère" pour des longueurs d'ondes allant du visible à l'infrarouge [32]. Les données Lidar et optiques peuvent ainsi être simulées, comme démontré dans [33] et [34], ce qui mène à l'obtention des fonctions de vraisemblances spécifiques.

Ainsi à travers une chaîne de calcul globale, la méthode d'estimation de la biomasse forestière la plus réaliste consisterait à calculer pour chaque donnée d'entrée l'indicateur qui lui est associé, puis il faudrait estimer le modèle de régression et les fonctions de vraisemblance de chacun à partir de modèles directs tels que MIPERS^{4D} et DART pour des données radar et optique. On pourrait alors exprimer l'estimateur de la biomasse au travers de l'espérance conditionnelle formées à partir des lois de probabilité conjointe des indicateurs comme représenté sur la figure 5.4.

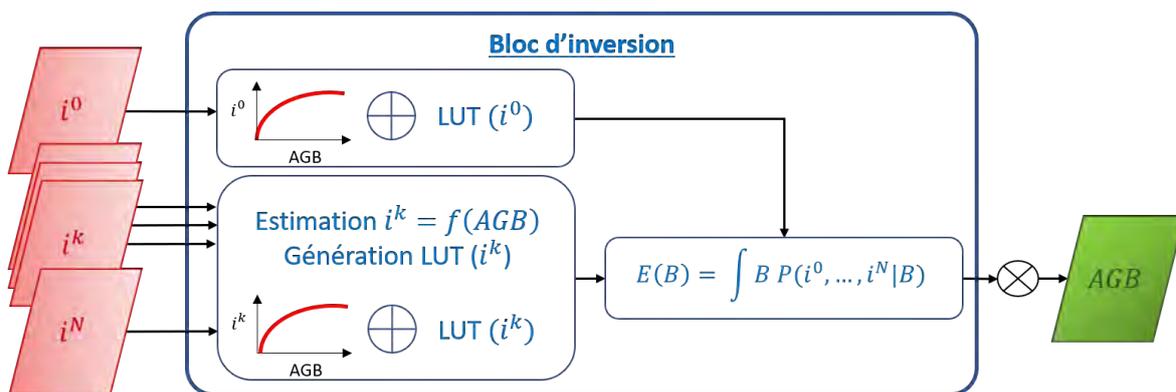


FIGURE 5.4 – Stratégie d'estimation globale de la biomasse forestière basée sur la formule des probabilités conditionnelles utilisant un nombre N d'indicateurs calculés pour des données issues de plusieurs méthodes d'acquisition et différents capteurs.

5.3 Références

- [1] European Space Agency. *Biomass CoreH2O Premier : report for mission selection. An Earth Explorer to observe forest biomass*. European Space Agency, may 2012. [139](#)
- [2] D.H Hoekman; M.J Quinones. Land cover type and biomass classification using AIR-SAR data for evaluation of monitoring scenarios in the Colombian Amazon. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 38 :685 – 696, 2000. [139](#)
- [3] D.H Hoekman; M.J Quinones. Biophysical forest type characterization in the Colombian Amazon by airborne polarimetric SAR. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 40 :1288 – 1300, 2002. [139](#)
- [4] C.d.C Freitas; L. Soler; S.J.S Sant’Anna; L.V Dutra; J.R dos Santos; J.C Mura; A.H Cor-
reia. Land use and land cover mapping in the Brazilian Amazon using polarimetric
airborne P-band SAR data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 46 :2956 – 2970, 2008.
[139](#)
- [5] J.R Santos; C.C Freitas; L.S Araujo; L.V Dutra; J.C Mura; EF Gama; L.S Soler; S.J
Sant’Anna. Airborne P-band SAR applied to the aboveground biomass studies in
the Brazilian tropical rainforest. *Remote Sens. Environ.*, 87(4) :482 – 493, 2003. [139](#)
- [6] J.S Lee; M.R Grunes; E. Pottier. Quantitative comparison of classification capabi-
lity : fully polarimetric versus dual and single-polarization SAR. *IEEE Trans. Geosci.
Remote Sens.*, 39 :2343 – 2351, 2001. [139](#)
- [7] M. Schlund; K. Scipal; M.W.J Davidson. Forest classification and impact of BIOMASS
resolution on forest area and aboveground biomass estimation. *International Jour-
nal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 56 :65 – 76, 2017. [140](#)
- [8] D. Lu. The potential and challenge of remote sensing-based biomass estimation. *Int.
J. Remote Sens.*, 27(7) :1297 – 1328, 2006. [140](#)
- [9] D. Lu; Q. Chen; G. Wang; L. Liu; G. Li; E. Moran. A survey of remote sensing-based
aboveground biomass estimation methods in forest ecosystems. *Int. J. Digit. Earth*,
9(1) :63 – 105, 2016. [140](#)
- [10] T. Le Toan; A. Beaudoin; J. Riom; D. Guyon. Relating forest biomass to SAR data.
IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 30(2) :403 – 411, 1992. [140](#)
- [11] O. Cartus and M. Santoro. Exploring combinations of multi-temporal and multi-
frequency radar backscatter observations to estimate above-ground biomass of trop-
ical forest. *Remote Sensing of Environment*, 232 :0034–4257, 2019. [140](#), [145](#), [146](#)
- [12] L. Polidori; E. Simonetto. Effect of scale on the correlation between topography and
canopy elevations in an airborne InSAR product over Amazonia. *Procedia Technology*
16, pages 180 – 185, 2014. [141](#)
- [13] D.L. Schuler J.S. Lee and T.L. Ainsworth. Polarimetric SAR data compensation for
terrain azimuth slope variation. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*,
38(5) :2153 – 2163, sep 2000. [141](#)

- [14] L. Villard and T. Le Toan. Relating P-band SAR intensity to biomass for tropical dense forest in hilly terrain : γ^0 et t^0 ? *IEEE Journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*, 8(1) :214 – 223, Jan 2015. [141](#)
- [15] P. Marinkovic; R. Hanssen. Advanced InSAR coregistration using point clusters. *IGARSS 2004, IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 1 :489 – 492, 2004. [142](#)
- [16] F. Zana; J.C Klein. TA multimodal registration algorithm of eye fundus images using vessels detection and hough transform. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 18(5) :419 – 428, 1999. [142](#)
- [17] Y. Hu; M. Modat;E. Gibson;W. Li;N. Ghavami;E. Bonmati;G. Wang;S. Bandula; C.M Moore;M. Emberton;S. Ourselin; J.A Noble;D. Barratt;T. Vercauteren. Weakly-supervised convolutional neural networks for multimodal image registration. *Medical Image Analysis*, 49 :1 – 13, 2018. [142](#)
- [18] J.P Lewis. Fast normalized cross-correlation. *Ind. Light Magic*, 10(10), 2001. [142](#)
- [19] M. El Ouazzani; M. Soviche; L. Villard. Improved compensation of terrain topography effects on SAR images using cross-correlation matching. *Internal internship report*, 2020. [142](#)
- [20] A. Bouvet; S. Mermoz; T. Le Toan; L. Villard; R. Mathieu; L. Naidoo; G.P Asner. An above-ground biomass map of african savannahs and woodlands at 25 m resolution derived from ALOS-PALSAR. *Remote Sens. Environ.*, 206 :156 – 173, 2018. [143](#), [145](#)
- [21] J.T Pulliainen; L. Kurvonen; M.T Hallikainen. Multitemporal behavior of L and Cband SAR observations of boreal forests. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 37 :927 – 937, 1999. [145](#)
- [22] L. Kurvonen; J. Pulliainen; M. Hallikainen. Retrieval of biomass in boreal forests from multitemporal ERS-1 and JERS-1 SAR images. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 37 :198 – 205, 1999. [145](#)
- [23] J. Seifert-Granzin S. Mermoz; T. Le Toan, L. Villard; M. Réjou-Méchain. Biomass assessment in the Cameroon savanna using ALOS-PALSAR data. *Remote Sens. Environ.*, 155 :109 – 119, 2014. [145](#)
- [24] S. Saatchi; M. Marlier; R. Chazdon; D.B Clark; A.E Russell. Impact of spatial variability of tropical forest structure on radar estimation of aboveground biomass. *Remote Sens. Environ.*, 115 :2836 – 2849, 2011. [145](#)
- [25] L. Naidoo; R. Mathieu; R. Main; W. Kleynhans; K. Wessels; G. Asner; B. Lebon. Savannah woody structure modelling and mapping using multi-frequency (X, C and L-band) synthetic aperture radar data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 105 :234 – 250, 2015. [145](#)
- [26] M. d’Alessandro; K. Papathanassiou; S. Quegan; G. Riembauer; K. Scipal; M.J Soja; S. Tebaldini; L.M.H Ulander; L. Villard F Banda; D. Giudici; T. Le Toan. The biomass level 2 prototype processor : Design and experimental results of above-ground biomass estimation. *Remote Sensing*, 03 :12 – 985, 2020. [145](#)

- [27] L. Villard; T. Le Toan; D.H Minh; S. Mermoz; A. Bouvet. Forest biomass from radar. *Remote Sensing*, 09 :363 – 425, 2016. 145
- [28] S. Mermoz; M. Réjou-Méchain; L. Villard; T. Le Toan; V. Rossi and S. Gourlet-Fleury. Decrease of L-band SAR backscatter with biomass of dense forests. *Remote Sensing of Environment*, 159 :307–317, 2015. 146
- [29] NASA and ESA. *MAAP (Multi-mission Algorithm and Analysis Platform)*. <https://liferay-val.biomass-maap.com/web/guest/welcome> [Accessed : Whenever]. 146
- [30] D. Shepaschenko; J. Chave; O.L. Phillips and al. The forest observation system, building a global reference dataset for remote sensing of forest biomass. *Sci Data*, 6(198), 2019. 147
- [31] M.A. Tanase; L. Villard and al. Synthetic aperture radar sensitivity to forest changes : A simulations-based study for the romanian forests. *Science of The Total Environment*, 689 :1104 – 1114, 2019. 147
- [32] CESBIO. *Le modele DART (Discrete Anisotropic Radiative Transfer)*. <https://www.cesbio.cnrs.fr/dart/> [Accessed : Whenever]. 147
- [33] J.P. Gastellu-Etchegorry; T. Yin; N. Lauret; E. Grau; J. Rubio; B.D Cook; D.C. Morton; G. Sun. Simulation of satellite, airborne and terrestrial LiDAR with DART (I) : Waveform simulation with quasi-Monte Carlo ray tracing. *Remote Sensing of Environment*, (184) :418 – 435, 2016. 147
- [34] T. Yin; N. Lauret; J.P. Gastellu-Etchegorry. Simulation of satellite, airborne and terrestrial LiDAR with DART (II) : ALS and TLS multi-pulse acquisitions, photon counting, and solar noise. *IEEE Journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*, (184) :454 – 468, 2016. 147

Conclusion

De façon générale et au-delà des perspectives d'avancées techniques mentionnées dans le chapitre 5, ces travaux de thèse ont permis de consolider nos connaissances sur deux problématiques majeures concernant l'exploitation des données PolSAR bande P pour une cartographie globale de la biomasse des forêts, à savoir le risque de saturation du signal sur les forêts tropicales denses, ainsi que la généralisation à large échelle des relations entre les coefficients de rétrodiffusion PolSAR et la biomasse de forêts dont la structure horizontale et/ou verticale peut varier significativement. Pour ces deux points, l'étude des données des campagnes aéroportées TropiSAR et AfriSAR ont montré l'importance des indicateurs permettant de minimiser les effets de la topographie, afin de pouvoir obtenir des sensibilités suffisantes pour permettre des performances d'inversions proches de 20% pour des forêts de biomasse supérieure à 250 t/ha, et en interchangeant les sites d'entraînement et de validation à partir des parcelles inventoriées en Guyane et au Gabon. Ces résultats supposent également l'utilisation d'une méthode bayésienne exploitant les capacités de prédiction du modèle électromagnétique MIPERS^{4D}, dans le but de minimiser la propagation des erreurs de dispersion autour de la loi de référence pour l'indicateur en biomasse. Bien que ces résultats soient limités aux zones survolées dont la représentativité à l'échelle globale reste discutable, cette approche permettrait également un levier important de progression pour consolider l'adaptabilité de la méthode à des structures de forêts encore plus variées, sous réserve de l'extension des modèles à leur spécificité. À ce titre, nous pouvons également souligner en perspective de ces travaux la possibilité de prendre en compte les effets temporels par cette approche, en se basant notamment sur la validation du modèle à partir des observations issues des expérimentations sur tour. Ces études permettraient notamment d'évaluer la prise en compte de ces effets au regard des trajectoires d'évolution de la biomasse, que ce soit au travers des incréments ou des pertes liées respectivement à des phénomènes de croissance ou de dépérissement. Suivant ces objectifs, il pourrait par exemple être très intéressant de concrétiser des projets de reconduction des vols TropiSAR, qui après plus de 10 ans permettraient de tester les méthodes inverses pour des incréments estimés à 60 t/ha (soit de l'ordre de grandeur des 20% d'incertitude pour une biomasse moyenne de 300 t/ha). De même, il serait très intéressant de tester les techniques d'imagerie BIOMASS et les méthodes inverses associées sur des forêts d'Asie, significativement plus hautes, pour lesquelles les méthodes PolSAR devraient être plus robustes que les méthodes impliquant directement la hauteur totale (et non celle liée à l'épaisseur de peau au travers de l'atténuation du milieu). Pour autant, même si de telles campagnes ne peuvent aboutir d'ici le lancement de BIOMASS, de nombreux autres points à la fois source de révisions techniques, mais aussi d'avancées de nos connaissances sont à imaginer, pour de futures données à la fois inédites et exploratoires.

Résumés de thèse

Version française

La thèse s'inscrit dans le cadre des travaux préparatoires à la mission spatiale BIOMASS du programme Earth Explorer de l'ESA (Agence Spatiale Européenne), qui prévoit d'exploiter pour la première fois depuis l'espace un SAR en bande P (435 MHz), dans le but de cartographier la biomasse et la hauteur des forêts à l'échelle globale pour la période 2023-2028. L'utilisation de la bande P permet d'obtenir une sensibilité du signal inédite avec la biomasse, en lien avec ses capacités de pénétration même à travers des forêts tropicales denses. La mission BIOMASS se base sur l'utilisation conjointe de trois méthodes d'imagerie qui sont la Polarimétrie (PolSAR), l'Interférométrie (PolInSAR) et la Tomographie (TomoSAR). Ses objectifs sont de produire tous les 7 mois des cartes de biomasse et hauteur des forêts à la résolution de 4 ha, ainsi que des cartes des perturbations sévères à 0.5 ha.

La thèse s'est organisée autour du développement d'une chaîne de calcul articulée en plusieurs modules permettant d'extraire des valeurs de biomasse à partir de données PolSAR en bande P dans la perspective de cartographier la biomasse forestière de manière robuste et automatique. Les deux modules principaux consistent à estimer un indicateur polarimétrique lié à la biomasse forestière puis à l'inverser en biomasse en appliquant une méthode bayésienne construite sur des grandeurs a priori issues d'un modèle électromagnétique prédictif (MIPERS-4D).

Une étude a été consacrée à la comparaison de différents indicateurs PolSAR permettant l'inversion de la biomasse forestière sur les différents sites expérimentaux étudiés. Cette thèse aborde la possibilité de minimiser les effets de la topographie avec une utilisation conjointe des modèles numériques d'élévation (DEM) qui donnent une approximation des pentes sous forêts et des données PolSAR à partir desquelles il est possible d'extraire des informations sur les coefficients des matrices de covariances et sur les pentes azimutales sous forêt.

Dans l'objectif d'améliorer les relations entre les coefficients de rétrodiffusion et la biomasse, la minimisation des effets de speckle a également été étudiée dans le cadre des scénarios d'acquisitions BIOMASS, supposant des adaptations des techniques de filtrage existantes pour des séries temporelles de données SLC polarimétriques. Ces travaux sur le développement d'un filtre multi-temporel et multi-canal adapté aux séries temporelles PolSAR ont été valorisés dans l'article "Multi-temporal speckle filtering of polarimetric P-band SAR data over dense tropical forests in French Guiana : application to the BIOMASS mission" (publié dans la revue Remote Sensing), dans lequel un nouvel indicateur permettant de quantifier les performances du filtrage a également été proposé, en lien avec la capacité inédite de ces données pour caractériser les pentes azimutales du terrain.

Ces différents travaux ont permis de mettre au point une méthode d'inversion adaptable aux contraintes de généralisation spatiale et temporelle pour les futures acquisitions

BIOMASS à l'échelle globale. La méthode développée repose sur la combinaison d'un indicateur issu des données PolSAR qui optimise la relation à la biomasse ainsi que d'une méthode bayésienne minimisant les effets de dispersion à partir de fonctions de vraisemblance issues du modèle MIPERS-4D. Les conditions d'observations peuvent ainsi être prises en compte au travers de la paramétrisation du modèle, et l'application de cette méthode aux données des campagnes aéroportées étudiées dans cette thèse a montré son intérêt pour éviter la propagation directe des effets temporels ou de structure en biomasse.

La combinaison de ces différentes études a permis d'améliorer la méthode d'inversion tout au long de la thèse, en ouvrant également des perspectives de développement pour la consolider avec en particulier la généralisation aux indicateurs PolInSAR et TomoSAR, en vue d'une exploitation la plus complète des futures données BIOMASS.

English summary

This thesis took place during the preparation phase of the BIOMASS ESA (European Space Agency) mission, which plans to exploit for the first time ever a P-band (435 MHz) spaceborne SAR, with the aim at mapping forest biomass and height worldwide for the period 2023-2028. The use of the P-band comes from its unique sensitivity to forest biomass, in relation to its ability to penetrate through dense media like tropical forests. The BIOMASS mission is based on the use of three imaging modes : Polarimetry (PolSAR), Interferometry (PolInSAR) and Tomography (TomoSAR), and aims at delivering forest biomass and height maps every 7 months at a resolution of 4 ha, as well as maps of severe disturbances at 0.5 ha.

The thesis has been organised around the development of a processing chain made of several modules in order to map forest biomass from P-band PolSAR images, and for a wide range of forest types and observation conditions. The two main modules consist in the development of a PolSAR indicator related to forest biomass and in a Bayesian method built on likelihood functions derived from a predictive electromagnetic model (MIPERS-4D).

A first study focused on the comparison between various PolSAR based indicators adapted to forest biomass estimation on several test sites. In particular, this thesis emphasises the possibility of minimising the effects of topography with the joint use of digital elevation models (DEM) which give an approximation of terrain slopes and with the fully polarimetric covariance matrix from which it is also possible to extract topographic information like the azimuthal component of terrain slopes.

In order to improve the link between backscatter coefficients and biomass, the minimisation of speckle effects has also been studied in the specific framework of BIOMASS acquisitions plan, meaning the adaptation of state-of-the-art filtering techniques for polarimetric SLC time series data. This work results in the development of a multi-channel filter adapted to PolSAR time series, which has been demonstrated on the TropiSAR data acquired at the Paracou test site, and described in the paper "Multi-temporal speckle filtering of polarimetric P-band SAR data over dense tropical forests in French Guiana : application to the BIOMASS mission", published in the journal Remote Sensing, in which a new indicator to quantify filtering performances has been also highlighted, in connection with the capacity of P-band PolSAR data to characterise the azimuthal slopes.

These works contribute to develop an inversion method accounting for the challenging constraints of spatial and temporal generalisations for the future BIOMASS acquisitions at global scale. The developed method proposes the combination of the so-called

t0 indicator derived from PolSAR data in order to optimise the relationship with forest biomass, with a Bayesian method minimising the dispersion effects thanks to likelihood functions derived from the MIPERS-4D model. The observation conditions related to the temporal or spatial variability can be thereby accounted for, and application of the method to the P-band airborne SAR data acquired during the BIOMASS mission preparation phases shows its great interest to avoid the direct propagation of dispersive factors into biomass. These contributions enabled to adapt and improve the processing chain, and paved the way to further prospects of new insights such as the method generalisation with PolInSAR and TomoSAR indicators, in order to achieve a more thorough exploitation of the upcoming BIOMASS data.