

Université du Québec
Institut national de la recherche scientifique
Centre Eau Terre Environnement

**EXPLOITATION DES IMAGES RADARSAT-2 POLARIMÉTRIQUES ET TERRASAR-X
MULTIPOLARISATIONS POUR LA CARTOGRAPHIE DES PARAMÈTRES DU
COUVERT NIVAL ET DE LA VÉGÉTATION EN MILIEU SUBARCTIQUE**

Par
Yannick Duguay

Thèse présentée pour l'obtention du grade de
Philosophiae doctor, Ph.D.
en sciences de l'eau

Jury d'évaluation

Président du jury et examineur interne	Jean-Pierre Dedieu CNRS - Université Grenoble Alpes et INRS Centre Eau Terre Environnement
Examineur externe	Ridha Touzi Ressources naturelles Canada, Centre canadien de télédétection
Examineur externe	Emmanuel Trouvé Polytech Annecy-Chambéry, LISTIC, Uni- versité Savoie Mont Blanc
Directrice de recherche	Monique Bernier INRS Centre Eau Terre Environnement
Codirecteur de recherche	Florent Dominé Université Laval et CNRS

REMERCIEMENTS

Une thèse doctorale est le fruit de nombreuses années d'efforts et de sacrifices. Bien qu'il s'agisse d'un ouvrage individuel, il est impossible de compléter un tel travail sans l'aide de nombreuses personnes en cours de route. J'aimerais donc remercier tout ceux et celles qui m'ont permis de me rendre jusqu'au bout.

Tout d'abord, un grand merci à ma directrice Monique Bernier pour sa grande patience, son soutien et ses conseils judicieux. J'ai particulièrement apprécié sa grande disponibilité, elle a toujours su répondre rapidement à mes questions et pris le temps d'écouter mes dérives méthodologiques malgré ses nombreuses responsabilités. Sa longue expérience en télédétection radar combinée à ses qualités humaines en font une directrice exceptionnelle. Merci aussi de m'avoir donné la chance de participer à de nombreux congrès scientifiques, tant nationaux qu'internationaux, qui m'ont permis d'élargir mes horizons et de partager avec des chercheurs brillants et passionnés.

J'aimerais également remercier mon codirecteur Florent Dominé pour son enthousiasme, sa grande ouverture et ses critiques toujours constructives et très pertinentes. Malgré le fait que la télédétection radar soit en dehors de son champ d'expertise, son regard externe et sa rigueur scientifique m'ont aidé à réfléchir autrement aux problèmes rencontrés et à mieux définir mes objectifs. J'ai particulièrement apprécié les campagnes de terrain à la Forêt Montmorency et à Umiujaq où j'ai appris énormément sur toutes les subtilités de la stratigraphie du couvert nival et sur la vie en général.

Un merci particulier aux membres du jury Emmanuel Trouvé, Ridha Touzi et Jean-Pierre Dedieu pour avoir accepté de donner de votre temps pour lire et évaluer cette thèse.

Un merci particulier à Esther Lévesque et Benoit Tremblay sans qui cette thèse n'aurait pas été possible. Leur expertise dans le domaine de la végétation arbustive des milieux subarctiques a été cruciale pour mener à bien mes travaux.

Je tiens aussi à remercier les membres de l'équipe de télédétection de l'INRS, Karem Chokmani, Yves Gauthier et Jimmy Poulin pour leurs conseils et leur soutien. J'aimerais également remercier Inga Beck, Florence Provencher-Nolet et Thomas Bergeron pour leur aide lors des travaux de terrain.

Merci aux membres du Centre d'études nordiques, en particulier les membres du comité de direction avec qui j'ai appris énormément: Christine Barnard, Najat Bhiry, Warwick Vincent. Merci également aux membres du dévoué comité étudiant du CEN que j'ai côtoyé au cours des années: Frédéric Bouchard, Pascale Ropars, Tania Giberyen, Yanick Gendreau, Samuel Gagnon, Paschale Noel Bégin, Stéphanie Coulombe, Bethany Deshpande, Rémi Lesmerises, Valérie Mathon-Dufour et Michel Paquette. Je voudrais également remercier Denis Sarazin et Jonathan Roger pour leur

services techniques et leur support sur le terrain, ainsi que Peter Novalinga de la communauté d'Umiuajaq qui agi comme guide à de nombreuses reprises sur le terrain.

Une mention spéciale à tous mes collègues du département de télédétection de l'INRS pour leur support tant moral qu'académique: Sophie Dufour-Beauséjour, Anas El Alem, Charles Gignac, Kim-Huong Hoang, Andres Jacome, Parvin Kalantari, Sena Noumonvi-Yawu, Khalid Oubennaceur, Simon Perreault, Sophie Roberge, Claudie Ratte-Fortin, Chaima Touati et Marion Tanguy.

Finalement j'aimerais remercier ma famille pour leur appui soutenu tout au long de cette aventure. J'aimerais remercier tout spécialement mon épouse Caroline Brillon. Elle a été présente à tous les jours de ce périple, à travers les hauts et les bas, les innombrables «j'achève» et l'interminable attente. Je te remercie du fond du coeur d'être dans ma vie.

RÉSUMÉ

Les environnements subarctiques subissent de nombreux changements depuis les dernières décennies du aux changements climatiques observées aux hautes latitudes. L'une des conséquences de ce réchauffement est l'expansion de la végétation arbustive aux dépens de la toundra arctique. Les arbustes affectent également la distribution spatiale du couvert nival en captant la neige soufflée par le vent, qui vient les protéger des rigueurs hivernales et favorise leur croissance. Le suivi de la végétation et de la neige est généralement effectué à l'aide de mesures *in situ* ou par imagerie satellitaire dans le spectre optique. La télédétection Radar à Synthèse d'Ouverture (RSO) présente de nombreux avantages, dont la possibilité d'acquérir des données sous n'importe quelle condition météorologique ou d'éclairement ainsi que la capacité de pénétrer la végétation et la neige pour fournir une information sur la structure verticale de celles-ci. Toutefois, peu d'études se sont attardées sur la caractérisation de la végétation arbustive à l'aide de l'imagerie RSO et cette dernière n'est généralement pas prise en compte dans les études portant sur le couvert nival. L'objectif de mes recherches doctorales était donc d'évaluer le potentiel des données RSO pour l'estimation et la cartographie des caractéristiques du couvert nival et de la végétation en milieu subarctique. Pour ce faire, des données polarimétriques RADARSAT-2 et des données multipolarisées TerraSAR-X ont été acquises aux environs du village d'Umiujaq (56,55°N, 76,55°O) situé sur la côte est de la Baie d'Hudson, à la limite septentrionale des arbres.

Un premier sous-objectif consistait à évaluer l'effet de la hauteur des arbustes et du pourcentage du sol couvert par ceux-ci sur la rétrodiffusion RSO dans les différentes bandes de fréquences et polarisations. Les résultats ont démontré que la hauteur et la couverture des arbustes ont un effet significatif sur la rétrodiffusion radar, mais que cette sensibilité tend à diminuer lorsque le pourcentage de couverture atteint 20% et que la hauteur moyenne pondérée des arbustes dépasse environ 1 mètre. Ces résultats varient toutefois en fonction de la fréquence, de la polarisation et de l'angle d'incidence, la polarisation croisée (HV) étant généralement la plus sensible. Les résultats ont également démontré que le signal RSO demeure significativement affecté par la hauteur de la végétation lorsque celle-ci est recouverte de neige en hiver. Le second objectif des travaux de thèse visait à cartographier les types de couverts végétaux retrouvés en milieux subarctiques avec un intérêt particulier pour la distinction entre différents types de couverts arbustifs. L'utilisation d'un algorithme de classification supervisé de type machine à vecteurs de support (SVM) en combinaison avec des données pleinement polarimétriques a permis d'accomplir une classification avec une précision globale de 90%. Cette précision a été obtenue en combinant deux images polarimétriques acquises soit à des angles d'incidence différents, soit à des saisons différentes (automne et hiver). Cette méthode a entre autres permis la distinction entre un couvert d'arbustes épars, un couvert d'arbustes bas ($< 1\text{ m}$) et d'arbustes hauts ($> 1\text{ m}$). Ces classifications ont ensuite été utilisées pour segmenter le territoire dans le cadre du troisième objectif de la thèse portant sur l'évaluation des caractéristiques du couvert nival à l'aide de données RSO. Dans le cadre de ce troisième objectif, une analyse empirique a été menée afin de comparer la relation entre les para-

mètres polarimétriques issus des données RSO et la hauteur du couvert de neige. L'utilisation des classifications a permis d'étudier l'effet du type de couvert végétal sur cette relation empirique. Les résultats ont démontré une grande variabilité entre les classes. Les meilleures corrélations entre la hauteur de neige et les paramètres polarimétriques ont été obtenus pour les couverts végétaux les plus hauts. Toutefois une analyse plus poussée des données a démontré que les images acquises à l'automne généraient des corrélations similaires. Il est donc fort possible que les relations observées étaient plutôt dues à des corrélations indirectes du fait que le signal RSO soit corrélé avec la hauteur de végétation et que cette dernière soit corrélée avec la profondeur de neige. Des études plus approfondies sont donc nécessaires afin de voir s'il est possible de récupérer les caractéristiques du couvert nival à partir de données RSO en présence de végétation arbustive. Par contre, les résultats obtenus pour la caractérisation de la végétation arbustive à l'aide de données RSO ouvrent des possibilités intéressantes pour le suivi des environnements subarctiques. Considérant les nouvelles missions satellitaires utilisant la technologie RSO, tels que les satellites Sentinel-1 du programme Copernicus de l'ESA, les satellites TerraSAR-X et COSMO-SkyMed opérant en bande X ainsi que la future constellation RADARSAT, un suivi plus complet de ces environnements sensibles pourra être assuré.

Mots-clés Télédétection, Subarctique, Radar à synthèse d'ouverture, neige, RADARSAT-2, TerraSAR-X, polarimétrie.

TABLE DES MATIÈRES

Remerciements	iii
Résumé	v
I SYNTHÈSE	1
1 Introduction générale	3
1.1 Mise en contexte	3
1.2 La télédétection pour le suivi de la végétation et de la neige	4
1.3 Hypothèses et objectifs de la recherche	7
1.4 Structure de la thèse	9
2 Principes physiques de la télédétection par microondes actives	11
2.1 Polarimétrie RSO	11
2.1.1 Polarisation d'une onde électromagnétique	12
2.1.2 Caractérisation polarimétrique d'une cible	14
2.1.3 Décompositions polarimétriques	17
2.1.4 Décompositions fondées sur des modèles de diffusion	17
2.1.5 Décompositions fondées sur les valeurs propres et vecteurs propres de la matrice de cohérence	21
2.2 Interaction du signal radar avec la neige, le sol et la végétation	27
2.2.1 Interactions de l'onde RSO avec le sol	27
2.2.2 Interaction du signal radar avec la végétation arbustive	30
2.2.3 Interaction du signal radar avec un couvert nival	34
2.3 Conclusions	47
3 Zone d'étude et données	49
3.1 Zone d'étude	49
3.2 Données	51
3.2.1 Imagerie RSO	51
3.2.2 Données de terrain	51
3.2.3 Données géospatiales complémentaires	58
3.3 Prétraitements d'images RSO	59
4 Synthèse des analyses et des résultats obtenus pour chacun des objectifs de la recherche	63
4.1 Étude de l'effet de la hauteur de la végétation arbustive sur la rétrodiffusion RSO	63

4.2	Classification des environnements subarctiques à l'aide de données RSO	67
4.3	Mesure de la neige en milieux subarctiques à l'aide de données RSO	70
5	Conclusions et perspectives	73
II	ARTICLES	79
1	Potential of C and X Band SAR for Shrub Growth Monitoring in Sub-Arctic Environments	81
1.1	Introduction	83
1.2	Materials and Methods	84
1.2.1	Study Area and <i>in Situ</i> Measurements	84
1.2.2	Satellite and GIS Datasets	87
1.2.3	Shrub Vegetation and SAR Interactions	89
1.3	Results and Discussion	92
1.3.1	Backscattering Coefficient Sensitivity to Shrub Density	92
1.3.2	Backscattering Coefficient Sensitivity to Shrub Height	93
1.3.3	Sources of the Observed Variability	100
1.4	Conclusions	102
1.5	Acknowledgements	103
	References	103
2	Land Cover Classification in Subarctic Regions Using Fully Polarimetric RADARSAT-2 Data	119
2.1	Introduction	121
2.2	Methodology	123
2.2.1	Study Area	123
2.2.2	Satellite, GIS and In Situ Datasets	124
2.2.3	Classification	129
2.3	Results	134
2.3.1	Classification with a Single Image	134
2.3.2	Classification with Multiple Images	135
2.4	Discussion	140
2.4.1	Classification with a Single Image	140
2.4.2	Classification with Multiple Images	140
2.5	Conclusions	144
2.6	Acknowledgments	147
	References	147
3	Snow characterisation in subarctic environments using multi-polarized and multi-frequency SAR imagery	163
3.1	Introduction	165
3.2	Study Area and Data	167
3.2.1	Study Area	167
3.2.2	Field Data	167
3.2.3	SAR Data	170
3.3	Methodology	171
3.3.1	SAR image processing	173

3.3.2	Image classification	176
3.3.3	Statistical analysis	176
3.4	Results	179
3.5	Discussion	185
3.5.1	Effect of shrub vegetation on SAR signal	187
3.6	Conclusion	190
	References	192

RÉFÉRENCES **207**

LISTE DES FIGURES

2.1	Ellipse de polarisation, ϕ représente l'orientation et τ l'ellipticité (adapté de (Centre Canadien de Télédétection, 2008)).	13
2.2	Représentation de la rotation de la surface par rapport à l'Angle β et distribution $P(\beta)$. Tiré de (Hajsek <i>et al.</i> , 2003).	20
2.3	Représentation du plan $H/\bar{\alpha}$ segmenté en huit régions représentant des mécanismes de diffusion distincts. La zone en blanc représente le domaine de validité. Tiré de (Martini, 2005) d'après (Cloude & Pottier, 1997).	25
2.4	Types de mécanismes de diffusion symétriques issus de la décomposition TSVM de Touzi (2007) représentés sur la sphère de Poincaré. Tiré de (Touzi, 2007).	26
2.5	Illustration simplifiée des différents types de mécanismes de rétrodiffusion observés lors de l'interaction du signal RSO avec une cible dans un environnement subarctique.	28
3.1	Carte topographique du site d'étude et position des réflecteurs en coin, des sondes d'humidité et de température ainsi que des stations météorologiques du Centre d'études nordiques.	50
3.2	Photographies aériennes la zone d'étude comprenant des gros plans de cinq types de couverture du sol retrouvés dans la région: a) lichens avec arbustes épars, b) mares thermokarstiques, c) arbustes bas, d) arbustes hauts et e) conifères (épinette noire).	52
3.3	Photographies prises dans la vallée Tasiapik: a) photographie prise près de la station SILA (climat en Inuktitut) située au nord-ouest de la vallée démontrant l'hétérogénéité de la végétation, b) photographie prise au sud-est de la vallée près du lac Guillaume-Delisle démontrant les étendues recouvertes de bouleaux glanduleux dominants dans cette portion du territoire. Photos: Chaima Touati, août 2014.	54
3.4	Carte des sites d'échantillonnage de végétation.	55
3.5	Histogramme des hauteurs moyennes pondérées estimées pour chaque site d'échantillonnage de la végétation.	56
3.6	Carte des sites d'échantillonnage de neige.	57
1.1	Map of the Umiujaq area with the position of shrub sampling plots. The main two locations for shrub sampling are the coastal area (A) and the Tasiapik Valley (B).	86
1.2	Photos of the study area taken in the coastal area (A) on 9 May 2010 and in the Tasiapik Valley (B) on 4 May 2010.	86
1.3	Representation of the scattering mechanisms found in the sub-Arctic environment: (s1) and (s2) represent surface scattering from the ground and snow surface, respectively; (v1) and (v2) represent volume scattering from the vegetation and snow, respectively; (i1), (i2) and (i3) represent the various interaction terms between ground and vegetation, vegetation and snow and ground and snow, respectively.	91

1.4	RGB colour composite of RADARSAT-2 and TerraSAR-X images. (A,B) RADARSAT-2 images taken on 19 November 2011 and 03 March 2012 at $\theta = 38^\circ$, red = σ_{HH}^0 , green = σ_{HV}^0 , blue = σ_{VV}^0 . (C,D) TerraSAR-X images taken on 11 November 2011 and 13 March 2012 at $\theta = 38^\circ$, red and blue = σ_{HH}^0 , green = σ_{HV}^0 . RADARSAT-2 data ©MDA LTD. (2011–2012). TerraSAR-X data ©DLR (2011–2012).	91
1.5	RADARSAT-2 backscattering response to shrub coverage comparing November, December and March acquisitions; the left column displays incidence angle $\theta = 27^\circ$ and the right column $\theta = 38^\circ$. The markers represent the median values and the error bars the lower and upper quartiles.	94
1.6	Median ground temperatures (red) and soil moisture (blue) measured at seven sites within the study area. The light coloured areas show the 25% and 75% percentiles of temperatures and soil moisture content measured at a given date.	95
1.7	TerraSAR-X backscattering response to shrub coverage comparing November, December and March acquisitions; the left column displays incidence angle $\theta = 27^\circ$ and the right column $\theta = 38^\circ$. The markers represent the median values and the error bars the lower and upper quartiles.	95
1.8	σ^0 as a function of vegetation height for RADARSAT-2 acquisitions for November 2011, December 2011 and March 2012 at $\theta \approx 27^\circ$ (left) and $\theta \approx 38^\circ$ (right) incidence angles. The blue circles represent HH polarization, and the green triangles represent HV polarization. The black lines are the best fit results for the model.	97
1.9	σ^0 as a function of vegetation height for TerraSAR-X acquisitions for November 2011 and March 2012 at $\theta \approx 27^\circ$ (left) and $\theta \approx 38^\circ$ (right) incidence angles. The blue circles represent HH polarization, and the green triangles represent HV polarization. The black lines are the best fit results for the model.	99
2.1	The regional image tiles (left) are a courtesy of MapQuest; portions courtesy of NASA/JPL-Caltech and the U.S. Depart. of Agriculture, Farm Service Agency. RADARSAT-2 polarimetric span image of the study area (right) acquired on 19 October 2011 overlaid with the training/validation polygons for each class.	124
2.2	Aerial photographs acquired in the summer of 2010 of some of the training areas for the nine land cover classes: (a) water; (b) rock/rubble; (c) exposed land; (d) shrub-tall; (e) shrub-low; (f) sparse shrubs; (g) coniferous-sparse; (h) wetland-shrub; (i) wetland-low vegetation.	131
2.3	Example of a classified image using the $[T]$ matrix from two images at $\theta = 27^\circ$, one image from 22 October 2011 and the other from 7 April 2012. The image in (a) is a GeoEye-1 satellite image from 24 September 2009; the image in (b) is an aerial photograph from 12 August 2010 of a smaller area in the Tasiapik valley representing a heterogeneous environment typically found in the area; the image in (c) represents a classification result of the region, covering the same extent as image (a) ; image (d) is the classified image from the same sub-area as image (b) and the image in (e) is the classified image overlaid with the confidence map where the darker areas are indicative of a lower confidence in the classification results.	139
2.4	Violin plots of the values of the T_{22} element from the coherency matrix and the double-bounce component of the model-based decomposition from the 22 October image ($\theta = 27^\circ$) extracted from the training areas of each class.	141
2.5	Violin plots of the values of the T_{33} element from the coherency matrix and the volume component of the model-based decomposition from the 22 October image ($\theta = 27^\circ$) extracted from the training areas of each class.	141

2.6	Violin plots of the values of T_{11} extracted from the training areas of each class for two different incidence angles. The data on the left are from the image acquired on 22 October 2011 at $\theta = 27^\circ$, and the data on the right are from the image acquired on 19 October 2011 at $\theta = 38^\circ$	144
2.7	Violin plots of the values of T_{11} extracted from the training areas of each class for each SAR acquisition date at $\theta = 27^\circ$	145
3.1	Example of the shrub vegetation found within the study area. Site a) shows an area in the Tasiapik valley dominated by short shrubs (dwarf birch) with a patch of tall deciduous shrubs (green alder) in the top left part of the picture. Site b) shows an area with sparse shrub cover (dwarf birch) surrounded by lichens (<i>Cladonia stellaris</i>) near the coastline. Photos: Chaima Touati, August 2014	168
3.2	Example of two snowpits from the field campaign. Snowpit A was situated at the bottom of the valley and was characterised by a relatively thick layer of hard packed wind drifted snow. Snowpit B was situated at higher elevations north of the valley and was characterised by a shallow snowpack containing lots of shrub branches. . .	169
3.3	Map of the study area with the position of the soil temperature and moisture sensors.	170
3.4	Soil (red) and air (blue) temperatures in the region. The light red areas represents the minimum and maximum ranges of soil temperatures. The grey vertical lines represent the dates of satellite acquisitions	171
3.5	Depth of snow on the ground (blue) measured at the Kuujjuarapik station between October 2011 and April 2012. The green line represent air temperatures measured in Kuujjuarapik and the red line the air temperatures measured in Umiujaq. The grey vertical lines represent the dates of satellite acquisitions	172
3.6	Distribution of snow depths measured within each vegetation class	177
3.7	Regression model validation using the equations in Table 3.7 applied to the snow depth measurements gathered at the 65 sites where SWE was measured with the Federal Snow Sampling Tube.	186
3.8	Snow depth as a function of $\phi_{C_{23}}$ for the March 11 2012 image acquired at $\theta = 38^\circ$. The regression model from Table 3.7 is represented by the blue line.	188

LISTE DES TABLEAUX

1.1	Résolutions des capteurs microondes passives SSM/I et AMSR-2 en fonction de la fréquence.	7
2.1	Classification morphologique élémentaire des types de grains de neige	36
2.2	Paramètres à considérer pour la modélisation de la neige à l'aide du modèle DMRT.	43
3.1	Dates d'acquisition des images RADARSAT-2 et TerraSAR-X. Les lignes où l'on retrouve des acquisitions faites par les deux capteurs correspondent à des images ayant le même angle d'incidence prises à moins de cinq jours d'intervalle.	53
3.2	Classes utilisées pour échantillonner la hauteur (m) et couverture (%) de la végétation arbustive lors de la campagne de mesures terrain menée à l'été 2009.	54
3.3	Nombre de sites d'échantillonnage de neige par campagne	57
1.1	Classes used for sampling vegetation height (m) and vegetation coverage (%) during field measurements.	86
1.2	Acquisition dates and characteristics of SAR images.	88
1.3	Results for regression analysis of RADARSAT-2 backscattering coefficients as a function of shrub mean height.	98
1.4	Results for regression analysis of TerraSAR-X backscattering coefficients as a function of shrub mean height.	99
2.1	Acquisition dates and characteristics of SAR images. Date format: yy/mm/dd.	125
2.2	Classes used for sampling vegetation height (m) and vegetation coverage (%) during field measurements.	125
2.3	Definition of the classes used, adapted from the Earth Observation for Sustainable Development of Forests (EOSD) land cover classification legend. The symbol for each class used in this paper, the number of training polygons used for the classifier and the total area of these polygons (in m ²) are also presented.	130
2.4	Classification accuracies for each SAR image with each feature set: the full [T] matrix, the model-based decomposition scattering powers and the eigenvalue-based parameters. Date format: yy/mm/dd.	134
2.5	Producer's and user's accuracies for each class from the classifications generated using the image from 22 October 2011 at 27° for each feature set: the full [T] matrix, the model-based decomposition scattering powers and the eigenvalue-based parameters.	135
2.6	Confusion matrix for the classification using the image from 22 October 2011 at 27°. The classes are identified as: W, Water; R, Rock/Rubble; EL, Exposed Land; ST, Shrub-Tall; SL, Shrub-Low; SS, Shrub-Sparse; CO, Coniferous-Open; WS, Wetland-Shrub; WL, Wetland-Low vegetation.	135

2.7	Classification accuracies for pairs of images from two different θ incidence angles with the full $[T]$ matrix. Date format: yy/mm/dd.	136
2.8	Classification accuracies for pairs of images from two different dates using the full $[T]$ matrix. Only the year and month of the image acquisitions are displayed to simplify the table. Date format: yy/mm.	136
2.9	Producer and user accuracies for each class from two classifications generated using dual images that had the best κ index: the combination of the October images with two different incidence angles; the combination of the October and April images at 27° incidence.	137
2.10	Confusion matrix for the classification using the combined images of 20 October 2011 at 27° and 19 October 2011 at 38° . The classes are identified as: W, Water; R, Rock/Rubble; EL, Exposed Land; ST, Shrub-Tall; SL, Shrub-Low; SS, Shrub-Sparse; CO, Coniferous-Open; WS, Wetland-Shrub; WL, Wetland-Low vegetation.	137
2.11	Confusion matrix for the classification using the combined images of October 2011 and April 2012 at 27° . The classes are identified as: W, Water; R, Rock/Rubble; EL, Exposed Land; ST, Shrub-Tall; SL, Shrub-Low; SS, Shrub-Sparse; CO, Coniferous-Open; WS, Wetland-Shrub; WL, Wetland-Low vegetation.	138
3.1	Acquisition dates and characteristics of RADARSAT-2 (RS2) and TerraSAR-X (TSX) images with the range of soil temperatures measured during the acquisitions.	172
3.2	Number of sampling sites per class for the March 2012 field campaign. The SWE sites are the ones sampled with the 3600 Federal Snow Sampling Tube and the Depth sites combine the sites sampled with the graduated pole and the SWE sites.	177
3.3	Results for regressions on single polarimetric parameters	181
3.4	Results for regressions on temporal differences between polarimetric parameters	182
3.5	Results for multiple regressions on polarimetric parameters	183
3.6	Results for multiple regressions on temporal differences between polarimetric parameters	184
3.7	Models with lowest BIC for each class	185

PARTIE I

SYNTHÈSE

1 INTRODUCTION GÉNÉRALE

1.1 Mise en contexte

Les environnements arctiques et subarctiques ont subi des changements importants au cours des dernières décennies. Le réchauffement des températures observé depuis les années 1960 en arctique était approximativement deux fois plus important qu'à l'échelle globale (IPCC, 2013). Cette tendance est également reflétée dans les prédictions modélisées selon les différents scénarios de changements climatiques décrit dans le dernier rapport du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC) (IPCC, 2013). Ces augmentations de température de l'air auront de nombreux impacts environnementaux tant au niveau des écosystèmes qu'au niveau de l'hydrologie, du pergélisol et des environnements humains.

Les effets des réchauffements observés au cours des dernières décennies sont déjà visibles sur les écosystèmes terrestres, entre autres sur la végétation des milieux arctiques et subarctiques. En effet, une expansion de la strate arbustive qui empiète sur la toundra arctique, phénomène aussi appelé «verdissement» de l'arctique (en anglais *arctic greening*), a été observée aux hautes latitudes (Jia *et al.*, 2003; Tape *et al.*, 2006; Forbes *et al.*, 2010). Ce verdissement implique une diminution de l'albédo et une augmentation de l'évapotranspiration ce qui affecte le bilan d'énergie et le régime hydrique dans ces environnements et pourrait amplifier le réchauffement dans les régions arctiques (Pearson *et al.*, 2013).

À une échelle locale, cette végétation constitue une source d'ombre pendant l'été qui limite le réchauffement du sol ce qui peut limiter la fonte du pergélisol (Blok *et al.*, 2010). En contrepartie, pendant l'hiver les arbustes ont tendance à capter la neige qui est soufflée par le vent favorisant ainsi son accumulation au sein des arbustes et offrant une protection contre les rigueurs hivernales de par ses propriétés isolantes (Sturm *et al.*, 2001a). Les sols sous les arbustes et le couvert nival

sont également protégés du froid, conservant ainsi des températures plus élevées et favorisant l'activité microbienne pendant l'hiver (Schimel *et al.*, 2004; Sturm *et al.*, 2005). La présence de branches à l'intérieur du couvert nival créera également des poches d'air, ce qui réduit la densité du couvert et par le fait même sa conductivité thermique (Domine *et al.*, 2016). La combinaison de ces différents phénomènes crée donc une boucle de rétroaction positive, la présence d'arbustes favorisant l'accumulation de neige qui à son tour favorise la croissance et l'expansion des arbustes ce qui a pour effet d'accélérer le phénomène de verdissement.

Toutefois, le phénomène n'est pas uniforme à travers l'arctique et il semble que la vitesse d'expansion diffère entre l'Amérique du Nord et l'Eurasie (Bhatt *et al.*, 2013; Bi *et al.*, 2013). De plus, certaines observations à partir de données satellitaires dans le spectre visible démontrent que certaines zones subissent un «brunissement» (en anglais *browning*), c'est à dire un déclin de la productivité de la végétation. Pour ce qui est du couvert nival, des diminutions marquées de l'étendue du couvert printanier ont été observées à travers l'arctique entre 1967 et 2008 (Brown *et al.*, 2010), mais encore une fois le taux de changement diffère entre l'Amérique du Nord et l'Eurasie. L'augmentation des températures combinées aux changements dans les précipitations prévues pour les prochaines décennies demeure toutefois un défi pour la prévision et l'interprétation des changements climatiques (IPCC, 2013). L'évolution de ces phénomènes physiques a non seulement des effets importants sur les environnements nordiques, mais constitue également des indicateurs importants des changements climatiques dans les régions les plus vulnérables. Le suivi de ces milieux devient donc un enjeu primordial et il est donc nécessaire de développer des méthodes et outils d'adaptation et de mitigation pour les populations locales en plus d'améliorer les prédictions des modèles climatologiques.

1.2 La télédétection pour le suivi de la végétation et de la neige

Les méthodes de suivi des environnements arctiques nécessitent des outils adaptés aux conditions particulières de ces régions. L'accès y est souvent difficile et dispendieux étant donné les vastes territoires concernés et la faible population. Ceci rend la prise de mesures *in situ* complexe et limite la quantité de mesures disponibles. C'est pourquoi la télédétection est un outil indispensable pour le suivi des milieux nordiques. L'imagerie satellitaire est utilisée depuis de nombreuses années pour le suivi des écosystèmes terrestres dans les environnements arctiques et subarc-

tiques, entre autres pour la végétation et la neige, toutefois la télédétection radar demeure relativement peu utilisée. Cette dernière présente des avantages pour l'évaluation des caractéristiques de la neige et de la végétation et pourrait constituer un outil complémentaire viable aux données déjà utilisées dans le domaine.

Actuellement, le suivi de la végétation dans les environnements nordiques à l'aide d'imagerie satellitaire est généralement effectué à partir de données acquises dans le spectre visible. Le phénomène de «verdissement» mentionné précédemment est généralement associé à l'indice de végétation par différence normalisé (NDVI, de l'anglais *Normalized Difference Vegetation Index*) qui est une mesure de la différence entre la réflectance de la végétation dans la bande rouge et proche infrarouge du spectre optique (Myneni *et al.*, 1997; Jia *et al.*, 2003; Tape *et al.*, 2006; Bi *et al.*, 2013; Ju & Masek, 2016). Cet indice tient compte de la forte réflectance de la biomasse foliaire saine dans le proche infrarouge et de sa faible réflectance dans la bande rouge. Bien que le NDVI puisse être corrélé avec des caractéristiques physiques de la végétation (Boelman *et al.*, 2011), il s'agit de méthodes indirectes qui dépendent du type de végétation et de la période d'acquisition des données. De plus, ces données sont sensibles aux conditions d'éclairement solaires et, de façon plus importante, aux conditions météorologiques. Les données des capteurs microondes, quant à elles, peuvent être acquises dans n'importe quelles conditions d'éclairement solaire ou météorologiques, en plus d'apporter des informations sur la structure verticale des cibles observées. Les longueurs d'ondes utilisées (1 à 10 cm) par les systèmes radar actifs, dénommés RADAR à Synthèse d'Ouverture (RSO), leur permettent de pénétrer le couvert végétal et ainsi procurer une information directe sur les caractéristiques structurelles de la végétation arbustive.

Pour ce qui est du couvert nival, les images satellitaires sont actuellement utilisées pour le suivi de sa couverture spatiale ainsi que l'estimation de son épaisseur et de son équivalent en eau. Pour ce qui est de la cartographie de l'étendue du couvert nival, les données satellitaires acquises dans le spectre optique sont généralement utilisées. Ces méthodes ont permis la constitution de bases de données substantielles, entre autres grâce au capteur MODIS des satellites AQUA et TERRA qui fournit des données journalières couvrant la majorité du globe depuis 2000 (Hall *et al.*, 2002). Par contre, étant donné que les capteurs MODIS ou AVHRR acquièrent des données dans le spectre optique, ils sont affectés par la présence de nuages et de la nuit polaire ce qui cause des discontinuités dans les données. Ces capteurs enregistrant la réflectance des surfaces terrestres, il est impossible d'obtenir une information sur la masse de neige au sol. Afin de pénétrer le couvert

nival, il est nécessaire d'utiliser des longueurs d'ondes plus grandes telles que les microondes. Les données microondes passives sont effectivement utilisées pour la cartographie de l'équivalent en eau de la neige depuis 1978, année du lancement du capteur *Scanning Multichannel Microwave Radiometer* (SMMR) embarqué sur la plateforme Nimbus 7 (Kunzi *et al.*, 1982). Ce dernier a été suivi des capteurs *Special Sensor Microwave/Imager* (SSM/I) lancés en 1987 dans le cadre du *Defense Meteorological Satellite Program* (DMSP) au cours duquel six versions identiques du capteur ont été embarquées sur six plateformes satellitaires distinctes. Le dernier capteur SSM/I a été lancé en décembre 1999 et a permis de fournir des données d'équivalent en eau de la neige jusqu'en 2007. Le capteur *Advanced Microwave Scanning Radiometer - Earth Observing System* (AMSR-E) lancé en 2001 a fonctionné jusqu'en octobre 2011. En mai 2012, la JAXA a lancé le capteur AMSR-2 à bord de la plateforme GCOM-C1 pour permettre une continuité des observations. Ces plateformes ont permis de recueillir deux images par jour au cours des 40 dernières années ce qui constitue une banque de données considérable. Toutefois la résolution spatiale des données microondes passives est très faible ce qui limite leur utilité pour les études locales (Tableau 1.1). Pour les produits disponibles sur la cartographie ou l'équivalent en eau de la neige offert par le *National Snow and Ice Data Center* (NSIDC), ils ont été rééchantillonnés dans une grille de 25 km. Les données des capteurs RSO présentent les mêmes avantages que les données microondes passives, soit la possibilité de fournir de l'information sur la structure verticale du couvert nival, tout en ayant de meilleures résolutions spatiales (de 6 à 12 mètres pour les données TerraSAR-X et RADARSAT-2 en mode fin). Le désavantage des données des capteurs RSO par rapport aux autres plateformes demeure leur résolution temporelle relativement faible, soit 11 jours pour TerraSAR-X et 24 jours pour RADARSAT-2 afin d'obtenir des données dans les mêmes conditions orbitales, limitant leurs capacités pour le suivi systématique du couvert nival. Cette résolution temporelle est toutefois améliorée avec la mission Copernicus de l'Agence spatiale européenne (ESA). En effet, en avril 2014, l'ESA a procédé au lancement de Sentinel-1A, capteur RSO en bande C (5 Ghz). Sentinel-1B a été lancé en avril 2016. Les deux plateformes étant sur la même orbite, la résolution temporelle passe de 12 à 6 jours avec des résolutions spatiales allant jusqu'à 5 m. La Constellation RADARSAT, dont le lancement est prévu pour 2018, comportera trois satellites RSO jumeaux assurant une résolution temporelle de 4 jours. Les données RSO deviennent de plus en plus intéressantes pour enrichir nos connaissances sur les propriétés du couvert nival ou suivre l'évolution saisonnière et spatiale du couvert nival.

Tableau 1.1 – Résolutions des capteurs microondes passives SSM/I et AMSR-2 en fonction de la fréquence.

SSM/I		AMSR-2	
Fréquence	Résolution	Fréquence	Résolution
		6.93 GHz	62 x 35km
		7.3 GHz	62 x 35km
		10.65 GHz	42 x 24km
19.35 GHz	69 x 43km	18.7 GHz	22 x 14km
23.235 GHz	50 x 40km	23.8 GHz	19 x 11km
37.0 GHz	37 x 28km	36.5 GHz	12 x 7km
85.0 GHz	15 x 13km	89.0 GHz	5 x 3km

Les données RSO représentent donc un outil intéressant pour le suivi des milieux subarctiques, en particulier pour la végétation arbustive et la neige. Toutefois peu d'études se sont penchées sur le sujet et en particulier sur l'effet que la végétation arbustive, présente au sein du couvert nival, peut avoir sur le signal radar et comment cela peut affecter l'estimation des caractéristiques de la neige. Les travaux effectués au cours de ma recherche doctorale se sont donc penchés sur cette question.

1.3 Hypothèses et objectifs de la recherche

L'objectif initial de mes travaux de recherche doctorale était la mesure des caractéristiques du couvert nival en milieu subarctique à l'aide de données RSO. Toutefois, suite aux premières campagnes de mesure terrain et à une première analyse des données, il est devenu évident que la végétation arbustive affecte à la fois la distribution spatiale du couvert nival et le signal enregistré par un capteur RSO. De plus, on retrouve peu d'exemples consacrés à l'analyse des propriétés ou la classification de la végétation arbustive à l'aide des données RSO dans la littérature actuelle et aucun d'entre eux n'est consacré aux environnements subarctiques. Par conséquent, l'objectif principal de la thèse a évolué pour refléter cette réalité. Il s'agit donc d'évaluer le potentiel des données RADARSAT-2 et TerraSAR-X pour l'estimation des caractéristiques du couvert nival ainsi que de la végétation arbustive dans les milieux subarctiques.

Afin de récupérer les caractéristiques du couvert nival dans ce type d'environnement, il est essentiel d'avoir une bonne compréhension des effets de la végétation arbustive sur le signal RSO enregistré au capteur, soit l'intensité et la phase de l'onde. Peu d'études sont consacrées à cette question et elles portent surtout sur les milieux semi-arides (Musick *et al.*, 1998; Svoray *et al.*,

2001). Le premier objectif est donc d'étudier la sensibilité des données RSO polarimétriques et multifréquences aux caractéristiques de la végétation arbustive en milieu subarctique. Plus spécifiquement, les paramètres d'intérêt sont la hauteur moyenne des arbustes et le pourcentage de couverture du sol de la végétation. Les changements saisonniers survenant lors de la transition entre l'automne et l'hiver, lorsque le sol et la végétation gèlent et que la neige recouvre les arbustes, sont d'un intérêt particulier afin de voir comment le signal évolue au cours de cette transition.

La production de classifications de la couverture du sol à l'aide d'imagerie satellitaire constitue un outil efficace pour le suivi temporel des environnements observés, en particulier pour des environnements aussi complexes que les régions subarctiques (Provencher-Nolet *et al.*, 2014). Toutefois, à ma connaissance, les données RSO n'ont jamais été utilisées pour la classification de la végétation arbustive dans les milieux subarctiques. Les données polarimétriques ont démontré leur potentiel pour la classification des différents types de couverture du sol (Cloude & Pottier, 1997; Lardeux *et al.*, 2009; Bagan *et al.*, 2012), l'hypothèse est donc que les données polarimétriques constituent un outil viable pour la cartographie des différents types de couverts végétaux retrouvés en milieux subarctiques. Le second objectif est donc d'utiliser les données RSO polarimétriques pour classifier et cartographier les différents types de couvert végétal retrouvés en milieux subarctiques. Cette étude comporte également un sous-objectif visant à déterminer quelle méthode de décomposition polarimétrique est la mieux adaptée pour la classification de tels environnements.

Finalement, l'évaluation des caractéristiques du couvert nival recouvrant cette végétation au cours de l'hiver est abordée et constitue le troisième objectif de la thèse. Le potentiel des données RSO pour la cartographie du couvert nival a été démontré à plusieurs reprises (Piesbergen *et al.*, 1995; Bernier & Fortin, 1998; Shi & Dozier, 2000a,b). Toutefois, la présence de végétation arbustive au sein du couvert est rarement abordée et il est plus souvent question d'un couvert nival recouvrant un milieu peu végétalisé (Shi & Dozier, 1997; Martini *et al.*, 2006) ou en milieu forestier (Koskinen *et al.*, 2010; Magagi *et al.*, 2002a). Un premier sous-objectif est de comprendre l'interaction entre le signal RSO et les caractéristiques du couvert nival en présence de types particuliers de couverture végétale (par exemple, arbustes, lichen, herbes humides). Un second sous-objectif est de trouver quelles combinaisons de fréquence, d'angle d'incidence et de paramètres polarimétriques sont optimales pour caractériser la neige en fonction des divers types de

couvert végétal. L'hypothèse sous-jacente est que les données RSO fournissent des informations sur les caractéristiques structurelles du couvert nival.

1.4 Structure de la thèse

Cette thèse est divisée en deux parties principales, soient la synthèse et les articles scientifiques. La synthèse est divisée en cinq chapitres principaux: une introduction mettant en contexte le sujet; une revue de la littérature faisant un tour d'horizon des principaux principes de télédétection RSO qui permettront une meilleure compréhension des résultats obtenus; un court troisième chapitre décrivant le site d'études ainsi que les données utilisées; un quatrième chapitre résumant les choix méthodologiques et les principales conclusions et contributions scientifiques de la thèse et finalement une conclusion générale donnant les perspectives futures. La deuxième partie comporte trois articles décrivant en détails les méthodes et les résultats des travaux effectués au cours de la thèse. Les deux premiers articles ont été publiés dans la revue à libre accès *Remote Sensing* en 2015 et 2016 respectivement. Le troisième sera soumis à la revue *Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* de IEEE (IEEE-JSTARS).

2 PRINCIPES PHYSIQUES DE LA TÉLÉDÉTECTION PAR MICROONDES ACTIVES

Le suivi des environnements subarctiques par imagerie RSO est une problématique complexe étant donné l'hétérogénéité du territoire observé. En effet, on y retrouve de nombreux types d'environnements distincts tels que la toundra arctique, divers types de milieux humides, des formations arbustives et boisées, ainsi que des sols dénudés et de nombreux plans d'eau. De plus, la difficulté d'accès rend complexe la récolte de données *in situ* nécessaires à la validation des observations. C'est pourquoi il est nécessaire de bien comprendre le comportement des ondes radar et leurs interactions avec les diverses composantes du milieu afin de mesurer les éléments qui nous intéressent.

Dans le cas présent, trois composantes principales affectent le signal rétrodiffusé, soit le sol, la végétation et la neige. Les caractéristiques principales de ces composantes et leur interaction avec les ondes électromagnétiques sont décrites ci-dessous. La première section porte sur les principes de base en polarimétrie RSO ainsi que les différents modèles de décompositions polarimétriques existants. La seconde section décrit les différentes interactions entre le signal RSO et le sol, la végétation et la neige ainsi que les principaux modèles radar décrivant ces interactions. Une dernière section porte sur les méthodes de cartographie de la neige existantes laquelle est suivie par une courte conclusion élaborant les choix méthodologiques de la thèse.

2.1 Polarimétrie RSO

La polarimétrie radar est l'étude de l'effet d'une cible ou d'un milieu naturel sur l'état de polarisation d'une onde incidente. Les caractéristiques physiques d'une cible donnée, dont la constante diélectrique, la géométrie et la taille de ses composantes vont affecter la polarisation d'une onde

rétrodiffusée. La polarimétrie cherche à interpréter le signal reçu par un capteur radar polarimétrique pour en retirer de l'information sur la structure physique de la cible observée. Cette section décrit brièvement le principe de polarisation d'une onde ainsi que quelques méthodes de représentation du signal polarimétrique.

2.1.1 Polarisation d'une onde électromagnétique

L'équation de Maxwell permet de décrire la propagation d'une onde électromagnétique dans le vide. Le champ électrique \mathbf{E} se propageant le long d'un axe \hat{z} et variant selon les axes \hat{x} et \hat{y} d'un système de coordonnées orthonormées $(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z})$ peut être décrit par (Born & Wolf, 2013; Ulaby *et al.*, 1981; Ulaby & Elachi, 1990; Boerner *et al.*, 1997; Touzi, 2004):

$$\mathbf{E} = \begin{bmatrix} E_x \\ E_y \\ E_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E_{0x} \cos(\omega t - kz + \delta_x) \\ E_{0y} \cos(\omega t - kz + \delta_y) \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

où ω est la pulsation de l'onde, k est le nombre d'ondes, δ_x et δ_y sont les phases absolues des deux composantes et t représente le temps.

En considérant l'état de polarisation d'une onde indépendamment du temps en un point donné sur l'axe de propagation \hat{z} , il est possible de représenter le champ électrique dans le domaine complexe par le vecteur de Jones. L'expression de ce vecteur est donnée par (Ulaby *et al.*, 1981; Longépé, 2008; Gosselin, 2013):

$$\mathbf{E}_{\hat{x}, \hat{y}} = \begin{bmatrix} E_x \\ E_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E_{0x} e^{j\delta_x} \\ E_{0y} e^{j\delta_y} \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

Le vecteur de Jones contient toute l'information sur l'amplitude, la phase et l'état de polarisation d'une onde électromagnétique transverse. Il est également possible de décrire la trajectoire du vecteur du champ électrique au cours du temps par une ellipse de polarisation définie par son

orientation ϕ et son ellipticité τ (voir figure 2.1). Ces paramètres sont liés au vecteur de Jones par (Born & Wolf, 2013; Boerner *et al.*, 1997):

$$\mathbf{E}_{\hat{x},\hat{y}} = E_x \hat{x} E_y \hat{y} = A e^{j\phi_0} \begin{bmatrix} \cos \phi & -\sin \phi \\ \sin \phi & \cos \phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \tau \\ j \sin \tau \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

où A représente l'amplitude et ϕ_0 la phase de l'onde.

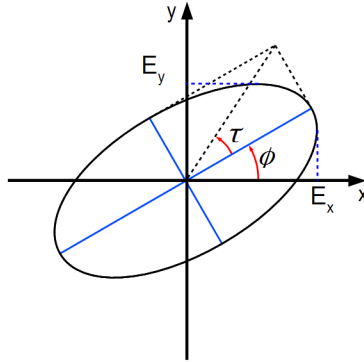


FIGURE 2.1 – Ellipse de polarisation, ϕ représente l'orientation et τ l'ellipticité (adapté de (Centre Canadien de Télédétection, 2008)).

Le vecteur de Jones décrit les propriétés polarimétriques d'une onde déterministe. Dans le cas d'une mesure effectuée par un capteur radar, l'état de polarisation de l'onde peut fluctuer au cours du temps ou de l'espace dû aux variations aléatoires de la cible observée. Le vecteur de Stokes permet alors de décrire l'onde électromagnétique partiellement polarisée par une représentation incohérente de l'état de polarisation. Le vecteur de Stokes est défini par (Born & Wolf, 2013; Boerner *et al.*, 1997):

$$\mathbf{g} = \begin{bmatrix} g_0 \\ g_1 \\ g_2 \\ g_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \langle |E_x|^2 + |E_y|^2 \rangle \\ \langle |E_x|^2 - |E_y|^2 \rangle \\ 2\langle |E_x||E_y| \cos(\delta y - \delta x) \rangle \\ -2\langle |E_x||E_y| \sin(\delta y - \delta x) \rangle \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

où $\langle \rangle$ représente l'opérateur de moyenne.

Dans le cas de la modélisation électromagnétique, la base de polarisation horizontale-verticale (\hat{h}, \hat{v}) , définie par rapport au plan de propagation de l'onde, est généralement utilisée. Le vecteur de Stokes modifié \mathcal{I} est également utilisé dans ce contexte étant donné qu'il permet d'accéder directement aux intensités des composantes horizontales et verticales de façon séparée. Le vecteur de Stokes modifié est représenté par (Born & Wolf, 2013; Boerner *et al.*, 1997):

$$\tilde{\mathcal{I}} = \begin{bmatrix} \mathcal{I}_v \\ \mathcal{I}_h \\ U \\ V \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} |E_v|^2 \\ |E_h|^2 \\ 2\text{Re}(E_v E_h^*) \\ 2\text{Im}(E_v E_h^*) \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

où *Re* et *Im* désignent les parties réelles et imaginaires respectivement et l'astérisque (*) la conjuguée complexe.

2.1.2 Caractérisation polarimétrique d'une cible

Afin de décrire le changement d'état de polarisation du champ électrique incident \mathbf{E}_i lorsque celui-ci interagit avec une cible, diverses représentations matricielles sont utilisées. On utilise alors une représentation cohérente ou incohérente pour décrire des cibles pures (déterministe) ou distribuées (non déterministe) respectivement.

La représentation cohérente est exprimée par la matrice de Sinclair \mathbf{S} (ou matrice de diffusion), définie dans la base de polarisation (\hat{h}, \hat{v}) par la relation (Born & Wolf, 2013; Boerner *et al.*, 1997):

$$\mathbf{E}_s = \mathbf{S}\mathbf{E}_i = \begin{bmatrix} S_{hh} & S_{hv} \\ S_{vh} & S_{vv} \end{bmatrix} \mathbf{E}_i \quad (2.6)$$

où S_{pq} est un élément complexe dont les indices p et q correspondent à la polarisation de réception et d'émission respectivement. Les termes S_{hh} et S_{vv} sont dits co-polarisés tandis que les termes S_{hv} et S_{vh} sont généralement définis comme étant les termes de polarisation croisée (ou ortho-polarisés). En configuration monostatique, c'est à dire lorsque que les antennes émettrices et réceptrices sont à la même position, le théorème de réciprocité s'applique et les termes de polarisation croisées sont considérés comme étant égaux ($S_{hv} = S_{vh}$). Le théorème de réciprocité

s'applique pour les cibles caractérisées par une diffusion réciproque (99% des cibles), seules les cibles magnétisées ont une diffusion non réciproque. La puissance associée à une cible radar, nommée *span*, est alors définie par :

$$span = |S_{hh}|^2 + 2|S_{vh}|^2 + |S_{vv}|^2 \quad (2.7)$$

La matrice de diffusion permet de définir de façon unique des cibles pures telles que des dipôles, des dièdres, des hélices gauches ou droites. Diverses représentations matricielles sont utilisées pour représenter la cible dont la matrice de Kennaugh \mathcal{K} , la matrice de Mueller modifiée \mathcal{M} , la matrice de cohérence \mathbf{T} ou la matrice de covariance \mathbf{C} (Born & Wolf, 2013; Boerner *et al.*, 1997; Cloude & Pottier, 1996). Ces quatre types de matrices sont équivalentes et sont utilisées dans des contextes spécifiques.

La matrice de Kennaugh relie le vecteur de Stokes incident \mathbf{g}_i au vecteur de Stokes diffusé \mathbf{g}_s par la relation suivante :

$$\mathbf{g}_s = \mathcal{K} \mathbf{g}_i \quad (2.8)$$

La formulation des termes de la matrice de Kennaugh est donnée dans (Born & Wolf, 2013; Boerner *et al.*, 1997; Lee & Pottier, 2009). En modélisation du signal électromagnétique, le vecteur de Stokes modifié $\tilde{\mathcal{I}}$ est plus souvent utilisé. La matrice de Mueller modifiée est alors utilisée pour relier le vecteur de Stokes modifié incident $\tilde{\mathcal{I}}_i$ au vecteur de Stokes modifié diffusé $\tilde{\mathcal{I}}_s$ par une relation équivalente à l'équation 2.8. La matrice de Mueller modifiée est définie par (Born & Wolf, 2013; Boerner *et al.*, 1997):

$$\mathcal{M} = \begin{bmatrix} \langle |S_{vv}|^2 \rangle & \langle |S_{vh}|^2 \rangle & Re\langle S_{vv} S_{vh}^* \rangle & -Im\langle S_{vv} S_{vh}^* \rangle \\ \langle |S_{hv}|^2 \rangle & \langle |S_{hh}|^2 \rangle & Re\langle S_{hv} S_{hh}^* \rangle & -Im\langle S_{hv} S_{hh}^* \rangle \\ 2Re\langle S_{vv} S_{hv}^* \rangle & 2Re\langle S_{vh} S_{hh}^* \rangle & Re\langle S_{vv} S_{hh}^* + S_{vh} S_{hv}^* \rangle & -Im\langle S_{vv} S_{hh}^* - S_{hv} S_{vh}^* \rangle \\ 2Im\langle S_{vv} S_{hv}^* \rangle & 2Im\langle S_{vh} S_{hh}^* \rangle & Im\langle S_{vv} S_{hh}^* + S_{vh} S_{hv}^* \rangle & Re\langle S_{vv} S_{hh}^* - S_{hv} S_{vh}^* \rangle \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

Les matrices de cohérence et covariance sont des représentations des statistiques d'ordre deux, soit la variance et la corrélation entre les éléments de la matrice de diffusion représentée sous forme vectorielle. La projection de \mathbf{S} sous forme vectorielle est effectuée à l'aide de deux ensembles de matrices Ψ_L et Ψ_P correspondant respectivement à l'arrangement lexicographique des éléments de \mathbf{S} et à la base des matrices de Pauli modifiées présentées dans Cloude & Pottier (1996). Dans la base de polarisation (\hat{h}, \hat{v}) et considérant le théorème de réciprocité, le vecteur cible \mathbf{k}_L issu de la transformation sous Ψ_L est défini par (Cloude & Pottier, 1996):

$$\mathbf{k}_L = \begin{bmatrix} S_{hh} \\ \sqrt{2}S_{hv} \\ S_{vv} \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

La matrice de covariance \mathbf{C} issue du vecteur cible \mathbf{k}_L est définie par:

$$\mathbf{C} = \langle \mathbf{k}_L \mathbf{k}_L^{*T} \rangle = \begin{bmatrix} \langle S_{hh} S_{hh}^* \rangle & \sqrt{2} \langle S_{hh} S_{hv}^* \rangle & \langle S_{hh} S_{vv}^* \rangle \\ \sqrt{2} \langle S_{hv} S_{hh}^* \rangle & 2 \langle S_{hv} S_{hv}^* \rangle & \sqrt{2} \langle S_{hv} S_{vv}^* \rangle \\ \langle S_{vv} S_{hh}^* \rangle & \sqrt{2} \langle S_{vv} S_{hv}^* \rangle & \langle S_{vv} S_{vv}^* \rangle \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

Le vecteur cible \mathbf{k}_P issu de la transformation sous Ψ_P est défini par:

$$\mathbf{k}_P = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} S_{hh} + S_{vv} \\ S_{hh} - S_{vv} \\ 2S_{hv} \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

La matrice de cohérence \mathbf{T} issue du vecteur cible \mathbf{k}_P est définie par (Cloude, 2009; Lee & Pottier, 2009):

$$\mathbf{T} = \langle \mathbf{k}_P \mathbf{k}_P^{*T} \rangle = \begin{bmatrix} \langle (S_{hh} + S_{vv})(S_{hh} + S_{vv})^* \rangle & \langle (S_{hh} + S_{vv})(S_{hh} - S_{vv})^* \rangle & \langle 2S_{hv}^*(S_{hh} + S_{vv}) \rangle \\ \langle (S_{hh} - S_{vv})(S_{hh} + S_{vv})^* \rangle & \langle (S_{hh} - S_{vv})(S_{hh} - S_{vv})^* \rangle & \langle 2S_{hv}^*(S_{hh} - S_{vv}) \rangle \\ \langle 2S_{hv}(S_{hh} + S_{vv})^* \rangle & \langle 2S_{hv}(S_{hh} - S_{vv})^* \rangle & \langle 4S_{hv}S_{hv}^* \rangle \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

Les matrices de cohérence et de covariance sont toutes deux hermitiennes (une matrice dont la conjuguée complexe transposée est égale à elle-même $[A] = [A]^{*T}$) et équivalentes. De plus, leurs valeurs propres sont les mêmes pour les deux matrices. Les éléments de la diagonale de la matrice de covariance correspondent aux éléments de la base de polarisation du système de mesure tandis que les éléments de la diagonale de la matrice de cohérence peuvent plutôt être associés aux matrices de diffusions de cibles canoniques. Par exemple, l'élément $S_{hh} + S_{vv}$ du vecteur cible \mathbf{k}_p correspond à une sphère ou un trièdre et l'élément $S_{hh} - S_{vv}$ est associé à un dièdre.

2.1.3 Décompositions polarimétriques

Les décompositions polarimétriques visent à extraire des informations sur les caractéristiques physiques des cibles observées par un système RSO polarimétrique. Elles visent à faciliter l'interprétation de cibles distribuées en décomposant le signal polarimétrique en divers mécanismes de diffusion relativement simples et en évaluant leur importance relative (Kennaugh & Sloan, 1952; Huynen, 1965; Boerner *et al.*, 1997; Cloude & Pottier, 1996; Freeman & Durden, 1998; Lee & Pottier, 2009; Cloude, 2009; Van Zyl & Kim, 2011; Van Zyl *et al.*, 2011). Les théorèmes de décomposition polarimétrique peuvent être divisés en deux grandes catégories, soit les décompositions fondées sur des modèles de diffusion et les décompositions fondées sur l'analyse des valeurs propres et des vecteurs propres des matrices de cohérence ou de covariance.

2.1.4 Décompositions fondées sur des modèles de diffusion

Ces types de décomposition sont basés sur des modèles de diffusion simples afin d'extraire les puissances relatives de divers mécanismes de diffusion. Les principaux mécanismes généralement considérés sont la diffusion de surface, la diffusion de volume et le terme d'interaction. La décomposition développée par (Freeman & Durden, 1998) est l'une des premières faisant appel à ce type de modèle. La diffusion de surface est obtenue à l'aide d'un modèle de diffusion de Bragg de premier ordre, basé sur le modèle des faibles fluctuations (Fung, 1994; Hajnsek *et al.*, 2003), pouvant être associé à un sol de faible rugosité. Le terme d'interaction est modélisé par un réflecteur en coin de type dièdre dont les composantes horizontales et verticales (sol et tronc d'arbre) ont des constantes diélectriques différentes. La diffusion de volume, quant à elle, est modélisée

par un nuage de dipôles cylindriques orientés aléatoirement, représentant les petites branches se trouvant dans la canopée. Ce modèle très général a été développé pour la caractérisation des différents types d'occupation du sol et des milieux forestiers. Toutefois, il est applicable seulement pour des cibles distribuées répondant au critère de symétrie de réflexion, c'est-à-dire qu'elle est symétrique par rapport à l'axe de visée du radar. La corrélation entre les diffusions copolarisées et orthopolarisées est alors nulle ($\langle S_{hh} S_{hv}^* \rangle \approx \langle S_{vv} S_{hv}^* \rangle \approx 0$). Les cibles se retrouvant en milieu naturel répondent généralement à ce critère. Par contre, cette condition n'est pas toujours applicable, particulièrement en milieu urbain ou en présence d'une pente qui impose une rotation de l'horizon de l'image par rapport à l'axe de visée.

Afin de s'affranchir des limites imposées par cette condition, Yamaguchi *et al.* (2005) a développé une méthode de décomposition permettant de tenir compte de ce type de cibles. Ce dernier ajoute un quatrième mécanisme représentant une cible canonique de type hélice. Il s'agit d'un type de cible ayant pour effet de transformer un signal incident polarisé linéairement en signal de polarisation circulaire. L'hélice a également pour effet de générer des signaux co- et orthopolarisé non corrélés, ainsi $\langle S_{hh} S_{hv}^* \rangle \neq 0$ et $\langle S_{vv} S_{hv}^* \rangle \neq 0$. Une autre modification introduite par Yamaguchi *et al.* (2005) concerne la diffusion de volume. Le modèle original considère que les dipôles cylindriques ont une orientation aléatoire et que la distribution des angles d'orientation est uniforme. Toutefois, pour certains types de végétation, il est possible que les branches aient une orientation préférentielle ce qui fausse la représentativité du modèle. Le modèle proposé dans la décomposition de Yamaguchi tient compte de ce type de situation en ajustant la fonction de probabilité de distribution des angles d'orientation des diffuseurs. Ainsi, les diffuseurs composant le volume auront une orientation à prédominance verticale ou horizontale et le choix de l'orientation dominante est déterminé en fonction du rapport $\langle |S_{vv}|^2 \rangle / \langle |S_{hh}|^2 \rangle$.

Étant donné sa simplicité d'interprétation, la décomposition de Freeman et Durden est largement utilisée. Toutefois, Van Zyl *et al.* (2011); Van Zyl & Kim (2011); Ariei *et al.* (2011) démontrent que dans certaines conditions la décomposition de Freeman et Durden ainsi que celle de Yamaguchi présentent des incohérences physiques. En effet, l'algorithme de Freeman et Durden calcule tout d'abord une matrice de covariance associée à la diffusion de volume, puis, à partir de la matrice de covariance restante, calcule la diffusion de surface et le terme d'interaction. La matrice de covariance, tout comme la matrice de cohérence, est une matrice Hermitienne positive semi-définie, ce qui implique que toutes les valeurs propres de cette matrice sont positives ou nulles.

Or, dans certains cas, la matrice de covariance restante possède des valeurs propres négatives (Van Zyl *et al.*, 2011). Ceci impliquerait une puissance négative pour l'un des mécanismes de diffusion restant, ce qui est physiquement impossible, car la loi de conservation de l'énergie serait brisée. Le même phénomène peut être observé avec la décomposition de Yamaguchi, mais semble moins important. Van Zyl *et al.* (2011) propose donc une correction aux algorithmes de Freeman & Durden (1998) et Yamaguchi *et al.* (2005) qui contraignent la puissance associée à la diffusion de volume afin d'obtenir des résultats physiquement acceptables. Il est toutefois à noter que la méthode de décomposition proposée par Van Zyl *et al.* (2011) et Arii *et al.* (2011) a été développée pour des cibles répondant au critère de symétrie de réflexion. Ceci impose donc les mêmes limites que celles rencontrées par Freeman & Durden (1998) qui avait été partiellement corrigée par la décomposition de Yamaguchi *et al.* (2005).

Une autre limite rencontrée avec les modèles utilisés dans les décompositions précédentes est le domaine de validité du modèle de diffusion de surface. Le modèle de Bragg, issu du modèle des faibles fluctuations (en anglais *Small Perturbation Model — SPM*) est valide pour des surfaces ayant de faibles rugosités inférieures à $0,3 ks$ (Hajnsek *et al.*, 2003) (où k est le nombre d'onde et s est l'écart type des hauteurs). En bande C, ceci correspond à des valeurs de s inférieures à 0,27 cm et en bande X à des valeurs inférieures à 0,15 cm ce qui représente des rugosités très faibles. De plus, le modèle de Bragg considère la diffusion en polarisation croisée comme étant nulle, ce qui n'est pas nécessairement le cas pour une surface ayant une rugosité élevée. (Hajnsek *et al.*, 2003) propose donc une extension au modèle de Bragg permettant d'intégrer un paramètre supplémentaire induisant une rotation de la surface par rapport à l'axe de visée du radar. Cette rotation introduit une dépolarisation du signal ainsi qu'une diffusion en polarisation croisée. En considérant que l'ensemble des angles de rotation β suivent une distribution $P(\beta)$ aléatoire uniforme, la rugosité peut alors être représentée par un seul paramètre, la largeur de la distribution β_1 (voir Figure 2.2). La valeur de β_1 varie entre 0, ce qui équivaut au modèle de Bragg, et $\pi/2$ pour des surfaces de forte rugosité, dans quel cas la cohérence $(S_{hh} + S_{vv})(S_{hh} - S_{vv})^*$ devient nulle et la surface présente une symétrie de réflexion.

Les algorithmes décrits précédemment présentent des aspects intéressants, mais leur utilité demeure toutefois limitée dans le contexte de l'étude du couvert nival. Les modèles utilisés pour estimer la diffusion de volume considèrent un milieu composé entièrement de minces dipôles cylindriques. Bien qu'ils puissent être adéquats pour représenter les petites branches de la canopée

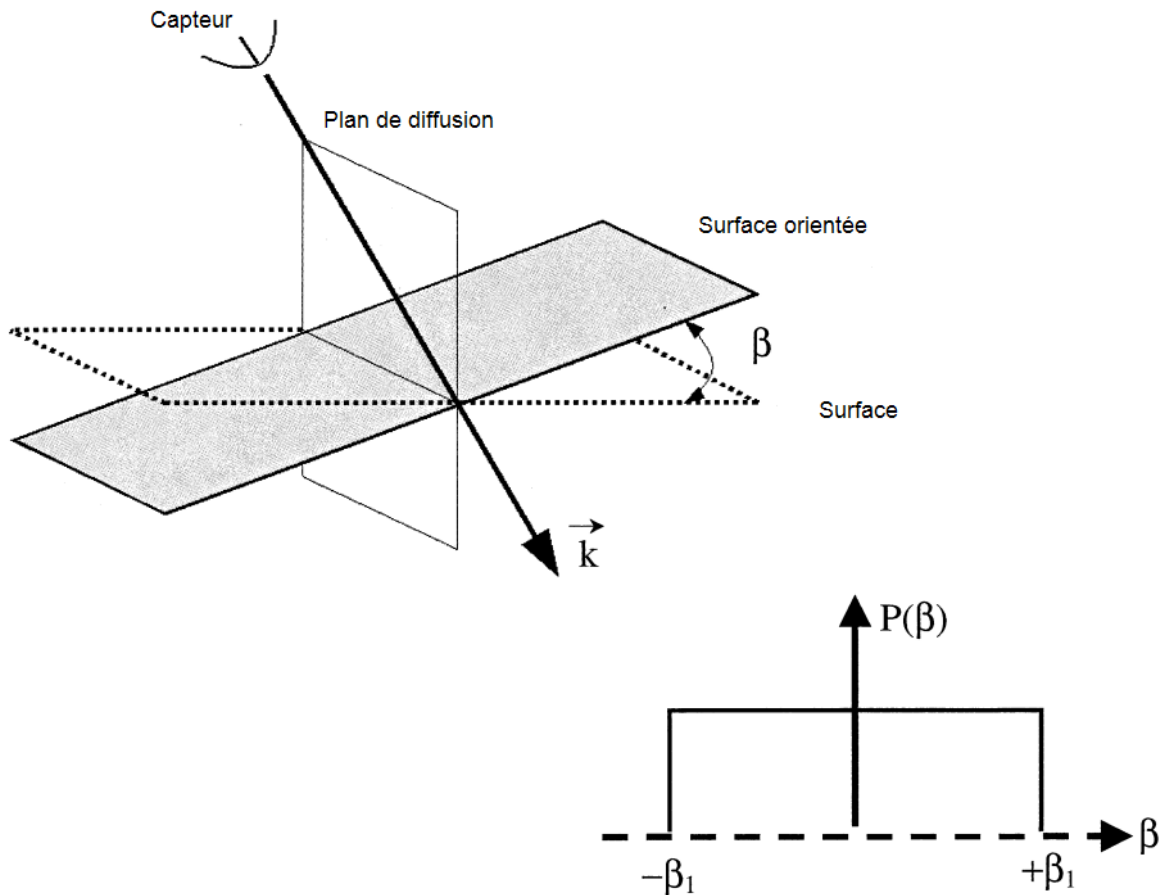


FIGURE 2.2 – Représentation de la rotation de la surface par rapport à l'Angle β et distribution $P(\beta)$. Tiré de (Hajsek *et al.*, 2003).

ou des arbustes, il n'est pas nécessairement représentatif de la neige. En effet, la neige est généralement modélisée par des sphères ou des sphéroïdes, formes qui se rapprochent plus de celles des grains de neige (Section 2.2.3). Certaines études se sont penchées sur le comportement des paramètres de la décomposition de Freeman-Durden en présence de neige en bande C et L (Trudel *et al.*, 2009; Duguay & Bernier, 2011a). Bien que le couvert nival ait un effet perceptible sur les différentes composantes de la décomposition, il n'est toutefois pas possible de les lier quantitativement aux caractéristiques physiques de la neige. Afin de considérer des diffuseurs de forme variable, Freeman (2007) introduit un théorème de décomposition à deux composantes dont la diffusion de volume contient un terme supplémentaire ρ ($0 \leq \rho \leq 1$) lié à la forme des diffuseurs. Lorsque $\rho = 1/3$ le modèle est équivalent au modèle de diffusion de volume introduit dans (Freeman & Durden, 1998), et lorsque $\rho > 1/3$, les diffuseurs sont considérés comme étant des sphéroïdes orientés verticalement. Une valeur de $\rho = 1$ représente le cas de diffuseurs sphé-

riques. Son utilité demeure tout de même limitée dans le contexte de l'étude du couvert nival, car l'algorithme a été développé pour l'étude du couvert forestier et donne des résultats quelque peu aléatoires en milieu subarctique (Duguay & Bernier, 2011b).

L'introduction de paramètres supplémentaires tel que proposé par Hajnsek *et al.* (2003) et Freeman (2007), bien qu'elle apporte une plus grande flexibilité aux modèles, insère cependant des inconnus au système d'équations original (Freeman & Durden, 1998) qui devient indéterminé. Pour palier à cette situation, deux approches différentes sont proposées: fixer la valeur de l'un des paramètres (Hajnsek *et al.*, 2009) ou retirer un des inconnus (Freeman, 2007). Dans le premier cas, Hajnsek *et al.* (2009) proposent d'utiliser une valeur de β_1 prédéterminée en fonction d'observations empiriques. Ceci nécessite toutefois d'avoir une connaissance suffisante des caractéristiques physiques de l'environnement observé. Dans le second cas, Freeman (2007) prend pour acquis que seule la composante de diffusion de surface ou la composante du terme d'interaction est présente. Pour déterminer lequel des mécanismes est présent, les ratios des amplitudes et des phases de HH/VV sont utilisés. Cette supposition peut être problématique dans le cas où les deux mécanismes sont présents.

2.1.5 Décompositions fondées sur les valeurs propres et vecteurs propres de la matrice de cohérence

Cette méthode a été développée de façon indépendante par Barnes (1984) et Cloude (1985). L'extraction des valeurs propres et des vecteurs propres de la matrice de cohérence permet de décomposer de façon unique une cible distribuée. Chaque valeur propre représente la puissance d'un mécanisme de diffusion dont la nature est définie par le vecteur propre associé à cette valeur propre. Les trois vecteurs propres étant orthogonaux entre eux, chacun permet de définir un mécanisme indépendant. La matrice de cohérence est décomposée en valeurs propres et vecteurs propres par:

$$[\mathbf{T}] = [\mathbf{V}][\mathbf{\Lambda}][\mathbf{V}]^{-1} = \sum_{k=1}^3 \lambda_k \vec{\mathbf{v}}_k \vec{\mathbf{v}}_k^* \quad (2.14)$$

où $\mathbf{\Lambda}$ et \mathbf{V} sont les matrices contenant les valeurs propres et les vecteurs propres respectivement. La matrice $\mathbf{\Lambda}$ est diagonale et ses éléments sont les valeurs propres λ_k qui sont réelles

positives ou nulles et sont ordonnées de façon à ce que $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$. La matrice \mathbf{V} contient les vecteurs propres \vec{v}_k orthonormaux et composés d'éléments complexes. Cette linéarisation de la matrice de plein rang \mathbf{T} , permet de représenter la cible en une somme de trois matrices de cohérence \mathbf{T}_k de rang 1, chacune correspondant à un mécanisme de diffusion déterministe (Cloude & Pottier, 1996, 1997).

Paramètres issus des valeurs propres

Les valeurs propres étant liées à la puissance du signal associé aux mécanismes de diffusion issus de (2.14), la somme des valeurs propres détermine la puissance totale du signal. En normalisant les valeurs propres λ_k par la puissance totale, il est possible d'exprimer ces dernières par une pseudo-probabilité p_k associée aux propriétés statistiques de chacun des mécanismes de diffusion:

$$p_k = \frac{\lambda_k}{\sum_{k=1}^3 \lambda_k} \quad \text{avec} \quad \sum_{k=1}^3 p_k = 1 \quad \text{et} \quad p_k \leq 1 \quad (2.15)$$

Deux paramètres issus des valeurs propres, l'entropie et l'anisotropie, sont utilisés pour décrire l'importance relative des différents mécanismes de diffusion d'une cible distribuée. L'entropie (H) exprime le caractère aléatoire des mécanismes de diffusion qui composent la cible, elle est définie par:

$$H = - \sum_{k=1}^3 p_k \log_3(p_k) \quad \text{avec} \quad 0 \leq H \leq 1 \quad (2.16)$$

Une entropie nulle indique la présence d'un seul mécanisme de diffusion et qu'il s'agit donc d'une cible déterministe. Une entropie de 1 indique que les trois valeurs propres sont égales et que les mécanismes de diffusion sont complètement aléatoires.

L'anisotropie (A) est complémentaire à l'entropie, elle exprime l'importance relative des mécanismes secondaires liés à λ_2 et λ_3 (Pottier & Cloude, 1997):

$$A = \frac{p_2 - p_3}{p_2 + p_3} \quad \text{avec} \quad 0 \leq A \leq 1 \quad (2.17)$$

Une anisotropie nulle indique que les deux mécanismes secondaires sont égaux, tandis qu'une anisotropie de 1 implique que la cible ne comporte que deux mécanismes dominants.

Paramètres issus des vecteurs propres

Les vecteurs propres sont paramétrés afin de faire ressortir les éléments liés aux types de mécanisme de diffusion ainsi qu'à d'autres caractéristiques physiques de la cible. Cloude & Pottier (1996, 1997) ont défini les vecteurs propres à l'aide de cinq paramètres indépendants de la façon suivante:

$$\vec{\mathbf{v}}_k = e^{j\phi_k} \begin{bmatrix} \cos \alpha_k \\ \sin \alpha_k \cos \beta_k e^{j\delta_k} \\ \sin \alpha_k \sin \beta_k e^{j\gamma_k} \end{bmatrix} \quad (2.18)$$

Toutefois, le paramètre de phase ϕ_k n'est pas observable dans la structure de la matrice de cohérence et n'est donc pas considéré, ce qui laisse quatre paramètres pour caractériser le mécanisme de diffusion. L'angle α_k est rattaché à la nature du mécanisme de diffusion observé. L'angle β_k est lié à l'orientation de l'axe de symétrie de la cible par rapport à l'axe de visée radar, elle est équivalente au paramètre β utilisé par Hajnsek *et al.* (2003) (voir Section 2.1.4). Les angles dépendent de l'orientation et de la symétrie de la cible, ce qui a été démontré par Touzi (2007) et confirmé par Longépé (2008). Touzi a alors introduit une nouvelle décomposition, nommée Target Scattering Vector Model (TSVM) (Touzi, 2004), qui corrige les ambiguïtés de la décomposition de Cloude et Pottier. Celle-ci sera présentée plus bas.

L'angle α varie entre 0 et $\pi/2$, il s'agit du paramètre généralement utilisé, en combinaison avec l'entropie H , pour l'interprétation des divers mécanismes de diffusion présents dans une cible distribuée. Lorsque l'entropie est nulle, l'angle α est directement relié à un diffuseur canonique (Cloude, 2009). Une valeur de $\alpha = 0$ représente un diffuseur dont les éléments copolarisés sont égaux, tel qu'une sphère. Lorsque les valeurs se situent dans l'intervalle $0 < \alpha < \pi/4$, les termes copolarisés diffèrent en amplitude, mais pas en phase, jusqu'à la valeur de $\alpha = \pi/4$ où un seul terme copolarisé est non-nul. Ce type de mécanisme peut être représenté par un sphéroïde prenant une forme de plus en plus allongée jusqu'à atteindre la forme d'un dipôle cylindrique orienté

lorsque $\alpha = \pi/4$. Lorsque α prend une valeur comprise dans l'intervalle $\pi/4 < \alpha < \pi/2$, la diffusion entre les éléments copolarisés présente une différence de phase de 180° . Ce type de mécanisme apparaît en présence de diffusion multiple provenant d'un dièdre ou d'une diffusion dite asymétrique telle que générée par une hélice. Lorsque $\alpha = \pi/2$, les amplitudes des éléments copolarisés sont égales, tout en conservant un déphasage de 180° , mécanisme que l'on retrouve en présence d'un dièdre ou d'une hélice métallique.

En présence d'une cible distribuée, l'entropie devient généralement non-nulle et on utilise une moyenne de tous les α_k pondérée par les pseudo-probabilités p_k , définie par $\bar{\alpha}$, pour représenter le mécanisme de diffusion dominant. Les valeurs de $\alpha < \pi/4$ sont alors interprétées comme de la diffusion de surface pouvant être représentée par le modèle de l'Optique géométrique (en anglais *Geometric Optics — GO*) lorsque $\alpha = 0$ ou le modèle de Bragg ou de l'Optique physique (en anglais *Physical Optics — PC*) pour $\alpha > 0$. Lorsque $\alpha \approx \pi/4$, on considère alors que le mécanisme dominant est la diffusion de volume provenant de dipôles cylindriques orientés, tandis que des valeurs de $\alpha > \pi/4$ sont considérées comme représentatives de diffusion de type double rebonds tel que les termes d'interaction sol/tronc d'arbre ou sol/bâtiment. Cloude & Pottier (1997) ont divisé le plan H/α en huit zones distinctes pouvant être utilisées pour l'interprétation et la classification d'images polarimétriques (voir figure 2.3). Bien que cette décomposition, ainsi que l'interprétation des paramètres H et $\bar{\alpha}$ qui en découle, soit largement utilisée, certaines ambiguïtés rendent son utilisation problématique dans le cadre de l'étude du couvert nival. Tel que mentionné précédemment, le couvert nival peut être modélisé par un milieu composé de sphères ou de sphéroïdes, formes correspondant à des valeurs de $\bar{\alpha}$ relativement faibles. Par exemple, en présence d'un milieu composé de sphères $\bar{\alpha} = 0$ pour une diffusion simple des particules et les valeurs de $\bar{\alpha}$ et de H augmentent en présence de diffusions multiples à l'intérieur du couvert (Cloude & Pottier, 1997). Étant donné que l'importance des diffusions multiples diminue pour de faibles albédos (Du *et al.*, 2010a), ce qui est le cas en bande C, il peut devenir difficile de distinguer la diffusion de volume provenant de la neige de la diffusion de surface du sol en utilisant seulement H et $\bar{\alpha}$. Martini (2005) a effectivement modélisé la réponse de H et $\bar{\alpha}$ en présence d'un couvert de neige à l'aide d'un modèle de transfert radiatif considérant uniquement les mécanismes de diffusion simples. Les résultats de la modélisation en bande C démontrent effectivement que la variation de l'angle $\bar{\alpha}$ et de l'entropie H entre un sol nu et un sol enneigé est pratiquement nulle excepté pour des angles d'incidences très élevées.

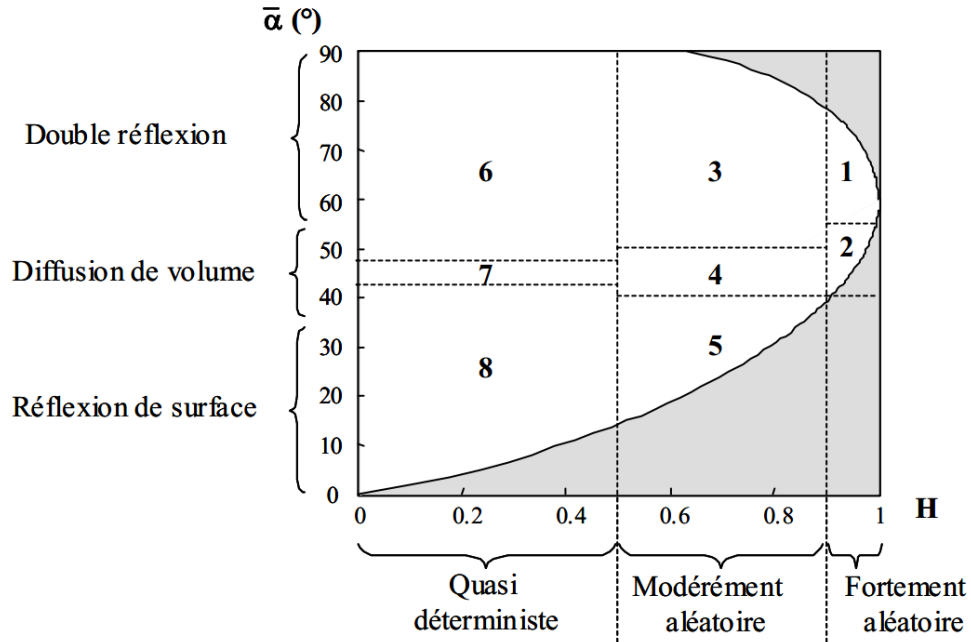


FIGURE 2.3 – Représentation du plan $H/\bar{\alpha}$ segmenté en huit régions représentant des mécanismes de diffusion distincts. La zone en blanc représente le domaine de validité. Tiré de (Martini, 2005) d'après (Cloude & Pottier, 1997).

Malgré le fait que la décomposition développée par Cloude & Pottier (1997) soit largement utilisée, cette dernière présente certains problèmes d'ambiguïté au niveau du paramètre d'orientation de la cible β et de l'angle α qui ont été mis en relief par Touzi (2007). En effet, Corr & Rodrigues (2002) ont démontré que l'angle α ne permet pas de discerner un dièdre d'une hélice tandis que l'utilisation de β pour la mesure de l'orientation d'une cible a été remise en question par Lee *et al.* (2002). Pour résoudre ces ambiguïtés Touzi (2007) introduit le modèle de décomposition *Target Scattering Vector Model* (TSVM). Le modèle TSVM propose une nouvelle définition du vecteur propre en introduisant l'entité complexe α_s et ϕ_{α_s} et un paramètre d'hélicité τ_m permettant de définir si la cible est de nature symétrique ou non. Le vecteur propre tel que développé par Touzi (2007) est défini par (Touzi, 2007; Gosselin, 2013):

$$\vec{e}_T^{SV} = m|\vec{e}_T|_m \cdot e^{j\phi_s} \cdot \begin{bmatrix} \cos \alpha_s \cos 2\tau_m \\ -j \cos \alpha_s \sin 2\psi \sin 2\tau_m + \cos 2\psi \sin \alpha_s e^{j\phi_{\alpha_s}} \\ -j \cos \alpha_s \cos 2\psi \sin 2\tau_m + \sin 2\psi \sin \alpha_s e^{j\phi_{\alpha_s}} \end{bmatrix} \quad (2.19)$$

Où m représente l'amplitude maximale normalisée du vecteur propre, l'angle ϕ_s est associé à la phase absolue de la cible (seulement utile en interférométrie), les angles α_s et ϕ_{α_s} repré-

sentent le type de mécanisme de diffusion associé à une cible symétrique, le paramètre d'hélicité τ_m est associé au degré de symétrie de la cible et l'angle ψ est l'angle d'orientation de la cible. La sphère de Poincaré peut être utilisée pour représenter le type de mécanisme de diffusion symétrique (Figure 2.4). Touzi (2016) a démontré que cette méthode permet de caractériser le type de mécanisme de diffusion indépendamment de la base de polarisation utilisée (polarisation linéaire, circulaire, en base de Pauli, etc.).

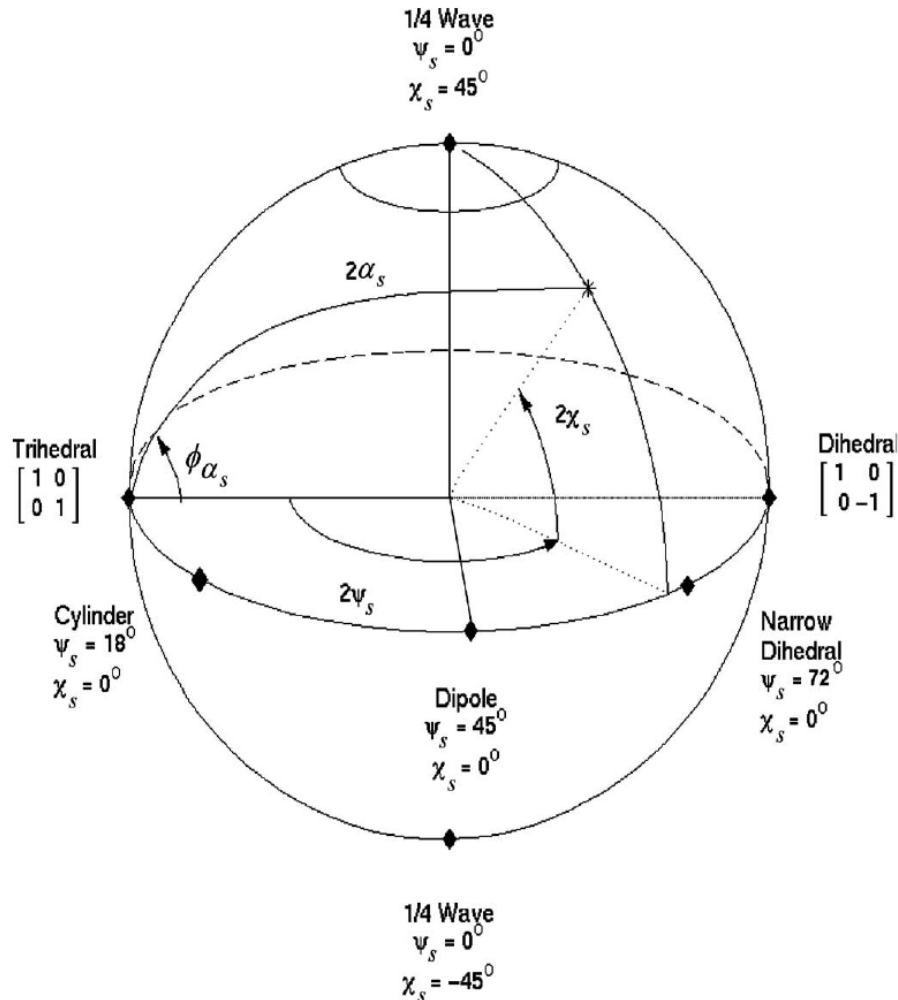


FIGURE 2.4 – Types de mécanismes de diffusion symétriques issus de la décomposition TSVM de Touzi (2007) représentés sur la sphère de Poincaré. Tiré de (Touzi, 2007).

La décomposition TSVM a, entre autres, démontré son utilité pour la distinction des différents types de tourbières lors de la cartographie de milieux humides (Touzi *et al.*, 2009; Touzi & Gosselin, 2010), ce qui n'est pas possible à partir des autres méthodes de décomposition. Plus récemment,

Muhuri *et al.* (2017) ont pu démontrer l'utilité de la décomposition TSVM pour la cartographie de l'étendue du couvert de neige en région montagneuse, dans la région de Manali-Dundi (Himalaya).

2.2 Interaction du signal radar avec la neige, le sol et la végétation

Afin d'estimer les caractéristiques du milieu physique observé à partir des données RSO, il est important de bien comprendre l'interaction des diverses composantes avec le signal radar. Les trois éléments principaux influant sur la rétrodiffusion en milieu arctique sont le sol, la végétation et la neige en période hivernale. Il est possible d'exprimer ces interactions de façon simplifiée avec cinq mécanismes: La diffusion de surface provenant de l'interface neige-sol, la diffusion de volume provenant de la végétation, la diffusion de volume provenant de la neige, les divers termes d'interaction entre la diffusion de surface du sol et les diffusions de volume ainsi que la diffusion de surface provenant de l'interface air-neige (Fig. 2.5). Cette section décrit les principales caractéristiques de ces composantes et leur influence sur le signal radar.

2.2.1 Interactions de l'onde RSO avec le sol

Les caractéristiques du sol sous-jacent à la végétation et au couvert nival peuvent apporter une contribution non négligeable à la rétrodiffusion totale d'une cible observée en milieu subarctique. En effet, non seulement la nature hétérogène du territoire entraîne la présence de nombreuses zones de sols nus, mais le signal radar pénètre également le couvert végétal et nival interagissant ainsi avec le sol. Les caractéristiques principales du sol affectant la rétrodiffusion seront donc présentées.

Le sol peut être assimilé à un diffuseur de surface aux fréquences utilisées dans la présente étude étant donné que l'on observe très peu de pénétration du signal au delà des premiers centimètres. Deux caractéristiques principales viennent donc affecter la puissance et la polarisation du signal rétrodiffusé par cette surface, soit l'humidité et la rugosité du sol. Divers modèles ont été développés afin de lier ces caractéristiques au signal RSO et seront brièvement abordés ici.

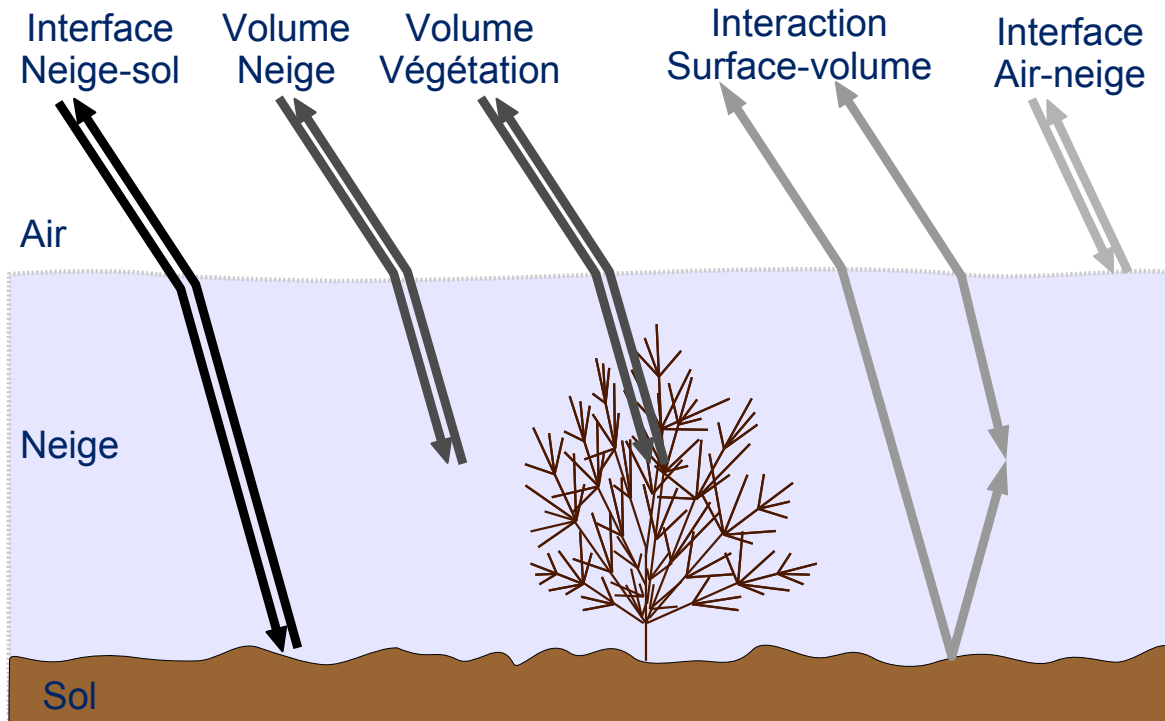


FIGURE 2.5 – Illustration simplifiée des différents types de mécanismes de rétrodiffusion observés lors de l'interaction du signal RSO avec une cible dans un environnement subarctique.

Humidité et rugosité du sol

L'humidité du sol ou teneur volumique en eau est le rapport entre le volume d'eau présent dans un sol et son volume total, exprimé en pourcentage. Celle-ci est directement liée à la constante diélectrique du sol et l'on observe une relation positive entre l'humidité et la constante diélectrique. Toutefois, cette relation dépend également, en plus faible proportion, de la texture du sol (Ulaby *et al.*, 1982; Hallikainen *et al.*, 1985). Ainsi, considérant un sol de rugosité uniforme, la rétrodiffusion aura tendance à augmenter en fonction de l'humidité du sol. Le taux d'augmentation dépendra toutefois de la rugosité du sol ainsi que des paramètres du capteur tels que l'angle d'incidence, la fréquence ainsi que la polarisation.

Le paramètre de rugosité du sol est l'autre paramètre majeur affectant la réponse du signal radar. De fait, cette information est indissociable de l'humidité et doit donc être considérée au même niveau lors de l'estimation des caractéristiques du sol à l'aide de données RSO. La rugosité du sol, dans le contexte de l'analyse du signal radar, est représentée par deux paramètres soit l'écart type des hauteurs (s) et la longueur de corrélation de la surface (l) qui décrivent les variations statistiques de la composante aléatoire de la hauteur du sol relatives à une hauteur de référence. L'influence de ces paramètres sur la rétrodiffusion est intimement lié à la longueur d'onde λ utilisée et ceux-ci sont donc généralement représentés en combinaison avec le nombre d'onde k ($k = 2\pi/\lambda$), les paramètres ks et kl sont donc généralement utilisés pour représenter la rugosité indépendamment de la fréquence. Afin de réduire le nombre de paramètres associés à la rugosité, certains modèles utilisent un paramètre composé, la moyenne quadratique de la pente m (en anglais *rms slope*), définie par l'équation (Ulaby *et al.*, 1986):

$$m = s\sqrt{|\rho''(0)|} \quad (2.20)$$

où $\rho''(0)$ est la seconde dérivée de la fonction d'autocorrélation évaluée à 0. La fonction d'autocorrélation est une mesure de similarité entre les hauteurs mesurées en deux points distincts. Par exemple, pour une fonction d'autocorrélation gaussienne, m sera exprimé par:

$$m = \sqrt{2}s/l \quad (2.21)$$

La forme de la fonction d'autocorrélation demande toutefois une connaissance de la surface étudiée et doit être ajustée en fonction du type de milieu. En règle générale, plus la rugosité d'un sol augmente, plus la rétrodiffusion sera forte et, tout comme l'humidité, la sensibilité dépend de l'angle d'incidence et de la polarisation utilisée.

Modélisation de la diffusion de surface

L'estimation des caractéristiques du sol à l'aide de données radar est un sujet qui a fait l'objet de multiples recherches, de nombreux modèles tant directs qu'inverses ont donc été développés afin de simuler l'interaction du signal radar avec le sol. Certains modèles dits classiques tels que le modèle des faibles Perturbations (SPM de l'anglais *Small Perturbation Model*) le modèle optique physique (PO pour *Physical Optics*) et le modèle optique géométrique (GO pour *Geometrical Op-*

tics) ont une forme relativement simple, mais leur domaine de validité est limité (Oh *et al.*, 1992). Plus récemment, la méthode de l'équation intégrale (IEM pour *Integral Equation Method*) développée par Fung *et al.* (1992) ainsi que le modèle de l'équation intégrale avancé (AIEM) développé par Chen *et al.* (2003) ont permis d'étendre le domaine de validité des modèles et de mieux estimer la rétrodiffusion d'un sol nu. Les modèles directs demandent toutefois un grand nombre de paramètres en entrée et une très bonne caractérisation du milieu à modéliser.

Afin d'obtenir l'information sur les caractéristiques du sol à partir d'images RSO, des modèles d'inversion semi empiriques ont été élaborés. Les premiers modèles utilisaient seulement le coefficient de rétrodiffusion provenant des différentes polarisations pour récupérer l'humidité et la rugosité des sols observés (Oh *et al.*, 1992; Dubois *et al.*, 1995). Bien que les résultats étaient acceptables, le domaine de validité était relativement limité. L'utilisation de données pleinement polarimétriques a permis d'améliorer le domaine de validité des modèles ainsi que leur précision en utilisant les informations contenues dans la différence de phase copolarisée (Oh *et al.*, 2002) ainsi que celles contenues dans les valeurs propres et vecteurs propres de la matrice de cohérence (Hajnsek *et al.*, 2003).

L'un des défis importants de la modélisation inverse demeure toutefois la présence de végétation recouvrant le sol qui vient interférer avec les modèles. Certaines études ont permis de récupérer l'humidité du sol sous un couvert végétal à partir de données multipolarisées (de Roo *et al.*, 2001) et polarimétriques (Hajnsek *et al.*, 2009; Jagdhuber *et al.*, 2012) avec plus ou moins de succès. Toutefois, ces résultats ont été obtenus pour des milieux agricoles où la végétation est relativement homogène et ayant une structure relativement simple ce qui est très loin des conditions rencontrées en milieu naturel subarctique.

2.2.2 Interaction du signal radar avec la végétation arbustive

La végétation constitue un autre des diffuseurs majeurs interagissant avec le signal radar que l'on retrouve en milieu subarctique. Du point de vue radar, la végétation est perçue comme une cible complexe composée de nombreux diffuseurs de formes et de tailles diverses. Il s'agit d'un milieu hétérogène associé à un diffuseur de volume générant une dépolarisation relativement importante du signal dû aux interactions multiples de l'onde à l'intérieur du couvert. De nombreux paramètres sont utilisés pour décrire le couvert végétal, les caractéristiques principales liées aux

branches et au feuillage et leur effet sur le signal RSO seront présentées dans la section suivante. Les principales méthodes de modélisation et de cartographie de la végétation seront ensuite exposées. Il est à noter que l'emphase sera mise sur la végétation de type arbustive et arborée étant donné qu'il s'agit des deux strates végétales qui ont le plus d'impact sur le signal rétrodiffusé dans la région d'étude et pour lesquelles des données terrain sont disponibles.

Caractéristiques du couvert végétal

En règle générale, les modèles permettant de lier la structure de la végétation à la rétrodiffusion radar utilisent des formes géométriques relativement simples ayant des constantes diélectriques variables afin de représenter les diverses composantes des végétaux observés (Ulaby *et al.*, 1990; Karam *et al.*, 1992, 1995). La majorité des modèles utilisés pour représenter la végétation naturelle visent les milieux forestiers et utilisent deux couches principales pour représenter la végétation soit une couche pour la cime, composée des branches et du feuillage, et une couche pour les troncs (Ulaby *et al.*, 1990; Karam *et al.*, 1992). Toutefois, certains modèles multicouches considèrent également une couche de sous-étage, composée d'arbustes et de graminés, mêlée aux troncs (Karam *et al.*, 1995; Magagi *et al.*, 2002b). Dans le cas d'arbustes à tiges rameuses, tels que les bouleaux glanduleux, la portion tronc pourrait être retirée du modèle, mais à ma connaissance aucun auteur ne s'est attardé à une telle modélisation.

Les troncs sont généralement représentés par un cylindre diélectrique orienté verticalement et dont le diamètre est plus important que les branches. La couche de troncs est considérée comme étant un diffuseur générant un mécanisme de double-rebond en considérant l'interaction de l'onde entre le sol et le tronc, deux surfaces pouvant avoir des constantes diélectriques différentes (Ulaby *et al.*, 1990; Karam *et al.*, 1995; Freeman & Durden, 1998). Les branches sont quant à elles représentées par des cylindres diélectriques ayant des diamètres variables mais inférieures à celui du tronc et orientés de façon plus ou moins aléatoire dépendamment du type de végétation. Elles génèrent de la diffusion de volume produisant une forte dépolarisation due aux nombreux rebonds des ondes sur les branches. Plus la taille et le nombre de branches seront élevés, plus la diffusion de volume générée sera importante ainsi que l'atténuation des ondes atteignant le sol sous-jacent, réduisant ainsi la diffusion de surface ainsi que l'importance du mécanisme de double-rebond. La distribution de l'orientation des branches aura également un effet sur la polarisation de l'onde ré-

trodiffusée (Ulaby *et al.*, 1990; Karam *et al.*, 1995; Ariei *et al.*, 2010). La représentation du feuillage dépend quant à elle de l'espèce, les aiguilles des conifères étant représentés par de très minces cylindres diélectriques orientés aléatoirement tandis que les feuillus sont généralement représentés par des minces disques rectangulaires (Ulaby *et al.*, 1990) ou circulaires (Karam *et al.*, 1992) orientés aléatoirement. Le feuillage est responsable de l'extinction du signal au sein du couvert, tant pour les feuillus (Ulaby *et al.*, 1990) que pour les conifères (Magagi *et al.*, 2002b).

Ainsi, pour les troncs, les paramètres importants sont le diamètre et la hauteur des troncs individuels en plus de l'espacement entre les troncs (ou la densité des peuplements). Dans le cas des branches, les paramètres importants sont le diamètre des cylindres, leur longueur ainsi que leur orientation, toutefois étant donnée la grande variabilité que l'on retrouve au sein d'un même couvert, on utilise une fonction de densité de probabilité pour représenter chacun de ces paramètres. Les aiguilles des conifères sont représentés par les mêmes paramètres, seule l'ordre de grandeur sera différente des branches. Pour ce qui est des feuilles, on sera plutôt intéressés par les dimensions des disques qui peuvent être la longueur et la largeur des rectangles, le rayon des disques circulaires ou encore les dimensions des axes dans le cas d'ellipses. Chacun de ces paramètres, en plus de l'orientation des feuilles, sont également représentés par une densité de probabilité. L'épaisseur est généralement considérée comme constante dans les modèles. En plus des propriétés géométriques, les propriétés diélectriques doivent également être prises en compte pour chacune des composantes du modèle. La constante diélectrique étant directement liée au contenu en eau des composantes, généralement, les feuilles et les aiguilles présentent les valeurs les plus élevées, suivies des branches et la constante diélectrique des troncs est la plus faible.

Modélisation de la végétation

Étant donné le grand nombre d'éléments à considérer, il est possible de voir que la modélisation de la rétrodiffusion des arbres et arbustes est très complexe et nécessite une grande quantité d'information sur le type de végétation étudié en plus du sol sous-jacent. Même en retirant la couche contenant les troncs pour modéliser des arbustes, le modèle demeure extrêmement complexe. De nombreux modèles directs, généralement fondés sur le principe de transfert radiatif, ont été développés pour représenter divers types d'environnements forestiers (Ulaby *et al.*, 1990; Ka-

ram *et al.*, 1992, 1995; Magagi *et al.*, 2002b; Picard *et al.*, 2004; Du *et al.*, 2006), toutefois ces modèles sont très difficiles à inverser dû au nombre de paramètres indépendants nécessaires. Afin d'augmenter le nombre de paramètres indépendants disponibles pour une inversion et utiliser l'information de la phase pour mieux isoler les différents mécanismes de rétrodiffusion, certains se sont tournés vers la polarimétrie (Freeman & Durden, 1998; Yamaguchi *et al.*, 2005; Ariei *et al.*, 2011) et la polarimétrie interférométrique (PolInSAR) (Neumann *et al.*, 2009, 2012; Oveisgharan *et al.*, 2015; Shiroma *et al.*, 2016). Les méthodes polarimétriques permettent de mieux séparer les divers mécanismes de rétrodiffusion et différencier les types de végétation (Freeman, 2007; Neumann *et al.*, 2009), mais ne sont généralement pas utilisées pour récupérer les caractéristiques physiques de la végétation. Les données PolInSAR permettent de récupérer plus d'information, mais sont toutefois difficiles à obtenir avec les plateformes satellitaires présentement disponibles. La mission BIOMASS (Quegan *et al.*, 2012) devrait palier à ce manque, toutefois le capteur utilisera la bande P ($\lambda > 1m$) ce qui limitera grandement sa sensibilité aux petites branches de la végétation arbustive et les régions boréales et arctiques ne seront pas couvertes par la mission.

Ainsi, la plupart des modèles visant la récupération de caractéristiques de la végétation à partir d'images RSO sont plutôt basés sur des méthodes empiriques (Le Toan *et al.*, 2002; Balzter *et al.*, 2002; Soja *et al.*, 2012; Sarker *et al.*, 2013) ou semi-empiriques (Dobson *et al.*, 1995). Toutefois, la majorité des études ne s'attardent pas à la végétation arbustive et la considèrent comme un élément secondaire. Les quelques recherches s'attardant à la détection et la caractérisation de la végétation arbustive à l'aide d'imagerie RSO portent sur les environnements arides et semi-arides (Musick *et al.*, 1998; Svoray *et al.*, 2001; Monsivais-Huertero *et al.*, 2008). Malgré l'intérêt pour le suivi de la végétation arbustive dans les environnements arctiques et subarctiques et le potentiel des données RSO pour produire de l'information pertinente sur ce type de végétation, on retrouve relativement peu d'exemples dans la littérature (Chen *et al.*, 2009; Duguay *et al.*, 2015).

Cartographie de la végétation par RSO

Étant donné l'importance économique et écologique des forêts, la cartographie des régions forestières a fait l'objet de nombreuses études. On peut distinguer deux types de cartographie: l'étendue des zones forestières par classification et la cartographie des caractéristiques de ce couvert, telles que la biomasse végétale ou le volume ligneux. Pour ce qui de la cartographie de

l'étendue et du type de couvert forestier des études ont démontré le potentiel de l'utilisation de données multifréquences (Rignot *et al.*, 1994; Ranson & Sun, 1994b) ainsi que des données multitemporelles (Quegan *et al.*, 2000). Les méthodes de classification utilisées dans ces exemples utilisent soit des méthodes utilisant des seuils ajustés manuellement (Quegan *et al.*, 2000) ou encore une analyse en composantes principales associée à un algorithme de classification utilisant le maximum de vraisemblance (Ranson & Sun, 1994b). Au niveau des caractéristiques physiques du couvert forestier le paramètre le plus souvent recherché est la biomasse ligneuse et des méthodes ont démontré l'utilité des données RSO multifréquences (Ranson & Sun, 1994a; Le Toan *et al.*, 2002) ainsi que multitemporelles (Kurvonen *et al.*, 1999; Rauste, 2005). Les nombreux résultats ont démontré le potentiel des satellites existants pour la cartographie du couvert forestier et ont encouragé des projets de cartographie du couvert forestier à grande échelle, tels que les projets *Global Rain Forest Mapping* (GRFM) (Rosenqvist *et al.*, 2000) et *Global Boreal Forest Mapping* (GBFM) (Rosenqvist *et al.*, 2004). Toutefois, les données utilisant des longueurs d'ondes plus grandes, telles que la bande P, ainsi que les méthodes de polarimétrie interférométrique ont démontré un plus grand potentiel pour la cartographie des paramètres physiques du couvert forestier ce qui a mené au lancement de la mission BIOMASS (Le Toan *et al.*, 2011) dont le lancement du satellite est prévu pour 2020 (Quegan *et al.*, 2012). Malgré tout, la végétation arbustive reçoit très peu d'attention et seulement quelques études isolées, mentionnées précédemment (Musick *et al.*, 1998; Svoray *et al.*, 2001), visent directement la cartographie de la végétation arbustive.

2.2.3 Interaction du signal radar avec un couvert nival

L'étude de la neige à l'aide de systèmes micro-ondes actifs a fait l'objet de nombreuses études au cours des 30 dernières années. Le couvert nival est un milieu complexe et dynamique et il est essentiel de bien connaître ses caractéristiques physiques afin de comprendre et caractériser l'interaction du signal radar avec ce dernier. Lorsque ces interactions sont bien comprises, il est alors possible d'élaborer des méthodes d'analyses et de cartographie du couvert nival à l'aide d'images radar. Cette section est divisée en trois sous-sections, soit la description des caractéristiques physiques de la neige, la description des interactions du signal radar avec le couvert nival puis les méthodes de cartographie des caractéristiques du couvert nival à l'aide de l'imagerie radar.

Caractéristiques physiques du couvert nival

La neige est un milieu poreux composé principalement d'air et de cristaux de glace dont la structure et la composition varient dans le temps et l'espace. Des premières chutes de neige à l'automne à la fonte complète du couvert au printemps, le manteau neigeux est en constante métamorphose. Afin de bien décrire l'état du couvert nival, diverses caractéristiques physiques sont utilisées, dont les plus importantes sont: l'épaisseur du couvert, sa densité, sa teneur en eau liquide, sa dureté, sa composition chimique et les impuretés qu'il contient, sa température ainsi que la taille et la forme des grains de neige (Fierz *et al.*, 2009). Dans le cadre de la présente étude, les caractéristiques chimiques ainsi que la dureté du couvert ne seront pas abordés étant donné qu'ils n'ont aucun effet mesurable sur le signal radar. Les paramètres pertinents pour l'étude du couvert nival par imagerie radar sont sommairement décrits ci-dessous.

Épaisseur et densité L'épaisseur du couvert nival (d) indique la distance verticale, généralement en centimètres, entre l'interface air-neige et l'interface neige-sol. La densité de la neige (ρ) est une mesure de la masse de neige par unité de volume. Elle est généralement mesurée en pesant un volume prédéfini de neige et l'unité de mesure est en $kg \cdot m^{-3}$ ou en $g \cdot cm^{-3}$. L'une des mesures importantes découlant de ces deux caractéristiques est l'équivalent en eau de la neige (EEN) qui représente la hauteur équivalente de la lame d'eau qui serait produite à la fonte complète d'un couvert de neige. L'EEN est déterminé par l'équation suivante:

$$EEN = d \cdot \rho \quad (2.22)$$

Où ρ est la densité en $kg \cdot m^{-3}$ et d est la hauteur du couvert en mètres. Bien que les unités résultantes soient des $kg \cdot m^{-2}$ l'EEN est généralement exprimée en cm pour exprimer la hauteur de la lame d'eau résultante. Il s'agit d'un paramètre largement utilisé en hydrologie pour prédire les volumes d'eau produits lors de la fonte printanière.

Taille et forme des grains La taille et la forme des particules de neige contenues à l'intérieur du couvert permettent de mieux comprendre l'évolution temporelle de ce dernier ainsi que d'identifier les divers épisodes de chute de neige à travers la saison. L'étude des différentes formes que

peuvent prendre les cristaux de glace et leur signification quant aux mécanismes métamorphiques qui ont mené à leur formation est un sujet très complexe qui ne sera pas abordé dans le présent document, seules les principales classes morphologiques sont présentées dans le tableau 2.1 (Fierz *et al.*, 2009).

Tableau 2.1 – Classification morphologique élémentaire des types de grains de neige

Classe	Symbole	Code
Cristaux de neige fraîche	+	PP
Neige de culture	⊙	MM
Particules reconnaissables	/	DF
Grains fins	•	RG
Grains à faces planes	□	FC
Givre de profondeur	∧	DH
Givre de surface	∨	SH
Grains de fonte	○	MF
Formation de glace	■	IF

Chacune des classes définies dans le tableau 2.1 contient plusieurs sous-classes permettant de représenter différents stades intermédiaires de métamorphisme. L'identification des différentes formes est faite de façon visuelle et nécessite une certaine expertise et une bonne connaissance des mécanismes métamorphiques menant à la formation de tels grains. Étant donné la grande variété de formes que peuvent prendre les grains de neige, la taille de ces derniers est définie comme étant l'extension de la plus grande dimension des grains (Fierz *et al.*, 2009). Toutefois, cette définition n'est pas nécessairement représentative des propriétés électromagnétiques des grains (Mätzler, 2002). En effet, la majorité des modèles électromagnétiques utilisent des sphères pour la représentation des grains de neige (voir Section 2.2.3) et l'utilisation de la plus grande extension comme mesure de taille de grains peut entraîner une surestimation de la rétrodiffusion radar provenant du couvert.

Teneur en eau liquide La teneur en eau liquide (TEL) de la neige représente la fraction totale d'eau se retrouvant sous forme liquide à l'intérieur d'un manteau neigeux. La TEL est représentée

par un pourcentage exprimant la fraction volumique ou massique d'eau liquide contenue dans le couvert et est calculée de la façon suivante:

$$TEL = \frac{M_e}{M_n} = \frac{V_e}{V_n} \quad (2.23)$$

Où M_e et M_n représentent la masse d'eau et de neige respectivement et V_e et V_n représentent le volume d'eau et de neige respectivement. La teneur en eau liquide affecte de façon importante les mécanismes de métamorphisme du couvert nival et par le fait même la vitesse à laquelle ce dernier fondra au printemps. La TEL affecte également le signal radar de façon importante car elle influence fortement les caractéristiques diélectriques du couvert. La présence d'eau liquide dans le couvert affecte fortement, entre autres, la profondeur de pénétration de l'onde dans le couvert de neige. Il devient donc très difficile d'obtenir de l'information sur la profondeur et la structure du couvert à partir de données radar.

Constante diélectrique de la neige La constante diélectrique de la neige est le résultat de la combinaison des constantes diélectriques des différents éléments qui composent le couvert, soit la glace et l'air en plus de l'eau liquide en présence de neige humide. La constante diélectrique d'un couvert de neige affecte les coefficients d'absorption et d'extinction du milieu. Différents modèles, appelés formules de mélange, permettent de définir la constante diélectrique d'une couche de neige à partir de ses caractéristiques physiques. L'une de ces formules de mélange largement reconnue est celle développée par Polder & van Santen (1946) qui considère entre autres les fractions volumiques de glace et d'air (densité de la neige) au sein du couvert en plus de la taille et de la forme des grains de neige. Toutefois, il a été démontré que la constante diélectrique de la neige sèche peut être obtenue grâce à des approximations déterminées empiriquement et qui dépendent seulement de la densité du couvert (Tiuri *et al.*, 1984; Mätzler, 1996). Ceci permet de simplifier les modèles tout en réduisant la quantité de mesures nécessaires sur le terrain. Pour ce qui est de la neige humide, la présence d'eau liquide entre les grains de neige rend beaucoup plus complexe la détermination de la constante diélectrique effective du milieu et des relations empiriques différentes ont dû être développées (Mätzler *et al.*, 1984; Hallikainen *et al.*, 1986).

Modélisation de l'interaction entre le signal RSO et la neige

Les modèles physiques permettent de mieux comprendre l'interaction du signal RSO avec un milieu donné. Dans le cas d'un couvert de neige sèche, les interactions peuvent être complexes et une simple étude empirique ne permet pas de rapprocher les valeurs de rétrodiffusion des images avec les caractéristiques du couvert de neige. Quelques-unes des méthodes de modélisation directe sont présentées dans les prochains paragraphes où les avantages et limites de chacune sont discutés. Pour parvenir à la caractérisation de la neige à partir de données RSO, les modèles directs doivent être inversés de façon à récupérer les valeurs des paramètres de neige correspondant aux valeurs de rétrodiffusion mesurées. La section se termine par une introduction à quelques tentatives d'inversion utilisées dans le cadre d'études du couvert nival.

Modélisation directe En présence d'un milieu hétérogène comme le couvert nival, le signal total mesuré est une combinaison des diffusions provenant de l'interface air-neige, du volume de neige et de l'interface neige-sol. La méthode du transfert radiatif est la méthode la plus utilisée pour modéliser la contribution de ces différentes composantes. Elle est fondée sur le principe de conservation du flux d'énergie à travers un volume élémentaire. La formulation générale de l'équation du transfert évalue la variation de l'intensité spécifique \mathcal{I} d'une onde électromagnétique traversant un volume élémentaire contenant des diffuseurs, soit des grains de neige dans le cas présent. Le volume considéré est un cylindre de section unitaire et de longueur ds . L'énergie est représentée par l'intensité spécifique $\mathcal{I}(\mathbf{r}, \hat{s})$, où \mathbf{r} est le vecteur de position et \hat{s} la direction de propagation. La formulation générale de l'équation du transfert radiatif est exprimée par (Ulaby *et al.*, 1981):

$$\frac{d\mathcal{I}(\mathbf{r}, \hat{s})}{ds} = -\kappa_a \mathcal{I}(\mathbf{r}, \hat{s}) - \kappa_s \mathcal{I}(\mathbf{r}, \hat{s}) + \int_{4\pi} \mathcal{P}(\mathbf{r}, \hat{s}') \mathcal{I}(\mathbf{r}, \hat{s}') d\Omega' \quad (2.24)$$

Le coefficient d'atténuation κ_a représente la perte d'énergie due à l'absorption des diffuseurs, le coefficient de diffusion κ_s représente la perte d'énergie due à la diffusion dans toutes les directions autre que la direction de propagation \hat{s} . Le terme intégral représente la fonction de source de diffusion qui exprime l'intensité diffusée par le milieu dans la direction de propagation \hat{s} qui résulte de l'ensemble des intensités incidentes se propageant dans la direction \hat{s}' . La fonction de phase

$\mathcal{P}(\mathbf{r}, \hat{\mathbf{s}}')$ est constituée du coefficient de diffusion κ_S et d'un terme lié à la polarisation de l'onde qui permet de décrire cette relation. La somme des pertes par atténuation et des pertes par diffusion est également exprimée par le coefficient d'extinction κ_e . Un milieu peut alors être caractérisé par deux termes liés à ses propriétés de diffusion soit l'albédo ω et l'épaisseur optique τ exprimés par (Ulaby *et al.*, 1981):

$$\omega = \frac{\kappa_S}{(\kappa_S + \kappa_a)} = \frac{\kappa_S}{\kappa_e} \quad (2.25)$$

$$\tau = (\kappa_S + \kappa_a)d = \kappa_e d \quad (2.26)$$

où d est l'épaisseur du milieu diffusant.

Dans le cas de la polarimétrie, le terme d'intensité de l'équation (2.24) est remplacée par le vecteur de Stokes modifié $\tilde{\mathcal{I}}$ (équation (2.5)). La fonction de phase $\mathcal{P}(\mathbf{r}, \hat{\mathbf{s}}')$ et les coefficients de diffusion κ_S et d'atténuation κ_a prennent alors une forme matricielle (4×4) et sont exprimés par $\mathcal{P}(\mathbf{r}, \hat{\mathbf{s}}')$, κ_S et κ_a respectivement.

Approximation de Rayleigh et transfert radiatif conventionnel La méthode du transfert radiatif suppose une diffusion indépendante, c'est-à-dire que les champs diffusés par une particule n'affectent pas la diffusion des particules environnantes (Fung, 1994). Cette diffusion des particules est modélisée sous l'approximation de Rayleigh, si la taille de la plus grande extension des particules est inférieure à $\lambda/2\pi$. Cette hypothèse est valide pour les cristaux de neige dans le domaine des micro-ondes. La sphère est généralement utilisée pour représenter les grains de neige afin de simplifier les calculs et faciliter l'inversion. Celles-ci sont alors représentées par un seul paramètre, le rayon. Cette simplification implique que les matrices de diffusion κ_S et d'atténuation κ_a deviennent des diagonales dont les éléments sont identiques, et peuvent donc être exprimés par des scalaires définis par:

$$\kappa_S = \frac{8}{3} \pi r^6 N k^4 \left| \frac{\varepsilon_{pn} - 1}{\varepsilon_{pn} + 2} \right|^2 \quad (2.27)$$

$$\kappa_a = \frac{4}{3}\pi r^3 N k \varepsilon_{pn}'' \left| \frac{3}{\varepsilon_{pn} + 2} \right|^2 \quad (2.28)$$

où r est le rayon de la sphère, N représente la densité volumique de sphères, k est le nombre d'onde dans le milieu hôte (air), ε_{pn} est la constante diélectrique d'une particule normalisée par la constante diélectrique du vide, $\varepsilon_0 = 8,85 \times 10^{-12} \text{Farad m}^{-1}$ et ε_{pn}'' est la partie imaginaire de la constante diélectrique. Cette formulation du transfert radiatif a été utilisé pour cartographier la neige sèche par Martini (2005); Martini *et al.* (2006).

Cette méthode présente toutefois des limites (Kendra *et al.*, 1998). Les équations (2.27)(2.28) montrent que l'extinction et la diffusion sont directement liées à la densité de particules et à leur taille. Toutefois cette relation entre la densité de particules et le comportement du signal n'est pas linéaire (Wen *et al.*, 1990). L'atténuation et l'intensité bistatique augmentent avec la densité puis atteignent un maximum avant de diminuer. Comme les champs diffusés par les particules influent sur les particules voisines, l'hypothèse d'indépendance de la diffusion n'est plus valide. L'approximation de Rayleigh nécessite une distribution aléatoire des particules dans le volume considéré pour justifier l'addition incohérente des intensités.

Le modèle de transfert radiatif pour milieux denses (en anglais *Dense Media Radiative Transfer – DMRT*) tient compte des interactions cohérentes entre les champs diffusés des particules et permet de corriger certains défauts du transfert radiatif. Le DMRT répond au critère de conservation d'énergie et peut s'intégrer dans la formulation du transfert radiatif (Wen *et al.*, 1990). Le modèle introduit la notion de constante diélectrique effective ε_{eff} d'un milieu dense qui est calculée par l'approximation quasi-cristalline (QCA) introduit par Tsang & Kong (1980). La QCA introduit une fonction de distribution des paires $g(r)$ pour représenter le positionnement des particules les unes par rapport aux autres permettant ainsi d'évaluer les interactions des champs diffusés pour estimer la diffusion cohérente. Pour l'étude de la neige, la fonction de distribution de Percus-Yevick est généralement utilisée. La constante diélectrique ainsi dérivée est utilisée dans la détermination du coefficient d'extinction κ_e et du coefficient de diffusion κ_s . Les coefficients peuvent alors être intégrés dans la formulation du transfert radiatif. Il est à noter que la matrice de phase \mathcal{P} du couvert de neige modélisée par le DMRT est équivalente à la matrice de phase de Rayleigh du transfert radiatif conventionnel, seul le coefficient κ_s est modifié. Il en résulte que la solution d'ordre un du DMRT ne permet pas de modéliser la rétrodiffusion en polarisation croisée. Des études menées

par Kendra *et al.* (1998) et Yueh *et al.* (2009) ont démontré que la rétrodiffusion d'un couvert de neige en polarisation croisée est non négligeable et peut être corrélée à la hauteur de neige sous certaines conditions. Deux phénomènes peuvent générer de la polarisation croisée dans un volume de neige, la diffusion multiple à l'intérieur du couvert et des particules non sphériques. Le premier sera dominant dans le cas d'un milieu ayant un albédo relativement élevé, soit en présence de particules plus grosses relativement à la longueur d'onde. Dans le cas d'un albédo plus faible, l'influence de la forme des particules sera dominant (Du *et al.*, 2010a).

La diffusion de surface peut être modélisée de diverses façons. Le modèle le plus couramment utilisé pour modéliser un sol recouvert de neige est le modèle de l'équation intégrale (en anglais *Integral Equation Model – IEM*) Fung (1994). Son domaine de validité est plus grand que le modèle des petites perturbations (en anglais *Small Perturbation Model – SPM*) et celui de l'Optique physique et est donc applicable à une plus grande variété de rugosité et de constante diélectrique. Les paramètres en entrée de ce modèle sont l'écart-type des hauteurs s , la longueur de corrélation L entre deux points de même hauteur, calculé par la fonction de corrélation qui sert à caractériser cette relation, ainsi que la constante diélectrique, surtout liée à l'humidité du sol. L'IEM peut également être utilisé pour évaluer la contribution de l'interface air-neige ainsi que les interfaces entre les différentes couches à l'intérieur du couvert nival. Un autre modèle, le modèle de Bragg étendu (Hajsek *et al.*, 2003), développé dans le cadre de l'étude polarimétrique des caractéristiques du sol, permet d'étendre le domaine de validité du SPM pour des rugosités plus importantes.

Cas de la polarisation croisée Tel que mentionné précédemment, lorsque des sphères sont utilisées pour modéliser les particules de neige, il est nécessaire de résoudre l'équation de transfert radiatif pour des solutions d'ordre supérieures à un, et ce afin de générer une rétrodiffusion en polarisation croisée. En utilisant la méthode itérative, il est possible de retrouver la solution d'ordre deux à partir de la solution d'ordre un. Par contre, le nombre de terme augmente de façon exponentielle. Par exemple, un modèle d'ordre un comportant quatre termes comptera seize termes pour sa solution d'ordre deux (Tsang *et al.*, 2007). La résolution d'un tel modèle devient ainsi très complexe. Des méthodes numériques ont donc été proposées pour trouver une solution exacte à l'équation du transfert radiatif. La méthode du doublage de matrice (en anglais *matrix doubling*) introduite par Ulaby *et al.* (1986) est une méthode de calcul numérique efficace en présence d'un milieu présentant une épaisseur optique relativement élevée. Le volume diffusant est alors divisé

en plusieurs sous-couches de faible épaisseur optique $\Delta\tau$ pour lesquelles on évalue les matrices de diffusion \mathbf{S} et de transmission \mathbf{T} et sont exprimées par:

$$\mathbf{S}(\theta_s\phi_s, \theta_i\phi_i) = \mathbf{U}^{-1} \mathcal{P}(\theta_s\phi_s, \theta_i\phi_i) \Delta\tau \quad (2.29)$$

$$\mathbf{T}(\theta_s\phi_s, \theta_i\phi_i) = \mathbf{U}^{-1} \mathcal{P}(\theta_s\phi_s, \theta_i\phi_i) \Delta\tau \quad (2.30)$$

où θ est l'angle d'incidence, ϕ est l'angle azimutale, les indices i et s indiquent respectivement les angles incidents et diffusés. \mathbf{U} est une matrice diagonale contenant les cosinus des angles directionnels de diffusion. En doublant les matrices de phase pour chacune des sous-couches adjacentes (cf. équation 2.31), une nouvelle matrice de phase est générée pour l'ensemble du volume diffusant, qui tient compte des effets de diffusion multiple.

$$\begin{aligned} \mathbf{S} &= \mathbf{S}_1 + \mathbf{T}_1 \mathbf{S}_2 (\mathbf{I} - \mathbf{S}_1 \mathbf{S}_2)^{-1} \mathbf{T}_1 \\ \mathbf{T} &= \mathbf{T}_2 (\mathbf{I} - \mathbf{S}_1 \mathbf{S}_2)^{-1} \mathbf{T}_1 \end{aligned} \quad (2.31)$$

Les indices 1 et 2 correspondent à la première et seconde sous-couche respectivement et \mathbf{I} représente la matrice identité. Le doublage des matrices est répété jusqu'à ce que la matrice de phase totale du milieu soit générée.

Bien que les méthodes numériques permettent de modéliser les diffusions multiples à l'intérieur d'un couvert de neige, ce phénomène est généralement observé en présence de milieux ayant un albédo relativement élevé. Dans le cas d'un couvert nival, les diffusions multiples sont effectives pour des fréquences plus élevées telles que les bandes X et Ku. En présence d'albédos plus faibles, la polarisation croisée sera plutôt issue de la non-sphéricité des diffuseurs (Du *et al.*, 2010a). Tel que démontré dans la section 2.2.3, les grains de neige ne sont pas nécessairement sphériques. Par exemple, le givre de profondeur, abondant dans la toundra (Sturm *et al.*, 1995), est constitué de grains à facettes striés relativement gros (1.5 à 6 mm) et non sphériques. Les particules non sphériques sont peu utilisées dans la modélisation de la neige, car l'augmentation du nombre de paramètres (taille de chacun des axes des grains ellipsoïdaux, orientation des axes, distribution des grains) tend à compliquer l'analyse Tsang *et al.* (1981). En pratique, il est possible

Tableau 2.2 – Paramètres à considérer pour la modélisation de la neige à l'aide du modèle DMRT.

Caractéristiques du capteur	Caractéristiques du couvert nival	Caractéristiques du sol
Fréquence	Profondeur	Humidité (constante diélectrique)
Polarisation	Densité	Écart type des hauteurs
Angle d'incidence	Stratification	Longueur de corrélation
	Distribution de taille des particules	Fonction de corrélation
	Teneur en eau liquide	
	Distribution spatiale des paires de particules et leur cohésion (Ding <i>et al.</i> , 1994)	

de simplifier les calculs en effectuant certaines généralisations. C'est la méthode préconisée par Du *et al.* (2010a) qui utilise des sphéroïdes avec un paramètre fixe de rapport du grand axe avec le petit axe pour décrire la forme des particules. À ma connaissance, il s'agit du seul auteur qui introduit un paramètre de forme dans l'évaluation de l'équation du transfert radiatif pour la modélisation d'un couvert de neige.

Modélisation inverse La modélisation inverse permet de retrouver les caractéristiques du milieu observé à partir du signal RSO enregistré. Pour un sol couvert de neige, le nombre de paramètres physiques à retrouver est significatif. En plus des caractéristiques du couvert de neige telles que la taille et la forme des grains, la densité de la neige et l'épaisseur du couvert, les caractéristiques du capteur et du sol sous-jacent doivent également être prises en considération. Pour la modélisation de la rétrodiffusion à l'aide du transfert radiatif pour les milieux denses (DMRT) et du modèle de l'équation intégrale (IEM), trois séries de paramètres (Tableau 2.2) entrent en ligne de compte (Shi & Dozier, 2000b). Le nombre important de variables exigent plusieurs mesures RSO indépendantes.

Shi & Dozier (2000b,a) furent les premiers à élaborer un modèle d'inversion permettant de récupérer à la fois les paramètres de neige et du sol. Ils ont utilisé les données multipolarisation et multifréquence en bande L, C et X provenant de la plateforme AirSAR (Airborne Synthetic Aperture Radar) du Jet Propulsion Laboratory (JPL). Des valeurs de rétrodiffusion sont simulées dans les diverses fréquences en faisant varier les paramètres d'entrée du modèle de transfert radiatif. Les combinaisons de fréquences et de polarisations les plus sensibles aux paramètres recherchés ont

été sélectionnées, la diffusion de surface a été modélisée à partir de l'IEM et la diffusion du couvert de neige par le DMRT. La densité de la neige ainsi que les caractéristiques du sol sont d'abord évaluées à partir des données en bande L. La taille des grains de neige étant extrêmement petite face à longueur d'onde de la bande L (≈ 24 cm), la diffusion et l'extinction du couvert de neige sont négligeables à cette fréquence et le seul effet perceptible demeure la réfraction de l'onde lorsqu'elle pénètre le couvert. La réfraction est directement liée à la constante diélectrique de la neige. Cette dernière peut être déduite de la densité par des équations empiriques ou semi-empiriques (Mätzler, 1996). Le modèle détermine donc une relation entre les canaux copolarisés HH et VV permettant de minimiser l'influence des paramètres du sol et maximiser l'effet de l'angle d'incidence et de la longueur d'onde sur le signal. Ayant évalué les nouveaux paramètres liés à l'onde incidente (angle d'incidence et longueur d'onde), il est alors possible d'évaluer les caractéristiques de rugosité et de constante diélectrique du sol à partir de l'onde incidente réfractée (Shi & Dozier, 2000a). La profondeur du couvert de neige et la taille des grains sont des paramètres estimés à partir de données en bande C et X. Les caractéristiques du sol et la constante diélectrique de la neige évaluées à partir de la bande L sont réinjectées dans l'équation du transfert radiatif et les inconnus liés aux caractéristiques de la neige sont estimés à partir du signal copolarisé en bande C et X (Shi & Dozier, 2000b).

La principale limite de ce modèle est qu'il demande l'acquisition simultanée de données dans trois fréquences différentes (les bandes L, C et X). La seconde est que l'erreur quadratique moyenne pour les estimés des hauteurs est de 34 cm pour des couverts ayant une profondeur moyenne de 190 cm. Ceci pourrait être problématique en milieu subarctique où les hauteurs de neige sont en général assez faibles. De plus, le DMRT est résolu en utilisant des particules sphériques et aucune diffusion multiple des particules n'est considérée, ce qui limite le modèle au signal copolarisé (HH ou VV).

Plus récemment, des études menées par Du *et al.* (2010a) visaient à estimer l'importance de la polarisation croisée diffusée par un couvert de neige en bande X et Ku. Pour ce faire, l'équation du transfert radiatif était évaluée en utilisant le DMRT pour modéliser la diffusion du volume de neige et la modélisation de l'équation intégrale avancée (AIEM – (Chen *et al.*, 2003)) pour la diffusion de surface. La particularité du modèle vient de la représentation des grains de neige par des particules sphéroïdales et de l'utilisation du doublage de matrice pour estimer les diffusions multiples à l'intérieur du couvert. Leurs travaux illustrent l'influence non négligeable du couvert de neige

sur la rétrodiffusion en polarisation croisée (HV ou VH). La taille des grains relative à la longueur d'onde devient alors un paramètre déterminant, non seulement pour estimer la puissance de la rétrodiffusion en polarisation croisée, mais également pour retracer l'origine de ce signal. Lorsque les particules sont relativement grosses par rapport à la longueur d'onde, donc en présence d'un albédo élevé, le mécanisme de diffusions multiples aura tendance à dominer, tandis que la forme des grains sera un paramètre plus important en présence d'un faible albédo. Toutefois, la méthode du doublage de matrice étant très complexe et non analytique, l'inversion directe est difficilement applicable. Afin de faciliter l'inversion du modèle, Du *et al.* (2010a) ont développé un modèle paramétrique liant les résultats issus du doublage de matrice à trois termes de la solution d'ordre un de l'équation du transfert radiatif à l'aide de régressions linéaires multiples. Le modèle peut ainsi être exprimé en terme de rétrodiffusion de volume, rétrodiffusion de surface et un terme d'interaction volume-surface. Le modèle paramétrique a par la suite été utilisé pour tenter une inversion sur des données en bande X obtenues à divers angles d'incidence (Du *et al.*, 2010b). Bien que la méthode permette de récupérer l'épaisseur optique de la neige de façon efficace, il subsiste une erreur importante lors de l'évaluation de l'équivalent en eau de la neige.

Cartographie de la neige par imagerie RSO

La cartographie du couvert de neige a fait l'objet de nombreuses études étant donné son importance pour la climatologie et l'hydrologie. Tout comme la végétation, la cartographie de la neige peut être divisée entre la cartographie de l'étendue du couvert nival et celle de ses caractéristiques (profondeur, densité et équivalent en eau). Du point de vue de l'étendue du couvert nival, une majorité des recherches étaient initialement concentrées sur la cartographie de la neige humide (Piesbergen *et al.*, 1995; Adam *et al.*, 1997; Baghdadi *et al.*, 1997; Koskinen *et al.*, 1997; Nagler & Rott, 2000; Magagi & Bernier, 2003). Ceci est probablement dû au fait que les premiers satellites RSO fonctionnaient en bande C, fréquence relativement peu sensible à la neige sèche contrairement à la neige humide qui apparaît comme une surface absorbante et peu rugueuse généralement. Toutefois, l'utilisation de données multifréquences et multipolarisées (Shi & Dozier, 1997), ainsi que les données multitemporelles (Luojus *et al.*, 2007, 2009) ont démontré un potentiel pour la cartographie de la neige sèche. Plus récemment, l'utilisation de données polarimétriques tend à améliorer la précision de la cartographie de l'étendue totale du couvert nival (humide et sec) (Martini *et al.*, 2006; Park *et al.*, 2014; Muhuri *et al.*, 2017). Park *et al.* (2014) ont

utilisé des différences temporelles (automne-hiver) de paramètres issues des décompositions polarimétriques de Cloude & Pottier (1997) et Yamaguchi *et al.* (2005) pour cartographier l'étendue du couvert nival sur différents types d'occupation du sol et à différentes altitudes dans la préfecture de Niigata au Japon. Ils ont entre autres démontré que les variations d'angles d'incidence locales dues aux fortes pentes des régions montagneuses affectent moins les différences temporelles de rétrodiffusion et des paramètres issus de la décomposition de Yamaguchi *et al.* (2005), ce qui n'est pas le cas pour les paramètres issus de la décomposition de Cloude & Pottier (1997). Muhuri *et al.* (2017) ont quant à eux utilisé les paramètres de la décomposition développée par Touzi (2007) pour cartographie l'étendue du couvert nival dans l'Himalaya. En plus d'utiliser les paramètres d'entropie (H) et du mécanisme de diffusion symétrique (α_s) ils ont démontré l'utilité de la variance des paramètres d'hélicité du premier et du second diffuseur dominant (σ_{τ_1} et σ_{τ_2}) pour délimiter les zones enneigées sur des sols nus et dans des forêts conifériennes en région montagneuse.

L'estimation des paramètres physiques du couvert nival représente un défi supplémentaire étant donné le plus grand nombre d'informations nécessaires pour dériver ces données. De plus, les coefficients de rétrodiffusion issues de données monopolarisées mesurées par les satellites opérant en bande C étant peu sensibles au couvert nival, les exemples de méthodes de cartographie des paramètres de la neige utilisant ces données sont peu nombreuses. De ce fait, les premiers exemples de cartographie de l'équivalent en eau de la neige (ÉEN) consistaient plutôt en des mesures indirectes de l'effet isolant du couvert nival sur la température du sol pendant l'hiver (Bernier *et al.*, 1999b,a). L'utilisation de données interférométriques différentielles permet de palier au manque de sensibilité de la rétrodiffusion en bande C car le changement de phase induit par le couvert nival assure une plus grande sensibilité à l'ÉEN (Guneriussen *et al.*, 2001). Toutefois, la mise en application de telles méthodes à plus grande échelle est limitée par le manque de données satellitaires disponibles ainsi que la période orbitale relativement longue des satellites (ex. 24 jours pour RADARSAT-2). Ce dernier obstacle a été réduit au cours des dernières années grâce au lancement du satellite TerraSAR-X dont la période orbitale est de 11 jours (Leinss *et al.*, 2015). De plus, la longueur d'onde de la bande X étant plus courte, celle-ci est plus sensible aux grains de neige ce qui a permis de développer des nouvelles techniques de cartographie utilisant la différence de phase entre les canaux copolarisés (HH et VV) pour mesurer la profondeur du couvert de neige (Leinss *et al.*, 2014). En fait, il a été établi que les fréquences les mieux adaptées pour l'étude du couvert nival sont les bandes X et Ku ce qui a mené au développement de la

mission CoReH₂O (Rott *et al.*, 2008, 2011). Cette proposition de mission était en compétition avec d'autres propositions pour la septième mission *Earth Explorers* de l'Agence spatiale européenne (ESA), mais n'a pas été retenue.

Malgré les nombreuses recherches menées, très peu se sont attardées à la présence de végétation arbustive au sein du couvert nival. Bien que les modèles développés pour la mission CoReH₂O ont été ajustés pour tenir compte de la végétation (Macelloni *et al.*, 2010, 2014), ces études étaient surtout concentrées sur le couvert forestier en région boréale. La présence d'arbustes au sein du couvert nival a été prise en compte dans certaines études, mais les résultats varient. Dans certains cas, la présence d'arbustes ne semble pas affecter la sensibilité du signal aux caractéristiques du couvert nival (Leinss *et al.*, 2014) tandis que dans d'autres, la présence d'arbustes semble limiter cette sensibilité lorsque la fréquence est plus élevée (bande Ku) (Yueh *et al.*, 2009). Les résultats ne sont pas nécessairement contradictoires étant donné la différence de fréquence des deux capteurs, mais ils démontrent qu'une évaluation plus détaillée des effets de la végétation arbustive est nécessaire.

2.3 Conclusions

Les environnements subarctiques sont des milieux très complexes et spatialement hétérogènes. De nombreux éléments affectent le signal radar ce qui rend complexe l'interprétation de données RSO ainsi que l'extraction des caractéristiques physiques du milieu. Les choix méthodologiques présentés dans cette thèse découlent de l'information développée au sein de ce chapitre. Les modélisations détaillées dans ce chapitre seront utilisées non pas pour développer de nouveaux modèles physiques, mais plutôt pour faciliter l'interprétation du signal. En effet le développement d'un tel modèle nécessiteraient des données sur les caractéristiques physiques du milieu qui n'ont pu être acquises au cours de mes recherches, surtout au niveau des propriétés du sol ainsi que des mesures plus précises des paramètres de la végétation. De plus, un tel modèle aurait été composé d'un grand nombre de paramètres, probablement trop nombreux pour permettre une inversion à partir des données RSO satellitaires disponibles.

Ainsi, pour le premier article, les connaissances sur l'effet des propriétés du sol et de la végétation sur le signal RSO ont permis de comprendre les données RADARSAT-2 et TerraSAR-X et de

relier les fluctuations de rétrodiffusion observées dans les différentes polarisations et bandes de fréquence aux paramètres du couvert végétal. Ceci a permis de séparer la portion du signal subissant l'effet de la végétation arbustive et arborée. La compréhension de la polarimétrie RSO ainsi que des modèles de décomposition polarimétrique a, quant à elle, facilité le développement de la méthode de classification présentée dans le second article. Cette compréhension a également aidé à l'analyse des différences de performances entre les méthodes de décomposition. Finalement, la compréhension de l'interaction du couvert nival, combiné à celles des autres composantes du milieu, avec le signal RSO était essentielle pour une analyse approfondie des résultats présentés dans le troisième article portant sur l'estimation des hauteurs de neige à l'aide de données RSO. Au final, cette analyse a permis de déterminer l'effet de la végétation arbustive sur l'extraction de la profondeur du couvert nival ainsi que les limites des données RSO en bande C et X pour l'estimation des caractéristiques du couvert nival en milieu subarctique.

3 ZONE D'ÉTUDE ET DONNÉES

Ce chapitre décrit la zone d'étude, les données utilisées pour atteindre les objectifs de recherche ainsi que les prétraitements effectués sur les données RSO.

3.1 Zone d'étude

L'ensemble de la zone d'étude couvre une région d'environ 500 km^2 à proximité de la communauté d'Umiujaq au Nunavik (56,55°N, 76,55°O), sur la côte est de la Baie d'Hudson. Il s'agit d'une zone de transition entre la toundra forestière et la toundra arbustive, située à la limite septentrionale des arbres dans une région de pergélisol discontinu. La totalité des images RSO obtenues couvrent ce territoire de 500 km^2 , toutefois la majorité des mesures *in situ* ont été récoltées dans une sous région d'environ 60 km^2 plus près de la communauté et c'est cette zone qui est décrite plus en détails ci-dessous.

La géomorphologie de la région est caractérisée par une cuesta formant une pente relativement faible partant de la Baie d'Hudson et s'étendant vers l'Est sur environ 5 km pour atteindre une altitude de 330 mètres. Le front de la cuesta forme un abrupt au pied duquel on retrouve la vallée Tasiapik, orientée nord-sud et le lac Guillaume-Delisle au sud-est. Le modèle numérique d'altitude à la figure 3.1 démontre le relief de la région. Il est possible de séparer la région en deux environnements distincts, soient la région côtière à l'Ouest et la vallée Tasiapik à l'Est. La grande majorité des mesures *in situ* a été prise dans ces deux types d'environnements. La zone côtière est caractérisée par des communautés végétales typiques de la toundra, tels que des graminés, des herbacés, des arbustes prostrés, des lichens et des mousses. Les zones couvertes d'arbustes érigés sont relativement communes et composées de bouleaux nains (*Betula glandulosa* Michx.) et diverses espèces de saules (*Salix argyrocarpa* Andersson, *S. glauca* L. var. *cordifolia* (Pursh)

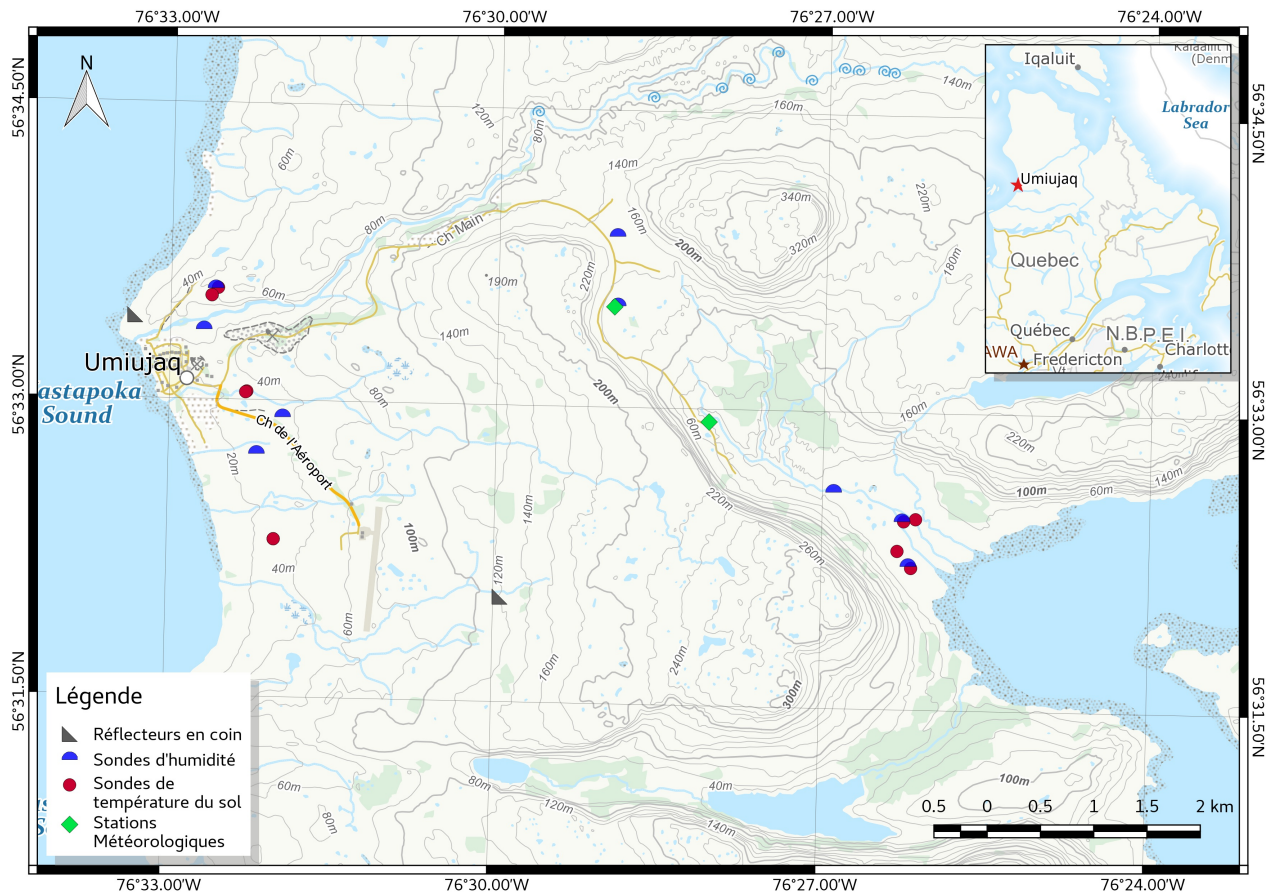


FIGURE 3.1 – Carte topographique du site d'étude et position des réflecteurs en coin, des sondes d'humidité et de température ainsi que des stations météorologiques du Centre d'études nordiques.

Dorn, *S. planifolia* Pursh, *S. vestita* Pursh). On retrouve également quelques krummholz éparses d'épinettes noires (*Picea mariana* (Mill.) BSP). La vallée Tasiapik est quant à elle dominée par une végétation de toundra arbustive majoritairement composée de bouleaux glanduleux combinés à quelques espèces de saules (surtout *Salix planifolia*), du thé du Labrador (*Rhododendron groenlandicum* (Oeder) Kron & Judd) et de l'aulne crispé (*Alnus viridis* (Chaix) DC. subsp. *crispa* (Ait.) Turill). On retrouve également des lichens et des arbustes prostrés au sommet des lithales et au nord de la vallée Tasiapik où l'altitude est plus importante et la végétation est plus exposée aux vents. Au bas de la vallée des bosquets d'épinette noire relativement importants se sont également développés.

Le type de sol le plus important dans la région est composé d'affleurements rocheux avec de minces dépôts d'altération discontinus, surtout au sommet des cuestas et sur les plateaux plus élevés à l'intérieur des terres. Aux altitudes plus faibles, le type de dépôt diffère entre la zone côtière et la vallée Tasiapik. La première est surtout caractérisée par des dépôts de sable tandis

que l'autre est surtout composée de silts et d'argiles recouverts d'une mince couche de matière organique. De nombreux milieux humides et mares thermokarstiques sont dispersés dans la vallée. La figure 3.2 présente des vues aériennes de quelques-uns des environnements rencontrés dans la région et la figure 3.3 présente des photographies prises dans la vallée Tasiapik illustrant l'hétérogénéité du couvert végétal ainsi que le type d'arbuste dominant (bouleaux glanduleux).

3.2 Données

3.2.1 Imagerie RSO

Afin d'atteindre nos objectifs de recherche, des séries d'images provenant de deux plateformes RSO satellitaires, soient RADARSAT-2 et TerraSAR-X, ont été acquises. Le capteur de RADARSAT-2 fonctionne en bande C, à une fréquence de 5,4 GHz (longueur d'onde $\lambda = 5,6$ cm) et celui de TerraSAR-X fonctionne en bande X, à une fréquence de 9,65 GHz ($\lambda = 3,1$ cm).

Au total, 27 images RADARSAT-2 ont été acquises entre mars 2010 et avril 2012 (Tableau 3.1). Ces dernières étaient en mode singulier complexe (SLC pour *single-look complex*) avec le faisceau *fine quad-pol* (FQ) pleinement polarimétrique (polarisations HH, HV, VH et VV) dont la résolution nominale est de 5,2 m \times 7,6 m (portée \times azimuth). Pour ce qui est de TerraSAR-X, 14 images ont été acquises entre mars 2011 et avril 2012 en mode singulier complexe (SSC pour *single-look slant range complex*) avec le faisceau *strip map* (SM) en polarisation double (polarisations HH et HV). La résolution nominale du faisceau SM est de 1,2 m \times 6,6 m (portée \times azimuth). Toutes les acquisitions ont été effectuées en orbite descendante (environ 6:30 heure locale) et deux angles d'incidence ont été utilisés ($\theta \approx 27^\circ$ et $\theta \approx 38^\circ$) afin de comparer l'effet de l'angle d'incidence sur la détection des diverses caractéristiques du territoire. Les choix d'orbites et d'angles d'incidences ont été faits en vue de maximiser la couverture du territoire tout en conservant une gamme d'incidences propice à mesurer la diffusion de volume de la neige (Section 2.2.3).

3.2.2 Données de terrain

Les données *in situ* récoltées sont principalement composées de mesures des caractéristiques de la végétation arbustive et du couvert nival. Des données secondaires de température et d'humidi-



FIGURE 3.2 – Photographies aériennes la zone d'étude comprenant des gros plans de cinq types de couverture du sol retrouvés dans la région: a) lichens avec arbustes épars, b) mares thermokarstiques, c) arbustes bas, d) arbustes hauts et e) conifères (épinette noire).

Tableau 3.1 – Dates d'acquisition des images RADARSAT-2 et TerraSAR-X. Les lignes où l'on retrouve des acquisitions faites par les deux capteurs correspondent à des images ayant le même angle d'incidence prises à moins de cinq jours d'intervalle.

RADARSAT-2		TerraSAR-X	
Date	Angle d'incidence (θ) et mode	Date	Angle d'incidence (θ) et mode
2010/03/22	38° (FQ18)		
2010/03/25	27° (FQ7)		
2010/04/15	38° (FQ18)		
2010/04/18	27° (FQ7)		
2010/05/09	38° (FQ18)		
2010/05/12	27° (FQ7)		
2010/10/24	38° (FQ18)		
2010/10/27	27° (FQ7)		
2010/11/17	38° (FQ18)		
2010/11/20	27° (FQ7)		
		2011/03/11	38° (SN011)
2011/03/17	38° (FQ18)	2011/03/22	38° (SN011)
2011/03/20	27° (FQ7)		
		2011/04/07	27° (SN006)
2011/04/10	38° (FQ18)	2011/04/13	38° (SN011)
2011/04/13	27° (FQ7)	2011/04/18	27° (SN006)
2011/10/19	38° (FQ18)		
2011/10/22	27° (FQ7)		
2011/11/12	38° (FQ18)	2011/11/12	38° (SN011)
2011/11/15	27° (FQ7)	2011/11/13	27° (SN006)
		2011/11/19	38° (SN011)
2011/12/06	38° (FQ18)		
2011/12/09	27° (FQ7)		
2012/03/11	38° (FQ18)		
2012/03/14	27° (FQ7)	2012/03/13	27° (SN006)
		2012/03/19	38° (SN011)
		2012/03/24	27° (SN006)
		2012/03/30	38° (SN011)
2012/04/04	38° (FQ18)		
2012/04/07	27° (FQ7)	2012/04/04	27° (SN006)
		2012/04/10	38° (SN011)

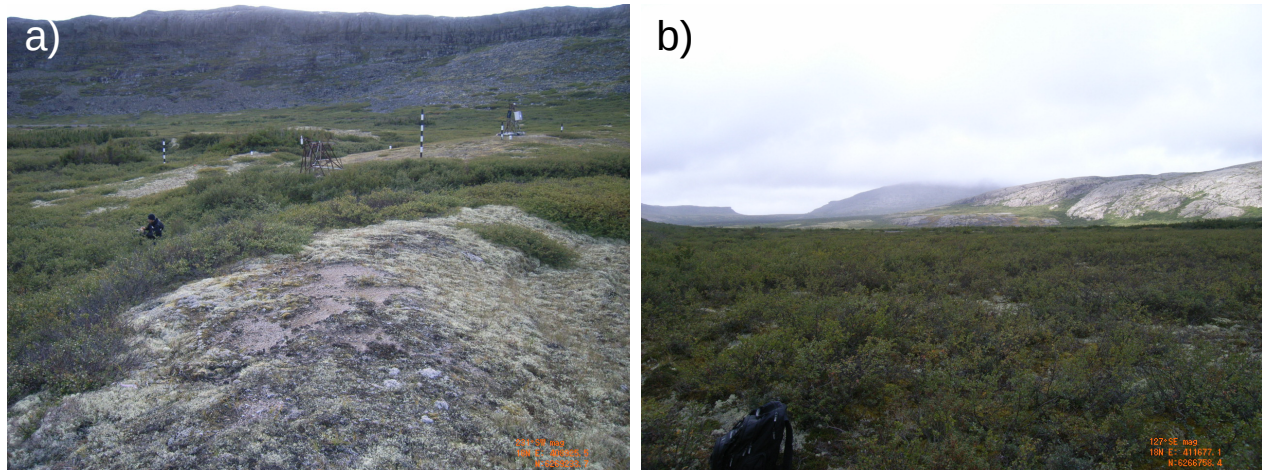


FIGURE 3.3 – Photographies prises dans la vallée Tasiapik: a) photographie prise près de la station SILA (climat en Inuktitut) située au nord-ouest de la vallée démontrant l’hétérogénéité de la végétation, b) photographie prise au sud-est de la vallée près du lac Guillaume-Delisle démontrant les étendues recouvertes de bouleaux glanduleux dominants dans cette portion du territoire. Photos: Chaima Touati, août 2014.

Tableau 3.2 – Classes utilisées pour échantillonner la hauteur (m) et couverture (%) de la végétation arbustive lors de la campagne de mesures terrain menée à l’été 2009.

Classes	0	1	2	3	4	5	6	7
Hauteur (m)	0	0 - 0.25	0.25 - 0.50	0.50 - 1	1 - 1.5	1.5 - 2.5	2.5 - 5	>5
Couverture (%)	0	0 - 5	5 - 15	15 - 25	25 - 50	50 - 75	75 - 90	90 - 100

dité du sol ont également été acquises sur quelques sites. Ces différentes données seront décrites ci-dessous.

Les données de végétation sont issues d’une campagne de mesures de terrain effectuée au cours de l’été 2009. La campagne menée par l’équipe du professeur Esther Lévesque de l’Université du Québec à Trois-Rivières, avait pour objectif de caractériser la végétation arbustive sur 238 parcelles (Figure 3.4). Les parcelles circulaires de 10 mètres de diamètre couvraient divers types d’environnements afin de représenter la diversité écosystémique du milieu. Les hauteurs et pourcentages de couverture occupés par chacune des espèces végétales présentes sur les parcelles ont été recueillis, puis classifiés en huit classes de hauteur et huit classes de recouvrement (Tableau 3.2). Les caractéristiques physiques du milieu dont le type de substrat, le régime hydrique, la position topographique et le type d’habitat ont également été notées.

La base de données résultant de cette campagne de mesures comprend un nombre important d’informations pour chaque site d’échantillonnage, dont parfois jusqu’à trois mesures de hauteur pour chaque espèce arbustive sur le site. La prise de plusieurs mesures de hauteur pour une

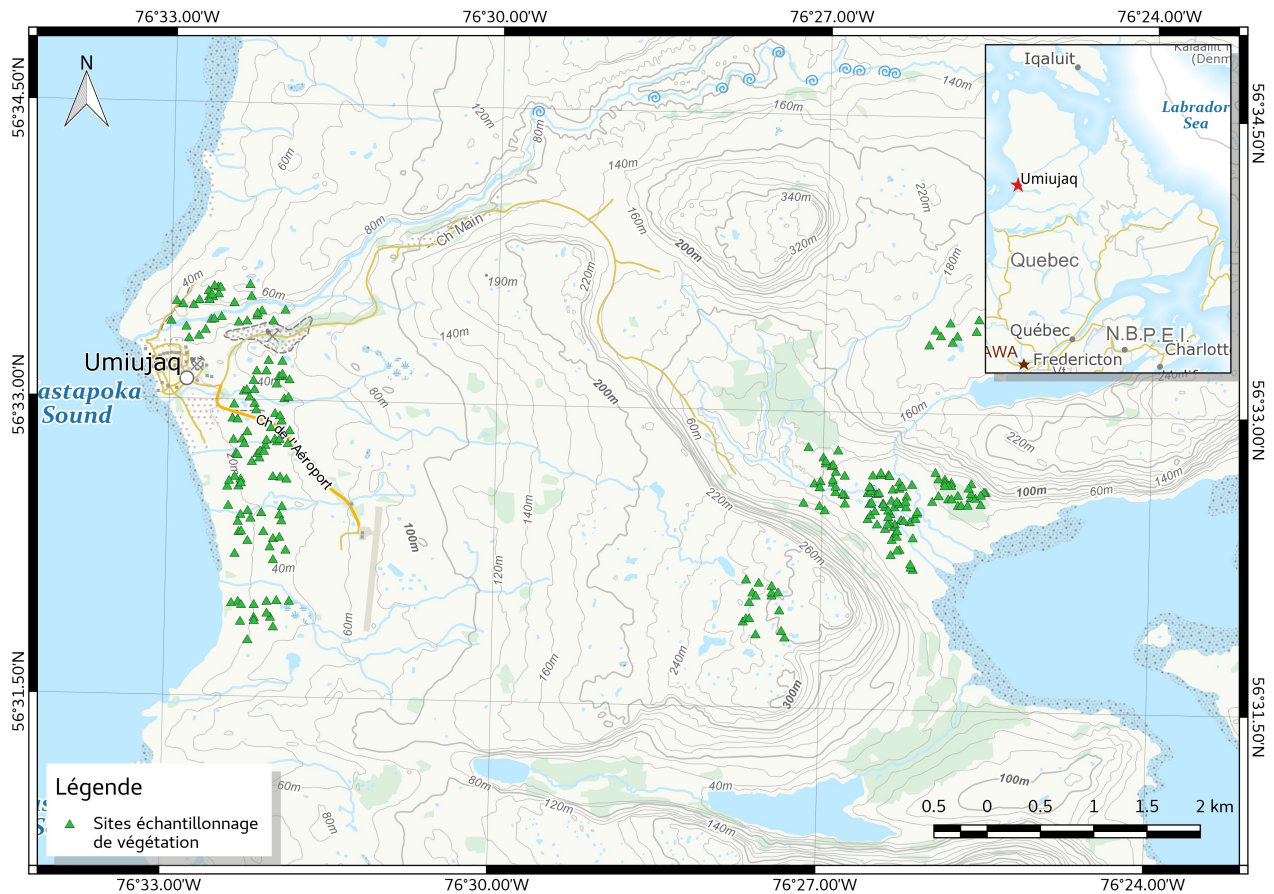


FIGURE 3.4 – Carte des sites d'échantillonnage de végétation.

espèce signifie que celle-ci présente plusieurs strates de hauteur sur la parcelle. Afin de minimiser le nombre de paramètres décrivant les hauteurs d'arbustes au sein d'une parcelle, une agrégation des valeurs a été effectuée. Une valeur de hauteur moyenne pondérée a été extraite de chaque parcelle en multipliant la hauteur de chaque espèce présente par la valeur de pourcentage de couverture de l'espèce en question. Étant donné qu'il s'agit de classes de hauteur et de couverture représentant un intervalle de valeur, la valeur médiane de la classe a été utilisée comme valeur pour chaque classe. L'histogramme des hauteurs moyennes pondérées est présenté à la Figure 3.5. Il est aussi à noter que les intervalles sont différents d'une classe à l'autre, pour les hauteurs les intervalles sont plus grands pour les classes de végétation plus élevées tandis que les intervalles de pourcentage de couverture sont plus importants pour les classes médianes (classes 4 et 5). Il en résulte donc une approximation relativement grossière des hauteurs moyennes de végétation au sein de chaque parcelle et en général les sites affichant des hauteurs de végétation plus élevées auront une erreur plus importante.

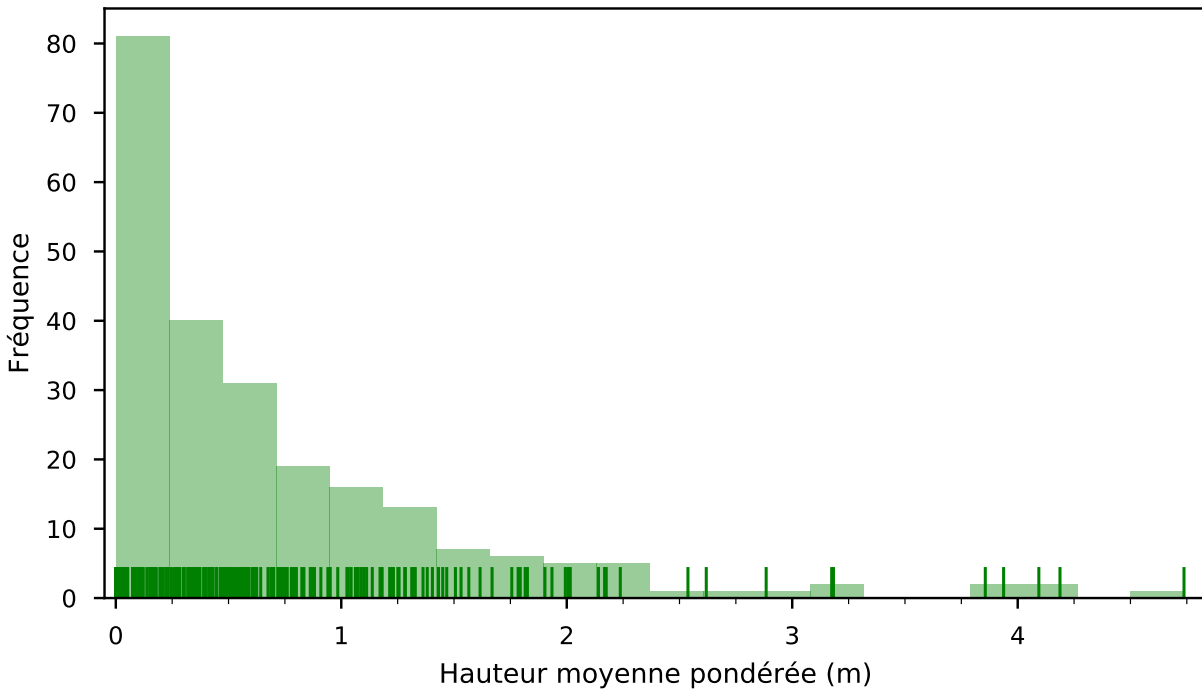


FIGURE 3.5 – Histogramme des hauteurs moyennes pondérées estimées pour chaque site d'échantillonnage de la végétation.

Les campagnes de terrain hivernales ont été effectuées au cours des hivers 2010, 2011 et 2012 afin de caractériser le couvert de neige. Deux séries de données ont été acquises par hiver, en mars et au début mai pour l'hiver 2010 et en mars et avril pour les hivers 2011 et 2012. L'objectif était de recueillir des données lorsque l'épaisseur du couvert nival est à son maximum juste avant le début de la fonte printanière. Toutefois, il a été constaté en mai 2010 que le couvert était pratiquement complètement fondu dès le début du mois, c'est pourquoi les campagnes subséquentes ont été menées en avril. Des données ponctuelles d'épaisseur, de densité et d'équivalent en eau (ÉEN) ont été récoltées à différents sites sur le territoire. Le positionnement de ces sites d'échantillonnage a été choisi afin de concorder le plus possible avec les sites d'échantillonnage de végétation de l'été 2009 (Figure 3.6). Des tranchées ont également été creusées sur certains sites représentatifs des divers environnements retrouvés dans la zone d'étude afin de déterminer un profil de densité, taille et type de grains et conductivité thermique de la neige et ainsi mieux comprendre l'évolution du couvert nival au cours de l'hiver et comprendre les interactions du signal radar avec les différentes couches du couvert. Le nombre de sites d'échantillonnage visités pour chaque campagne est présenté dans le tableau 3.3. Il est important de noter que seulement 17 des 54 sites d'échantillonnage visités en mai 2010 étaient couverts de neige.

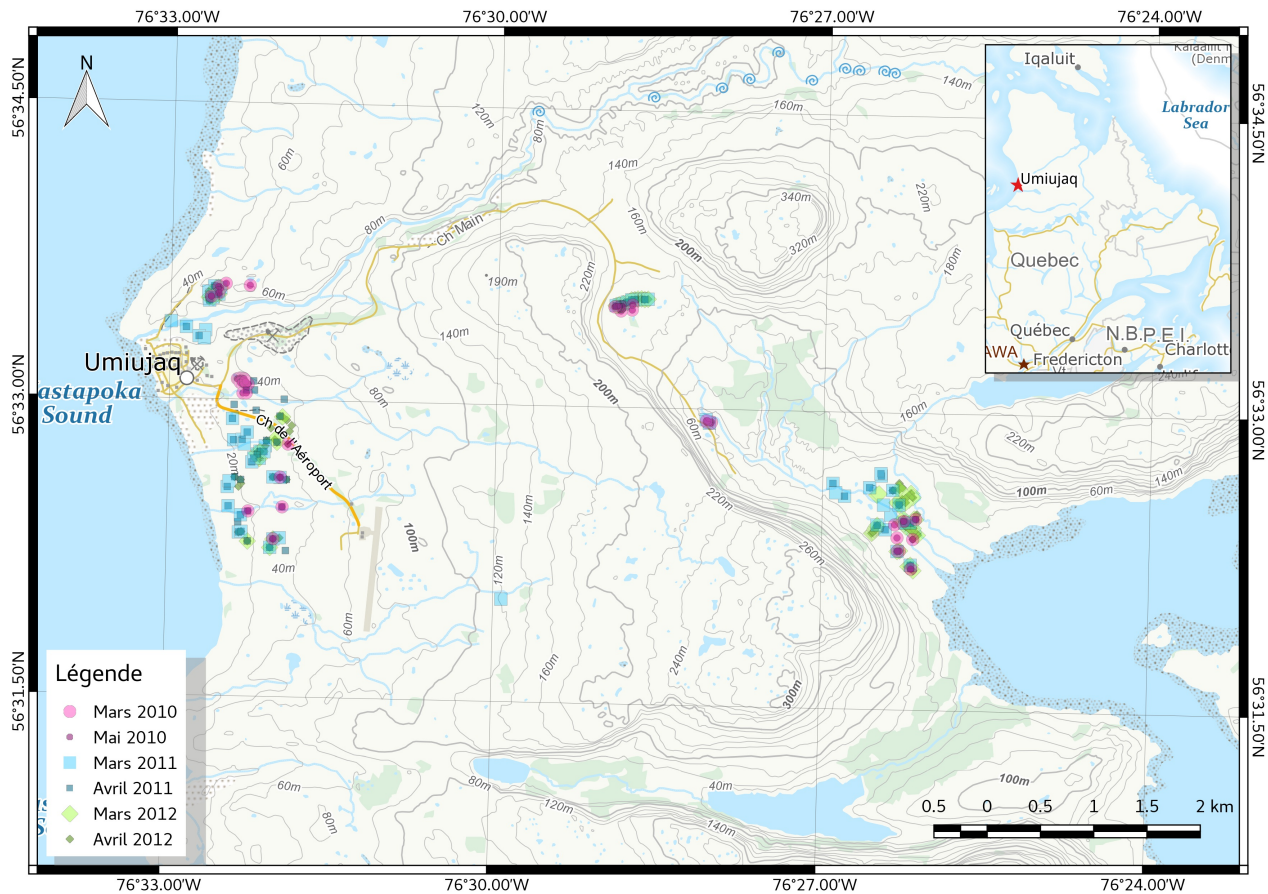


FIGURE 3.6 – Carte des sites d'échantillonnage de neige.

Tableau 3.3 – Nombre de sites d'échantillonnage de neige par campagne

Campagne	Dates	Nombre de sites d'ÉEN	Nombre de profils
Mars 2010	21 au 24 mars	58	2
Mai 2010	9 au 10 mai	54	0
Mars 2011	16 au 19 mars	64	4
Avril 2011	7 au 11 avril	66	2
Mars 2012	13 au 20 mars	65	8
Avril 2012	1 au 4 avril	85	3

Les mesures d'ÉEN ont été récoltées à l'aide d'un carottier d'échantillonnage de neige de type *Standard Metric 3600 Federal Snow Sampling Tube*. Pour chaque site, trois mesures ont été récoltées en formant un triangle de 1 m de côtés afin de capter la variabilité du couvert nival sur le site. La moyenne des trois mesures est utilisée pour représenter la valeur d'équivalent en eau du site. Des mesures supplémentaires d'épaisseur de neige ont été récoltées en mars 2012 à

l'aide d'une tige graduée. La tige graduée permettait de faire des mesures rapides de l'épaisseur de la neige entre les sites d'échantillonnage d'ÉEN à tous les 3 à 5 mètres, permettant ainsi une meilleure couverture spatiale. Cette méthode a permis de récolter 778 mesures supplémentaires de la profondeur du couvert nival.

Les mesures de température et d'humidité du sol ont été compilées pour certains sites qui étaient jugés représentatifs des divers environnements étudiés dans la région (voir Figure 3.1). Ces données étaient recueillies dans le cadre de différents projets de recherche effectués dans la région (mission SMAP de la NASA dont la validation des produits sur le territoire canadien est supportée par l'ASC) et n'étaient donc pas spécifiquement conçus pour les objectifs de cette thèse. Les données de température servaient à comparer les variations de température au cours de l'hiver entre des sites recouverts de végétation arbustive et des sites peu ou pas végétalisés. Les mesures d'humidité étaient quant à elles nécessaires pour la calibration et validation de mesures d'humidité du sol à l'aide de capteurs micro-ondes passives et actives. Les capteurs de température de type HOBO® *12-Bit Temperature Smart Sensors* ont été installés sur 9 sites différents à 5 cm de profondeur dans le sol. Les capteurs d'humidité de type HOBO® *Soil Moisture Smart Sensors* étaient installés à 5 cm, 10 cm et 15 cm de profondeur dans le sol. Les données utilisées au cours de cette thèse ont été enregistrées entre août 2011 et août 2012.

3.2.3 Données géospatiales complémentaires

Certaines données géospatiales étaient essentielles pour compléter les traitements de géo-correction des images RSO et l'évaluation des classifications. Pour les corrections géométriques, un modèle numérique d'altitude (MNA) est nécessaire pour convertir les données radar de la distance-temps en distance au sol. Le MNA provenant de la mission *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM) à 30 mètres de résolution a été utilisé. L'erreur absolue sur le positionnement est évaluée à environ 12,6 mètres, l'erreur absolue sur l'altitude est évaluée à 9,0 mètres, tandis que l'erreur relative est estimée à 7 mètres. Cette précision s'est avérée suffisante pour les corrections géométriques effectuées. Des données de plus haute précision et à plus haute résolution provenant d'un capteur LiDAR étaient disponibles pour une portion du site d'études, mais n'apportaient pas d'amélioration substantielle aux opérations de correction géométrique.

Dans le cas des classifications, de l'imagerie satellitaire à très haute résolution a servi à la fois pour définir les sites d'entraînement nécessaires à l'algorithme de classification ainsi que pour la validation des résultats de la classification. Les données satellitaires à très haute résolution sont des images optiques multispectrales du capteur GeoEye-1 qui ont été acquises au cours de l'été 2009 au-dessus de la zone d'étude. Ces images ont une résolution de 1,65 mètre et couvrent quatre bandes spectrales: le bleu (450-510 nm), le vert (510-580 nm), le rouge (655-690 nm) et le proche infrarouge (780-920 nm).

3.3 Prétraitements d'images RSO

Les images radar en mode complexe contiennent la totalité de l'information d'amplitude et de phase du signal radar. Cependant, afin d'interpréter et comparer les informations provenant de différentes images, il est nécessaire d'effectuer certains traitements sur les données brutes. Les aspects généraux de ces traitements ainsi que les logiciels utilisés sont décrits ci-dessous.

Le logiciel PolSARpro (<https://earth.esa.int/web/polsarpro>) a d'abord été utilisé pour extraire les données en mode singulier complexe. La première étape consiste à prendre les données brutes sous forme de matrices de diffusion \mathbf{S} et de les transformer en matrice de covariance \mathbf{C} . La phase absolue de chaque canal de polarisation n'est généralement pas corrélée spatialement, ce qui ne permet aucune transformation spatiale comme les corrections géométriques, ni de moyennage spatial tel que nécessaire pour obtenir les matrices de covariance \mathbf{C} ou de cohérence \mathbf{T} . La phase relative, ou différence de phase entre chaque polarisation est quant à elle corrélée spatialement et permet donc d'effectuer les transformations nécessaires (Lee & Pottier, 2009). Ainsi, la matrice de diffusion complexe \mathbf{S} de 2×2 des données RADARSAT-2 est transformée en matrice de covariance \mathbf{C} de 3×3 et la matrice de diffusion de 1×2 de TerraSAR-X est transformée en matrice de covariance de 2×2 prenant la forme:

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} \langle S_{hh} S_{hh}^* \rangle & \sqrt{2} \langle S_{hh} S_{hv}^* \rangle \\ \sqrt{2} \langle S_{hv} S_{hh}^* \rangle & 2 \langle S_{hv} S_{hv}^* \rangle \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

Le moyennage spatial des matrices de covariance est effectué en deux étapes, soit un premier traitement de multivisée de 2 pixels en azimuth suivi du filtre de chatoiement. Le traitement de multivisée est effectué lors de l'extraction de la matrice de covariance et permet d'obtenir des pixels ayant des dimensions semblables en portée et en azimuth ce qui génère de meilleurs résultats lors des opérations de correction géométrique. Le filtre de chatoiement utilisé est le filtre sigma amélioré (*Improved Sigma Speckle Filter* (Lee *et al.*, 2009)), il a été appliqué avec une fenêtre de 5×5 ce qui porte le nombre total de vues pour chaque pixel à 50 avant les corrections géométriques.

Les corrections géométriques ont été effectuées à l'aide du logiciel MapReady distribué par Alaska Satellite Facility (<https://www.asf.alaska.edu/data-tools/mapready>). La transformation utilise le MNA pour générer une image RSO simulée, tenant compte des caractéristiques d'acquisition du capteur utilisé, qui est ensuite utilisée pour caler l'image RSO originale qui a été convertie du mode distance-temps au mode distance au sol. Cette méthode n'utilise aucun point de contrôle et la précision obtenue était généralement inférieure à la taille d'un pixel ($\approx 4 - 5$ m). Au cours de la transformation, les images RADARSAT-2 ont été rééchantillonnées à 9 m et les images TerraSAR-X à 6 m, ce qui correspond à la résolution nominale moyenne de chacun des types d'images. Il est à noter que les corrections géométriques peuvent conduire à certaines distorsions des paramètres polarimétriques (Toutin *et al.*, 2013). Ces distorsions sont généralement négligeables en terrain plat, ce qui est le cas pour la grande majorité des sites *in situ* considérés dans les présents travaux. Afin de réduire les temps de traitement liés aux corrections géométriques, celles-ci ont donc été appliquées avant l'extraction des paramètres polarimétriques.

Suite aux corrections géométriques, les images sont réimportées dans le logiciel PolSARpro afin de compléter les traitements polarimétriques permettant d'extraire les paramètres des diverses décompositions polarimétriques. Entre autres, les matrices de cohérences ont été extraites pour chaque image, ainsi que les paramètres des décompositions de Yamaguchi (Yamaguchi *et al.*, 2005), van Zyl, Arie et Kim (Van Zyl *et al.*, 2011; Arie *et al.*, 2011) et Cloude et Pottier (Cloude & Pottier, 1997). Il est également à noter que les valeurs de rétrodiffusion pour chacune des polarisations sont obtenues à partir des éléments de la diagonale de la matrice de covariance ($C_{11} = \sigma_{HH}^0$, $C_{22} = \sigma_{HV}^0$, $C_{33} = \sigma_{VV}^0$) étant donnée l'équivalence suivante entre S_{pq} et σ_{pq}^0 (Ulaby *et al.*, 2014):

$$\sigma_{pq}^0 = \frac{4\pi}{A} \langle |S_{pq}|^2 \rangle \quad (3.2)$$

où A représente l'aire au sol de la cellule de résolution. Cette étape de normalisation est effectuée lors de l'extraction initiale de la matrice de covariance en appliquant les valeurs d'une table de conversion (en anglais *Look-up table* ou LUT) fournie avec l'image originale.

4 SYNTHÈSE DES ANALYSES ET DES RÉSULTATS OBTENUS POUR CHACUN DES OBJECTIFS DE LA RECHERCHE

Les principales contributions scientifiques de ma recherche doctorale sont présentées sous forme de trois articles scientifiques rédigés en anglais dont les deux premiers ont été publiés en 2015 et 2016 respectivement. Ces articles se retrouvent dans la seconde partie de la thèse. Ce chapitre résume les analyses faites, les résultats obtenus et les conclusions pour chacun des trois principaux objectifs de la recherche doctorale lesquels correspondent aux trois articles. Le lecteur retrouvera la présentation détaillée des méthodes, des résultats, leur discussion ainsi que toutes les figures et tableaux dans les trois articles formant la seconde partie. Les conclusions globales de la recherche seront présentées au chapitre 5.

4.1 Étude de l'effet de la hauteur de la végétation arbustive sur la rétrodiffusion RSO

L'objectif était tout d'abord de mesurer l'effet de la végétation arbustive retrouvée en milieu subarctique sur la rétrodiffusion RSO afin d'améliorer l'évaluation des caractéristiques du couvert nival. En effet, les premiers traitements des images RSO, tels que publiés dans les comptes rendus des conférences PolinSAR 2011 et IGARSS 2012 (Duguay & Bernier, 2011a, 2012), ont démontré que les arbustes ont un effet significatif sur le signal radar, même en hiver en présence de neige. L'originalité de cette étude est que l'effet du couvert arbustif sur l'imagerie RSO a été très peu étudié et les seules publications en ce sens portaient surtout sur les arbustes en milieu aride ou semi-aride (Musick *et al.*, 1998; Svoray *et al.*, 2001; Patel *et al.*, 2006; Monsivais-Huerta *et al.*, 2008). L'intérêt de cette étude dépasse toutefois le simple cadre de l'estimation du couvert nival car il montre l'intérêt d'utiliser les données satellitaires radar pour l'étude de la végétation arbus-

tive en milieu arctique et subarctique dans le cadre de l'expansion de la strate arbustive dans ces régions. Bien que plusieurs études se soient penchées sur le sujet, la majorité utilise des données *in situ* parfois associées à de l'imagerie aéroportée dans le spectre visible et proche infrarouge pour effectuer de tels suivis. Or, ces méthodes ont certaines limites inhérentes, les mesures terrain, bien que précises, sont souvent coûteuses et ne permettent pas de couvrir un large territoire, tandis que l'analyse d'images aéroportées ou satellitaires dans le domaine du visible rendent difficile l'évaluation de la structure verticale des arbustes et est sujette aux intempéries. L'imagerie satellitaire RSO peut apporter une information intéressante sur la structure verticale du couvert arbustif de par sa capacité à pénétrer le couvert, en plus de ne pas être affecté par la nébulosité et l'éclairage de la cible observée. Le premier article de cette thèse (Duguay *et al.*, 2015) présente une analyse de l'effet de la végétation arbustive, en particulier le pourcentage de couverture des arbustes et leur hauteur moyenne, sur le signal radar en bande C et X.

Des données RADARSAT-2 et TerraSAR-X ont été comparées aux mesures de végétation *in situ* acquises à l'été 2009 (décrites au chapitre 3) afin de vérifier la sensibilité des deux bandes (C et X) à la végétation arbustive. Les images radar utilisées ont été acquises en novembre et décembre 2011 et mars 2012, soit à la fin de l'automne avant les premières neiges, au début de l'hiver lorsque le gèle du sol commence à s'installer et vers la fin de l'hiver lorsque le couvert nival est généralement à son maximum avant la fonte printanière. Ceci permet de voir l'effet de la saisonnalité sur le signal radar donnant ainsi une meilleure idée de l'effet du couvert nival et du gèle du sol. De plus, les deux angles d'incidences disponibles ($\theta \approx 27^\circ$ et $\theta \approx 38^\circ$) ont également été analysées. Ainsi, plusieurs cas de figure ont pu être examinés afin de mieux observer l'effet des différents mécanismes de rétrodiffusion entrant en ligne de compte dans un environnement aussi complexe tel que décrit au chapitre 3. Pour cette analyse, seules les valeurs de rétrodiffusion (σ^0) des différentes polarisations ont été évaluées ($\sigma_{HH}^0, \sigma_{HV}^0$ et σ_{VV}^0) étant donné que des données polarimétriques n'étaient pas disponibles en bande X (Tableau 3.1).

Les données RSO ont d'abord été comparées aux pourcentages de couverture de la végétation arbustive. Les mesures de couverture arbustive étant des données catégoriques, une analyse qualitative a été effectuée en comparant les moyennes et écarts types des valeurs de rétrodiffusion pour chacune des classes de pourcentage de couverture et ainsi voir s'il y avait des variations significatives d'une classe à l'autre. Les données de rétrodiffusion ont ensuite été comparées aux hauteurs moyennes pondérées, c'est à dire les hauteurs moyennes de chaque espèce d'arbustes

recensée sur un site, pondérée par le pourcentage de couverture occupée par cette espèce. La relation entre la rétrodiffusion et la hauteur pondérée (figures 1.8 et 1.9 de l'article 1) démontrait des similitudes avec le même genre de relation établie par Ulaby *et al.* (2014) entre l'indice de surface foliaire (LAI pour *Leaf Area Index*) et σ^0 . Il a donc été décidé de tester ce modèle exprimé par l'équation:

$$\sigma_{fpq\theta}^0(h) = A_1(1 - e^{-h/b}) + A_2e^{-h/b} \quad (4.1)$$

où $\sigma_{fpq\theta}^0(h)$ est le coefficient de rétrodiffusion (en décibels) à la fréquence f , à la polarisation pq et à l'angle d'incidence θ pour une hauteur donnée h . Les variables A_1 , A_2 et b sont des constantes qui varient avec la fréquence, l'angle d'incidence et la polarisation. A_1 est lié au niveau de saturation de σ^0 , où l'influence de la hauteur de la végétation sur le signal devient négligeable. La valeur de A_2 est l'ordonnée à l'origine de l'équation et peut être reliée à l'effet du sol sur la valeur de σ^0 totale. La variable b est liée à la portée pour laquelle il est possible d'observer une variation significative de σ^0 en fonction de la hauteur moyenne de la végétation. La valeur de la portée réelle se situe à $\approx 3b$.

L'hypothèse principale était que la fréquence plus élevée de TerraSAR-X diminue sa pénétration dans les branchages des arbustes et devrait donc être plus sensible à ces derniers, tandis que la fréquence plus faible de RADARSAT-2 permet une meilleure pénétration du couvert arbustif, apportant ainsi une information supplémentaire sur l'état du sol sous-jacent. L'effet de la neige devrait également être plus important en bande X qu'en bande C étant donnée que la taille des grains est relativement plus importante par rapport à la longueur d'onde (voir Section 2.2.3). D'autre part, les données acquises à des angles d'incidences plus faibles devraient être moins affectées par le couvert arbustif et la neige comparativement à celles acquises à des angles plus élevés étant donné que la diffusion de volume est généralement moins importante en présence d'angles d'incidences plus faibles Ulaby *et al.* (2014); Dedieu *et al.* (2012).

Les premiers résultats comparant le pourcentage de couverture arbustive aux valeurs de rétrodiffusion démontrent une nette augmentation du signal en fonction de la couverture arbustive entre 0% et 20 %. Au delà de 20% de couverture, le signal semble saturer et devient moins sensible aux variations de densité du couvert. Cet effet est visible pour toutes les combinaisons de paramètres d'acquisition, seulement son amplitude varie. En général, il est possible d'observer une plus grande sensibilité des données en bande C, en particulier avec la polarisation croisée

(HV) et de forts angles d'incidences ($\theta = 38^\circ$). Il y a peu de différences entre les dates d'acquisition, mais les données acquises en novembre sont légèrement plus sensibles aux changements de couverture. Pour ce qui est de la relation entre la hauteur moyenne pondérée des arbustes et les coefficients de rétrodiffusion, les meilleurs résultats sont encore une fois obtenus avec les données en bande C à incidence élevée en utilisant la polarisation croisée. Cette dernière démontre une sensibilité maximale de 7 dB en novembre, mais la portée est relativement courte ($3b = 20\text{cm}$) ce qui signifie qu'elle sature assez rapidement. Toutefois, pour les données de décembre la sensibilité est légèrement plus faible (5.9 dB), mais la portée est d'environ 80 cm. Les données en bande X ont une sensibilité plus faible variant entre 3.1 dB et 4.5 dB et les coefficients de détermination de la relation sont plus faibles que ceux observés en bande C. Un fait intéressant est la sensibilité et la force de la relation entre hauteur et rétrodiffusion demeure relativement importante pour les données de mars lorsque la neige recouvre la végétation et que cette dernière est gelée. Toutefois, les valeurs de rétrodiffusion diminuent en bande C, mais augmentent en bande X. Il semble donc que la bande C est plus sensible au signal provenant du sol, qui gèle pendant l'hiver et donc présente des rétrodiffusions plus faibles. Par contre, la bande X serait plus sensible à la diffusion de volume provenant de la neige et peu influencée par le sol sous-jacent, ce qui implique que la végétation et la neige interceptent la majorité du signal. Ceci expliquerait également la plus faible sensibilité du signal à la hauteur de végétation observée.

En conclusion, les données RSO représentent un outil intéressant pour le suivi non seulement de l'étendue de la végétation arbustive, mais également de sa croissance verticale. Ceci pourrait constituer un outil intéressant dans le contexte de l'expansion de la strate arbustive dans les milieux arctiques et subarctiques. L'utilisation de données en bande C semble toutefois mieux adaptée à ce suivi car les rétrodiffusions en bande X saturent plus rapidement avec la hauteur des arbustes et le signal perd de la sensibilité aux variations de hauteur. Une autre conclusion intéressante découlant des travaux publiés dans ce premier article (Duguay *et al.*, 2015) est le fait que la rétrodiffusion demeure sensible à la végétation même en présence d'un couvert de neige recouvrant les arbustes pendant l'hiver et que la relation avec la hauteur de la végétation est très peu affectée par le couvert nival. Ceci démontre l'importance de tenir compte de l'effet de la végétation sur le signal lors de l'estimation des caractéristiques du couvert nival.

4.2 Classification des environnements subarctiques à l'aide de données RSO

Le second objectif de cette recherche doctorale est de classifier et cartographier les types de couvert du sol retrouvés en milieux subarctiques à l'aide de données RSO. Un intérêt particulier est évidemment porté sur la végétation arbustive afin de voir s'il est possible de bien distinguer les différentes classes de hauteur de végétation ce qui pourrait aider à mieux comprendre les patrons de distribution du couvert nival. Bien que des études précédentes aient réussi à cartographier ces types d'environnements à l'aide d'imagerie dans le spectre visible (Provencher-Nolet *et al.*, 2014), l'imagerie RSO présente certains avantages dont la possibilité d'obtenir des données peu importe les conditions météorologiques et d'éclairement. Un objectif secondaire de l'article est également de tester les différentes méthodes de décomposition polarimétriques largement utilisées afin de déterminer si certaines d'entre elles sont mieux adaptées à la cartographie de milieux aussi complexes. En effet, les méthodes de décomposition ont été utilisées à plusieurs reprises pour la classification de l'occupation du sol afin de distinguer les milieux urbains des milieux agricoles ou forestiers par exemple. Toutefois, très peu d'exemples existent pour la cartographie de milieux naturels où les distinctions entre les différentes classes peuvent être moins évidentes. Le second article (Duguay *et al.*, 2016) est donc consacré à la classification des environnements subarctiques à l'aide de données satellitaires polarimétriques.

Afin de procéder à ces analyses, deux types de décompositions polarimétriques ont été appliquées sur les images RADARSAT-2, soient une décomposition fondée sur un modèle de diffusion (Yamaguchi *et al.*, 2005) et une décomposition fondée sur les vecteurs propres de la matrice de cohérence (Cloude & Pottier, 1996, 1997). En plus des paramètres des décompositions polarimétriques, les éléments de la matrice de cohérence ont été utilisés comme variables d'entrée pour l'algorithme de classification afin de vérifier l'efficacité des décompositions. Les éléments hors de la diagonale de la matrice de cohérence sont des nombres complexes qui ont dû être adaptés pour la classification SVM. Des tests ont été effectués en conservant la forme quadratique, avec une image pour la partie réelle et une pour la partie imaginaire, puis en exprimant le nombre complexe sous forme d'amplitude et de phase. La forme quadratique a engendré des classifications ayant des précisions globales plus élevées et a donc été conservée pour la suite des analyses. Une série de dix images polarimétriques RADARSAT-2 acquises entre octobre 2011 et avril 2012 utilisant

deux angles d'incidence (27° et 38°) ont été utilisées pour effectuer les classifications. L'algorithme de classification utilisé est une méthode supervisée de type Machine à vecteurs de support (SVM pour *Support Vector Machine* en anglais). Il s'agit d'une méthode non-paramétrique, c'est à dire que la distribution des paramètres d'entrée n'affecte pas le résultat de la classification. L'algorithme permet également d'ajuster les données en appliquant des fonctions de noyau afin d'assurer une séparabilité linéaire entre les classes. Grâce à ces particularités la classification SVM est bien adaptée aux données RSO et a démontré son efficacité pour la classification de données polarimétriques (Fukuda & Hirose, 2001; Lardeux *et al.*, 2009; Zhang *et al.*, 2010). Au total, neuf classes, inspirées du projet « Observation de la Terre pour le développement durable des forêts » (OTDD) (Wulder & Nelson, 2003), ont été choisies: étendues d'eau, affleurements rocheux, sols nus, arbustes hauts, arbustes bas, arbustes épars, forêts conifériennes ouvertes, milieux humides avec arbustes, milieux humides avec végétation basse.

Les classifications ont été effectuées sur chaque image RADARSAT-2 prise individuellement en séparant les paramètres polarimétriques en trois groupes, un groupe pour chacun des deux modèles de décomposition et un groupe pour la matrice $[T]$. Les premiers résultats ont d'abord démontré que les classifications utilisant les éléments de la matrice de cohérence conduisent à des classifications de plus grande précision par rapport à celles utilisant les paramètres des décompositions. En effet, on observe des précisions globales de près de 75% pour les classifications utilisant les paramètres de la matrice $[T]$ extraites des images d'octobre 2011 tandis que les paramètres extraits de la décomposition fondée sur les modèles de diffusion atteignent des précisions de 67% et ceux extraits de la décomposition fondée sur les vecteurs propres atteignent seulement 65% de précision. Il semble donc que les décompositions polarimétriques n'apportent pas d'avantages concrets pour ce qui est des classifications en milieu naturel et qu'en fait l'algorithme de classification SVM permet d'exploiter plus efficacement l'information polarimétrique contenue dans la matrice de cohérence. Toutefois, des confusions notables sont observées entre les classes de milieux humides avec arbustes et les classes d'arbustes sur sol drainé. Il a donc été décidé de tester la combinaison d'images multiples afin d'améliorer la séparabilité de ces classes. Les images RADARSAT-2 ont donc été combinées par paires, soit de deux images avec des angles d'incidence différentes acquises à des dates similaires ou des paires d'images acquises à des incidences égales mais à des dates différentes. Cette méthode a permis d'améliorer la précision des classifications de façon significative. En combinant les deux images d'octobre à des incidences

différentes la précision globale de la classification est augmentée à 89% et en utilisant une image d'octobre combinée à une image d'avril avec $\theta = 27^\circ$ la précision atteint 90%. Cette augmentation significative de 15 points de pourcentage peut être attribuée à une diminution de la confusion entre les différentes classes de végétation arbustives ainsi que la classe de milieux humides avec arbustes. En effet, la combinaison d'angle d'incidence différentes affecte le rapport entre diffusion de volume et la diffusion de surface provenant des zones arbustives. Un angle d'incidence plus faible sera moins affecté par la diffusion de volume qu'un angle d'incidence plus élevé et la combinaison des deux permet une meilleure séparabilité des classes arbustives. De même, il a été démontré dans l'article précédent (Duguay *et al.*, 2015) que l'effet de la végétation arbustive sur le signal RSO est plus faible pendant l'hiver. Ainsi, le contraste apporté par la combinaison d'images d'automne et d'hiver permet une meilleure séparabilité des différentes classes de végétation. De plus, les zones humides auront une plus grande variation de constante diélectrique au niveau du sol dû au gel, ce qui apporte un contraste supplémentaire entre les classes de milieux humides et les autres milieux.

Les résultats de ce second article illustrent les capacités de l'imagerie RSO polarimétrique pour la cartographie des environnements subarctiques. Les précisions de classification obtenues sont comparables à d'autres classifications effectuées dans la région à partir d'imagerie à très haute résolution dans le spectre visible (Provencher-Nolet *et al.*, 2014). Il s'agit donc d'une avenue intéressante pour le suivi de ces régions, en particulier dans le contexte de l'expansion de la végétation arbustive. Toutefois, afin d'obtenir des résultats optimaux, il est nécessaire d'utiliser au moins deux images polarimétriques acquises à des angles d'incidence différents ou à des dates différentes. Une seconde contribution de cet article a été de démontrer que les décompositions polarimétriques n'apportent pas d'avantages substantiels pour la classification de tels milieux. L'algorithme de classification SVM permet d'utiliser l'information polarimétrique complète comprise dans la matrice de cohérence et les informations comprises dans les paramètres issus des décompositions polarimétriques ne permettent pas bien représenter les distinctions, parfois faibles, entre les différentes classes.

4.3 Mesure de la neige en milieux subarctiques à l'aide de données RSO

Le troisième objectif de cette recherche doctorale vise l'estimation par un modèle empirique des caractéristiques du couvert nival en milieu subarctique à l'aide de données RSO. La neige joue un rôle important dans ces environnements, tant au niveau climatique et écosystémique qu'au niveau hydrologique. De plus, les propriétés isolantes de la neige apportent une protection à la végétation arbustive pendant l'hiver et les arbustes à leur tour captent la neige soufflée par le vent engendrant des accumulations de neige plus importantes localement. Certaines études ont démontré que ce phénomène peut mener à une boucle de rétroaction positive pouvant constituer un facteur dans l'expansion de la strate arbustive observée dans les régions arctiques au cours des dernières décennies (Sturm *et al.*, 2001a, 2005). Le potentiel des données RSO pour la cartographie des caractéristiques du couvert nival est bien connu (Bernier & Fortin, 1998; Shi & Dozier, 2000b,a; Rott *et al.*, 2008), toutefois peu d'études se sont penchées sur l'effet que la végétation arbustive présente au sein du couvert nival peut avoir sur les estimés des paramètres du couvert. Mes recherches précédentes ont démontré que la végétation arbustive a un effet non-négligeable sur le signal, même lorsque les arbustes sont recouverts de neige pendant l'hiver (Duguay & Bernier, 2012; Duguay *et al.*, 2015). L'objectif principal de cette étude est donc de comprendre l'interaction entre le signal RSO et les caractéristiques du couvert nival en présence de types particuliers de couverture végétale (par exemple, arbustes, lichen, herbes humides). Un objectif secondaire est de trouver quelles combinaisons de fréquence, d'angle d'incidence et de paramètres polarimétriques et de fréquence sont optimales pour caractériser la neige en fonction des divers types de couvert végétal.

Pour ce faire, des données polarimétriques RADARSAT-2 et multipolarisées TerraSAR-X acquises à l'automne 2011 et l'hiver 2012 ont été comparées à des mesures de profondeur de neige acquises en coordination avec les données satellitaires en mars 2012. Afin de distinguer les différents types de couverture végétale, la classification développée dans l'article précédent (Duguay *et al.*, 2016) a été utilisée pour segmenter le territoire. Afin de comparer les performances des différentes méthodes de décomposition, deux décompositions fondées sur les vecteurs propres de la matrice de cohérence (Cloude & Pottier, 1997; Touzi, 2004) et deux méthodes fondées sur des modèles de diffusion (Yamaguchi *et al.*, 2005; Van Zyl *et al.*, 2011) ont été testées, en plus

des paramètres issus des matrices de cohérence ($[T]$) et de covariance ($[C]$). Grâce au grand nombre de points de mesures de profondeur de neige disponibles (843 mesures), des analyses de régression ont pu être réalisées pour chacune des classes de couverture du sol séparément. Ainsi, chacun des paramètres polarimétriques issues des images RADARSAT-2 et les rétrodiffusions issues des données TerraSAR-X ont été comparées aux profondeurs de neige mesurées au sein de chaque classe. En plus des paramètres des images de mars, des différences temporelles entre les images de mars et celles d'automne pour chacun de ces paramètres polarimétriques ont été utilisées dans les analyses de régression. Finalement, des régressions multivariées ont été effectuées en combinant les éléments de chacune des décompositions et ceux des matrices $[T]$ et $[C]$ de façon individuelle afin de voir si des combinaisons de paramètres permettent de mieux expliquer les variations de hauteur de neige au sein de chaque classe.

Il résulte de ces analyses statistiques que les paramètres issues de données en bande C étaient mieux corrélées avec la profondeur de neige, et ce peu importe le type de couverture du sol. En général, les modèles utilisant un seul paramètre généraient des résultats plus intéressants par rapport aux modèles de régression multiple. Les classes contenant peu de végétation telles que les affleurements rocheux et les sols nus génèrent des corrélations relativement intéressantes (R^2 de 0.41 et 0.63 respectivement pour les meilleures régressions). Les classes contenant des arbustes bas ou épars quant à elles ont généré les plus faibles corrélations ($R^2 \approx 0.3$) tandis que les classes contenant des arbres et des arbustes élevés ont généré les meilleures régressions (R^2 de 0.61 à 0.73). Ces résultats ont été obtenus majoritairement avec des paramètres uniques issus des images de mars (maximum d'enneigement). Les différences temporelles n'ont pu générer de meilleures corrélations sauf pour deux classes, soient les sols nus et les arbustes hauts. Ces résultats semblent contre intuitifs car normalement les différences entre les signaux mesurés à l'automne et ceux mesurés à l'hiver devraient représenter l'effet des changements occasionnés par la présence de neige ainsi que l'effet du couvert nival sur la température du sol (Bernier & Fortin, 1998). Or, en regardant de plus près les classes contenant de la végétation arbustive et en effectuant les analyses de régression sur les images d'automne, il est possible d'observer des corrélations presque aussi fortes entre la profondeur de neige et les paramètres polarimétriques mesurés à l'automne que celles observées avec les images de mars. Il est donc fort possible que les corrélations observées soient en fait des corrélations indirectes, c'est à dire que le signal est

effectivement corrélé avec la hauteur de la végétation laquelle est corrélée à la profondeur du couvert nival.

Ces résultats illustrent la complexité que représente l'estimation de la hauteur ou de l'équivalent en eau du couvert nival à l'aide de données RSO. En présence d'environnements contenant peu de végétation, il est possible d'obtenir des relations empiriques intéressantes entre la hauteur de neige et les paramètres polarimétriques, même en bande C. En fait, dans cette étude les données en bande X n'ont pu générer de corrélations intéressantes, mais il est possible que les canaux de polarisation (HH et HV) n'aient pas été adéquats car Leinss *et al.* (2014) ont conclu que la différence de phase entre HH et VV est sensible à la profondeur du couvert nival. Toutefois, les classes contenant de la végétation arbustive posent un certain problème et il semble que le signal RSO permet plutôt de retrouver la hauteur de végétation celle-ci retenant la neige entre ses branches proportionnellement à sa hauteur.

Ce troisième article conclut cette étude doctorale sur l'estimation des caractéristiques du couvert nival en soulignant que des études plus poussées faisant un suivi continu du signal en bande L, C et X tout au long de l'hiver combinées à des mesures plus précises de hauteur de végétation pourraient permettre d'obtenir des résultats plus concluants. Toutefois, en milieu subarctique il demeure possible que l'estimation des caractéristiques d'un couvert de neige sèche (hauteur, équivalent en eau) à partir de données RSO en bande C ou X soit seulement réalisable de façon indirecte en présence d'arbustes, c'est-à-dire qu'une mesure de hauteur de végétation pourrait constituer un indicateur de la profondeur de neige. On pourrait alors déterminer la profondeur potentielle maximale du couvert nival pour chacun des pixels d'une image RSO, à partir des mesures de hauteur de végétation.

5 CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Les régions subarctiques constituent des environnements très complexes qui subissent des altérations importantes sous l'influence des changements climatiques observés dans les hautes latitudes. Ces changements affectent toutes les composantes des écosystèmes et nécessitent des méthodes de suivi adaptées et efficaces afin de bien comprendre leur évolution et éventuellement développer des mesures d'adaptation. L'un des changements importants observé au cours des dernières décennies se manifeste dans la transformation du couvert végétal. En effet, de nombreuses études ont démontré une expansion de la végétation arbustive aux dépens de la toundra arctique, phénomène nommé «verdissement» de l'Arctique. Ce phénomène entraîne de nombreuses conséquences environnementales au niveau local; modification de la composition des espèces végétales, des températures du sol sous-jacent, de l'accumulation de la neige au sol, de la quantité d'eau dans le sol et de l'écoulement des eaux de surface et souterraines. Au niveau régional, le verdissement modifie le bilan énergétique dû à la diminution de l'albédo ce qui peut ultimement affecter le climat des régions subarctiques (Jia *et al.*, 2003; Tape *et al.*, 2006; Forbes *et al.*, 2010; Myers-Smith *et al.*, 2011; Pearson *et al.*, 2013).

L'une des répercussions à l'échelle locale de cette expansion de la strate arbustive se retrouve dans la distribution spatiale de l'accumulation de neige au cours de l'hiver. La neige en milieu arctique et subarctique est couramment soufflée par le vent et redistribuée spatialement. La présence d'arbustes aura pour conséquence de capter cette neige et ainsi promouvoir son accumulation au sein des arbustes. Ce mécanisme peut entraîner une boucle de rétroaction positive qui favorisera la croissance de la végétation arbustive, celle-ci étant protégée des rigueurs de l'hiver grâce à l'isolation thermique fournie par le couvert nival (Sturm *et al.*, 2001a, 2005). Or, l'objectif initial de mes recherches doctorales était d'abord orienté autour de l'évaluation des caractéristiques du couvert nival à partir de données RSO. Nos premières observations ont toutefois démontré l'importance de la végétation arbustive au sein du couvert, non seulement sur les patrons d'accumulation de neige,

mais également sur le signal rétrodiffusé (Duguay & Bernier, 2011a). Bien que l'étude du couvert nival à l'aide de données RSO ait fait l'objet de nombreuses recherches, très peu d'exemples dans la littérature se penchent sur l'effet de la végétation arbustive au sein de la neige. En fait, il existe très peu d'études portant sur la caractérisation de la végétation arbustive à l'aide de données RSO et la grande majorité de celles-ci couvrent plutôt les régions semi-arides (Musick *et al.*, 1998; Svoray *et al.*, 2001; Monsivais-Huertero *et al.*, 2008). Ainsi, l'orientation de mes travaux de recherche a dû évoluer et les objectifs ont été redéfinis pour refléter cette réalité, soit l'évaluation du potentiel des données RADARSAT-2 et TerraSAR-X pour l'estimation des caractéristiques du couvert nival ainsi que de la végétation arbustive dans les milieux subarctiques. De cet objectif principal découlent trois sous-objectifs qui constituent les sujets des trois articles scientifiques: étudier la sensibilité des données RSO polarimétriques et multifréquences aux caractéristiques de la végétation arbustive; cartographier les types de couvert végétal retrouvés en milieux subarctiques à l'aide de données RSO polarimétriques; et finalement évaluer les caractéristiques du couvert nival recouvrant la végétation arbustive en milieu subarctique à l'aide de données RSO polarimétriques et multifréquences.

Les résultats obtenus dans le cadre du premier objectif ont permis d'approfondir les connaissances des effets de la végétation arbustive subarctique sur le signal RSO. Ceux-ci démontrent que la rétrodiffusion RSO est sensible au pourcentage du sol recouvert par la végétation arbustive au sein d'un pixel ainsi qu'à la hauteur des arbustes, mais que ces relations ont tendance à saturer. Également, les données en bande C et en polarisation croisée (HV) sont les plus sensibles aux variations du pourcentage de couverture végétale et à la hauteur de la végétation. Le signal en bande X sature plus rapidement. Ces résultats sont d'un intérêt particulier pour le suivi de l'évolution de la végétation arbustive en milieu subarctique car ils ouvrent des perspectives pour le suivi de la croissance verticale des arbustes à partir de données satellitaires RSO, suivi qui était seulement possible de façon indirecte à partir de l'imagerie satellitaire opérant dans le spectre optique. De plus, les analyses ont démontré que le signal RSO demeure sensible à la couverture et la hauteur de la végétation arbustive même pendant l'hiver lorsque celle-ci est recouverte de neige et que les relations, bien que plus faibles, demeurent significatives. Ces observations démontrent donc l'importance de considérer l'effet de la végétation arbustive sur le signal RSO lors de l'étude du couvert nival, en particulier dans les régions subarctiques où l'expansion de cette strate végétale est importante. Malgré les résultats intéressants, il demeure certaines incertitudes

qu'il serait important de résoudre à travers des études plus poussées dans le futur. Entre autres, les mesures de végétation recueillies sur le terrain, bien qu'exhaustives, n'avaient pas comme objectif premier la validation de mesures satellitaires et présentent certaines lacunes. En effet, les données de couverture du sol et de hauteur étaient regroupées par classes et les intervalles représentées par ces classes n'étaient pas réguliers. Ceci apporte des incertitudes qui peuvent devenir assez importantes, et limiter le développement d'un modèle fiable. La qualité de la modélisation empirique pourrait être améliorée par des mesures plus précises de tailles d'arbustes, de diamètre des branches ainsi que la densité ou le nombre de branches par arbustes. Ces caractéristiques peuvent également varier d'une espèce à l'autre, question qui n'a pas été considérée dans cette étude et qui pourrait enrichir les résultats.

Suite à la caractérisation des effets de la structure verticale des arbustes sur le signal RSO, la cartographie des différents types de couverts végétaux retrouvés en milieux subarctiques a été abordée. Une méthode de classification utilisant les Machines à vecteurs de support (SVM) a été appliquée sur des images RSO polarimétriques afin de segmenter le territoire en neuf classes de couverture du sol. Les analyses visaient également à comparer quelques méthodes de décomposition polarimétriques afin de déterminer si l'une d'entre elles était mieux adaptée à la cartographie des environnements subarctiques. La méthode utilisée a permis de générer des classifications dont les précisions globales atteignent près de 90% en combinant deux images acquises à deux dates distinctes ou à des dates similaires mais avec des angles d'incidence distincts. La combinaison d'images acquises à des saisons (automne et hiver dans le cas présent) ou à des incidences distinctes a entraîné une meilleure séparabilité des classes de végétation arbustives et de milieux humides en exploitant les variations de la diffusion de volume dans les différentes conditions d'acquisitions. L'une des contributions de cette étude a été de démontrer que la méthode de classification SVM permet d'exploiter l'information polarimétrique complète contenue dans la matrice de cohérence. En effet, cette dernière a généré des classifications de plus grande précision que celles générées à partir des paramètres des décompositions polarimétriques. À ma connaissance, aucune comparaison de ce type n'avait été réalisée auparavant dans le cadre de classification de milieux naturels. Les résultats obtenus à partir des classifications démontrent bien le potentiel des données polarimétriques pour la cartographie des environnements subarctiques, et en particulier pour la végétation arbustive. L'hypothèse que les données polarimétriques constituent un outil viable pour la cartographie des différents types de couverts végétaux retrouvés en milieux subarc-

tiques a donc été validée. Toutefois, des améliorations à la classification pourraient être apportées. Entre autres, les milieux humides avec arbustes sont moins bien classifiés (précisions variant de 75 à 86%) et nécessitent donc une étude plus approfondie. Étant donnée leur abondance dans les environnements arctiques, il s'agit d'une question de recherche importante. Il serait également intéressant d'étudier la combinaison des données polarimétriques à de l'imagerie satellitaire de haute résolution spatiale dans le spectre optique, apportant ainsi des informations complémentaires qui pourraient grandement améliorer la cartographie d'environnements aussi complexes.

Enfin, suite aux observations et à l'analyse des effets de la végétation arbustive sur le signal RSO, l'influence du couvert nival recouvrant cette végétation a été étudiée. Grâce à une grande quantité de mesures *in situ* d'épaisseur de neige recueillies en mars 2012, il a été possible de procéder à une étude empirique des variations du signal RSO extraites de RADARSAT-2 et TerraSAR-X en présence de neige. Afin de distinguer l'effet des différents types de couverts végétaux, les données ont été segmentées à l'aide des classifications développées dans le second objectif de la thèse. Encore une fois, les paramètres issus de décompositions polarimétriques ont été analysés en parallèle avec les éléments tirés des matrices de covariance et de cohérence afin de vérifier les performances de chaque méthode en fonction du couvert végétal. Des analyses de régression ont ensuite été réalisées en comparant l'épaisseur du couvert de neige tout d'abord avec les paramètres polarimétriques individuels, puis avec les différences temporelles entre les données d'hiver et d'automne de ces différents paramètres et finalement avec des regroupements de paramètres avec des méthodes de régression multivariée. Les résultats ont démontré une certaine variabilité entre les classes, non seulement sur le choix des paramètres polarimétriques optimaux, mais également sur la qualité des régressions obtenues. Ainsi, en présence de végétation arbustive, plus la taille et la densité des arbustes était importante, plus les corrélations étaient fortes. Cependant, en analysant les résultats de plus près, il a été possible d'observer des relations similaires en comparant les hauteurs de neige avec les images acquises à l'automne uniquement. Sachant que la hauteur de neige est corrélée avec la hauteur des arbustes en milieu subarctique, il semble que ce qui est mesuré à partir des données RSO soit plutôt la hauteur des arbustes et que les corrélations observées avec la hauteur de neige soient plutôt indirectes. Il serait donc nécessaire de procéder à des analyses plus poussées, y compris avec des capteurs fonctionnant à des fréquences différentes comme la bande L et Ku, afin de bien comprendre les variations du signal au cours de l'hiver à différents stades de l'évolution du couvert nival. En effet, de nombreuses études

ont démontré l'utilité des données en bande L pour la cartographie de l'étendue du couvert nival, dont les recherches menées dans les Alpes par Longépé *et al.* (2008) et les travaux plus récents de Singh *et al.* (2014) et Park *et al.* (2014) dans l'Himalaya. De plus, les travaux de Shi & Dozier (2000a,b) ont bien démontré la complémentarité des données en bande X, C et L pour l'estimation de l'équivalent en eau de la neige. Les travaux préparatoires entourant la mission CoReH₂O ont de leur côté démontré le potentiel de combiner des données en bande X et en bande Ku pour la caractérisation du couvert nival. Bien que cette dernière n'ait pas été retenue par l'ESA, le potentiel de ces données demeure intéressant et certaines questions concernant l'effet de la végétation nécessitent des analyses plus poussées (Yueh *et al.*, 2009). De même, une étude détaillée de la constante diélectrique des branchages des arbustes au cours de l'hiver pourrait également apporter des informations cruciales à la compréhension du signal observé. Toutefois, même s'il s'avère complexe d'obtenir une mesure directe de la profondeur du couvert nival, les hauteurs de végétation estimées à partir de données RSO, combinées à d'autres facteurs influençant l'enneigement, tels que la topographie et les vents dominants, pourraient être utilisées pour donner un potentiel d'enneigement à l'échelle locale.

Bien que les résultats sur l'estimation des caractéristiques du couvert nival à partir de données polarimétriques en bande C soient peu concluants et que notre hypothèse voulant qu'elles apportent de l'information sur les caractéristiques du couvert nival aie été infirmée, ceux concernant la caractérisation de la végétation arbustive demeurent intéressants. Le suivi de la végétation arbustive dans les environnements subarctiques demeure un enjeu important pour évaluer les impacts des changements climatiques dans la région. Les travaux présentés dans cette thèse constituent la première étude consacrée à la mesure de la végétation arbustive subarctique à partir de données RSO et démontre la complémentarité de l'information que celles-ci peuvent apporter. Considérant les nombreuses missions satellitaires actuelles et futures utilisant la technologie RSO, tels que la constellation RADARSAT, les satellites Sentinel du programme Copernicus de l'ESA ou les satellites TerraSAR-X et COSMO-SkyMed, un suivi plus complet de ces environnements sensibles pourra être assuré. L'arrivée d'une nouvelle génération de capteurs pleinement polarimétriques opérant à différentes longueurs d'ondes permettra également des analyses plus poussées des différents mécanismes de rétrodiffusion et pourraient permettre de mieux isoler les composantes du signal provenant de la neige et de la végétation. Notons entre autres les missions telles que BIOMASS de l'ESA qui fonctionnera en bande P (Le Toan *et al.*, 2011)

(toutefois limitée aux latitudes entre 70°N et 56°S), NISAR qui est le fruit d'une collaboration de la NASA et ISRO (*Indian Space Research Organisation*) et qui combinera les bandes L et S (Rosen *et al.*, 2016), la mission ALOS-4 de JAXA (Agence spatiale japonaise) qui fonctionnera en bande L (<http://global.jaxa.jp/projects/sat/alos4/>) et la mission Tandem-L de DLR (Agence spatiale allemande) qui combinera deux satellites volant en tandem et fonctionnant en bande L. Les missions NISAR, ALOS-4 et Tandem-L utilisent la technologie d'antenne digitale qui permettra l'acquisition d'images à très haute résolution ($\approx 3\text{m}$) ayant de très larges couvertures (fauchée $\approx 100\text{km} - 250\text{km}$). De plus, les missions BIOMASS et Tandem-L offriront également des données en polarimétrie interférométrique ce qui permettra de mieux distinguer les contributions des différents mécanismes de rétrodiffusion étendant ainsi les avenues intéressantes pour l'étude du couvert nival.

PARTIE II

ARTICLES

ARTICLE 1: Potential of C and X Band SAR for Shrub Growth Monitoring in Sub-Arctic Environments

Titre traduit

Potentiel des données RSO en bande C et X pour le suivi de la croissance des arbustes dans les environnements subarctiques.

Remote Sensing, 2015, 7(7), 9410-9430

Auteurs

Yannick Duguay^{1,2}, Monique Bernier^{1,2}, Esther Lévesque^{2,3}, Benoit Tremblay^{2,4}

¹Centre Eau Terre Environnement, Institut National de la Recherche Scientifique (INRS), 490 de la Couronne, Quebec City, QC G1K 9A9, Canada

²Centre d'études Nordiques, Laval University, Pavillon Abitibi-Price 2405, rue de la Terrasse Local 1202, Quebec City, QC G1V 0A6, Canada

³Département des sciences de l'environnement, Université du Québec à Trois-Rivières, 3351, boul. des Forges, Trois-Rivières, QC G9A 5H7, Canada

⁴Ministère du Développement Durable, de l'Environnement et Lutte Contre les Changements Climatiques, Édifice Marie-Guyart, 4e étage 675, Boulevard René-Lévesque Est, Quebec City, QC G1R 5V7, Canada

Contribution

Les principales contributions de cet article consistent surtout à démontrer le potentiel des données RADARSAT-2 et TerraSAR-X pour le suivi de la végétation arbustive en milieu subarctique. La ca-

ractérisation de la végétation arbustive à l'aide de données RSO a fait l'objet de très peu d'études et la majorité de celles-ci portaient sur des environnements semi-arides. Étant donné l'expansion de la végétation arbustive observée dans les régions arctiques et subarctiques, il devient important de développer des outils de suivi efficaces. Les données RSO apportent une information sur la structure verticale des cibles observées, mais les méthodes couramment utilisées pour le suivi de la végétation utilisent de l'imagerie satellitaire dans le spectre optique qui ne fournissent pas de telles informations. Un des intérêt particulier de cet article est de démontrer la sensibilité des données RSO à la hauteur des arbustes. Ceci ouvre donc des possibilités pour le suivi de la croissance verticale des arbustes en plus de leur expansion spatiale. Une autre contribution des résultats présentés dans cet article est de démontrer que l'influence de la hauteur des arbustes sur le signal RSO est significative même en hiver lorsque la neige recouvre la végétation. Ces observations sont cruciales car l'effet de la végétation arbustive est généralement ignoré dans les études portant sur l'estimation des caractéristiques du couvert nival à partir d'imagerie RSO. Elles dénotent l'importance de tenir compte de l'effet de la végétation arbustive sur le signal, surtout pour le suivi du couvert nival dans les régions arctiques et subarctiques étant donné la présence accrue de ce type de végétation.

Publication ciblée

Remote Sensing

Soumis: 8 juin 2015, Accepté: 15 juillet 2015, Publié: 22 juillet 2015

Résumé traduit

Une croissance rapide de la végétation arbustive au dépens de la toundra arctique a été observée dans les environnements arctiques et subarctiques au cours des dernières décennies. Afin de développer de meilleurs outils pour évaluer et comprendre ce phénomène, il est nécessaire d'étudier la sensibilité de la rétrodiffusion multipolarisée en bande X et C à la densité et la hauteur des arbustes sous différentes conditions. Des images RADARSAT-2 et TerraSAR-X acquises entre novembre 2011 et mars 2012 au dessus de la communauté d'Umiujaq dans le Nord du Québec (56.55°N, 76.55°O) ont été comparées à des mesures *in situ* de densité et de hauteur de végétation arbustive recueillies au cours de l'été 2009. Les résultats démontrent que la rétrodiffusion (σ^0) est sensible aux changements de couvertures arbustives lorsque celle-ci est inférieure à 20% et est sensible à la hauteur des arbustes plus petits que 1 mètre. La rétrodiffusion en polarisation croisée (σ_{HV}^0) démontre la plus grande sensibilité à la fois à la couverture et à la hauteur des

arbustes. Les données RADARSAT-2 sont plus sensibles à la hauteur des arbustes, tandis que les données TerraSAR-X ont tendance à saturer plus rapidement en fonction de l'augmentation de la diffusion de volume provenant des branches des arbustes. Ces résultats démontrent que les données RSO peuvent apporter des informations essentielles, non seulement sur l'expansion spatiale de la strate arbustive, mais également sur la croissance verticale, en particulier au cours des premiers stades de colonisation.

1.1 Introduction

The Arctic and sub-Arctic environments are undergoing rapid and dramatic changes due to the rise in air temperatures, which has been observed in the past few decades. This rise affects many aspects of the sub-Arctic ecosystem, from the thawing of permafrost to the changes in vegetation cover and their combined effect on the local populations, as well as on fauna and floristic diversity. One of the consequences of the warming Arctic climate that has received some attention is the expansion of the shrub vegetation at the expense of the Arctic tundra (Sturm *et al.*, 2001b, 2005; Myers-Smith *et al.*, 2011; Elmendorf *et al.*, 2012). Studies suggest that the presence of shrubs can trigger a feedback loop, where windblown snow is captured by shrub branches, favouring snow accumulation, which leads to warmer ground temperatures during the winter and accelerated onset of growth in the spring (Sturm *et al.*, 2005, 2001a; Schimel *et al.*, 2004). This can also have an effect on the permafrost thawing processes, since ground temperatures will remain relatively warm during the winter. Most investigations in this field (Stow *et al.*, 2004; Blok *et al.*, 2011; Boelman *et al.*, 2011; McManus *et al.*, 2012; Ropars & Boudreau, 2012; Tremblay *et al.*, 2012) have used time series of *in situ* measurements often combined with aerial photography and satellite imagery in the visible to infrared spectrum to assess these changes. These methods have proven useful, but suffer from some limitations: *in situ* measurements do not provide a good spatial coverage and can prove very costly in remote areas; aerial photography and satellite imagery in the visible to infrared spectrum cannot provide information on the vertical structure of the vegetation. Satellite-mounted Synthetic Aperture Radar (SAR), being an active sensor with wavelengths ranging from millimetres to metres, has the capacity to penetrate the vegetation canopy and to provide information on the vertical structure of the vegetation, as well as the underlying ground. Information on the vertical structure is important, since it can have a direct impact on snow accumulation.

While there have been many studies on the effects of natural vegetation on SAR backscattering coefficients, most of them were conducted over forested areas and were aimed at characterizing structural elements from trees, such as trunks and canopies (Ulaby *et al.*, 1990; McDonald *et al.*, 1990; Dobson *et al.*, 1995; Imhoff, 1995; Balzter *et al.*, 2002; Magagi *et al.*, 2002a,b; Liang *et al.*, 2005; Neumann *et al.*, 2012). Since the impact of shrubs in forested areas can be minor on SAR backscattering, the measurement of their characteristics has been largely ignored. There have been a few investigations that have focused their efforts on shrub vegetation, but they were mostly conducted in arid or semi-arid areas (Musick *et al.*, 1998; Svoray *et al.*, 2001; Patel *et al.*, 2006; Monsivais-Huertero *et al.*, 2008). This research is part of the Permafrost and Climate Change in Northern Coastal Canada project funded by ArcticNet, which aims to analyse how permafrost responds to changing climate. The local variations in permafrost thawing patterns are affected by many environmental factors, such as the spatial distribution of snow accumulation and vegetation cover. While snow acts as an insulator during the winter, shrub vegetation provides shade in the summer, resulting in cooler ground temperatures throughout the season. Therefore, the development of snow mass and shrub vegetation mapping methods would help to understand the spatial variations in permafrost behaviour. The mapping of snow mass using SAR data has been attempted in the area (Duguay & Bernier, 2011a, 2012) and revealed the importance of shrub vegetation on SAR backscattering, even during the winter season. To enable the retrieval of snow characteristics in these types of environments, it is therefore essential to have a better understanding of the effects of shrub vegetation on SAR backscattering. This paper will study the sensitivity of polarimetric and multi-frequency SAR data to sub-Arctic shrub vegetation characteristics, more specifically height and ground coverage. Of particular interest is the seasonal changes occurring in the transition from fall to winter as the ground and vegetation freeze and snow covers the shrubs. No study in the open literature has addressed this issue up to now.

1.2 Materials and Methods

1.2.1 Study Area and *in Situ* Measurements

The study area is a 60-km² region situated in the vicinity of the Inuit community of Umiujaq (56.55° N, 76.55° W) on the eastern shore of the Hudson Bay, Nunavik (northern Quebec, Canada; see Figure 1.1). It is a discontinuous permafrost zone positioned at the northern tree line,

forming a transition between the forest tundra to the south and the shrub tundra to the north. The geomorphology of the area is characterized by a cuesta formation sloping gently eastward from Hudson Bay for nearly 5 km, up to an altitude of 330 metres, at which point it forms steep, mainly east-facing cliffs. At the foot of these cliffs, we find Tasiapik Valley to the north and the Guillaume-Delisle Lake to the southeast. The vegetation cover in the coastal region is made up of various coastal tundra plant communities (graminoids, forbs, prostrate dwarf shrubs, lichen and moss) with a few patches of erect shrubs, mostly of dwarf birch (*Betula glandulosa* Michx.) and willow species (*Salix argyrocarpa* Andersson, *S. glauca* L. var. *cordifolia* (Pursh) Dorn, *S. planifolia* Pursh, *S. vestita* Pursh). Scattered black spruce (*Picea mariana* (Mill.) BSP) krummholz can also be found. Tasiapik Valley is mainly erect shrub tundra dominated by dwarf birch mixed with a few willows (mainly *Salix planifolia*), Labrador tea (*Rhododendron groenlandicum* (Oeder) Kron and Judd) and green alder (*Alnus viridis* (Chaix) DC. subsp. *crispa* (Ait.) Turrill). Prostrate dwarf shrub-lichen tundra is found on lithalsa summits and at higher valley-side elevations. Clusters of black spruce are found in the lowermost areas of the valley. The dominant soil type in the area is exposed bedrock with thin and discontinuous alteration deposits, found at higher altitudes on the cuesta formation and on elevated plateaus further inland. At lower altitudes, the soil types differ between the coastal and Tasiapik Valley areas; the former is predominantly covered by sand deposits, while the latter is predominantly covered by silt and clay with a thin organic layer. Small wetlands and thermokarst ponds are also scattered in the Tasiapik Valley. Figure 1.1 shows a topographic map of the area with the positioning of the shrub sampling plots, and Figure 1.2 shows pictures taken in May 2010 depicting the types of environments found in the study area.

In situ measurements of vegetation characteristics were collected during the summer of 2009 to validate the results of aerial photography analysis and to assess temporal changes in shrub vegetation characteristics (?). A total of 238 circular plots with a 10-metre diameter was sampled. Each species of shrub and tree was identified; the percentage of the ground that they covered within the plot was measured, as well as up to three main heights for each species when their cover was distinctly unequal due to varying topography and exposure within a given plot. The type of soil, its moisture conditions and the topographic position were also documented. The vegetation height and coverage measurements were classified into 8 classes, which are detailed in Table 1.1. Note that the height and percent coverage intervals of the classes are not equally distributed.

Snow sampling campaigns were coordinated with the RADARSAT-2 and TerraSAR-X satellite data acquisitions. Snow depth, density and snow water equivalent (SWE) were measured using a

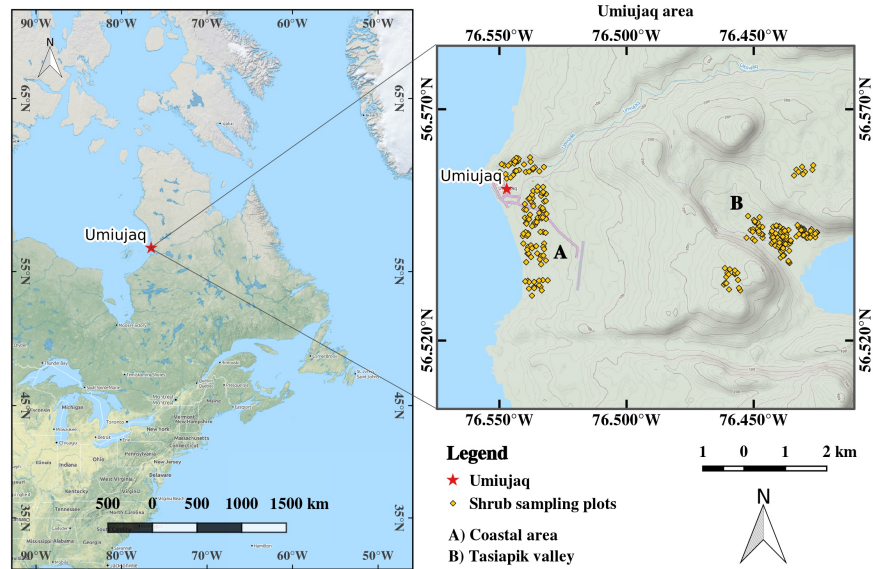


FIGURE 1.1 – Map of the Umiujaq area with the position of shrub sampling plots. The main two locations for shrub sampling are the coastal area (A) and the Tasiapik Valley (B).

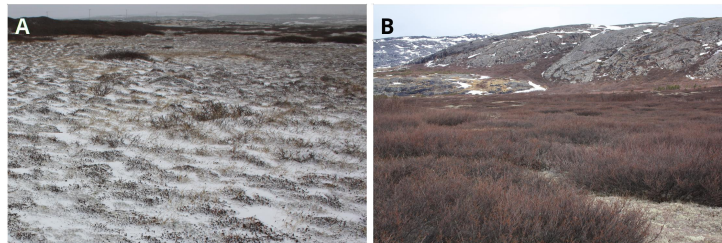


FIGURE 1.2 – Photos of the study area taken in the coastal area (A) on 9 May 2010 and in the Tasiapik Valley (B) on 4 May 2010.

Classes	0	1	2	3	4	5	6	7
Height (m)	0	0–0.25	0.25–0.50	0.50–1	1–1.5	1.5–2.5	2.5–5	>5
Coverage (%)	0	0–5	5–15	15–25	25–50	50–75	75–90	90–100

Table 1.1 – Classes used for sampling vegetation height (m) and vegetation coverage (%) during field measurements.

Standard Metric 3600 Federal Snow Sampling Tube for 65 (March) and 87 (April) sites covering various terrain types. The positioning of sampling sites were chosen so that they would match vegetation surveys made in 2009 in order to compare snow accumulation and characteristics with shrub vegetation structure. Snowpits were dug at selected locations to gather information from the different layers of the snowpack on particle size and shape in addition to snow densities.

Ground temperatures and soil moisture content were also measured between August 2011 and August 2012. This was done using HOBO[®] 12-bit Temperature Smart Sensors and HOBO[®]

Soil Moisture Smart Sensors coupled to a micro station. A total of 9 sites were chosen for the soil moisture and temperature measurements, four of which were in the coastal area and the other five in the valley area. The soil moisture measurements were taken at three different depths, 5 cm, 10 cm and 15 cm, and the temperature was taken at a depth of 5 cm. The sites were chosen in order to be as representative as possible of each type of environment. In the coastal area, two sites were set up on an elevated plateau with little shrub vegetation, and the two others were set up at lower altitudes in areas with some shrub vegetation. In the valley area, three sites were set up in the southern part, at lower altitudes, in areas with dense shrub coverage and higher soil moisture, while the two other sites were set up in the northern part at a higher altitude with scattered shrub coverage and dryer soils. Unfortunately, not all data loggers were retrieved after 12 months due to equipment failure at two sites in the coastal area, but the two sites were in different areas, so it was still possible to capture the environmental variability.

1.2.2 Satellite and GIS Datasets

A series of RADARSAT-2 single-look complex (SLC) fine quad-pol (FQ) scenes (HH, HV, VH, VV polarization) were acquired over the study area between October 2011 and April 2012. Dual-polarized TerraSAR-X single-look slant range complex (SSC) strip map (SM) scenes (HH, HV polarization) were also acquired over the area between November 2011 and April 2012. RADARSAT-2 operates at C band with a frequency of 5.4 GHz; the nominal resolution for the FQ beam is $5.2 \text{ m} \times 7.6 \text{ m}$ (slant range \times azimuth). TerraSAR-X operates at X band with a frequency of 9.65 GHz; the nominal resolution for the dual-pol SM mode is $5.2 \text{ m} \times 6.6 \text{ m}$ (slant range \times azimuth). All of the acquisitions were made on descending orbits with two incidence angle modes, one at low incidence with $\theta \approx 27^\circ$ and one at high incidence with $\theta \approx 38^\circ$. The choices for the orbit and incidence modes were made in order to maximize the coverage of the study area with both sensors while capturing a good range of incidence angles. Table 1.2 shows the acquisition date and parameters for each scene.

An SRTM digital elevation model (DEM) of the area combined with a high resolution Lidar DEM (1-metre horizontal resolution) were used to perform terrain corrections of the SAR images. A high-resolution Geoeye-1 multispectral image (1.65-metre resolution) was also used to complement the visual interpretation of the SAR imagery.

Date	Sensor	Polarizations	Incidence Angle (θ)
12 November 2011	RADARSAT-2	quad-pol	38°
13 November 2011	TerraSAR-X	HH + HV	27°
15 November 2011	RADARSAT-2	quad-pol	27°
19 November 2011	TerraSAR-X	HH + HV	38°
05 December 2011	TerraSAR-X	HH + HV	27°
06 December 2011	RADARSAT-2	quad-pol	38°
09 December 2011	RADARSAT-2	quad-pol	27°
11 March 2012	RADARSAT-2	quad-pol	38°
13 March 2012	TerraSAR-X	HH + HV	27°
14 March 2012	RADARSAT-2	quad-pol	27°
19 March 2012	TerraSAR-X	HH + HV	38°

Table 1.2 – Acquisition dates and characteristics of SAR images.

The single-look complex images were processed using the PolSARpro software (<https://earth.esa.int/web/polsarpro>), and the 2×2 complex scattering matrices $[S]$ from each image were converted to covariance matrices $\langle [C] \rangle$, which, for RADARSAT-2, take the form (Ulaby *et al.*, 2014):

$$\langle [C] \rangle = \begin{bmatrix} \langle |S_{HH}|^2 \rangle & \sqrt{2} \langle S_{HH} S_{HV}^* \rangle & \langle S_{HH} S_{VV}^* \rangle \\ \sqrt{2} \langle S_{HV} S_{HH}^* \rangle & 2 \langle |S_{HV}|^2 \rangle & \sqrt{2} \langle S_{HV} S_{VV}^* \rangle \\ \langle S_{VV} S_{HH}^* \rangle & \sqrt{2} \langle S_{VV} S_{HV}^* \rangle & \langle |S_{VV}|^2 \rangle \end{bmatrix} \quad (1.1)$$

where $\langle \rangle$ denotes the ensemble averaging and S_{pq} are the individual elements of the scattering matrix $[S]$ with q the transmitting polarization and p receiving polarization. Since RADARSAT-2 is a monostatic sensor, the reciprocity theorem applies, and $S_{HV} = S_{VH}$, resulting in a 3×3 covariance matrix. For the TerraSAR-X data, only dual-polarized images were available, so the covariance matrix takes the form:

$$\langle [C] \rangle = \begin{bmatrix} \langle |S_{HH}|^2 \rangle & \langle S_{HH} S_{HV}^* \rangle \\ \langle S_{HV} S_{HH}^* \rangle & \langle |S_{HV}|^2 \rangle \end{bmatrix} \quad (1.2)$$

The diagonal elements of the covariance matrices are used as the backscattering coefficients in the different polarization channels ($C_{11} = \sigma_{HH}^0$, $C_{22} = \sigma_{HV}^0$, $C_{33} = \sigma_{VV}^0$); the relationship between S_{pq} and σ_{pq}^0 is (Ulaby *et al.*, 2014):

$$\sigma_{pq}^0 = \frac{4\pi}{A} \langle |S_{pq}|^2 \rangle \quad (1.3)$$

where A represents the area on the ground of the corresponding resolution cell. This normalization is done during the production of the covariance matrix by applying a lookup table provided with

the SLC image. Averages are provided through multi-looking, which is performed in two steps for the current study. The first step achieves a 2 look multi-looking by averaging the values of 2 pixels in the azimuth direction of the SAR image during the original extraction of the covariance matrix. The second step is achieved during the speckle filtering process during which the improved sigma speckle filter (Lee *et al.*, 2009) was used with a 5×5 pixel window. The total number of looks then amounts to 50 before the geo-corrections.

Once the covariance matrices were extracted and the speckle filter applied, the images were geo-corrected using the MapReady software from the Alaska Satellite Facility (<https://www.asf.alaska.edu/data-tools/mapready>). The orthorectification method generates a simulated SAR image, using a combination of orbit and look angle parameters of the sensor with a DEM, and then performs a coregistration of the acquired SAR image with the simulated SAR image. The combination of a high-resolution (1 m) LiDAR-based DEM and the presence of steep topographic features in the area provided good pixel localization accuracy. There was one corner reflector installed on the bedrock north of the village, which provided the only known stable ground control point in the area. The RADARSAT-2 images were also resampled to a 9-metre ground resolution, and the TerraSAR-X images were resampled to 6 metres; these correspond roughly to the average pixel sizes of the SLC images. The pixel localization accuracy was on the order of 0.5 pixels on average (≈ 4 to 5 metres) for RADARSAT-2 and on the order of 1 pixel on average (≈ 6 metres) for TerraSAR-X. This was found to be sufficient for the current analysis given the positioning accuracy of the vegetation sampling sites, which were recorded using a standard GPS. The RADARSAT-2 images were also resampled to a 9-metre ground resolution, and the TerraSAR-X images were resampled to 6 metres; these correspond roughly to the average pixel sizes of the SLC images. To compare SAR backscattering to the shrub characteristics, the σ^0 values used were taken from the pixels corresponding to the centre of the vegetation sampling plots.

1.2.3 Shrub Vegetation and SAR Interactions

Sub-Arctic terrains at the ecotone between the forest tundra and the shrub tundra exhibit high spatial heterogeneity in their vegetation cover and ground properties. This gives rise to a complex mixture of scattering mechanisms composed of direct scattering from the ground attenuated by the vegetation, volume scattering from the crown of the shrubs and interaction terms between

the ground and the crown. In the presence of trees and boulders, there are also ground-trunk and ground-rock double-bounce mechanisms appearing. As the temperature drops during the fall, the soil and vegetation freeze, and the leaves fall from deciduous shrubs, reducing the dielectric coefficients and overall backscattering, as well as the attenuation.

When snow covers the shrubs during the winter, new scattering mechanisms appear: volume scattering from the snow, snow-ground interaction terms, snow-branch volume interaction terms, as well as some surface scattering from the snow surface (Magagi *et al.*, 2002a). There is also attenuation of ground scattering due to loss within the snow layer through volume scattering and some absorption, while the incidence angle at the snow-ground interface is modified due to refraction within the snowpack. The dielectric contrast between shrub branches and snow is inferior to the one between branches and air, which will slightly reduce the volume scattering from the branches. The effect of snow is dependent on many parameters, especially its moisture content, as well as the frequency of the sensor (Koskinen *et al.*, 2010; Shi & Dozier, 2000a,b; Ulaby *et al.*, 2014). In the present case, snow conditions were always dry at the time of SAR data acquisitions, so wet snow will not be considered. At the C band, the volume scattering and attenuation from dry snow are very low and often ignored due to their minor effect compared to soil and vegetation backscattering (Magagi *et al.*, 2002a). It was also demonstrated that, at incidence angles lower than 35°, scattering from the ground remains dominant in the presence of snow (Dedieu *et al.*, 2012). At the X band, the effect of snow is more important due to the grain size being larger relative to the wavelength (Shi & Dozier, 2000a,b; Macelloni *et al.*, 1999). Figure 1.3 shows the major scattering mechanisms that can be found within this type of environment.

In order to assess the sensitivity of SAR backscattering to shrub characteristics, the σ^0 values from RADARSAT-2 and TerraSAR-X were sampled over the vegetation survey sites for all dates, incidence angles and polarizations and then compared to shrub density and height. The first analysis focuses on the response of σ^0 at C and X bands to the percentage of shrub coverage within each plot to estimate the potential of SAR data to map the spatial expansion of shrubs. The second analysis focuses on the response of σ^0 to shrub height in order to see if it is possible to estimate the vertical growth of shrub vegetation. To have a better understanding of the variations in the observed backscattering coefficients, we also look at the effect of the soil moisture regime and snow depths on σ^0 values. Figure 1.4 shows RGB colour composites of RADARSAT-2 and TerraSAR-X images where red = σ_{HH}^0 , green = σ_{HV}^0 and blue = σ_{VV}^0 for RADARSAT-2 and σ_{HH}^0 for

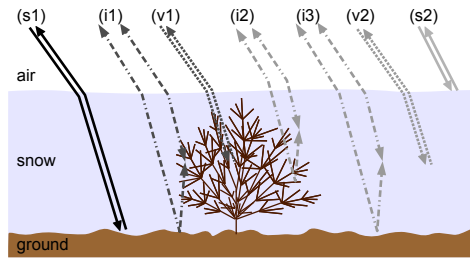


FIGURE 1.3 – Representation of the scattering mechanisms found in the sub-Arctic environment: (s1) and (s2) represent surface scattering from the ground and snow surface, respectively; (v1) and (v2) represent volume scattering from the vegetation and snow, respectively; (i1), (i2) and (i3) represent the various interaction terms between ground and vegetation, vegetation and snow and ground and snow, respectively.

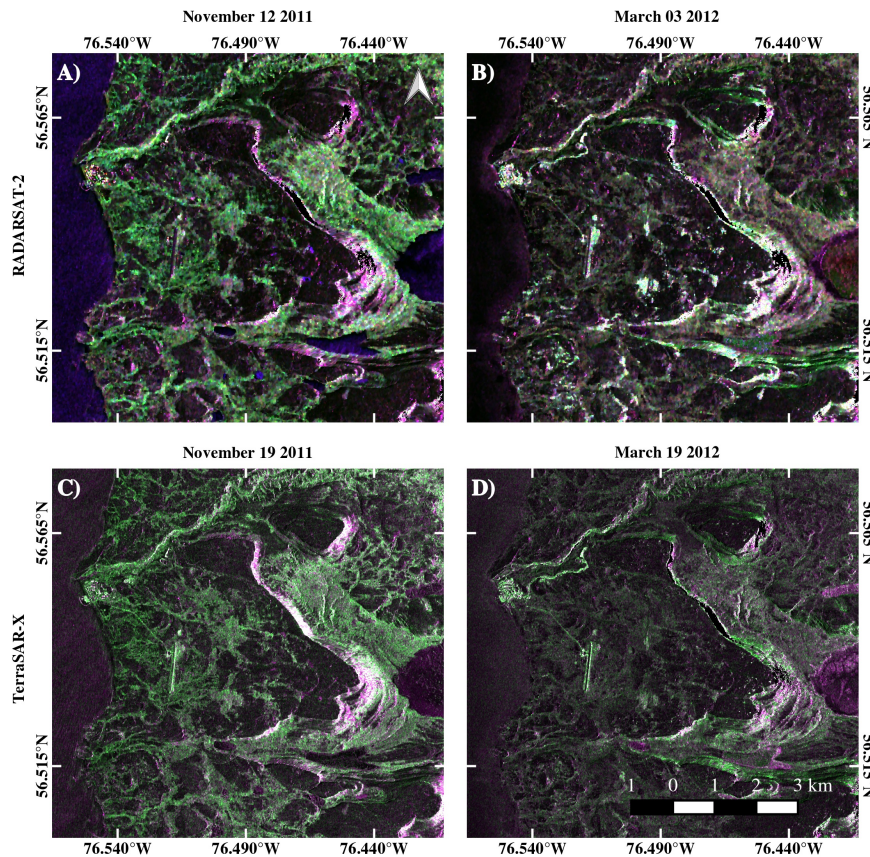


FIGURE 1.4 – RGB colour composite of RADARSAT-2 and TerraSAR-X images. (A,B) RADARSAT-2 images taken on 19 November 2011 and 03 March 2012 at $\theta = 38^\circ$, red = σ_{HH}^0 , green = σ_{HV}^0 , blue = σ_{VV}^0 . (C,D) TerraSAR-X images taken on 11 November 2011 and 13 March 2012 at $\theta = 38^\circ$, red and blue = σ_{HH}^0 , green = σ_{HV}^0 . RADARSAT-2 data ©MDA LTD. (2011–2012). TerraSAR-X data ©DLR (2011–2012).

TerraSAR-X. The green areas correspond to vegetation; shrub vegetation induces depolarization on the backscattered signal, generating cross-polarized backscattering.

1.3 Results and Discussion

1.3.1 Backscattering Coefficient Sensitivity to Shrub Density

Backscattering coefficients show a tendency to increase with shrub density at C band (Figure 1.5). The slope of this relationship is generally steeper at lower shrub coverage ranging between 0% and 20%. For areas with shrub coverage above 20%, the sensitivity of σ^0 to shrub density declines. This decline combined with the high variability in backscattering coefficients indicates that other shrub components, such as height, branch size and structure, come into play at higher densities. The incidence angle affects the magnitude of the backscattering, as well as the sensitivity to shrub density. The backscattering at $\theta = 27^\circ$ incidence is consistently higher than at $\theta = 38^\circ$ by around 1 dB to 2 dB, but the latter is more sensitive to shrub coverage, which is consistent with scattering theory (Ulaby *et al.*, 2014), since higher incidence angles lead to higher sensitivity to volume scattering relative to surface scattering. Cross-polarized backscattering also displays a higher dynamic range than co-polarized backscattering, since it is generated by the depolarization processes generally associated with vegetation scattering.

The temporal analysis of the C band backscattering coefficients shows that overall σ^0 tends to decrease throughout the acquisition period spanning from November–March, while the sensitivity to change in shrub coverage remains appreciable. However, this sensitivity is not constant, and the changes depend on polarization and incidence angle. The increase in average σ^0 in relation to shrub density is greater in December for co-polarized backscattering, while the cross-polarized backscattering displays higher sensitivity in November. In general, co-polarized backscattering is more affected by surface scattering from the ground, especially at C band, so the higher sensitivity to shrub density observed in December could be linked to the frozen state of the ground, which leads to higher relative sensitivity to volume scattering from shrub branches. The fact that the increase is more pronounced at higher incidence ($\theta = 38^\circ$) strengthens this hypothesis. As for the cross-polarized backscattering, at both incidence angles, the increase is greater in November, before the ground freeze-up. Since cross-polarized backscattering is affected by the depolarizing effect of the shrub branches, the higher dielectric constants of the branches before the freeze-up generates stronger σ_{HV}^0 and a greater sensitivity to shrub density. In December, once the ground and shrub branches are frozen, the sensitivity to shrub density drops, but the effect is more discernible at $\theta = 38^\circ$ for which the average increase in σ_{HV}^0 in relation to shrub density is 9.3 dB in

November and only 6.3 dB in December, while it goes from 8.5 dB down to 8.3 dB for the same period at $\theta = 38^\circ$. There is then little change from December–March at $\theta = 27^\circ$, but at $\theta = 38^\circ$, the average increase of σ_{HV}^0 drops from 8.3 dB down to 5.7 dB for that period. A Student's *t*-test shows that there is no statistical difference between the means in December compared to those in March for the 0%, 2.5% and 10% coverage classes, so the perceived difference in sensitivity to shrub coverage in that range is not significant. The reduced total backscattering observed in March is most likely related to the lower ground temperatures (Figure 1.6), which causes the ground's dielectric constant to drop and yields lower backscattering coefficients.

The backscattering coefficients in the X band dataset are generally stronger than C band, and the sensitivity to shrub density (Figure 1.7) for analogous incidence angles and polarizations is weaker. This indicates that X band backscattering tends to saturate more rapidly at higher shrub densities. The total increase in mean backscattering coefficients in relation to shrub density ranges between 2.5 dB and 3.8 dB for σ_{HH}^0 and between 2.7 dB and 5.0 dB for σ_{HV}^0 . When doing a temporal comparison (Student's *t*-test), there are no significant differences between the mean σ_{HH}^0 values at $\theta = 27^\circ$, and for σ_{HV}^0 , only the sites with shrub coverage $\geq 62.5\%$ (mean of cover Class 5: 50%–75%) display significant differences in their means. At $\theta = 38^\circ$, however, the temporal change is significant, and contrary to C band, there is an increase in backscattering coefficients between the fall and winter season. This is coherent with the theory in (Ulaby *et al.*, 2014), since X band, with its shorter wavelength than C band, is more sensitive to scattering from smaller particles, such as snow grains, consequently increasing the volume scattering generated by the snowpack.

1.3.2 Backscattering Coefficient Sensitivity to Shrub Height

In order to evaluate the sensitivity of the backscattering coefficients to shrub height, the height of each plant species within the sampling plots was weighted with the percent coverage that the species occupies within the plots to obtain a weighted average of the vegetation height (h_w). This weighted average was then compared to the backscattering coefficients in the different polarizations. Since the weighting process also takes into account the shrub-free areas, a large proportion of sites can have low h_w , even if some stands observed on the site can be relatively tall. Figures 1.8 and 1.9 show examples of σ^0 values from November 2011, December 2011 and March 2012 images plotted against h_w . It can be observed that the majority of the data is concentrated below the one metre mark, and further analysis showed that the sites covered with less than 20% of shrubs are concentrated below 0.25 metres. The relationship between σ^0 and h_w has a simi-

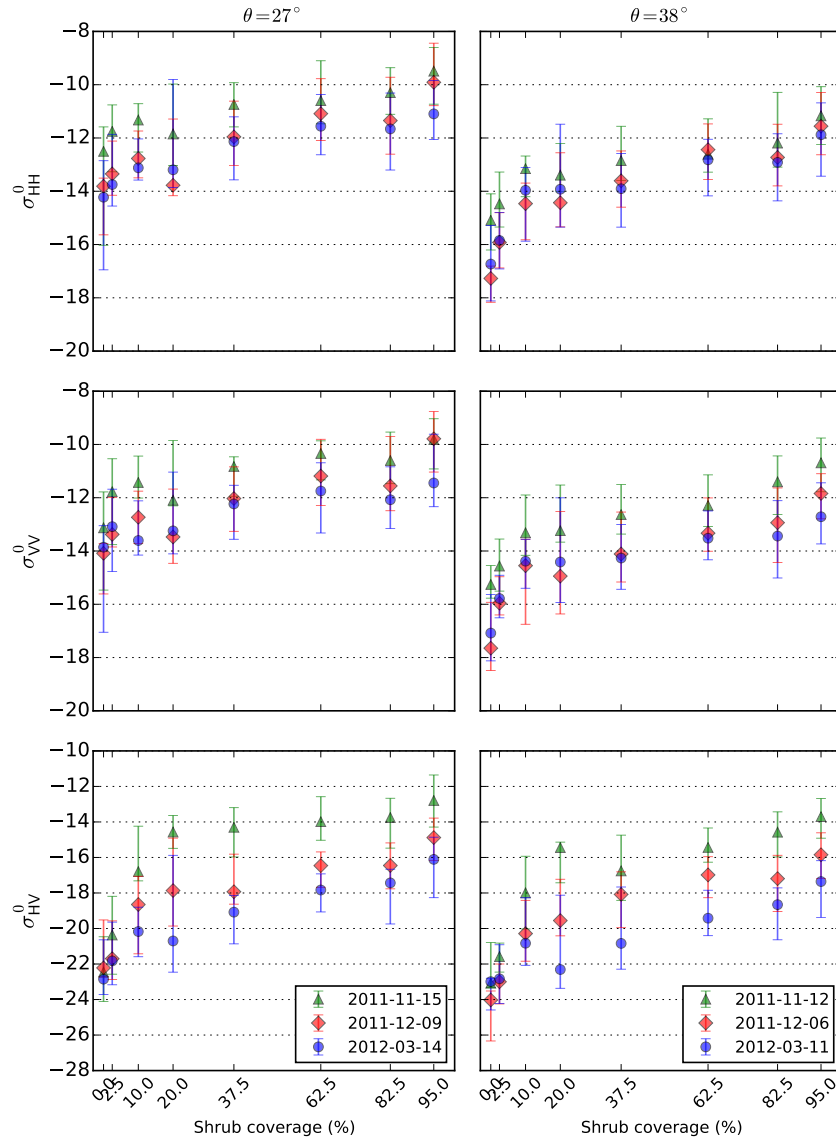


FIGURE 1.5 – RADARSAT-2 backscattering response to shrub coverage comparing November, December and March acquisitions; the left column displays incidence angle $\theta = 27^\circ$ and the right column $\theta = 38^\circ$. The markers represent the median values and the error bars the lower and upper quartiles.

lar aspect to the one between σ^0 and the Leaf Area Index (LAI) of certain types of agricultural crops observed by Ulaby *et al.* (Ulaby *et al.*, 2014). It was then decided to use the model proposed by Ulaby *et al* for the relationship between σ^0 and shrub height. The model used to fit the data takes the form:

$$\sigma_{pq\theta}^0(h) = A_1(1 - e^{-h/b}) + A_2e^{-h/b} \quad (1.4)$$

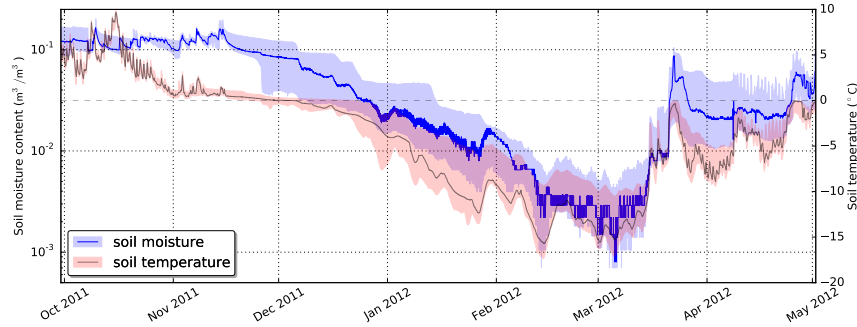


FIGURE 1.6 – Median ground temperatures (red) and soil moisture (blue) measured at seven sites within the study area. The light coloured areas show the 25% and 75% percentiles of temperatures and soil moisture content measured at a given date.

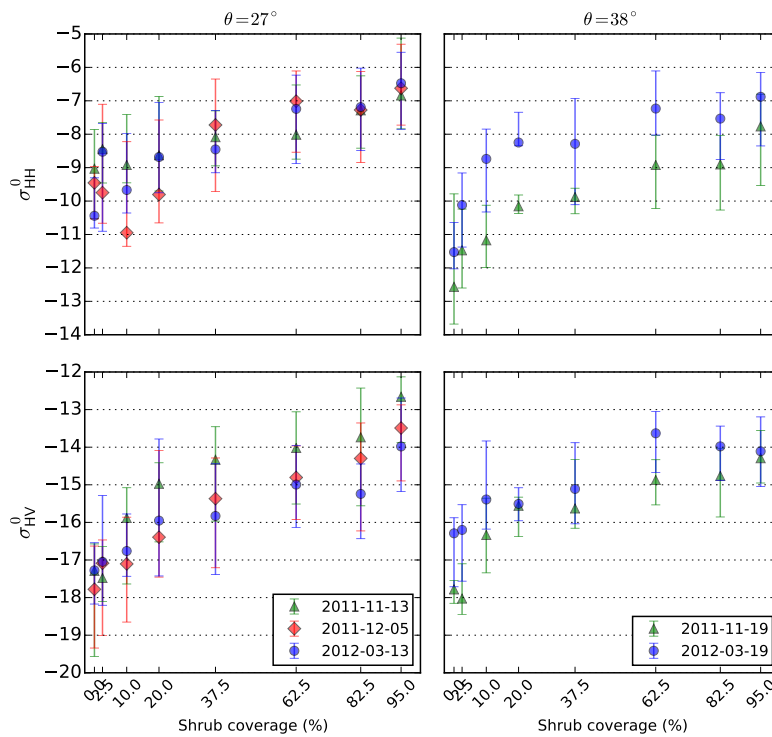


FIGURE 1.7 – TerraSAR-X backscattering response to shrub coverage comparing November, December and March acquisitions; the left column displays incidence angle $\theta = 27^\circ$ and the right column $\theta = 38^\circ$. The markers represent the median values and the error bars the lower and upper quartiles.

where $\sigma_{fpq\theta}^0$ is the backscattering coefficient (in dB) at frequency f , polarization pq and incidence angle θ and h is the weighted mean of shrub height. A_1 , A_2 and b are constants that vary with frequency, incidence and polarization. A_1 is related to the σ^0 level at which the signal saturates and where shrub vegetation height does not exert any significant influence; A_2 is the intercept and is related to the effect of ground backscattering on the total σ^0 , and b is related to the range of vegetation height for which we can observe significant variations in σ^0 ; the actual range is $\approx 3b$.

The model was tested for all of the acquisition dates, incidence angles and polarization states. Results for RADARSAT-2 can be viewed in Table 1.3, and those for TerraSAR-X can be viewed in Table 1.4. Backscattering sensitivity to shrub height can be characterized by two parameters extracted from the model: the average dynamic range in σ^0 calculated from the difference between A_1 and A_2 ($\Delta_{A_1A_2}$) and the effective range in vegetation height approximated by $3b$. As with the shrub coverage analysis, σ_{HV}^0 at C band tends to exhibit a greater dynamic range, especially during the late fall. In November and December, $\Delta_{A_1A_2}$ varies from 5.7 dB–7.2 dB for cross-polarized backscattering, while $\Delta_{A_1A_2}$ varies from 2.6 dB–4.4 dB for co-polarized backscattering. However, the effective range for σ_{HV}^0 is relatively low, and the values of $3b$ vary between 0.16 m and 1.39 m for the same dates, while the values for σ_{HH}^0 and σ_{VV}^0 vary between 1.35 m and 2.63m. In all cases, the p -values of the A_1 , A_2 parameters were well below 0.001. The p -values for the b parameter were below 0.05; the highest values found are for co-polarized backscattering coefficients at 27° incidence and for σ_{VV}^0 at 38° on March 11 and range between 0.0013 and 0.0106. The agreement with the model is better with cross-polarized backscattering, and R^2 values range between 0.46 and 0.58 in November and December, while R^2 for co-polarized backscattering range between 0.20 and 0.44 for the same dates. Again, this result was expected, as cross-polarized backscattering is most affected by volume scattering from the shrub branches.

During the winter, in the presence of snow, the agreement with the model tends to drop for all polarizations and incidence angles, but the effect on $\Delta_{A_1A_2}$ and effective range has a variable behaviour depending on polarization and incidence angle. At HV polarization, $\Delta_{A_1A_2}$ constantly decreases from November–March, while the effective range constantly increases. For co-polarized backscattering, the temporal changes depend on incidence angles. At lower incidence, $\Delta_{A_1A_2}$ increases from November–December by around 1 dB, while the effective range remains relatively constant, but in March, both $\Delta_{A_1A_2}$ and $3b$ values decrease significantly. At higher incidence, the changes in $\Delta_{A_1A_2}$ are less than 1 dB for the period, while $3b$ decreases between November and December and then slightly increases in March. It should however be noted that the agreement with the model constantly decreases from November–March, so the observed variations are less significant.

Looking at Figures 1.8 and 1.9, and in particular at the RMSE values of the model, it can be seen that the March σ_{HV}^0 displays a wide dispersion, especially for values at lower shrub heights. The lower sensitivity and correlation with shrub height in March can be explained in part by the

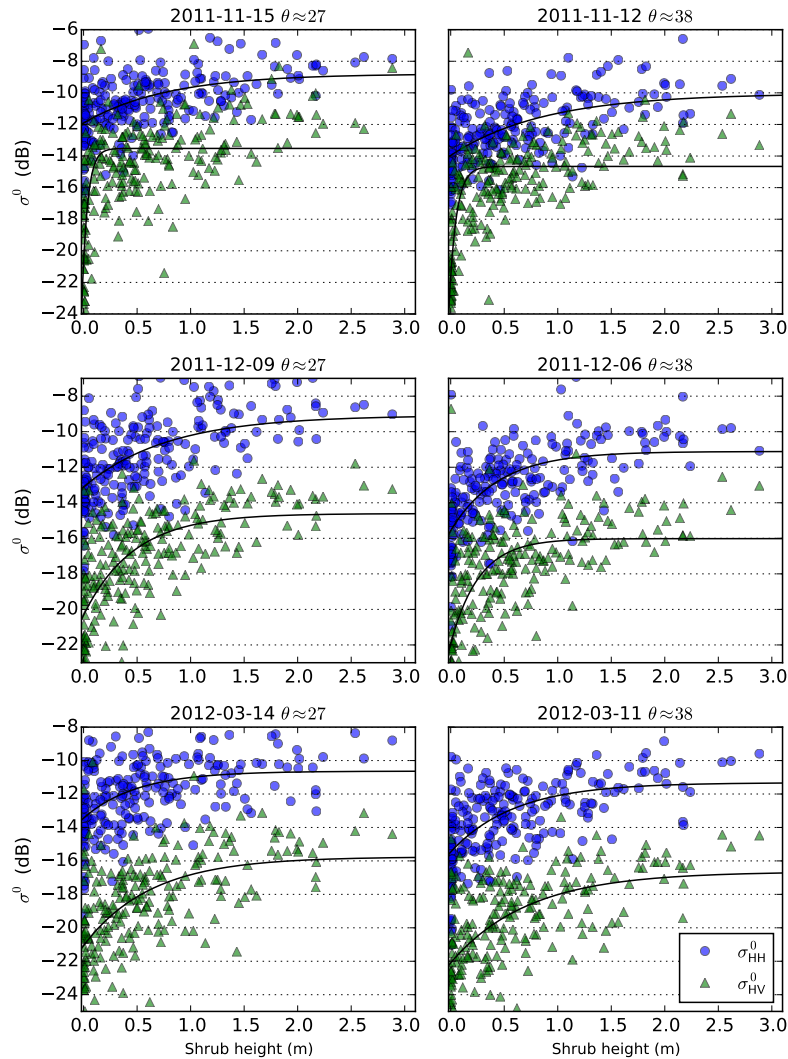


FIGURE 1.8 – σ^0 as a function of vegetation height for RADARSAT-2 acquisitions for November 2011, December 2011 and March 2012 at $\theta \approx 27^\circ$ (left) and $\theta \approx 38^\circ$ (right) incidence angles. The blue circles represent HH polarization, and the green triangles represent HV polarization. The black lines are the best fit results for the model.

presence of snow. Snow generates some attenuation and volume scattering, which can produce noise when evaluating shrub height, but it also reduces the dielectric contrast between the shrub branches and their surrounding medium. The effective permittivity of dry snow (ϵ_s), which is mostly dependent on snow density (Mätzler, 1996), is slightly greater than air, in the order of $\epsilon_s=1.5$, but combined with the reduced permittivity of the vegetation (Magagi *et al.*, 2002a; Way *et al.*, 1990) during the winter can contribute in reducing the sensitivity of SAR to shrub height. The temporal variations of co-polarized backscattering coefficients are different from the cross-polarized one: the December datasets have the most sensitivity to shrub height, while the sensitivities and corre-

Date	Incidence	Polarization	A_1 (dB)	A_2 (dB)	b (m)	R^2	RMSE	Δ_{A_1, A_2} (dB)	$3b$ (m)
15 November 2011	27	HH	-8.8	-11.9	0.78	0.23	1.82	3.1	2.33
		HV	-13.5	-20.7	0.05	0.48	2.53	7.2	0.16
		VV	-9.4	-12.0	0.65	0.20	1.74	2.6	1.94
09 December 2011	27	HH	-9.1	-13.1	0.78	0.30	1.97	4.0	2.35
		HV	-14.6	-20.3	0.46	0.47	2.13	5.7	1.39
		VV	-9.6	-13.2	0.62	0.27	1.97	3.6	1.87
14 March 2012	27	HH	-10.6	-13.4	0.50	0.19	2.04	2.8	1.50
		HV	-15.8	-21.1	0.62	0.35	2.46	5.3	1.87
		VV	-10.9	-13.6	0.49	0.18	1.97	2.6	1.48
12 November 2011	38	HH	-10.0	-14.0	0.88	0.37	1.60	3.9	2.63
		HV	-14.7	-21.6	0.07	0.58	2.05	7.0	0.20
		VV	-10.0	-13.9	0.73	0.39	1.58	3.9	2.18
06 December 2011	38	HH	-11.1	-15.6	0.45	0.44	1.77	4.4	1.35
		HV	-16.0	-21.9	0.26	0.46	2.35	5.9	0.79
		VV	-11.6	-15.6	0.50	0.38	1.74	3.9	1.49
11 March 2012	38	HH	-11.3	-15.5	0.60	0.33	1.99	4.1	1.79
		HV	-16.6	-22.1	0.72	0.35	2.40	5.4	2.17
		VV	-12.0	-15.6	0.64	0.27	1.95	3.6	1.93

Table 1.3 – Results for regression analysis of RADARSAT-2 backscattering coefficients as a function of shrub mean height.

lations are lower in November. This dissimilarity can be explained by the surface scattering from the ground, which is stronger in November, before the ground freeze-up, compared to December, when the ground is mostly frozen. Since co-polarized backscattering is more sensitive to surface scattering mechanisms than cross-polarized backscattering, the correlation between co-polarized coefficients and vegetation height tends to drop in the presence of stronger surface scattering relative to volume scattering. In March, however, the observed drop in correlation and sensitivity to shrub height is due to different mechanisms. During that period, the ground is completely frozen, and its temperature is lower than in December, further reducing the surface scattering component, so the drop in sensitivity to shrub height could be due to the presence of snow. Field data show that higher shrubs will often retain more snow, creating a deeper snowpack in areas where shrubs are taller and more dense. For example, sites with $h_w > 0.5$ m accumulated on average 61.7 cm of snow during the winter of 2012, while sites with $h_w \leq 0.5$ m accumulated an average of 28.3 cm and sites with $h_w \leq 0.25$ m accumulated an average of 19.1 cm. However, vegetation is not the only determining factor influencing snow depth, as local topography and the local wind direction and wind velocity also play a major role in the snow accumulation process.

The TerraSAR-X backscattering coefficients have relatively weaker correlations with shrub height ($0.12 \leq R^2 \leq 0.46$) and display slightly lower dynamic ranges ($2.4 \text{ dB} \leq \Delta_{A_1, A_2} \leq 4.5 \text{ dB}$) than what is observed at C band. The p -values of the A_1 and A_2 parameters were all well below

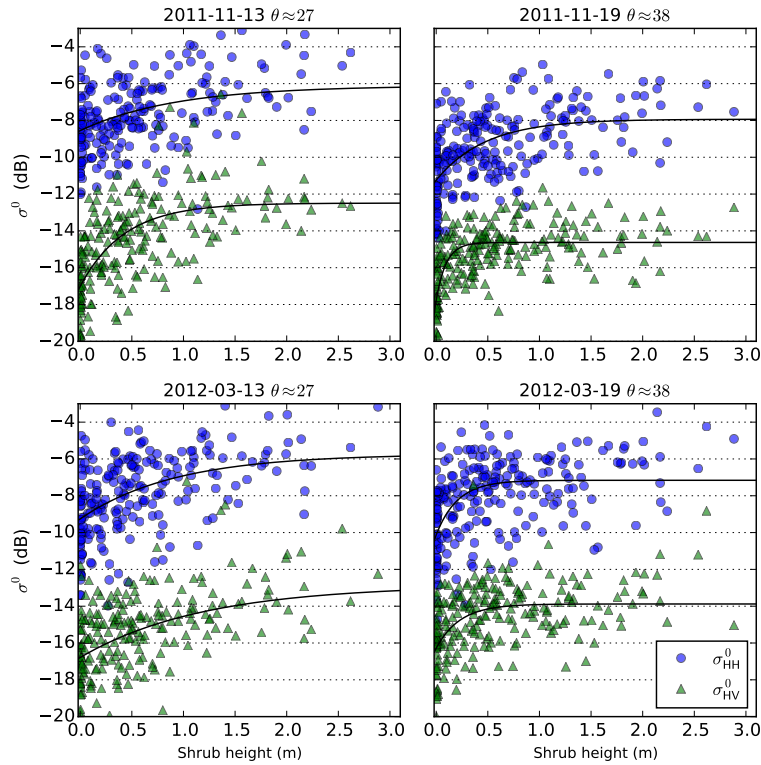


FIGURE 1.9 – σ^0 as a function of vegetation height for TerraSAR-X acquisitions for November 2011 and March 2012 at $\theta \approx 27^\circ$ (left) and $\theta \approx 38^\circ$ (right) incidence angles. The blue circles represent HH polarization, and the green triangles represent HV polarization. The black lines are the best fit results for the model.

Date	Incidence	Polarization	A_1 (dB)	A_2 (dB)	b (m)	R^2	RMSE	$\Delta_{A_1 A_2}$ (dB)	$3b$ (m)
2011 November 13	27	HH	-6.1	-8.6	0.92	0.12	1.97	2.4	2.77
		HV	-12.5	-17.0	0.43	0.42	1.87	4.5	1.29
2011 December 05	27	HH	-6.3	-9.5	0.43	0.23	2.04	3.2	1.30
		HV	-13.3	-17.3	0.53	0.38	1.75	4.0	1.58
2012 March 13	27	HH	-5.7	-9.3	0.92	0.16	2.42	3.5	2.75
		HV	-12.9	-16.8	1.19	0.17	2.40	3.9	3.57
2011 November 19	38	HH	-7.9	-11.2	0.48	0.33	1.66	3.3	1.44
		HV	-14.6	-17.8	0.10	0.46	1.20	3.1	0.29
2012 March 19	38	HH	-7.2	-10.1	0.21	0.22	2.03	3.0	0.62
		HV	-13.9	-16.3	0.23	0.23	1.61	2.4	0.69

Table 1.4 – Results for regression analysis of TerraSAR-X backscattering coefficients as a function of shrub mean height.

0.001. The p -values for the b parameter were slightly higher than at C band, but were all below 0.05, except for σ_{HH}^0 at 27° on 13 November, which was 0.089. The highest p -values were found in March for the co- and cross-polarized backscattering at both incidence angles and for σ_{HH}^0 at 27° on 5 December, and they ranged between 0.0027 and 0.0439. There are also less temporal variations in dynamic ranges ($\Delta_{A_1 A_2}$), which are relatively constant between acquisitions. One of the major difference between X and C band, however, is the effect of incidence angle on the sensitivity

to shrub height, especially at HH polarization. At higher incidence ($\theta \approx 38^\circ$), the agreement with the model is slightly better and the RMSE is lower. This can be explained by the relative increase of the importance of volume scattering with increasing incidence angle, reducing the relative importance of surface scattering. Since X band provides less penetration through the canopy, the surface scattering mechanism is less important than at C band, and the lower sensitivity and correlation in November and December at X band are most likely due to a saturation of the volume scattering from the branches. Given our primary objectives and the complexity of the terrain, ground roughness measurements were not performed in the area, so it is difficult to estimate the contribution of the ground surface on the backscattered signal, but it is possible to gain insight into the importance of this mechanism by looking at the changes in soil moisture and temperature. Looking at the temporal changes in σ^0 values compared to ground moisture and temperature, there is little change between November and December backscattering coefficients at $\theta \approx 27^\circ$, only a slight decrease in sensitivity and correlation at HV polarization and an increase of the sensitivity and correlation to vegetation height at HH polarization. The increased sensitivity and correlation observed with the co-polarized backscattering in December could be explained by the relative reduction in ground scattering due to the freeze-up of the ground. The other important difference between RADARSAT-2 and TerraSAR-X data is that, while $\Delta_{A_1 A_2}$ remains similar between fall and winter at X band, the values of A_1 and A_2 rise in March, contrary to what is observed at C band. This effect is linked to the presence of snow in March, which increases the volume scattering component of the total backscattered power. The shorter wavelength at X band results in increased scattering from the snow grains, which are larger relative to the wavelength. These results show that the effect of shrub vegetation on SAR backscattering is quite important and needs to be considered in studies using SAR data in sub-Arctic environments. It is especially important to projects aiming at measuring snow characteristics using X band SAR, such as the one proposed by Rott *et al.* (2008, 2009). While some corrections were added to the model in order to take into account the effect of vegetation (Macelloni *et al.*, 2008, 2010), it was mainly forest vegetation that was considered, and shrub vegetation was not mentioned in the study.

1.3.3 Sources of the Observed Variability

The analysis of the radar backscattering response to shrub density and height reveals a significant sensitivity of σ^0 values to those vegetation parameters that vary as a function of incidence

angle, polarization, frequency and the timing of the acquisitions. There is however a high variance in the backscattering coefficients regardless of the different configurations, and RMSE values for the model analysis are around 2 dB on average for RADARSAT-2 and 1.8 dB for TerraSAR-X. There are many factors that can explain this high variability, which is related either to the nature of the data used or to environmental characteristics. One important source of error is linked to the treatment that was performed on *in situ* shrub vegetation measurements to convert them to weighted average height. Due to the fact that vegetation height and ground coverage were recorded as classes with irregular intervals, the conversion to average height using the median point of those intervals could introduce estimation errors. Moreover, these errors are greater for classes of taller vegetation due to their wider intervals. Once again, these measurements were optimal for the needs of the original survey due to the highly complex structure of the vegetation in the area and the fact that the initial objective was not to gather data for SAR estimation of vegetation height.

In such a complex environment, many components affect the scattering properties of a given target, and there are many environmental factors that can explain the observed variability. Another vegetation characteristic that was not considered for the current analysis is the vertical structure of the various species found in the study area. The model proposed by Ulaby (Ulaby *et al.*, 2014) was developed for agricultural applications, and different versions of the model were used depending on the species studied. In the current case, the heterogeneous nature of the environment results in the presence of multiple species of shrubs within a single resolution cell, which can produce uncertainty in the model fitting. Scattering from the ground surface is another major component of the total backscattered power in this case, especially with RADARSAT-2. The full assessment of the ground scattering component is not possible due to the complexity of the terrain and the lack of measurements related to ground properties. There is however some information on soil temperature and moisture content at a few sites (not necessarily at the same location as the vegetation sampling sites), which can give better insight into the temporal behaviour of the backscattering. As explained above, the drop in temperature in December leads to ground freeze-up, reducing the ground's dielectric constant and the relative importance of ground surface scattering compared to volume scattering from shrub vegetation. The slight increase in sensitivity to shrub height in December, after the ground freeze-up, compared to November is a consequence of this phenomenon. Consequently, the spatial variations of soil properties and moisture regime will also create fluctuations in the backscattering coefficients and can explain part of the observed varia-

bility. Shrub species, soil types and soil moisture regime are generally interconnected and form distinct ecosystems. In order to provide better modelling results, a spatial segmentation and classification of the territory could be performed to take into account the physical characteristics of these ecosystems. Further studies will therefore focus on classification of SAR images.

1.4 Conclusions

This study looked at the effect of shrub vegetation on backscattering coefficients measured with RADARSAT-2 and TerraSAR-X. *In situ* measurements of shrub height and ground coverage were compared to measured σ^0 values at various incidence angles, polarizations and frequencies to evaluate their sensitivity to those two shrub characteristics. It has been shown that the backscattering coefficients are sensitive to shrub coverage up to a density of 20%, at which point, the sensitivity tends to drop significantly. The sensitivity of backscattering coefficients to shrub height was also assessed. Results show that the backscattering coefficients have the highest sensitivity (≈ 7 dB) and the highest correlation ($0.48 \leq R^2 \leq 0.58$) to shrub height at C band at HV polarization, which is consistent with existing literature for crop height (Ulaby *et al.*, 2014). The HV polarization is more affected by the random scattering generated by the branches within the shrub canopy, and the shorter wavelength of the X band provides less penetration, resulting in lower sensitivity (maximum of 4.5 dB) and correlations ($R^2 \leq 0.46$). The sensitivity to shrub vegetation remains significant during the winter, when dry snow covers the shrubs; however, it was found that the response is different between X band and C band. At C band, the backscattering is generally lower during the winter (≈ 2 dB–4 dB), and the sensitivity and correlation with shrub height are weaker; while at X band, the backscattering coefficients are higher during the winter (≈ 0.5 dB–1 dB), but the correlations and sensitivity stay relatively weak throughout the year with little variation. It was also observed that soil moisture and temperature play a significant role in the backscattering coefficients at C band, even in the presence of shrub vegetation and snow, which shows that ground scattering remains a major component of the total backscattered power at this frequency. The effect of soil characteristics was not as obvious at X band, and the presence of snow during the winter increased the total backscattered power, which indicates that volume scattering from vegetation and snow tends to dominate at this frequency.

The findings exposed in this paper provide a good basis to further improvements in the assessment of shrub growth and expansion in Arctic and sub-Arctic regions. The data show that SAR backscattering is very sensitive to shrub height when the stands are shorter than one metre. It is therefore expected that the initial stages of shrub growth in the Arctic tundra can be detected from space-borne SAR sensors. This would provide an important tool to assess and monitor the ongoing shrubification phenomenon observed at these latitudes, while improving carbon budget estimations and predictions of permafrost thaw caused by snow-vegetation interactions. Further research will focus on the latter subject in order to estimate snow mass accumulations within shrub vegetation using SAR data.

1.5 Acknowledgements

The authors would like to acknowledge the Canadian Space Agency (CSA) and the German Aerospace Centre (DLR) for providing the RADARSAT-2 and TerraSAR-X imagery through the Science and Operational Applications Research-Education (SOAR-E) Initiative. SOAR-E project 5014: *Évaluation des paramètres de la neige en milieu subarctique à l'aide de la polarimétrie et de l'interférométrie radar*. Funding for this project has been provided by ArcticNet and Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada (NSERC). Additional funding for the field work was provided by the Northern Scientific Training Program (NSTP) of the Canadian Polar Commission. The authors would also like to thank Centre d'études nordiques for the access to their infrastructures, the Umiujaq community for their support during the field campaigns and Florent Domine (CNRS, CEN, Takuvik) for his counsels and support with field work.

ARTICLE 1: References

- (2016). *Orfeo Toolbox*. <https://www.orfeo-toolbox.org>. 2016-06-08.
- Adam S, Pietroniro A & Brugman MM (1997). Glacier snow line mapping using ERS-1 SAR imagery. *Remote Sensing of Environment*, 61(1):46–54.
- Arii M, van Zyl J & Kim Y (2010). A general characterization for polarimetric scattering from vegetation canopies. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 48(9):3349–3357. DOI:10.1109/TGRS.2010.2046331.
- Arii M, van Zyl J & Kim Y (2011). Adaptive model-based decomposition of polarimetric SAR covariance matrices. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 49(3):1104–1113. DOI:10.1109/TGRS.2010.2076285.
- ASF (2013). *MapReady*. <https://www.asf.alaska.edu/data-tools/mapready/>. 2016-06-08.
- Bagan H, Kinoshita T & Yamagata Y (2012). Combination of avnir-2, palsar, and polarimetric parameters for land cover classification. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 50(4):1318–1328.
- Baghdadi N, Gauthier Y & Bernier M (1997). Capability of multitemporal ERS-1 SAR data for wet-snow mapping. *Remote Sensing of Environment*, 60(2):174–186.
- Balzter H, Baker JR, Hallikainen M & Tomppo E (2002). Retrieval of timber volume and snow water equivalent over a Finnish boreal forest from airborne polarimetric Synthetic Aperture Radar. *International Journal of Remote Sensing*, 23(16):3185–3208. DOI:10.1080/01431160110076199.
- Barnes RM (1984). *Detection of a randomly polarized target : a thesis*. Thèse de doctorat.
- Bernier M, Duguay Y & Domine F (2016). Mapping of snow parameters with polarimetric and multifrequency sar data in a subarctic environment. *2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, pages 7057–7059.
- Bernier M & Fortin JP (1998). The potential of times series of C-band SAR data to monitor dry and shallow snow cover. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(1):226–243.
- Bernier M, Fortin JP, Gauthier Y, Gauthier R, Bisson JL & Vincent P (1999a). Estimation of the water equivalent of a snowpack using spaceborne radar images. *Revue des sciences de l'eau*, 12(2):407–423.
- Bernier M, Fortin JP, Gauthier Y, Gauthier R, Roy R & Vincent P (1999b). Determination of snow water equivalent using RADARSAT SAR data in eastern Canada. *Hydrological Processes*, 13(18):3041–3051.
- Bhatt US, Walker DA, Reynolds MK, Bieniek PA, Epstein HE, Comiso JC, Pinzon JE, Tucker CJ & Polyakov IV (2013). Recent declines in warming and vegetation greening trends over pan-arctic tundra. *Remote Sensing*, 5(9):4229–4254. DOI:10.3390/rs5094229.

- Bi J, Xu L, Samanta A, Zhu Z & Myneni R (2013). Divergent arctic-boreal vegetation changes between north america and eurasia over the past 30 years. *Remote Sensing*, 5(5):2093–2112. DOI:10.3390/rs5052093.
- Blok D, Heijmans MMPD, Schaepman-Strub G, Kononov AV, Maximov TC & Berendse F (2010). Shrub expansion may reduce summer permafrost thaw in siberian tundra. *Global Change Biology*, 16(4):1296–1305. DOI:10.1111/j.1365-2486.2009.02110.x.
- Blok D, Schaepman-Strub G, Bartholomeus H, Heijmans MMPD, Maximov TC & Berendse F (2011). The response of arctic vegetation to the summer climate: relation between shrub cover, ndvi, surface albedo and temperature. *Environmental Research Letters*, 6(3):035502.
- Boelman NT, Gough L, McLaren JR & Greaves H (2011). Does ndvi reflect variation in the structural attributes associated with increasing shrub dominance in arctic tundra? *Environmental Research Letters*, 6(3):035501.
- Boerner WM, Mott H & Luneburg E (1997). Polarimetry in remote sensing: basic and applied concepts. *Geoscience and Remote Sensing, 1997. IGARSS '97. Remote Sensing - A Scientific Vision for Sustainable Development., 1997 IEEE International*, volume 3, pages 1401–1403.
- Born M & Wolf E (2013). *Principles of Optics: Electromagnetic Theory of Propagation, Interference and Diffraction of Light*. Elsevier Science, 6 edition.
- Brouillet L, Desmet P, Coursol F, Meades S, Favreau M, Anions M, Bélisle P, Gendreau C, Shorhouse D & contributors (2010+) (2010). *Database of Vascular Plants of Canada (VASCAN)*. <http://data.canadensys.net/vascan>.
- Brown R, Derksen C & Wang L (2010). A multi-data set analysis of variability and change in arctic spring snow cover extent, 1967-2008. *J. Geophys. Res.*, 115(D16):n/a–n/a.
- Buckeridge KM & Grogan P (2008). Deepened snow alters soil microbial nutrient limitations in arctic birch hummock tundra. *Applied Soil Ecology*, 39(2):210–222.
- Burges C (1998). A tutorial on support vector machines for pattern recognition. 2(2):121–167.
- Centre Canadien de Télédétection C (2008). *Tutoriel: La polarimétrie radar*. http://cct.rncan.gc.ca/resource/tutor/polarim/index_f.php.
- Centre d'Études Nordiques (2017). *Umiujaq Research Station*. [Online]. <http://www.cen.ulaval.ca/en/page.aspx?lien=stationumiujaq>. 2017-09-30.
- Chang CC & Lin CJ (2011). LIBSVM: A library for support vector machines. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2:27:1–27:27. Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.
- Chasmer L, Kenward A, Quinton W & Petrone R (2012). Co2 exchanges within zones of rapid conversion from permafrost plateau to bog and fen land cover types. *Arctic, Antarctic, and Alpine Research*, 44(4):399–411. DOI:10.1657/1938-4246-44.4.399.
- Chen K, Wu TD, Tsang L, Li Q, Shi J & Fung A (2003). Emission of rough surfaces calculated by the integral equation method with comparison to three-dimensional moment method simulations. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 41(1):90–101. DOI:10.1109/TGRS.2002.807587.
- Chen W, Blain D, Li J, Keohler K, Fraser R, Zhang Y, Leblanc S, Olthof I, Wang J & McGovern M (2009). Biomass measurements and relationships with landsat-7/etm+ and jers-1/sar data over canada's western sub-arctic and low arctic. *International Journal of Remote Sensing*, 30(9):2355–2376. DOI:10.1080/01431160802549401.

- Cloude S (1985). Target decomposition theorems in radar scattering. *Electronics Letters*, 21(1): 22–24. DOI:10.1049/el:19850018.
- Cloude S (2009). *Polarisation: Applications in Remote Sensing*. Oxford University Press, USA, 352 pages.
- Cloude SR & Pottier E (1996). A review of target decomposition theorems in radar polarimetry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34(2):498–518.
- Cloude SR & Pottier E (1997). An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(1):68–78. DOI:10.1109/36.551935.
- Cornelissen JHC, Callaghan TV, Alatalo JM, Michelsen A, Graglia E, Hartley AE, Hik DS, Hobbie SE, Press MC, Robinson CH, Henry GHR, Shaver GR, Phoenix GK, Gwynn Jones D, Jonasson S, Chapin FS, Molau U, Neill C, Lee JA, Melillo JM, Sveinbjörnsson B & Aerts R (2001). Global change and arctic ecosystems: is lichen decline a function of increases in vascular plant biomass? *Journal of Ecology*, 89(6):984–994. DOI:10.1111/j.1365-2745.2001.00625.x.
- Corr D & Rodrigues A (2002). Alternative basis matrices for polarimetric decomposition. *Proc. Eusar*, pages 597–600.
- de Roo R, Du Y, Ulaby F & Dobson M (2001). A semi-empirical backscattering model at L-band and C-band for a soybean canopy with soil moisture inversion. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 39(4):864–872.
- Dedieu J, De Farias GB, Castaigns T, Allain-Bailhache S, Pottier E, Durand Y & Bernier M (2012). Interpretation of a radarsat-2 fully polarimetric time-series for snow cover studies in an alpine context - first results. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 38(03):336–351. DOI:10.5589/m12-027.
- Ding KH, Zurk LM & Tsang L (1994). Pair distribution-functions and attenuation rates for sticky particles in dense media. *Journal of Electromagnetic Waves and Applications*, 8(12):1585–1604.
- Dobson M, Ulaby F, Pierce L, Sharik T, Bergen K, Kelldorfer J, Kendra J, Li E, Lin YC, Nashashibi A, Sarabandi K & Siqueira P (1995). Estimation of forest biophysical characteristics in northern Michigan with SIR-C/X-SAR. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 33(4):877–895.
- Domine F, Barrere M & Morin S (2016). The growth of shrubs on high arctic tundra at Bylot Island: impact on snow physical properties and permafrost thermal regime. *Biogeosciences*, 13(23):6471–6486.
- Du J, Shi J & Rott H (2010a). Comparison between a multi-scattering and multi-layer snow scattering model and its parameterized snow backscattering model. *Remote Sensing of Environment*, 114(5):1089–1098. DOI:10.1016/j.rse.2009.12.020.
- Du J, Shi J, Tjuatja S & Chen KS (2006). A combined method to model microwave scattering from a forest medium. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(4):815–824.
- Du J, Shi J & Xiong C (2010b). A method to estimate snow water equivalent using multi-angle X-band radar observations. *IGARSS 2010*, pages 3774–3776, Honolulu, HI.
- Dubois P, van Zyl J & Engman T (1995). Measuring soil moisture with imaging radars. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 33(4):915–926. DOI:10.1109/36.406677.
- Duguay Y & Bernier M (2011a). Potential of polarimetric SAR data for snow water equivalent estimation in subarctic regions. *Proceedings of PolInSAR 2011*, ESA SP-695, volume 2011, pages 24–28, Frascati, Italy.

Duguay Y & Bernier M (2011b). Use of RADARSAT-2 data for snow characterization in subarctic regions. *Conference Proceedings of the 32nd Canadian Remote Sensing Symposium and 14th L'AQT Congress*, volume 2011, Sherbrooke, Canada.

Duguay Y & Bernier M (2012). The use of radarsat-2 and terrasarsar-x data for the evaluation of snow characteristics in subarctic regions. *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2012 IEEE International*, pages 3556–3559.

Duguay Y, Bernier M, Lévesque E & Domine F (2016). Land cover classification in subarctic regions using fully polarimetric radarsat-2 data. *Remote Sensing*, 8(9):697. DOI:10.3390/rs8090697.

Duguay Y, Bernier M, Levesque E & Tremblay B (2014). Monitoring of subarctic shrub vegetation characteristics using terrasarsar-x and radarsat-2 data. *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2014 IEEE International*, pages 1194–1197. 13-18 July.

Duguay Y, Bernier M, Lévesque E & Tremblay B (2015). Potential of C and X band SAR for shrub growth monitoring in sub-arctic environments. *Remote Sensing*, 7(7):9410–9430. DOI:10.3390/rs70709410.

Elmendorf SC, Henry GHR, Hollister RD, Bjork RG, Boulanger-Lapointe N, Cooper EJ, Cornelissen JHC, Day TA, Dorrepaal E, Elumeeva TG, Gill M, Gould WA, Harte J, Hik DS, Hofgaard A, Johnson DR, Johnstone JF, Jonsdottir IS, Jorgenson JC, Klanderud K, Klein JA, Koh S, Kudo G, Lara M, Levesque E, Magnusson B, May JL, Mercado-Diaz JA, Michelsen A, Molau U, Myers-Smith IH, Oberbauer SF, Onipchenko VG, Rixen C, Schmidt NM, Shaver GR, Spasojevic MJ, Porhallsdottir PE, Tolvanen A, Troxler T, Tweedie CE, Villareal S, Wahren CH, Walker X, Webber PJ, Welker JM & Wipf S (2012). Plot-scale evidence of tundra vegetation change and links to recent summer warming. *Nature Clim. Change*, 2(6):453–457.

ESA (2015). *PolSARpro*. <https://earth.esa.int/web/polsarpro/>. 2016-06-08.

Fierz C, Armstrong R, Durand Y, Etchevers P, Greene E, McClung D, Nishimura K, Satyawali P & Sokratov S (2009). The international classification for seasonal snow on the ground. Paris.

Foody GM & Mathur A (2004). A relative evaluation of multiclass image classification by support vector machines. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(6):1335–1343.

Forbes BC, Fauria MM & Zetterberg P (2010). Russian arctic warming and 'greening' are closely tracked by tundra shrub willows. *Global Change Biology*, 16(5):1542–1554. DOI:10.1111/j.1365-2486.2009.02047.x.

Fraser RH, Lantz TC, Olthof I, Kokelj SV & Sims RA (2014). Warming-induced shrub expansion and lichen decline in the western canadian arctic. *Ecosystems*, 17(7):1151–1168. DOI:10.1007/s10021-014-9783-3.

Freeman A (2007). Fitting a two-component scattering model to polarimetric SAR data from forests. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(8):2583–2592.

Freeman A & Durden SL (1998). A three-component scattering model for polarimetric SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(3):963–973.

Fukuda S & Hirosawa H (2001). Support vector machine classification of land cover: application to polarimetric sar data. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2001. IGARSS '01. IEEE 2001 International*, volume 1, pages 187–189 vol.1.

Fung A (1994). *Microwave scattering and emission models and their applications*. House A, éditeur. Artech house Norwood, MA.

- Fung AK, Li Z & Chen KS (1992). Backscattering from a randomly rough dielectric surface. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2):356–369.
- Furtado LFdA, Silva TSF & Novo EMLadM (2016). Dual-season and full-polarimetric c band sar assessment for vegetation mapping in the amazon várzea wetlands. *Remote Sensing of Environment*, 174:212–222.
- Gosselin G (2013). *L'utilisation de la polarimétrie radar et de la décomposition de Touzi pour la caractérisation et la classification des physiologies végétales des milieux humides : le cas du Lac Saint-Pierre*. Thèse de doctorat, Université de Montréal.
- Guneriussen T, Hogda KA, Johnsen H & Lauknes I (2001). InSAR for estimation of changes in snow water equivalent of dry snow. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(10):2101–2108.
- Hajnsek I, Jagdhuber T, Schon H & Papathanassiou KP (2009). Potential of estimating soil moisture under vegetation cover by means of PolSAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(2):442–454. DOI:10.1109/TGRS.2008.2009642.
- Hajnsek I, Pottier E & Cloude SR (2003). Inversion of surface parameters from polarimetric SAR. *IEEE Transactions On Geoscience and Remote Sensing*, 41(4):727–744. DOI:10.1109/TGRS.2003.810702.
- Hall DK, Riggs GA, Salomonson VV, DiGirolamo NE & Bayr KJ (2002). MODIS snow-cover products. *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2):181–194.
- Hallikainen M, Ulaby F, Dobson M, El-Rayes M & Wu LK (1985). Microwave dielectric behavior of wet soil-part 1: Empirical models and experimental observations. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, GE-23(1):25–34.
- Hallikainen MT, Ulaby FT & Abdelrazik M (1986). Dielectric properties of snow in the 3 to 37 GHz range. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, AP-34(11):1329–1340.
- Hallinger M, Manthey M & Wilmking M (2010). Establishing a missing link: warm summers and winter snow cover promote shrub expansion into alpine tundra in Scandinavia. *New Phytologist*, 186(4):890–899. DOI:10.1111/j.1469-8137.2010.03223.x.
- Hope AS, Pence KR & Stow DA (2004). Ndvi from low altitude aircraft and composited noaa avhrr data for scaling arctic ecosystem fluxes. *International Journal of Remote Sensing*, 25(20):4237–4250. DOI:10.1080/01431160310001632710.
- Huang C, Davis LS & Townshend JRG (2002). An assessment of support vector machines for land cover classification. *International Journal of Remote Sensing*, 23(4):725–749. DOI:10.1080/01431160110040323.
- Hudson JMG & Henry GHR (2009). Increased plant biomass in a high arctic heath community from 1981 to 2008. *Ecology*, 90(10):2657–2663. DOI:10.1890/09-0102.1.
- Huynen JR (1965). Measurement of the target scattering matrix. *Proceedings of the IEEE*, 53(8):936–946. DOI:10.1109/PROC.1965.4072.
- Imhoff M (1995). A theoretical analysis of the effect of forest structure on synthetic aperture radar backscatter and the remote sensing of biomass. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 33(2):341–352.
- IPCC (2013). *Climate change 2013: The physical science basis*. Stocker TF, Qin D, Plattner GK, Tignor M, Allen SK, Boschung J, Nauels A, Xia Y, Bex V & Midgley PM (éditeurs). Cambridge University Press Cambridge, UK, and New York, NY, USA, 1535 pages.

- Jagdhuber T, Hajnsek I, Bronstert A & Papathanassiou KP (2012). Soil moisture estimation under low vegetation cover using a multi-angular polarimetric decomposition. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, PP(99):1–15.
- Jia GJ, Epstein HE & Walker DA (2003). Greening of arctic alaska, 1981–2001. *Geophysical Research Letters*, 30(20):n/a–n/a. DOI:10.1029/2003GL018268. 2067.
- Ju J & Masek JG (2016). The vegetation greenness trend in canada and us alaska from 1984-2012 landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 176:1–16.
- Karam M, Fung A, Lang R & Chauhan N (1992). A microwave scattering model for layered vegetation. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 30(4):767–784.
- Karam MA, Amar F, Fung AK, Mougine E, Lopes A, Le Vine DM & Beaudoin A (1995). A microwave polarimetric scattering model for forest canopies based on vector radiative transfer theory. 53(1): 16–30.
- Kendra JR, Sarabandi K & Ulaby FT (1998). Radar measurements of snow: Experiment and analysis. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(3):864–879.
- Kennaugh E & Sloan R (1952). Effects of type of polarization on echo characteristics. OHIO STATE UNIV RESEARCH FOUNDATION COLUMBUS ANTENNA LAB.
- Koskinen JT, Pulliainen JT & Hallikainen MT (1997). The use of ERS-1 SAR data in snow melt monitoring. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(3):601–610.
- Koskinen JT, Pulliainen JT, Luojus KP & Takala M (2010). Monitoring of snow-cover properties during the spring melting period in forested areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(1):50–58.
- Kunzi KF, Patil S & Rott H (1982). Snow-cover parameters retrieved from nimbus-7 scanning multichannel microwave radiometer (smmr) data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-20(4):452–467. DOI:10.1109/TGRS.1982.350411.
- Kurvonen L, Pulliainen J & Hallikainen M (1999). Retrieval of biomass in boreal forests from multitemporal ers-1 and jers-1 sar images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(1):198–205.
- Lardeux C, Frison PL, Tison C, Souyris JC, Stoll B, Fruneau B & Rudant JP (2009). Support vector machine for multifrequency sar polarimetric data classification. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 47(12):4143–4152.
- Lardeux C, Frison PL, Tison C, Souyris JC, Stoll B, Fruneau B & Rudant JP (2011). Classification of tropical vegetation using multifrequency partial sar polarimetry. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 8(1):133–137.
- Le Toan T, Beaudoin A, Riom J & Guyon D (2002). Relating forest biomass to sar data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2):403–411.
- Le Toan T, Quegan S, Davidson MWJ, Balzter H, Paillou P, Papathanassiou K, Plummer S, Rocca F, Saatchi S, Shugart H & Ulander L (2011). The biomass mission: Mapping global forest biomass to better understand the terrestrial carbon cycle. *DESDynI VEG-3D Special Issue*, 115(11):2850–2860.
- Lee JS, Hoppel KW, Mango SA & Miller AR (1994). Intensity and phase statistics of multilook polarimetric and interferometric sar imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32(5):1017–1028.
- Lee JS & Pottier E (2009). *Polarimetric radar imaging: from basics to applications*. CRC press.

- Lee JS, Schuler DL, Ainsworth TL, Krogager E, Kasilingam D & Boerner WM (2002). On the estimation of radar polarization orientation shifts induced by terrain slopes. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(1):30–41. DOI:10.1109/36.981347.
- Lee JS, Wen JH, Ainsworth TL, Chen KS & Chen AJ (2009). Improved sigma filter for speckle filtering of SAR imagery. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 47(1):202–213.
- Leinss S, Löwe H, Proksch M, Lemmetyinen J, Wiesmann A & Hajnsek I (2016). Anisotropy of seasonal snow measured by polarimetric phase differences in radar time series. *The Cryosphere*, 10(4):1771–1797.
- Leinss S, Parrella G & Hajnsek I (2014). Snow height determination by polarimetric phase differences in x-band sar data. *Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of*, 7(9):3794–3810.
- Leinss S, Wiesmann A, Lemmetyinen J & Hajnsek I (2015). Snow water equivalent of dry snow measured by differential interferometry. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(8):3773–3790.
- Li Z, Huang L, Chen Q & Tian B (2012). Glacier snow line detection on a polarimetric sar image. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 9(4):584–588.
- Liang P, Moghaddam M, Pierce L & Lucas R (2005). Radar backscattering model for multilayer mixed-species forests. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 43(11):2612–2626.
- Liu H, Guo H & Zhang L (2015). Svm-based sea ice classification using textural features and concentration from radarsat-2 dual-pol scansar data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(4):1601–1613.
- Liu H, Zhao Z & Jezek KC (2004). Correction of positional errors and geometric distortions in topographic maps and dems using a rigorous sar simulation technique. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 70(9):1031–1042. DOI:10.14358/pers.70.9.1031.
- Longépé N (2008). *Apport de l’Imagerie SAR Satellitaire en bandes L et C pour la Caractérisation du Couvert neigeux*. Thèse de doctorat, IETR - Institut d’Électronique et de Télécommunications de Rennes, Rennes.
- Longepe N, Rakwatin P, Isoguchi O, Shimada M, Uryu Y & Yulianto K (2011). Assessment of alos palsar 50 m orthorectified fbd data for regional land cover classification by support vector machines. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 49(6):2135–2150.
- Longépé N, Shimada M, Allain S & Pottier E (2008). Capabilities of full-polarimetric palsar/alos for snowextent mapping. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, volume 4, Boston, MA.
- López-Martínez C, Pottier E & Cloude SR (2005). Statistical assessment of eigenvector-based target decomposition theorems in radar polarimetry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(9):2058–2074.
- Luojus K, Pulliainen J, Metsamaki S & Hallikainen M (2009). Enhanced sar-based snow-covered area estimation method for boreal forest zone. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 47(3):922–935.
- Luojus KP, Pulliainen JT, Metsamaki SJ & Hallikainen MT (2007). Snow-covered area estimation using satellite radar wide-swath images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(4):978–989.

- Macelloni G, Brogioni M, Montomoli F, Fontanelli G, Kern M & Rott H (2010). Evaluation of vegetation effect on the retrieval of snow parameters from backscattering measurements: A contribution to CoReH2O mission. *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2010 IEEE International*, pages 1772–1775.
- Macelloni G, Brogioni M, Montomoli F, Lemmetyinen J, Pulliainen J & Rott H (2014). Retrieval of snow water equivalent in forested area using multifrequency sar data. *EUSAR 2014; 10th European Conference on Synthetic Aperture Radar; Proceedings of*, pages 1–3.
- Macelloni G, Paloscia S, Pampaloni P, Sigismondi S, De Matthaeis P, Ferrazzoli P, Schiavon G & Solimini D (1999). The sir-c/x-sar experiment on montespertoli: Sensitivity to hydrological parameters. *International Journal of Remote Sensing*, 20(13):2597–2612. DOI:10.1080/014311699211958.
- Macelloni G, Pettinato S, Santi E, Rott H, Cline D & Rebhan H (2008). Impact of vegetation in the retrieval of snow parameters from backscattering measurements at the X- and Ku-bands. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2008. IGARSS 2008. IEEE International*, volume 3, pages III – 218–III – 221.
- Magagi R & Bernier M (2003). Optimal conditions for wet snow detection using RADARSAT SAR data. *Remote Sensing of Environment*, 84(2):221–233.
- Magagi R, Bernier M & Bouchard MC (2002a). Use of ground observations to simulate the seasonal changes in the backscattering coefficient of the subarctic forest. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(2):281–297.
- Magagi R, Bernier M & Ung CH (2002b). Quantitative analysis of radarsat sar data over a sparse forest canopy. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 40(6):1301–1313.
- Martini A (2005). *Téledétection d'un couvert neigeux en milieux alpins à partir de données SAR polarimétriques multi-fréquentielles et multi-temporelles*. Thèse de doctorat, IETR - Institut d'Électronique et de Télécommunications de Rennes, Rennes.
- Martini A, Ferro-Famil L, Pottier E & Dedieu JP (2006). Dry snow discrimination in alpine areas from multi-frequency and multi-temporal SAR data. *See Proceedings-Radar Sonar and Navigation*, 153(3):271–278. DOI:10.1049/ip-rsn:20045104.
- Mätzler C (1996). Microwave permittivity of dry snow. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34(2):573–581.
- Mätzler C (2002). Relation between grain-size and correlation length of snow. *Journal of Glaciology*, 48(162):461–466.
- Mätzler C, Aebischer H & Schanda E (1984). Microwave dielectric properties of surface snow. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, OE-9(5):366–371.
- McDonald K, Dobson M & Ulaby F (1990). Using mimics to model I-band multiangle and multitemporal backscatter from a walnut orchard. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 28(4):477–491.
- McManus KM, Morton DC, Masek JG, Wang D, Sexton JO, Nagol JR, Ropars P & Boudreau S (2012). Satellite-based evidence for shrub and graminoid tundra expansion in northern quebec from 1986 to 2010. *Global Change Biology*, 18(7):2313–2323. DOI:10.1111/j.1365-2486.2012.02708.x.
- Monsivais-Huertero A, Chenerie I & Sarabandi K (2008). Sahelian-grassland parameter estimation from backscattered radar response. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2008. IGARSS 2008. IEEE International*, volume 3, pages III – 1119–III – 1122.

- Mountrakis G, Im J & Ogole C (2011). Support vector machines in remote sensing: A review. *{ISPRS} Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(3):247 – 259. DOI:<http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2010.11.001>.
- Muhuri A, Manickam S & Bhattacharya A (2017). Scattering mechanism based snow cover mapping using radarsat-2 c-band polarimetric sar data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10(7):3213–3224.
- Musick H, Schaber GS & Breed CS (1998). Airsar studies of woody shrub density in semiarid rangeland: Jornada del muerto, new mexico. *Remote Sensing of Environment*, 66(1):29–40.
- Myers-Smith IH, Forbes BC, Wilmsking M, Hallinger M, Lantz T, Blok D, Tape KD, Macias-Fauria M, Sass-Klaassen U, Lévesque E, Boudreau S, Ropars P, Hermanutz L, Trant A, Collier LS, Weijers S, Rozema J, Rayback SA, Schmidt NM, Schaepman-Strub G, Wipf S, Rixen C, Bauduin-Ménard C, Venn S, Goetz S, Andreu-Hayles L, Elmendorf S, Ravolainen V, Welker J, Grogan P, Epstein HE & Hik DS (2011). Shrub expansion in tundra ecosystems: dynamics, impacts and research priorities. *Environmental Research Letters*, 6(4):045509.
- Myneni RB, Keeling CD, Tucker CJ, Asrar G & Nemani RR (1997). Increased plant growth in the northern high latitudes from 1981 to 1991. *Nature*, v. 386(no. 6626):pp. 698–701–1997 v.386 no.6626.
- Nagler T & Rott H (2000). Retrieval of wet snow by means of multitemporal sar data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(2):754–765.
- Neumann M, Ferro-Famil L, Jager M, Reigber A & Pottier E (2009). A polarimetric vegetation model to retrieve particle and orientation distribution characteristics. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2009 IEEE International, IGARSS 2009*, volume 4, pages IV–145–IV–148.
- Neumann M, Saatchi S, Ulander LMH & Fransson JES (2012). Assessing performance of l- and p-band polarimetric interferometric sar data in estimating boreal forest above-ground biomass. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 50(3):714–726.
- Oh Y, Sarabandi K & Ulaby F (2002). Semi-empirical model of the ensemble-averaged differential mueller matrix for microwave backscattering from bare soil surfaces. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 40(6):1348–1355.
- Oh Y, Sarabandi K & Ulaby FT (1992). An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2): 370–381.
- Olthof I & Pouliot D (2010). Treeline vegetation composition and change in canada's western subarctic from avhrr and canopy reflectance modeling. *Remote Sensing of Environment*, 114(4): 805–815.
- Oveisgharan S, Saatchi SS & Hensley S (2015). Sensitivity of pol-insar measurements to vegetation parameters. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53(12):6561–6572.
- Paradis M, Lévesque E & Boudreau S (2016). Greater effect of increasing shrub height on winter versus summer soil temperature. *Environmental Research Letters*, 11(8):085005.
- Park SE, Yamaguchi Y, Singh G, Yamaguchi S & Whitaker AC (2014). Polarimetric sar response of snow-covered area observed by multi-temporal alos palsar fully polarimetric mode. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(1):329–340. DOI:10.1109/TGRS.2013.2240000.
- Patel P, Srivastava HS, Panigrahy S & Parihar JS (2006). Comparative evaluation of the sensitivity of multi-polarized multi-frequency sar backscatter to plant density. *International Journal of Remote Sensing*, 27(2):293–305. DOI:10.1080/01431160500214050.

- Pearson RG, Phillips SJ, Loranty MM, Beck PSA, Damoulas T, Knight SJ & Goetz SJ (2013). Shifts in arctic vegetation and associated feedbacks under climate change. *Nature Clim. Change*, 3(7):673–677.
- Picard G, Le Toan T, Quegan S, Caraglio Y & Castel T (2004). Radiative transfer modeling of cross-polarized backscatter from a pine forest using the discrete ordinate and eigenvalue method. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 42(8):1720 – 1730. DOI:10.1109/TGRS.2004.831229.
- Piesbergen J, Holecz F & Haefner H (1995). Snow cover monitoring using multitemporal ers-1 sar data. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1995. IGARSS '95. 'Quantitative Remote Sensing for Science and Applications', International*, volume 3, pages 1750–1752 vol.3.
- Polder D & van Santen JH (1946). The effective permeability of mixtures of solids. *Physica*, 12(5):257–271.
- Pottier E & Cloude SR (1997). Application of the h/a/alpha polarimetric decomposition theorem for land classification. volume 3120, pages 132–143.
- Provencher-Nolet L, Bernier M & Lévesque E (2014). Quantification des changements récents à l'écotone forêt-toundra à partir de l'analyse numérique de photographies aériennes. *Écoscience*, 21(3-4):419–433.
- Quegan S, Toan TL, Chave J, Dall J, Papathanassiou K, Rocca F, Ulander L & Williams M (2012). Report for mission selection: Biomass. ESA.
- Quegan S, Toan TL, Yu JJ, Ribbes F & Floury N (2000). Multitemporal ers sar analysis applied to forest mapping. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(2):741–753.
- Ranson KJ & Sun G (1994a). Mapping biomass of a northern forest using multifrequency sar data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32(2):388–396.
- Ranson KJ & Sun G (1994b). Northern forest classification using temporal multifrequency and multipolarimetric sar images. *Remote Sensing of Forest Ecosystems*, 47(2):142–153.
- Rauste Y (2005). Multi-temporal jers sar data in boreal forest biomass mapping. 97(2):263–275.
- Rignot E, Williams C, Way J & Viereck L (1994). Mapping of forest types in alaskan boreal forests using sar imagery. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 32(5):1051–1059.
- Ropars P & Boudreau S (2012). Shrub expansion at the forest-tundra ecotone: spatial heterogeneity linked to local topography. *Environmental Research Letters*, 7(1):015501.
- Rosen P, Hensley S, Shaffer S, Edelstein W, Kim Y, Kumar R, Misra T, Bhan R, Satish R & Sagi R (2016). An update on the nasa-isro dual-frequency dbf sar (nisar) mission. *2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, pages 2106–2108.
- Rosenqvist A, Shimada M, Chapman B, Freeman A, De Grandi G, Saatchi S & Rauste Y (2000). The global rain forest mapping project - a review. *International Journal of Remote Sensing*, 21(6-7):1375–1387. DOI:10.1080/014311600210227.
- Rosenqvist A, Shimada M, Chapman B, McDonald K, Grandi GD, Jonsson H, Williams C, Rauste Y, Nilsson M, Sango D & Matsumoto M (2004). An overview of the jers-1 sar global boreal forest mapping (gbfm) project. *IGARSS 2004. 2004 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, volume 2, pages 1033–1036 vol.2.
- Rott H, Cline D, Duguay C, Essery R, Etchevers P, Hajnsek I, Kern M, Macelloni G, Malnes E, Pulliainen J & Yueh S (2011). CoReH₂O, a dual frequency radar satellite for COld REgions Hydrology. *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2011 IEEE International*, pages 2729–2732.

- Rott H, Cline D, Duguay C, Essery R, Haas C, Haas C, Macelloni G, Malnes E, Pulliainen J, Rebhan H & Yueh S (2008). CoReH₂O - a Ku- and X-band SAR mission for snow and ice monitoring. *Synthetic Aperture Radar (EUSAR), 2008 7th European Conference on*, pages 1–4.
- Rott H, Heidinger M, Nagler T, Cline D & Yueh S (2009). Retrieval of snow parameters from Ku-band and X-band radar backscatter measurements. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, volume 2.
- Rott H, Yueh SH, Cline DW, Duguay C, Essery R, Haas C, Heliere F, Kern M, MacElloni G, Malnes E, Nagler T, Pulliainen J, Rebhan H & Thompson A (2010). Cold regions hydrology high-resolution observatory for snow and cold land processes. *Proceedings of the IEEE*, 98(5):752–765.
- Sarker MLR, Nichol J, Iz HB, Ahmad BB & Rahman AA (2013). Forest biomass estimation using texture measurements of high-resolution dual-polarization c-band sar data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(6):3371–3384.
- Schimel JP, Bilbrough C & Welker JM (2004). Increased snow depth affects microbial activity and nitrogen mineralization in two arctic tundra communities. *Soil Biology and Biochemistry*, 36(2):217–227.
- Shi J & Dozier J (1997). Mapping seasonal snow with sir-c/x-sar in mountainous areas. *Remote Sensing of Environment*, 59(2):294–307.
- Shi JC & Dozier J (2000a). Estimation of snow water equivalence using SIR-C/X-SAR, part I: Inferring snow density and subsurface properties. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(6):2465–2474.
- Shi JC & Dozier J (2000b). Estimation of snow water equivalence using SIR-C/X-SAR, part II: Inferring snow depth and particle size. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(6):2475–2488.
- Shiroma GHX, de Macedo KAC, Wimmer C, Moreira JR & Fernandes D (2016). The dual-band polinsar method for forest parametrization. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(7):3189–3201.
- Singh G, Venkataraman G, Yamaguchi Y & Park SE (2014). Capability assessment of fully polarimetric alos-palsar data for discriminating wet snow from other scattering types in mountainous regions. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 52(2):1177–1196.
- Soja MJ, Sandberg G & Ulander LMH (2012). Regression-based retrieval of boreal forest biomass in sloping terrain using p-band sar backscatter intensity data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(5):2646–2665.
- Stow DA, Hope A, McGuire D, Verbyla D, Gamon J, Huemmrich F, Houston S, Racine C, Sturm M, Tape K, Hinzman L, Yoshikawa K, Tweedie C, Noyle B, Silapaswan C, Douglas D, Griffith B, Jia G, Epstein H, Walker D, Daeschner S, Petersen A, Zhou L & Myneni R (2004). Remote sensing of vegetation and land-cover change in arctic tundra ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, 89(3):281–308.
- Sturm M, Holmgren J & Liston GE (1995). A seasonal snow cover classification system for local to global applications. *J. Climate*, 8(5):1261–1283. DOI:10.1175/1520-0442(1995)008<1261:ASSCCS>2.0.CO;2.
- Sturm M, Holmgren J, McFadden JP, Liston GE, Chapin FS & Racine CH (2001a). Snow-shrub interactions in arctic tundra: A hypothesis with climatic implications. *J. Climate*, 14(3):336–344. DOI:10.1175/1520-0442(2001)014<0336:SSIAT>2.0.CO;2.

- Sturm M, Racine C & Tape K (2001b). Climate change: Increasing shrub abundance in the arctic. *Nature*, 411(6837):546–547.
- Sturm M, Schimel J, Michaelson G, Welker J, Oberbauer S, Liston G, Fahnestock J & V.E. R (2005). Winter biological processes could help convert arctic tundra to shrubland. *BioScience*, 55(1):17–26.
- Svoray T, Shoshany M, Curran PJ, Foody GM & Perevolotsky A (2001). Relationship between green leaf biomass volumetric density and ers-2 sar backscatter of four vegetation formations in the semi-arid zone of israel. *International Journal of Remote Sensing*, 22(8):1601–1607. DOI:10.1080/01431160116869.
- Tan CP, Koay JY, Lim KS, Ewe HT & Chuah HT (2007). Classification of multi-temporal sar images for rice crops using combined entropy decomposition and support vector machine technique. *Progress In Electromagnetics Research*, 71:19–39.
- Tape K, Sturm M & Racine C (2006). The evidence for shrub expansion in northern alaska and the pan-arctic. *Global Change Biology*, 12(4):686–702. DOI:10.1111/j.1365-2486.2006.01128.x.
- Tiuri ME, Sihvola AH, Nyfors EG & Hallikainen MT (1984). Complex dielectric constant of snow at microwave frequencies. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, OE-9(5):377–382.
- Toutin T, Wang H, Chomaz P & Pottier E (2013). Orthorectification of full-polarimetric radarsat-2 data using accurate lidar dsm. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(12): 5252–5258. DOI:10.1109/TGRS.2012.2233206.
- Touzi R (2004). Target scattering decomposition of one-look and multi-look SAR data using a new coherent scattering model: The TSVM. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, volume 4, pages 2491–2494.
- Touzi R (2007). Target scattering decomposition in terms of roll-invariant target parameters. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(1):73–84.
- Touzi R (2016). Polarimetric target scattering decomposition: A review. *2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, pages 5658–5661.
- Touzi R, Deschamps A & Rother G (2009). Phase of target scattering for wetland characterization using polarimetric C-band SAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(9): 3241–3261.
- Touzi R & Gosselin G (2010). Peatland subsurface water flow monitoring using polarimetric I-band palsar. *2010 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pages 750–753.
- Tremblay B, Lévesque E & Boudreau S (2012). Recent expansion of erect shrubs in the low arctic: evidence from eastern nunavik. *Environmental Research Letters*, 7(3):035501.
- Trudel M, Magagi R & Granberg HB (2009). Application of target decomposition theorems over snow-covered forested areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(2): 508–512. DOI:10.1109/tgrs.2008.2009122.
- Tsang L & Kong JA (1980). Multiple scattering of electromagnetic waves by random distributions of discrete scatterers with coherent potential and quantum mechanical formalism. *Journal of Applied Physics*, 51(7):3465–3485. DOI:10.1063/1.328200.
- Tsang L, Kubacsi MC & Kong JA (1981). Radiative transfer theory for active remote sensing of a layer of small ellipsoidal scatterers. *Radio Sci.*, 16(3):321–329.
- Tsang L, Pan J, Liang D, Li Z, Cline DW & Tan Y (2007). Modeling active microwave remote sensing of snow using dense media radiative transfer (DMRT) theory with multiple-scattering effects. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 45(4):990–1004.

- Ulaby FT & Elachi C (1990). *Radar polarimetry for geoscience applications*. Artech House, Inc., 376 p. No individual items are abstracted in this volume., Norwood, MA,.
- Ulaby FT, Long DG, Blackwell WJ, Elachi C, Fung AK, Ruf C, Sarabandi K, Zebker HA & Van Zyl J (2014). *Microwave radar and radiometric remote sensing*. University of Michigan Press, Ann Arbor, 984 pages.
- Ulaby FT, Moore RK & Fung AK (1981). *Microwave remote sensing : active and passive. I, Microwave remote sensing fundamentals and radiometry*. Addison-Wesley Pub. Co., Advanced Book Program/World Science Division, Reading, Mass., 456 pages.
- Ulaby FT, Moore RK & Fung AK (1982). *Microwave remote sensing : active and passive. II, Radar remote sensing and surface scattering and emission theory*. House A, éditeur. volume 2. Addison-Wesley, Reading (Mass.), 608 pages.
- Ulaby FT, Moore RK & Fung AK (1986). *Microwave remote sensing : active and passive. III, From theory to applications*. House A, éditeur. volume 3. Addison-Wesley, Reading (Mass.), 1120 pages.
- Ulaby FT, SARABANDI K, McDONALD K, WHITT M & DOBSON MC (1990). Michigan microwave canopy scattering model. *International Journal of Remote Sensing*, 11(7):1223–1253. DOI:10.1080/01431169008955090.
- Van Zyl J, Arii M & Kim Y (2011). Model-based decomposition of polarimetric SAR covariance matrices constrained for nonnegative eigenvalues. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 49(9):3452–3459. DOI:10.1109/TGRS.2011.2128325.
- Van Zyl J & Kim Y (2011). *Synthetic aperture radar polarimetry*. JPL space science and technology series. J. Wiley & Sons, Hoboken, NJ.
- Way J, Paris J, Kasischke E, Slaughter C, Viereck L, Christensen N, Dobson MC, Ulaby F, Richards J, Milne A, Sieber A, Ahern FJ, Simonett D, Hoffer R, Imhoff M & Weber J (1990). The effect of changing environmental conditions on microwave signatures of forest ecosystems: preliminary results of the March 1988 Alaskan aircraft SAR experiment. *International Journal of Remote Sensing*, 11(7):1119–1144.
- Wen B, Tsang L, Winebrenner DP & Ishimaru A (1990). Dense medium radiative transfer theory: Comparison with experiment and application to microwave remote sensing and polarimetry. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 28(1):46–59.
- Wu TF, Lin CJ & Weng RC (2004). Probability estimates for multi-class classification by pairwise coupling. *J. Mach. Learn. Res.*, 5:975–1005.
- Wulder M & Nelson T (2003). Eosd land cover classification legend report. version 2. Natural Resources Canada, Canadian Forest Service, Pacific Forestry Centre, Victoria, BC.
- Xu X, Tsang L & Yueh S (2012). Electromagnetic models of co/cross polarization of bicontinuous/dmrt in radar remote sensing of terrestrial snow at x- and ku-band for coreh2o and sclp applications. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, 5(3):1024–1032.
- Yamaguchi Y, Moriyama T, Ishido M & Yamada H (2005). Four-component scattering model for polarimetric SAR image decomposition. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(8):1699–1706.
- Yueh SH, Dinardo SJ, Akgiray A, West R, Cline DW & Elder K (2009). Airborne Ku-band polarimetric radar remote sensing of terrestrial snow cover. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(10):3347–3364. DOI:10.1109/tgrs.2009.2022945.

Zhang L, Zou B, Zhang J & Zhang Y (2010). Classification of polarimetric sar image based on support vector machine using multiple-component scattering model and texture features. *EUR-ASIP J. Adv. Signal Process*, 2010:1:1–1:9. DOI:10.1155/2010/960831.

ARTICLE 2: Land Cover Classification in Subarctic Regions Using Fully Polarimetric RADARSAT-2 Data

Titre traduit

Classification de la couverture du sol en région subarctique à l'aide de données RADARSAT-2 pleinement polarimétriques

Remote Sensing, 2016, 8(9), 697

Auteurs

Yannick Duguay^{1,2}, Monique Bernier^{1,2}, Esther Lévesque^{2,3}, Florent Domine^{2,4}

¹Centre Eau Terre Environnement, Institut National de la Recherche Scientifique (INRS), 490 de la Couronne, Quebec City, QC G1K 9A9, Canada

²Centre d'études Nordiques, Laval University, Pavillon Abitibi-Price 2405, rue de la Terrasse Local 1202, Quebec City, QC G1V 0A6, Canada

³Département des sciences de l'environnement, Université du Québec à Trois-Rivières, 3351, boul. des Forges, Trois-Rivières, QC G9A 5H7, Canada

⁴Takuvik Joint International Laboratory, Laval University (Canada) and CNRS (France), Pavillon Alexandre Vachon, 1045 avenue de la Médecine, Québec City, QC G1V 0A6, Canada

Contribution

Les contributions principales de cet article se situent surtout au niveau de la cartographie des environnements subarctiques à l'aide de données RSO. Les classifications effectuées permettent de bien distinguer la végétation arbustive des autres types de couverture du sol en plus de permettre

la distinction entre les arbustes hauts, les arbustes bas et les arbustes épars. Cette distinction est relativement difficile à accomplir avec les méthodes de classification utilisant de l'imagerie dans le spectre visible car ces types de couvert ont des signatures spectrales très semblables. Une autre contribution de cet article est de démontrer l'efficacité de la méthode de classification par Machine à vecteurs de support (en anglais *Support Vector Machine*, SVM) combinée à l'information polarimétrique complète comprise dans la matrice de cohérence $[T]$. En effet, les résultats démontrent que la matrice $[T]$ génère des classifications avec de meilleures précisions qu'avec les paramètres issus des décompositions polarimétriques. Les décompositions polarimétriques permettent généralement de faire ressortir les mécanismes de diffusion dominants au sein des cibles observées en faisant certaines suppositions sur la nature de ces cibles. La méthode de classification SVM semble être capable de mieux tirer profit de l'information polarimétrique complète comprise dans la matrice $[T]$ et de distinguer certaines variations de signal entre les classes qui sont moins facilement perceptibles à partir des informations extraites des décompositions. Bien que la méthode SVM ait été utilisée pour classifier des images polarimétriques auparavant, à ma connaissance, il s'agit de la première fois qu'une telle comparaison est effectuée.

Publication ciblée

Remote Sensing

Soumis: 26 mai 2016, Accepté: 9 août 2016, Publié: 24 août 2016

Résumé traduit

L'expansion de la végétation arbustive observée au cours des dernières décennies dans les environnements arctiques et subarctique a des effets importants sur les écosystèmes nordiques. Il existe un besoin pour des outils efficaces permettant de faire le suivi de ces changements, non seulement en terme de la couverture spatiale des arbustes, mais également de leur croissance verticale. L'objectif de cet article est d'évaluer les performances des données RSO polarimétriques en bande C pour la classification de la couverture du sol dans les environnements subarctiques. Une série d'images RADARSAT-2 en mode quad-pol ont été acquises entre octobre 2011 et avril 2012. La méthode de classification de type Machine à vecteurs de support (SVM) a été appliquée sur trois groupes de paramètres: les éléments de la matrice de cohérence $[T]$, les paramètres issus d'une décomposition polarimétrique fondée sur les valeurs propres et les vecteurs propres de $[T]$ et les paramètres issus d'une décomposition fondée sur un modèle physique. En utilisant une seule image, les résultats démontrent que les classifications ayant les plus grandes précisions

($\approx 75\%$) sont obtenues à partir des éléments de la matrice [7] avec les images d'octobre. Lorsqu'une seconde image est ajoutée au groupe de paramètres utilisés pour la classification, soit à partir d'images de deux dates différentes ou de deux angles d'incidences différents, la précision des classifications est significativement augmentée. Ainsi, avec les paramètres issus des images acquises en octobre 2011 et avril 2012 à un incidence de 27° la précision globale atteint 90.1%. Les résultats démontrent que l'imagerie RSO polarimétrique en bande C est un outil adéquat pour la cartographie de la végétation arbustive dans les environnements subarctiques.

2.1 Introduction

The expansion of shrub vegetation in Arctic and sub-Arctic environments, or Arctic greening, is a phenomenon that has received much attention in the past few decades (Sturm *et al.*, 2001a, 2005; Myers-Smith *et al.*, 2011; Elmendorf *et al.*, 2012). This process is characterized by an increase in shrub vegetation abundance (Sturm *et al.*, 2001b; Myers-Smith *et al.*, 2011; Tremblay *et al.*, 2012), which generally expands at the detriment of lichens (Cornelissen *et al.*, 2001; Provencher-Nolet *et al.*, 2014). While the increase in vertical and radial growth of shrub vegetation was shown to correlate with rising summer air temperatures observed in northern environments (Forbes *et al.*, 2010; Hallinger *et al.*, 2010), multiple other mechanisms are affecting the phenomenon. For instance, snow cover protects shrubs during the winter, while keeping soil temperatures relatively warmer during the winter, favouring biological processes and the availability of nutrients (Sturm *et al.*, 2005; Buckeridge & Grogan, 2008). Shrubs also capture wind drifted snow, which creates a positive feedback by providing enhanced conditions for shrub growth (Sturm *et al.*, 2005, 2001a; Schimel *et al.*, 2004). The replacement of lichens with shrubs can have major impacts on these ecosystems, and rapid changes in land cover can also affect the climate through increased albedo and changes in the output of greenhouse gases (Olthof & Pouliot, 2010; Chasmer *et al.*, 2012; Fraser *et al.*, 2014). The monitoring of shrub vegetation is therefore important for the understanding of the ongoing changes in northern environments. Current methods rely either on field sampling or aerial and satellite imagery in the visible and infrared spectrum to assess changes in shrub coverage or growth (Stow *et al.*, 2004; Blok *et al.*, 2011; Boelman *et al.*, 2011; McManus *et al.*, 2012; Ropars & Boudreau, 2012; Tremblay *et al.*, 2012; Provencher-Nolet *et al.*, 2014). However, these methods have certain limitations as the field sampling methods can be very

costly and do not provide a high spatial coverage, while satellite imagery in the visible and infrared spectrum is affected by the presence of clouds, which can be persistent in northern regions (Hope *et al.*, 2004; Stow *et al.*, 2004). Previous studies have shown that SAR imagery can be a suitable tool to detect, quantify and map shrub vegetation, but mostly in arid or semi-arid environments (Musick *et al.*, 1998; Svoray *et al.*, 2001; Patel *et al.*, 2006; Monsivais-Huertero *et al.*, 2008). More recently, it has been demonstrated that C- and X-band SAR backscattering is sensitive to shrub height in sub-Arctic environments (Duguay *et al.*, 2015). In particular, it was shown that C-band SAR backscattering is most sensitive to shrub height when the stands are shorter than one meter and is most sensitive to changes in shrub coverage when it is below 20%. This indicates that C-band SAR would be most sensitive to the early stages of shrub growth and a good tool to study the expansion of shrub vegetation in Arctic and sub-Arctic environments. The production of land cover classifications using satellite imagery is an effective tool to produce useful maps of the studied environment and to facilitate the monitoring of temporal changes, especially in the complex environments found in sub-Arctic regions (Provencher-Nolet *et al.*, 2014). To our knowledge, however, no attempt has been made to use SAR imagery to classify and map out these types of environments. The objective of this paper is to demonstrate the potential of C-band polarimetric SAR imagery for land cover classification of sub-Arctic environments, in particular of the shrub vegetation cover. Polarimetric decompositions are widely used methods in SAR polarimetry to extract information on the physical nature of natural targets from scattered electromagnetic waves (Cloude & Pottier, 1996). These decompositions can be used to enhance the response of various targets of interest in order to provide a better separability of the different classes and improve classification accuracies. As a secondary objective, two widely-used decomposition algorithms, one based on scattering models (Yamaguchi *et al.*, 2005) and another based on the eigenvalues and eigenvectors of the coherency matrix (Cloude & Pottier, 1996, 1997), will be used as input features of the classification scheme in order to assess their individual performance for the classification of sub-Arctic environments.

2.2 Methodology

2.2.1 Study Area

The study area is a 60-km² region situated in the vicinity of the Inuit community of Umiujaq (56.55°N, 76.55°W) on the eastern shore of the Hudson Bay, Nunavik (Northern Quebec, QC, Canada; see Figure 1), it has been used in many studies and described in a prior paper by Duguay *et al.* (2015). It is a discontinuous permafrost zone positioned at the northern tree line, forming a transition between the forest tundra to the south and the shrub tundra to the north. The geomorphology of the area is characterized by a cuesta formation sloping gently eastward from Hudson Bay for nearly 5 km, up to an altitude of 330 m, at which point it forms steep, mainly east-facing cliffs. At the foot of these cliffs, we find Tasiapik Valley to the north and the Guillaume-Delisle Lake to the southeast. The vegetation cover in the coastal portion of the study area is made up of a range of tundra plant communities dominated by graminoids, forbs, prostrate dwarf shrubs, lichens and mosses. Areas covered with erect shrubs are relatively common, mostly composed of dwarf birch (*Betula glandulosa* Michx.), green alder (*Alnus viridis* (Chaix) DC. subsp. *crispa* (Ait.) Turrill) and willow species (*Salix argyrocarpa* Andersson, *S. glauca* L. var. *cordifolia* (Pursh) Dorn, *S. planifolia* Pursh, *S. vestita* Pursh). Scattered black spruce (*Picea mariana* (Mill.) BSP) krummholz can also be found. Tasiapik Valley is mainly erect shrub tundra dominated by dwarf birch mixed with a few willows (mainly *Salix planifolia*), Labrador tea (*Rhododendron groenlandicum* (Oeder) Kron and Judd) and green alder. Prostrate dwarf shrub-lichen tundra is found on lithalsa summits and at higher valley-side elevations. The lichen cover found in the valley is dominated by *Cladonia stellaris* ((Opiz) Pouzar & Vezda, 1971), which used to cover a greater portion of the area according to the local population and was confirmed by Provencher-Nolet *et al.* (2014). Clusters of black spruce are found in the upper part of the valley, while extended patches are present in the lowermost portion of the valley. Small wetlands and thermokarst ponds are also scattered in the Tasiapik Valley. Some peatlands and wetlands are also found on plateaus to the northeast of the Tasiapik Valley. Figure 2.1 shows a GeoEye-1 satellite image of the area, overlaid with polygons of the training and validation areas, as well as an overview of the region. Vascular plant nomenclature follows the Database of Vascular Plants of Canada (VASCAN) by Brouillet *et al.* (2010).

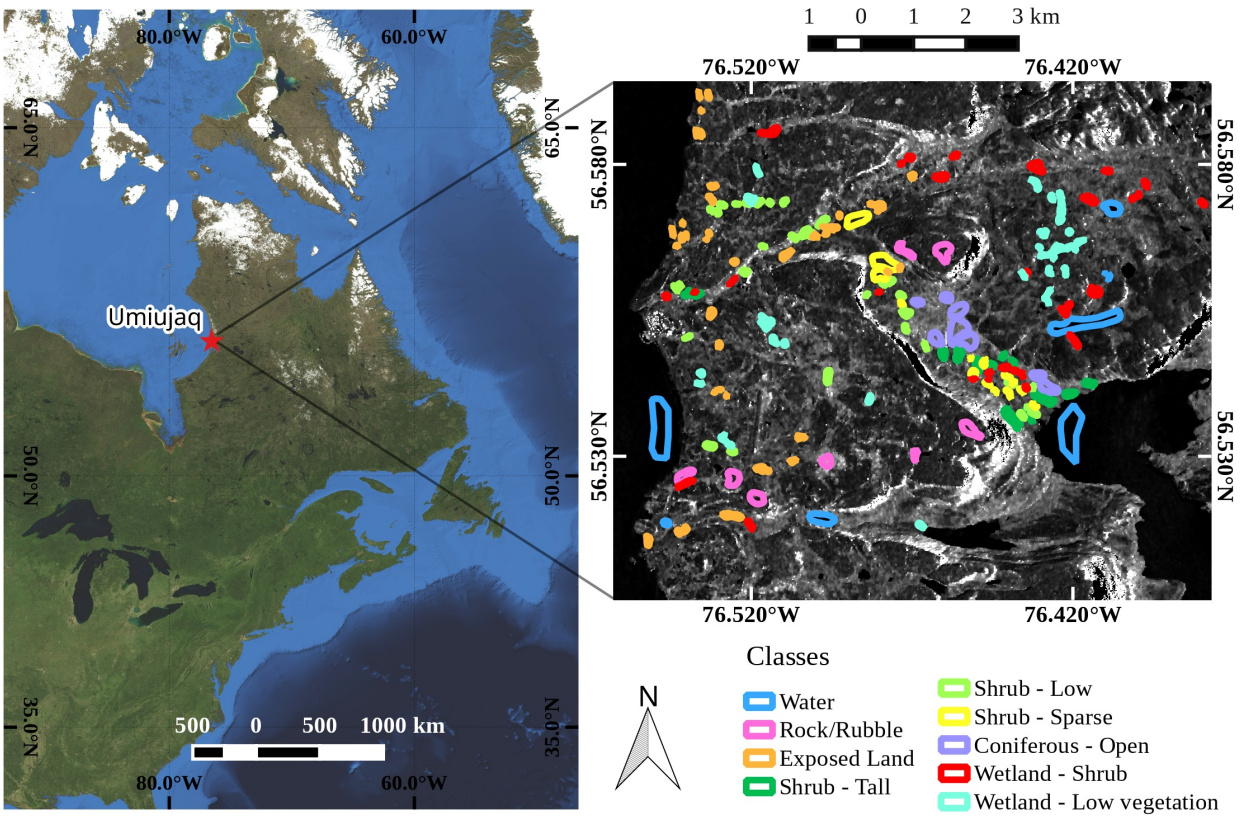


FIGURE 2.1 – The regional image tiles (left) are a courtesy of MapQuest; portions courtesy of NASA/JPL-Caltech and the U.S. Dept. of Agriculture, Farm Service Agency. RADARSAT-2 polarimetric span image of the study area (right) acquired on 19 October 2011 overlaid with the training/validation polygons for each class.

2.2.2 Satellite, GIS and In Situ Datasets

A series of RADARSAT-2 Single-Look Complex (SLC) Fine Quad-pol (FQ) scenes (HH, HV, VH, VV polarization) were acquired over the study area between October 2011 and April 2012. RADARSAT-2 operates at the C-band with a frequency of 5.4 GHz; the nominal resolution for the FQ beam is $5.2 \text{ m} \times 7.6 \text{ m}$ (slant range \times azimuth). All of the acquisitions were made on descending orbits with two incidence angle modes, one at low incidence with $\theta \approx 27^\circ$ and one at high incidence with $\theta \approx 38^\circ$ (Table 2.1). The choices for the orbit and incidence modes were made in order to maximize the coverage of the study area while capturing a good range of incidence angles. Unfortunately, no images from the summer months were available for the study, so only fall and winter images were used.

Date	Sensor	Polarizations	Incidence Angle (θ)
2011/10/19	RADARSAT-2	quad-pol	38°
2011/10/22	RADARSAT-2	quad-pol	27°
2011/11/12	RADARSAT-2	quad-pol	38°
2011/11/15	RADARSAT-2	quad-pol	27°
2011/12/06	RADARSAT-2	quad-pol	38°
2011/12/09	RADARSAT-2	quad-pol	27°
2012/03/11	RADARSAT-2	quad-pol	38°
2012/03/14	RADARSAT-2	quad-pol	27°
2012/04/04	RADARSAT-2	quad-pol	38°
2012/04/07	RADARSAT-2	quad-pol	27°

Table 2.1 – Acquisition dates and characteristics of SAR images. Date format: yy/mm/dd.

Classes	0	1	2	3	4	5	6	7
Height (m)	0	0–0.25	0.25–0.50	0.50–1	1–1.5	1.5–2.5	2.5–5	>5
Coverage (%)	0	0–5	5–15	15–25	25–50	50–75	75–90	90–100

Table 2.2 – Classes used for sampling vegetation height (m) and vegetation coverage (%) during field measurements.

A Digital Elevation Model (DEM) of the area was created by combining a high resolution LiDAR DEM (1-meter horizontal resolution) with topographic data generated from the Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) to fill the areas that were not covered by the LiDAR DEM. The produced DEM was used to perform terrain corrections on the SAR images. A high-resolution GeoEye-1 multispectral image (1.65-m resolution), as well as a mosaic of aerial photographs (0.15-m resolution) were used to select the training and validation areas for the classification.

In situ measurements of vegetation characteristics were collected during the summer of 2009 on a total of 238 circular plots (10 meter-diameter). Each species of shrub and tree was identified; the percentage of the ground that they covered within the plot was assessed visually using abundance classes (Table 2.2); their heights were assessed using height classes (Table 2.2); and up to three height measurements were made for each species. Note that the height and percent coverage intervals of the classes are not equally distributed. The type of soil, its moisture conditions and the topographic position were also documented.

SAR Processing

Polarimetric SAR images contain the full polarization spectrum of a scattered electromagnetic wave through the 2×2 complex scattering matrix $[S]$. In the case of RADARSAT-2, the complex elements of $[S]$ are in the linear basis (H and V) and expressed as the combination of transmitted and scattered polarization in the form S_{HH} , S_{HV} , S_{VH} , S_{VV} . Since RADARSAT-2 is a monostatic system, reciprocity is assumed, and the cross-polarized scatterings are considered equal ($S_{HV} = S_{VH}$). The scattering matrix is used to represent coherent targets; however, natural targets are generally incoherent, and a statistical representation is needed in order to characterize these types of random mediums. In this case, the second order statistics of $[S]$ are generated by averaging over a number of independent samples and represented with the covariance $\langle [C] \rangle$ or coherency $\langle [T] \rangle$ matrices, where $\langle \rangle$ denotes the ensemble averaging.

Averages are provided through the multi-looking process, which is described below. The covariance matrix results from the outer product of the target vector k_L , which is based on a lexicographic reordering of $[S]$ and is expressed as follows:

$$\langle [C] \rangle = \begin{bmatrix} \langle |S_{HH}|^2 \rangle & \sqrt{2} \langle S_{HH} S_{HV}^* \rangle & \langle S_{HH} S_{VV}^* \rangle \\ \sqrt{2} \langle S_{HV} S_{HH}^* \rangle & 2 \langle |S_{HV}|^2 \rangle & \sqrt{2} \langle S_{HV} S_{VV}^* \rangle \\ \langle S_{VV} S_{HH}^* \rangle & \sqrt{2} \langle S_{VV} S_{HV}^* \rangle & \langle |S_{VV}|^2 \rangle \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

The diagonal elements correspond to the backscattering coefficients in the different polarization channels. For natural environments, the reflection symmetry of the target is generally assumed (Cloude & Pottier, 1996; Freeman & Durden, 1998), which means that $\langle S_{HH} S_{HV}^* \rangle \approx \langle S_{VV} S_{HV}^* \rangle \approx 0$.

The coherency matrix results from the outer product of the target vector k_P , which is based on a linear combination of the Pauli matrices, and is expressed as follows:

$$\langle [T] \rangle = \begin{bmatrix} \langle |S_{HH} + S_{VV}|^2 \rangle & \langle (S_{HH} + S_{VV})(S_{HH} - S_{VV})^* \rangle & 2 \langle (S_{HH} + S_{VV}) S_{HV}^* \rangle \\ \langle (S_{HH} - S_{VV})(S_{HH} + S_{VV})^* \rangle & \langle |S_{HH} - S_{VV}|^2 \rangle & 2 \langle (S_{HH} - S_{VV}) S_{HV}^* \rangle \\ 2 \langle S_{HV} (S_{HH} + S_{VV})^* \rangle & 2 \langle S_{HV} (S_{HH} - S_{VV})^* \rangle & 4 \langle |S_{HV}|^2 \rangle \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

This representation provides an interpretation that is more closely related to the physical properties of the scattered wave. Generally speaking, T_{11} is linked to Bragg-type surface scattering; T_{22} is linked to scattering from a dihedral; and T_{33} is related to volume scattering. The coherency and covariance matrices are symmetric hermitian matrices and contain nine independent parameters.

The PolSARpro software Version 5.0 (ESA, 2015) was used to read the single-look complex RADARSAT-2 images and to perform the subsequent polarimetric analyses. The covariance and coherency matrices were extracted, and a first multi-look processing was applied during the operation by averaging the values of 2 pixels in the azimuth direction of the SAR image. In order to generate the first and second order statistics necessary for the production of the covariance and coherency matrices, a second multi-looking step is applied through the speckle filtering procedure. The improved Lee sigma (Lee *et al.*, 2009) polarimetric speckle filter was applied with a 5×5 window, which brings the total number of looks to 50 before geo-corrections. As described in (López-Martínez *et al.*, 2005), the variance of the eigenvalues of the coherency matrix decreases with the number of looks and tends to become relatively stable at around 50 looks, and the mean values become relatively close to the values of true eigenvalues. A larger number of looks brings little benefit in terms of reducing the variance and approaching the true values of the eigenvalues and also produces a more important spatial smoothing, which could blur the edges between classes, especially in a heterogeneous environment.

The filtered covariance images were re-projected from slant range to ground range and ortho-rectified using the Alaska Satellite Facility (ASF) MapReady software (ASF, 2013). The process simulates an SAR image using a DEM and co-registers the SAR images on the simulated images. The pixel localization accuracy was on the order of 0.5 pixels on average ($\approx 4\text{--}5$ m). The polarimetric parameters were then extracted from the co-registered images.

Polarimetric Decompositions

The scatterers represented by the diagonal elements of the coherency matrix $[T]$ are theoretical or pure geometrical objects and cannot adequately represent the complexity of natural targets and their associated scattering mechanisms. Polarimetric decompositions are therefore used to extract information on naturally occurring scattering mechanisms from fully-polarimetric images.

Two types of decompositions were considered for this study, one based on a scattering model and another based on the eigenvalues and eigenvectors of the coherency matrix. The model-based decomposition used is the one developed by Yamaguchi *et al.* (2005), which decomposes the covariance matrix into four scattering mechanisms:

$$P_t = P_s + P_d + P_v + P_c \quad (2.3)$$

where P_t is the total scattering power (span), P_s is the surface scattering power generated by the ground or water surfaces, P_d is the double-bounce scattering power generated by double reflections of the radar signal on the ground and tree trunks or sufficiently large rock boulders, P_v is the volume scattering power generated by the randomly-oriented branches of the vegetation canopy and P_c is the helix scattering power, which arises when the reflection symmetry condition does not apply to a target ($\langle S_{HH}S_{HV}^* \rangle \neq 0$ and $\langle S_{VV}S_{HV}^* \rangle \neq 0$).

The eigenvalue-based decomposition considered for this study is the one developed by Cloude & Pottier (1996, 1997). This decomposition method extracts information on the nature of the scattering mechanisms found within a pixel through the use of the eigenvalues and eigenvectors of the coherency matrix. It introduces the concept of scattering entropy to take into account the randomness of the scattering mechanisms found within a given target. Three main parameters can be extracted from this analysis, namely entropy (H), anisotropy (A) and the alpha angle (α). Entropy is calculated from the logarithmic sum of the eigenvalues:

$$H = \sum_{i=1}^n -P_i \log_n(P_i) \quad (2.4)$$

$$P_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{j=1}^n \lambda_j} \quad (2.5)$$

where $n = 3$ in the case of a monostatic system and P_i can be referred to as the pseudo-probability of a given eigenvalue λ_i . Entropy can fluctuate between 0 and 1, where $H = 0$ represents a pure target, which can be described in its entirety by the first eigenvalue and eigenvector, while $H = 1$ indicates that all of the eigenvalues are equal and that the target generates completely random polarization. Anisotropy is complementary to the entropy and describes the relative importance of λ_2 and λ_3 :

$$A = \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_2 + \lambda_3} \quad (2.6)$$

Anisotropy is useful in cases where entropy is high to determine the contribution of secondary mechanisms. It ranges from 0–1, where $A = 0$ indicates that both λ_2 and λ_3 have the same value, while $A = 1$ indicates that there are only two scattering mechanisms contributing to the signal and that all of the information is contained in the first and second eigenvalues.

The alpha angle (α) is an element of the eigenvectors of $[T]$, which identifies the nature of the scattering mechanism. The mean of the α angles from each eigenvector is used to estimate the dominant scattering mechanisms through the relation:

$$\bar{\alpha} = P_1\alpha_1 + P_2\alpha_2 + P_3\alpha_3 \quad (2.7)$$

the value of $\bar{\alpha}$ ranges between 0° and 90° , where $\bar{\alpha} = 0^\circ$ represents scattering from a Bragg-type surface; $\bar{\alpha} = 90^\circ$ represents double-bounce scattering, and when $\bar{\alpha} = 45^\circ$, it is considered to be volume scattering from a cloud of randomly-oriented dipoles.

2.2.3 Classification

For the purpose of the classification, nine (9) different types of environments were identified. These environments are typically found in sub-Arctic areas and were chosen mainly by considering the scale and resolution of the images, as well as the inherent capabilities of radar systems. The final classes were inspired by the Earth Observation for Sustainable Development of Forests (EOSD) land cover classification legend (Wulder & Nelson, 2003) with some adaptations (Table 2.3). An example for each class is demonstrated through aerial photographs in Figure 2.2. The main differences between the EOSD legend and the classes used for this study are found within the shrub- sparse and wetland-low vegetation classes. The first represents a land covered with a mixture of lichens and herbs with the presence of a sparse shrub cover regardless of their height, which would be a combination of the herbs and bryoids classes from EOSD. The wetland-low vegetation class is mostly composed of peatlands with some herb and prostrate shrubs, which did not fit with the definition of any of the EOSD classes. Those types of environments are similar to the shrub-sparse class in terms of the physical structure of the vegetation, but they differ in the hydrological regime, which highly affects SAR backscattering. The creation of this class was therefore necessary to distinguish it from the shrub-sparse during the classification process, since the SAR

Class	Symbol	Number of Training Polygons	Total Area of Training Polygons (m ²)	Description
Water	W	8	926,900	Lakes, rivers, ponds larger than 3 × 3 pixels (27 × 27 m)
Rock/Rubble	R	8	317,900	Exposed bedrock, block field or rubble
Exposed Land	EL	36	204,800	Exposed soil, mostly sand
Shrub-Tall	ST	14	216,800	Covered with at least 50% shrub; average shrub height greater than or equal to 1 m.
Shrub-Low	SL	33	194,500	Covered with at least 50% shrub; average shrub height less than 1 m.
Shrub-Sparse	SS	16	248,800	Covered with less than 50% shrub, regardless of shrub height; lichen and herbaceous vegetation cover at least 50% of the ground
Coniferous-Open	CO	9	409,000	25%–50% crown closure; coniferous trees make up 75% or more of the stands.
Wetland-Shrub	WS	31	230,000	Land with a water table near, at or above the soil surface for enough time to promote wetland or aquatic processes, the vegetation is composed in the majority of low or tall shrubs. This can also be composed of small ponds (less than 3 × 3 pixels) surrounded by shrubs.
Wetland-Low vegetation	WL	36	210,100	Land with a water table near, at or above the soil surface for enough time to promote wetland or aquatic processes; the vegetation is composed in the majority of mosses, herbs and some prostrate shrub. This is generally composed of peatlands with small ponds (less than 3 × 3 pixels).

Table 2.3 – Definition of the classes used, adapted from the Earth Observation for Sustainable Development of Forests (EOSD) land cover classification legend. The symbol for each class used in this paper, the number of training polygons used for the classifier and the total area of these polygons (in m²) are also presented.

signature should be different between the two due to the differences of the dielectric properties of the ground.

The Support Vector Machine (SVM) method is a widely-used algorithm for pattern recognition and classification (Burges, 1998) and has demonstrated its capabilities for the classification of remote sensing imagery in a variety of applications (Huang *et al.*, 2002; Foody & Mathur, 2004; Mountrakis *et al.*, 2011). The basic principle behind the SVM classifier is to find an optimal se-

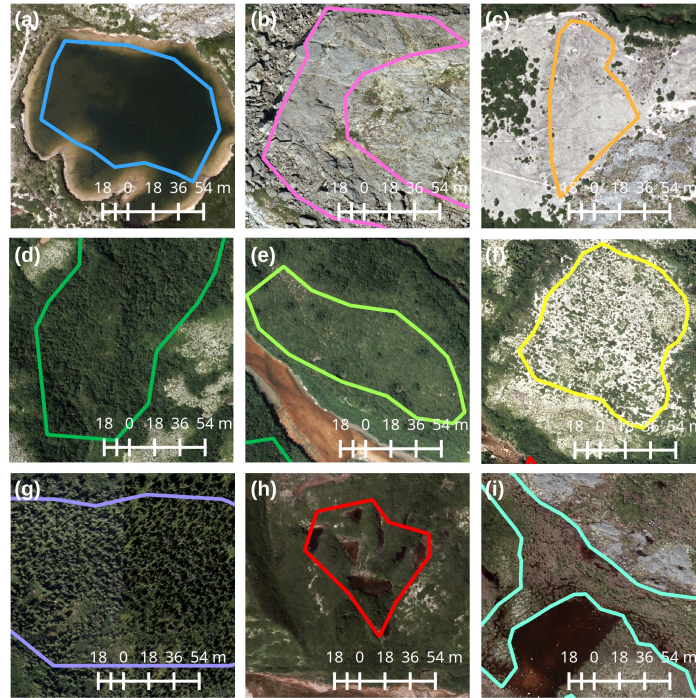


FIGURE 2.2 – Aerial photographs acquired in the summer of 2010 of some of the training areas for the nine land cover classes: (a) water; (b) rock/rubble; (c) exposed land; (d) shrub-tall; (e) shrub-low; (f) sparse shrubs; (g) coniferous-sparse; (h) wetland-shrub; (i) wetland-low vegetation.

parating hyperplane that will divide the training data points from two distinct classes. When the elements are not linearly separable, a kernel function is applied to the datasets, which maps them to a higher dimensional space in order to find a linear separating hyperplane in this higher dimensional space. The original SVM algorithm was designed for binary classifications; to apply the method to a multi-class case, some adaptations were made through various techniques, two of the most common being one-versus-all or one-versus-one algorithms.

SAR datasets generally have high variations due to speckle or to different types of scattering mechanisms, so the ability of SVM classifications to delimit non-linearly separable classes is well adapted for the classification of SAR data (Fukuda & Hirose, 2001). The SVM method is also a non-parametric approach, which does not rely on the assumption that the dataset follows a specific statistical distribution; this makes it well adapted to polarimetric SAR data, which can have different distributions depending on the studied target and the polarimetric parameter (Lee *et al.*, 1994). It has demonstrated its potential for land cover classification using SAR imagery (Fukuda & Hirose, 2001; Lardeux *et al.*, 2009; Zhang *et al.*, 2010; Longepe *et al.*, 2011) and has been used for various types of applications, such as the classification of rice crops (Tan *et al.*, 2007),

for the delimitation and mapping of snow and sea ice (Long  p   *et al.*, 2008; Li *et al.*, 2012; Liu *et al.*, 2015), as well as forest vegetation classification (Lardeux *et al.*, 2009, 2011; Neumann *et al.*, 2012).

The choice of features for the classification is one of the most important parts of the methodology in order to provide the best separability between classes and yield higher classification accuracies. The advantage of having fully- polarimetric images lies in the possibility to retrieve information from the polarization state of the electromagnetic wave that will provide information that is well adapted to the studied target. However, it might be difficult to choose the right parameters for a specific application. This study will look at three different sets of parameters to compare the efficiency for the distinction and classification of different types of land covers found in sub-Arctic environments. The first feature set is composed of the full coherency matrix (all 9 elements of the $[T]$ matrix); the second feature set is composed of the scattering powers from the model-based decomposition; and the third feature set is composed of the parameters from the eigenvalue-based decomposition.

Combining multiple images with sufficient differences in acquisition parameters can also provide further separability between classes and improve classification accuracy. For the current study, two distinct incidence angles, as well as the different acquisition dates spanning two seasons were expected to provide sufficient variability in the acquisition conditions to enhance the class separability. Incidence angle has a significant effect on SAR backscattering and affects differently the various scattering mechanisms. Lower incidence angles generally produce stronger backscattering, regardless of the scattering mechanism considered. However, surface scattering mechanisms tend to show stronger responses at low incidence angles relative to volume scattering from the vegetation (Ulaby *et al.*, 1986). On the other hand, the relative importance of volume scattering from vegetation compared to surface scattering from the ground generally increases at higher incidence angles (Ulaby *et al.*, 1986). By combining two images with two sufficiently different incidence angles and acquired at a short time interval in order to keep sufficiently similar ground conditions, it would be possible to have a better separability between classes that are dominated by surface scattering (e.g., water, exposed land) and classes dominated by volume scattering (e.g., shrub-tall, wetland-shrub).

Similarly, by combining images acquired at different dates, in particular from different seasons, it is possible to enhance the separability between classes and to provide better classification accuracies (Furtado *et al.*, 2016). For the studied environment, some classes will react differently to changes in temperatures during the transition from fall to winter. For example, the rock/rubble class will have very little variations in dielectric properties from fall to winter, while exposed land will experience a drop in its dielectric constant as the ground water freezes. Classes with shrub coverage tend to retain more snow, as demonstrated in (Sturm *et al.*, 2005, 2001a; Schimel *et al.*, 2004), which causes ground temperatures to be warmer during the winter, enabling a better differentiation from classes with little or no shrub coverage. The volume scattering component from the vegetation is also affected by snow cover, as snow tends to attenuate the scattering from the vegetation due to the lower dielectric contrast between the shrub branches and the snow (Duguay *et al.*, 2015).

The Orfeo Toolbox (Orf, 2016) tools were used to perform the SVM classifications, which uses the LIBSVM (Chang & Lin, 2011) order, formatted as follows Website Name. Available online: URL (accessed on Date Month Year). library as a back end for the SVM learning tools. The kernel function used for the classification was the radial basis function, as it proved to be the most reliable for the current application compared to the linear, polynomial and sigmoid kernel functions. For the multi-class algorithm, the one-versus-one method was used; the cost parameter C and the γ kernel parameter were optimized using cross-validation to provide the best possible classification accuracy; and the probabilities for each classes were estimated (Wu *et al.*, 2004) to produce a confidence map of the classification. The training and validation pixels were sampled randomly within the training polygons (Table 2.3) with half of the pixels assigned to training and half to validation. The classes with smaller total training areas were used to limit the number of samples selected in the classes with larger training areas, and the number of training pixels per class ranged between 1165 pixels and 1240 pixels.

Table 2.4 – Classification accuracies for each SAR image with each feature set: the full $[T]$ matrix, the model-based decomposition scattering powers and the eigenvalue-based parameters. Date format: yy/mm/dd.

Date	Incidence Angle	$[T]$ Matrix		Model-Based		Eigenvalue-Based	
		Accuracy	κ	Accuracy	κ	Accuracy	κ
2011/10/19	38°	74.9%	0.72	66.8%	0.63	65.1%	0.61
2011/10/22	27°	74.9%	0.72	67.2%	0.63	66.9%	0.63
2011/11/12	38°	70.0%	0.66	63.9%	0.59	62.3%	0.58
2011/11/15	27°	66.9%	0.63	58.2%	0.53	56.7%	0.51
2011/12/06	38°	64.4%	0.60	56.8%	0.51	54.4%	0.49
2011/12/09	27°	65.9%	0.62	55.9%	0.50	55.4%	0.50
2012/03/11	38°	58.4%	0.53	44.3%	0.37	49.0%	0.43
2012/03/14	27°	54.6%	0.49	43.1%	0.36	44.7%	0.38
2012/04/04	38°	60.7%	0.56	46.5%	0.40	50.0%	0.44
2012/04/07	27°	58.9%	0.54	45.6%	0.39	46.2%	0.39

2.3 Results

2.3.1 Classification with a Single Image

The first series of classifications was performed on the three sets of polarimetric parameters extracted from each SAR acquisition listed in Table 2.1. The accuracies and kappa coefficients (κ) were calculated for each classification (Table 2.4). The highest overall classification accuracies were generally obtained using the full coherency matrix (T), with the best accuracy achieved with the 22 October 2011 image at 27° incidence. The classification accuracies achieved with decompositions are generally 5–15 percentage points lower than with $[T]$, and there is little difference between the two types of decomposition.

Looking at the producer's and user's accuracies from the classifications generated with each feature set with the 22 October 2011 image at 27° (Table 2.5), as well as the confusion matrix for the classification created with the $[T]$ matrix (Table 2.6), we can see that the class with the lowest accuracy is the wetland-shrub class with significantly more omission errors than commission errors. Most of the confusion happens with the classes that have significant amounts of double bounce, such as the coniferous-open, the shrub-tall and, to a lesser extent, the shrub-low classes.

Table 2.5 – Producer’s and user’s accuracies for each class from the classifications generated using the image from 22 October 2011 at 27° for each feature set: the full [T] matrix, the model-based decomposition scattering powers and the eigenvalue-based parameters.

Class	[T] Matrix		Model-Based		Eigenvalue-Based	
	Producer’s Accuracy	User’s Accuracy	Producer’s Accuracy	User’s Accuracy	Producer’s Accuracy	User’s Accuracy
Water	98.7%	95.8%	99.1%	94.9%	75.6%	80.3%
Rock/Rubble	79.4%	75.7%	72.8%	71.7%	25.9%	41.3%
Exposed Land	81.2%	86.8%	77.4%	89.7%	60.4%	59.2%
Shrub-Tall	77.2%	69.3%	70.2%	57.0%	53.9%	48.3%
Shrub-Low	60.4%	68.2%	52.7%	49.9%	45.3%	41.8%
Shrub-Sparse	80.0%	81.4%	75.6%	79.0%	69.2%	53.9%
Coniferous-Open	70.1%	62.2%	61.9%	52.4%	66.7%	55.8%
Wetland-Shrub	47.6%	58.7%	19.8%	38.5%	25.2%	38.4%
Wetland-Low Vegetation	79.7%	75.5%	75.4%	67.1%	66.8%	62.6%

Table 2.6 – Confusion matrix for the classification using the image from 22 October 2011 at 27°. The classes are identified as: W, Water; R, Rock/Rubble; EL, Exposed Land; ST, Shrub-Tall; SL, Shrub-Low; SS, Shrub-Sparse; CO, Coniferous-Open; WS, Wetland-Shrub; WL, Wetland-Low vegetation.

Reference \ Predicted	W	R	EL	ST	SL	SS	CO	WS	WL	Total
	W	1163	0	13	0	0	1	0	0	1
R	2	955	89	5	3	34	39	6	70	1203
EL	49	93	967	1	4	71	0	1	5	1191
ST	0	0	0	929	68	0	88	118	0	1203
SL	0	7	2	118	711	28	130	93	88	1177
SS	0	78	42	1	28	949	1	0	87	1186
CO	0	24	0	92	59	1	860	163	28	1227
WS	0	13	0	194	121	1	261	562	29	1181
WL	0	91	1	1	49	81	4	14	947	1188
Total	1214	1261	1114	1341	1043	1166	1383	957	1255	10,734

2.3.2 Classification with Multiple Images

The addition of an image from a different date or with a different incidence angle acquired at close dates significantly increases the overall accuracy. The results for the classifications with two images at different incidence angles are detailed in Table 2.7, and results for the classifications with two images at different dates are detailed in Table 2.8. The accuracies presented only include the classifications using the full coherency matrix ([T]) images; classifications using multiple images

Table 2.7 – Classification accuracies for pairs of images from two different θ incidence angles with the full [7] matrix. Date format: yy/mm/dd.

Dates	Incidence Angles	Accuracy	κ
2011/10/19 + 2011/10/22	27°+38°	89.0%	0.88
2011/11/12 + 2011/11/15	27° + 38°	85.8%	0.84
2011/12/06 + 2011/12/09	27° + 38°	80.2%	0.78
2012/03/11 + 2012/03/14	27° + 38°	74.8%	0.72
2012/04/04 + 2012/04/07	27° + 38°	78.1%	0.75

Table 2.8 – Classification accuracies for pairs of images from two different dates using the full [7] matrix. Only the year and month of the image acquisitions are displayed to simplify the table. Date format: yy/mm.

First Date	Second Date	$\theta = 27^\circ$		$\theta = 38^\circ$	
		Accuracy	κ	Accuracy	κ
2011/10	2011/11	89.4%	0.88	87.0%	0.85
2011/10	2011/12	88.2%	0.87	86.6%	0.85
2011/10	2012/03	88.4%	0.87	87.3%	0.86
2011/10	2012/04	90.1%	0.89	88.2%	0.87
2011/11	2011/12	86.9%	0.85	85.0%	0.83
2011/11	2012/03	84.4%	0.82	85.8%	0.84
2011/11	2012/04	84.7%	0.83	86.7%	0.85
2011/12	2012/03	84.3%	0.82	84.0%	0.82
2011/12	2012/04	86.3%	0.85	83.7%	0.82
2012/03	2012/04	79.2%	0.77	79.9%	0.77

from the model-based decomposition were tested, but the accuracies were lower. The best results for each type of combination (multi-angle and multi-date) were obtained by combining two October images for the multi-angle case and by combining an image from October and an image from April at 27° incidence for the multi-date case. The producer and user accuracies for each class from these two classifications are shown in Table 2.9.

The best results with two images at different incidence angles were obtained with the images acquired in October 2011, with an overall accuracy of 89%. The accuracy decreases during the winter when the ground and vegetation are frozen and the presence of snow within the vegetation reduces the sensitivity of the SAR signal to variations in vegetation cover (Duguay *et al.*, 2015).

The confusion matrix of the classification using the two images from October 2011 is displayed in Table 2.10, where it can be seen that the classes with the lower accuracies are those containing

Table 2.9 – Producer and user accuracies for each class from two classifications generated using dual images that had the best κ index: the combination of the October images with two different incidence angles; the combination of the October and April images at 27° incidence.

Class	Multi-Angle		Multi-Date	
	Producer's Accuracy	User's Accuracy	Producer's Accuracy	User's Accuracy
Water	99.7%	99.5%	98.4%	97.6%
Rock/Rubble	90.8%	88.7%	87.5%	89.0%
Exposed Land	90.4%	95.0%	85.2%	91.4%
Shrub-Tall	90.9%	82.1%	93.4%	85.0%
Shrub-Low	82.7%	88.2%	86.1%	89.4%
Shrub-Sparse	92.2%	90.9%	93.8%	92.1%
Coniferous-Open	87.7%	89.8%	90.4%	88.2%
Wetland-Shrub	75.7%	80.0%	82.0%	86.1%
Wetland-Low Vegetation	90.9%	87.6%	93.6%	92.3%

Table 2.10 – Confusion matrix for the classification using the combined images of 20 October 2011 at 27° and 19 October 2011 at 38°. The classes are identified as: W, Water; R, Rock/Rubble; EL, Exposed Land; ST, Shrub-Tall; SL, Shrub-Low; SS, Shrub-Sparse; CO, Coniferous-Open; WS, Wetland-Shrub; WL, Wetland-Low vegetation.

Reference \ Predicted	W	R	EL	ST	SL	SS	CO	WS	WL	Total
	W	1175	0	3	0	0	0	0	0	0
R	1	1080	39	17	1	17	4	1	30	1190
EL	5	64	1072	1	1	32	0	1	10	1186
ST	0	0	0	1093	32	0	19	59	0	1203
SL	0	1	1	49	968	22	24	66	40	1171
SS	0	26	10	0	11	1099	1	1	44	1192
CO	0	1	0	48	14	0	1081	88	0	1232
WS	0	0	0	122	61	0	74	887	28	1172
WL	0	45	4	2	10	39	1	6	1074	1181
Total	1181	1217	1129	1332	1098	1209	1204	1109	1226	10,705

taller and denser vegetation cover: the shrub-tall and wetland-shrub classes. The errors found within these two classes are generally due to confusions with other shrub classes. The wetland-shrub class has more omission errors than commission errors, while the opposite is true for the shrub-tall class, and the main reason stems from the confusion between the two classes.

The use of two images from different months acquired at the same incidence angle provided similar results as the use of twin incidence angles in terms of overall accuracy. The best result is obtained when using an image from October 2011 combined with an image from April 2012 at

Table 2.11 – Confusion matrix for the classification using the combined images of October 2011 and April 2012 at 27°. The classes are identified as: W, Water; R, Rock/Rubble; EL, Exposed Land; ST, Shrub-Tall; SL, Shrub-Low; SS, Shrub-Sparse; CO, Coniferous-Open; WS, Wetland-Shrub; WL, Wetland-Low vegetation.

Predicted \ Reference	W	R	EL	ST	SL	SS	CO	WS	WL	Total
W	1162	0	14	4	0	1	0	0	0	1181
R	0	1047	63	34	7	9	6	3	28	1197
EL	28	80	1007	7	5	47	0	2	6	1182
ST	0	1	0	1127	18	0	19	41	0	1206
SL	0	3	0	41	1001	9	38	55	15	1162
SS	0	8	11	0	9	1112	3	3	39	1185
CO	0	5	0	39	20	5	1111	48	1	1229
WS	0	8	1	74	52	0	75	978	4	1192
WL	0	25	6	0	8	24	7	6	1115	1191
Total	1190	1177	1102	1326	1120	1207	1259	1136	1208	10,725

$\theta = 27^\circ$, but there is very little difference in the accuracies between the classifications using the October 2011 image. The accuracies steadily decrease when using the combination of images acquired in late fall and during the winter. The classifications using images at higher incidence angles ($\theta = 38^\circ$) generally result in slightly lower accuracies than those using images at a lower incidence angle. The confusion matrix for the classification using images from 22 October 2011 and 7 April 2012 ($\theta = 27^\circ$) is detailed in Table 2.11. Comparing to the confusion matrix from the classification using two images at different incidence angles (Table 2.10), it is possible to see an improvement in the classification accuracy of the wetland classes.

A map of a classification produced with the combination providing the best accuracy, using the 22 October and 07 April images at $\theta = 27^\circ$, is presented in Figure 2.3. Figure 2.3b shows an aerial photograph of a subset area in the Tasiapik valley where a good variety of environment types can be found. The lighter areas are representative of the shrub-sparse, class which is dominated by a lichen cover. These areas are surrounded by relatively short shrubs representative of the shrub-low class, as well as some small ponds in the northwest and southeast of the area, which are generally surrounded by shrubs and are representative of the wetland-shrub class. The area in darker green in the north of the image is representative of the shrub-tall class. Figure 2.3d is the result of the classification of this area, and Figure 2.3e represents the confidence map overlaid on the classification where the darker areas are an indication of the lower confidence in the classification results.

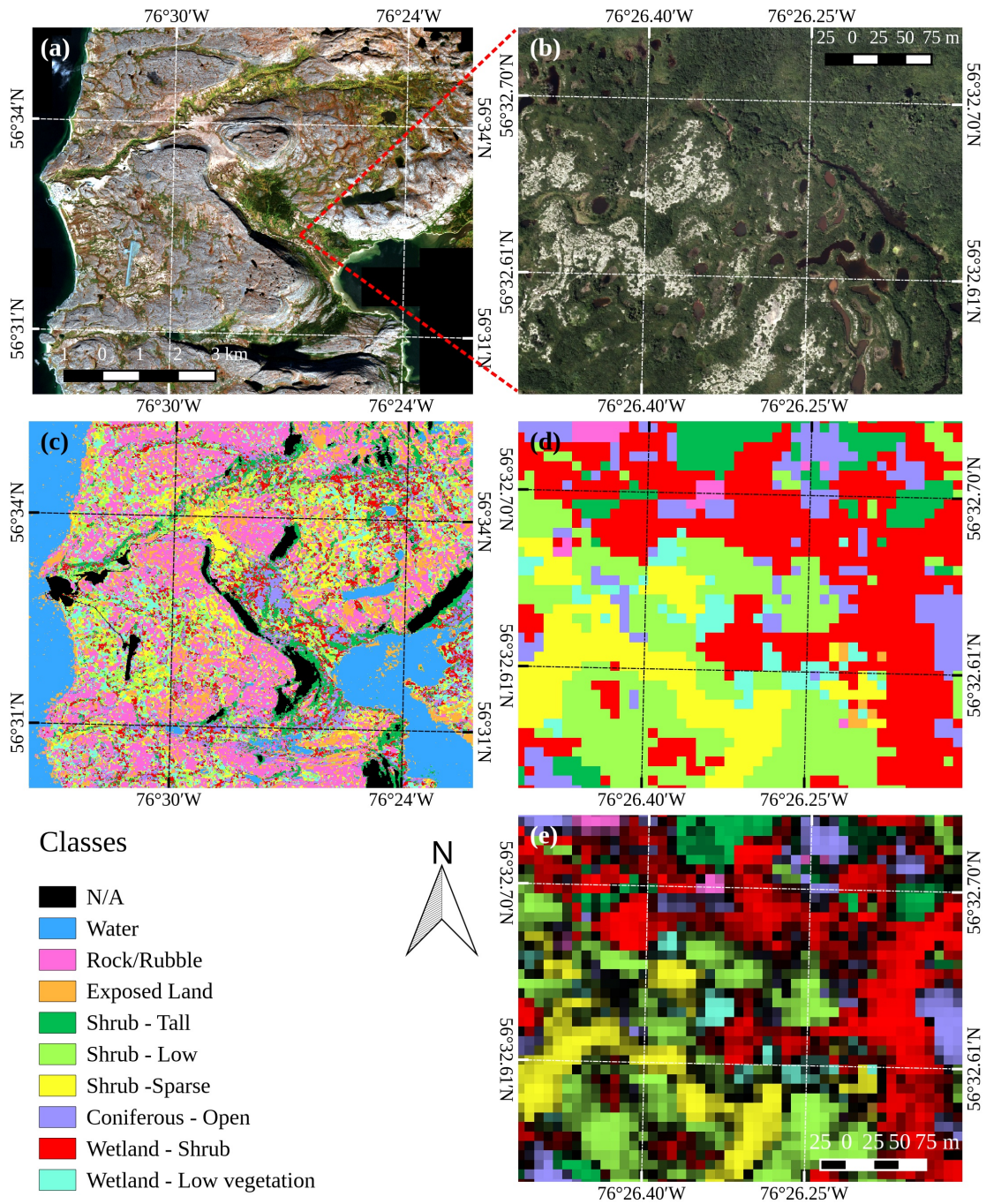


FIGURE 2.3 – Example of a classified image using the [7] matrix from two images at $\theta = 27^\circ$, one image from 22 October 2011 and the other from 7 April 2012. The image in (a) is a GeoEye-1 satellite image from 24 September 2009; the image in (b) is an aerial photograph from 12 August 2010 of a smaller area in the Tasiapik valley representing a heterogeneous environment typically found in the area; the image in (c) represents a classification result of the region, covering the same extent as image (a); image (d) is the classified image from the same sub-area as image (b) and the image in (e) is the classified image overlaid with the confidence map where the darker areas are indicative of a lower confidence in the classification results.

2.4 Discussion

2.4.1 Classification with a Single Image

Overall, the classifications using the elements of the $[T]$ matrix provide better results than the polarimetric decompositions. While polarimetric decompositions are generally used to emphasize or better represent the scattering mechanisms found in natural environments, they are general models that may not apply to the specific classes used for this study. These findings are consistent with the conclusions from Lardeux *et al.* (2009) where they considered that the coherency matrix is optimal for classification purposes using the SVM algorithm, as the addition of other polarimetric parameters did not provide significant improvements. The findings in (Furtado *et al.*, 2016) also show that combining all of the parameters from the various polarimetric decompositions adds little benefit to the overall accuracy of a classification using the random forest algorithm. The $[T]$ matrix contains the full polarimetric information enclosed within the signal, so it seems that even if the decompositions emphasize the main scattering mechanisms, the SVM scheme is able to better pick out small differences in the signal that characterizes the different classes. For example, the double-bounce scattering mechanism from the model-based decomposition shows little differentiation between classes compared to the T_{22} element from the coherency matrix, which is generally associated with the double-bounce mechanism (Figure 2.4). The violin plots introduced in Figure 2.4 illustrate the distribution of the T_{22} and P_d values found within each class. Since SVM classifications do not assume any statistical distribution about the input data or the different classes, they are well suited for extracting the variations of the signal within the $[T]$ matrix characterizing each class. However, the classes with the lowest user's and producer's accuracies are the wetland-shrub, shrub-low, coniferous-open and shrub-tall, which have significant overlap in double-bounce scattering, as seen in Figure 2.4. These classes also display similar distributions for the T_{33} element (Figure 2.5).

2.4.2 Classification with Multiple Images

The use of two incidence angles with a sufficient difference between them produced distinct responses from the surface scattering from the underlying ground, as well as the volume scatte-

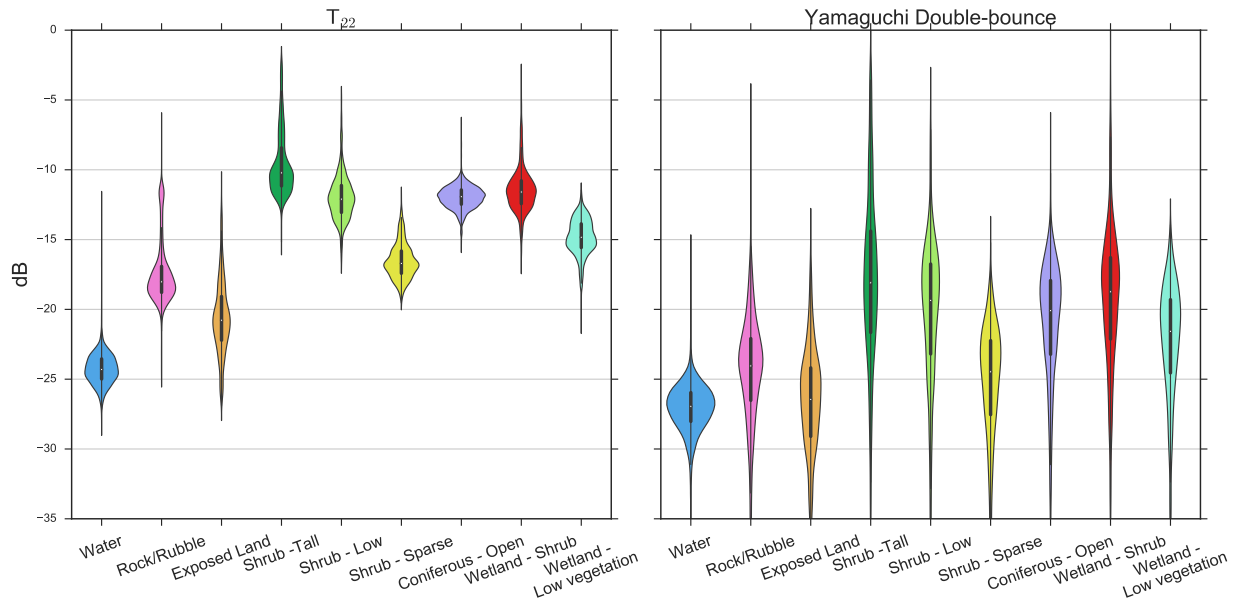


FIGURE 2.4 – Violin plots of the values of the T_{22} element from the coherency matrix and the double-bounce component of the model-based decomposition from the 22 October image ($\theta = 27^\circ$) extracted from the training areas of each class.

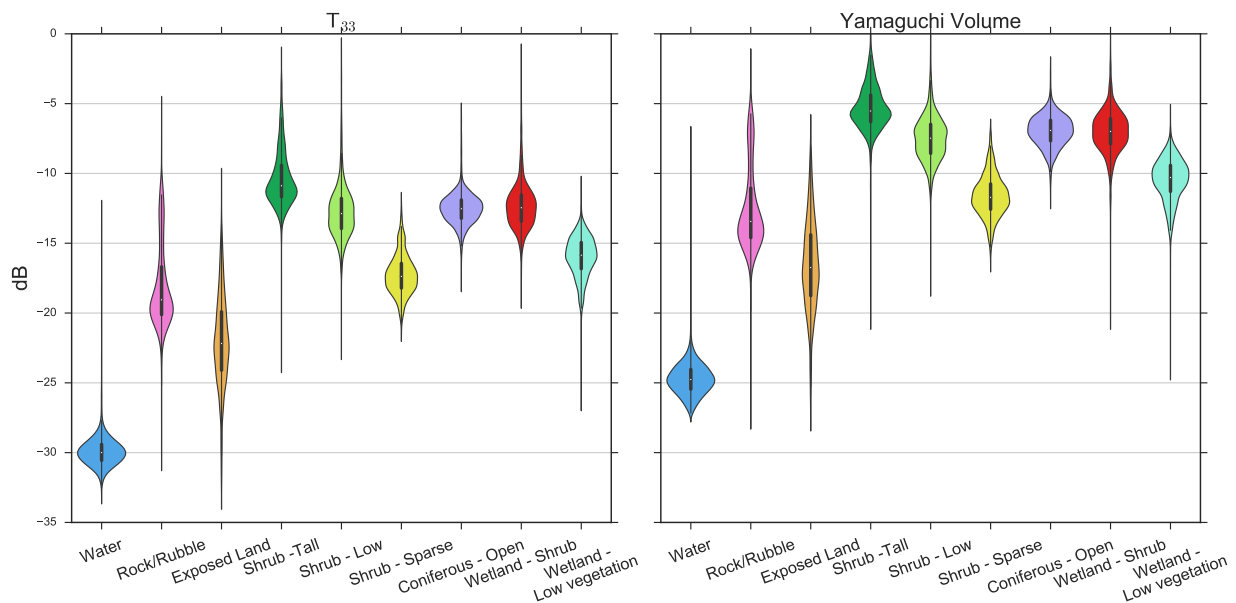


FIGURE 2.5 – Violin plots of the values of the T_{33} element from the coherency matrix and the volume component of the model-based decomposition from the 22 October image ($\theta = 27^\circ$) extracted from the training areas of each class.

ring component of the shrub vegetation, which improves the separability of these classes and the classification accuracy as a consequence. As an example, the values of the T_{11} parameter, which is related to surface scattering, exhibits different responses for certain classes during the fall (October 2011) depending on the incidence angle used (Figure 2.6). It can be seen that the classes dominated by surface scattering, such as rock/rubble, exposed land and wetland-low vegetation display greater differences in scattered power between each angle compared to other classes. It should be noted however that the difference in scattering within the water class is not solely due to the difference in incidence angles, but rather to differences in wind conditions between the two dates. The stronger winds on 19 October produced more wavelets, which increased the surface scattering.

The changes in the dielectric properties of the different types of soil and the presence of snow accumulations in areas with denser shrub vegetation during the winter (Duguay *et al.*, 2015) help the classification algorithm with separating the classes. The increase in classification accuracy when combining two images acquired at different dates and the fact that the best results are obtained when combining two images from different seasons are consistent with the results from Furtado *et al.* (2016). Again, looking at the variations of the T_{11} element of the coherency matrix within individual classes, but this time for each acquisition date at $\theta = 27^\circ$ (Figure 2.7), it can be observed that the response varies from one class to the other. It can be observed that shrub classes display a steady increase in T_{11} power, which can be mostly associated with surface scattering, and is correlated with a decrease in the sensitivity of the SAR signal to the volume scattering of shrub vegetation during the winter (Duguay *et al.*, 2015). The wetland classes also display some variations, but to a lesser degree, and there are even less variations in classes dominated by ground scattering, such as rock/rubble and exposed land. The strong increase in scattering from the water class is due to the formation of ice, which increases the T_{11} power, as well as the span of the SAR signal as a whole.

Furthermore, the improvement in the classification accuracy of the wetland classes compared to the multi-angle classification can be explained by the significant changes in surface scattering between October and April due to the freezing of the water-saturated ground and shallow ponds. There is also a slight increase in the classification accuracy of the shrub classes due in part to the decrease of confusion with the wetland classes. The exposed land and water classes, which are

dominated by surface scattering, have slightly lower accuracy when compared to the classification using two incidence angles, but the differences are very minor.

When looking at the details of the classification map in Figure 2.3, the first thing that can be observed is the high spatial variability of the environments found in the sub-area, which is reflected in the confidence map. The wetland-shrub class has the lowest accuracy, and it can be seen that it incurs commission errors, classifying areas that are not wetlands as wetlands, as well as omission errors, areas that should be classified as wetlands, but are not. Even with these types of errors, the confidence remains relatively high in areas where these errors occur, such as the northern part of the area where a few ponds and their surroundings are classified as rock/rubble. This could be due to the fact that both classes are predominantly surface scatterers (water surface and rock surface) with relatively low surface roughness. There is however one pond in the western part of the image that is classified as a combination of many classes, but this confusion is reflected in the confidence map, which is very dark in this area, meaning that there is very little confidence in the classified pixels. This would suggest that this specific environment has a polarimetric signature that could be associated with many classes and is probably situated near the hyperplane separating those classes in the SVM algorithm.

Many areas were also classified as coniferous-open, but there was no black spruce in the area. This is consistent with the results displayed in the confusion matrix (Table 2.11), which shows that the class is the third worst class in terms of commission errors, after the wetland-shrub and the shrub-tall classes. The coniferous-open generates volume scattering from the canopy of the black spruce trees, but the fact that it is a sparse cover means that there is a significant amount of surface scattering occurring, so it is normal to see some confusion with wetland-shrub, which can generate a similar response, but also with the shrub-low and shrub-tall classes, which also have a significant amount of surface scattering coming from the ground underneath the shrubs. However, all of the images used to produce the classifications were acquired during the fall and the winter seasons, so it would be interesting to see the results with images acquired during the summer when the shrubs still have their leaves. This would probably affect the penetration of the SAR signal through the canopy and change the contribution of the surface scattering in the shrub classes.

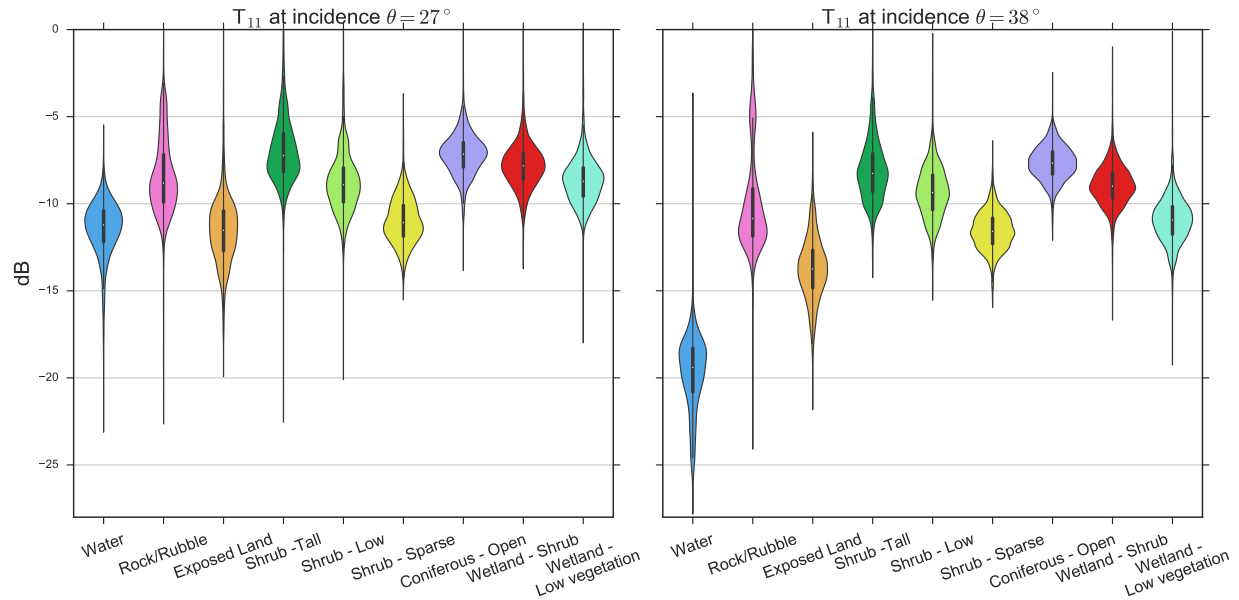


FIGURE 2.6 – Violin plots of the values of T_{11} extracted from the training areas of each class for two different incidence angles. The data on the left are from the image acquired on 22 October 2011 at $\theta = 27^\circ$, and the data on the right are from the image acquired on 19 October 2011 at $\theta = 38^\circ$.

The results are also consistent with our previous study (Duguay *et al.*, 2015), which concluded that SAR backscattering is most sensitive to the early stages of shrub growth when the vegetation is shorter than one meter and where the shrub density is lower than 20%. The shrub-sparse class has been defined as being covered with less than 50% shrub vegetation; it is the shrub class that consistently has the highest accuracy compared to the shrub-tall and shrub-low classes and one of the classes with the highest accuracy in general.

2.5 Conclusions

The main objective of this paper was to assess the capabilities of polarimetric C-band SAR data to perform land cover classification in sub-Arctic environments. Of particular interest is the classification and mapping of shrub vegetation to study the Arctic greening phenomenon. A secondary objective focused on the analysis of the usefulness of widely-used polarimetric decomposition algorithms, which are generally used to enhance the scattering mechanisms found in SAR scenes, to classify the images. The results show that it is possible to achieve overall classification accuracies of $\approx 75\%$ with the data contained directly in the polarimetric coherency matrix ($[T]$) of images ac-

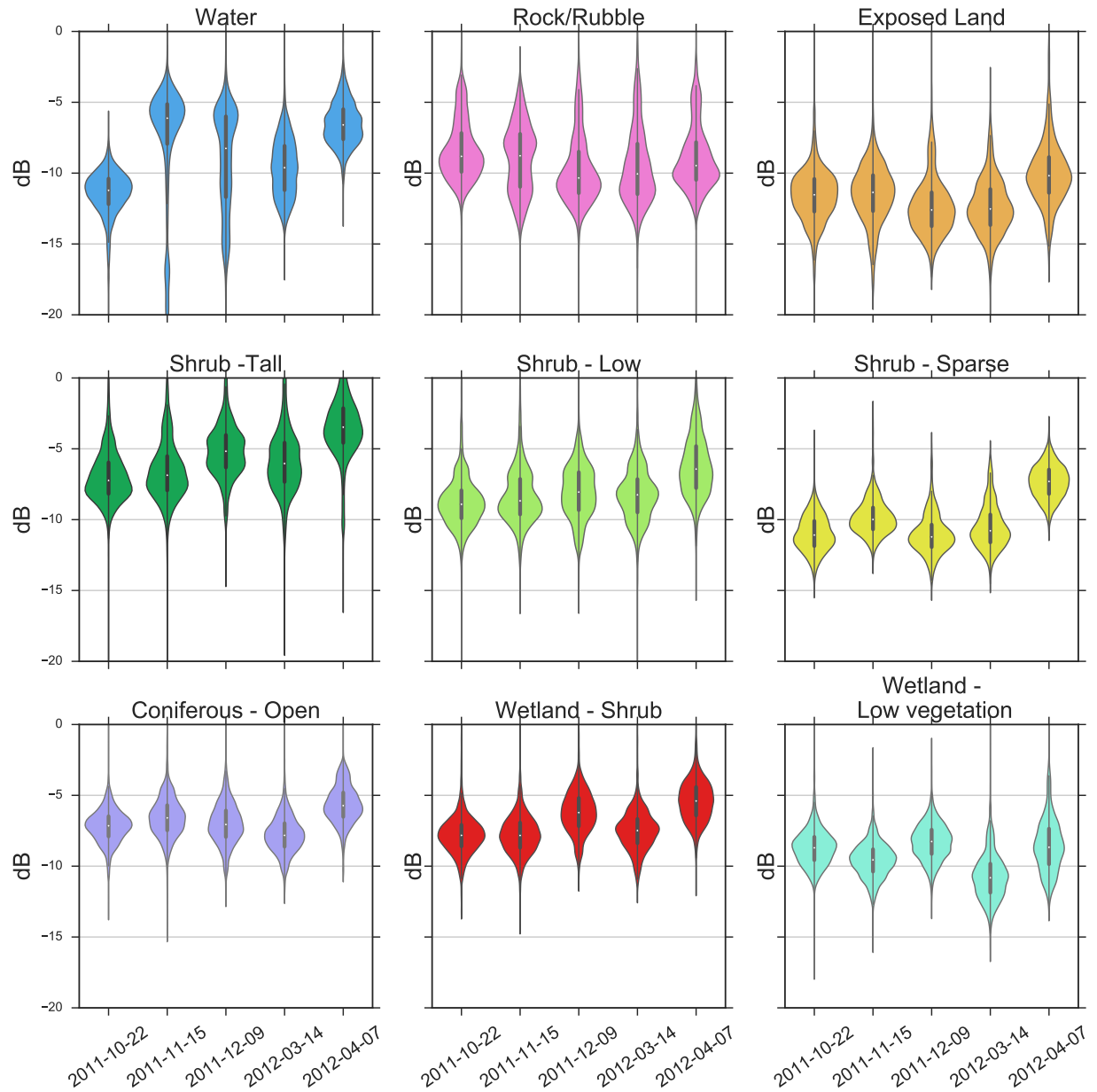


FIGURE 2.7 – Violin plots of the values of T_{11} extracted from the training areas of each class for each SAR acquisition date at $\theta = 27^\circ$.

quired in early fall. The polarimetric decompositions used independently yielded lower classification accuracies. It was also demonstrated that the use of two images acquired at different times or two images acquired at different incidence angles within a few days of each other provided a substantial increase in classification accuracies over the classifications performed with single images. The best classification accuracy was achieved using two images from October 2011 and April 2012 at an incidence angle of 27° , which yielded an overall classification accuracy of 90.1% and a κ index

of 0.89. These results are comparable in terms of accuracy to a previous study in the area, which used high resolution aerial photographs and object-oriented classification algorithms (Provencher-Nolet *et al.*, 2014). This points to the possibility to classify land cover, and in particular shrub vegetation, in sub-Arctic environments using polarimetric SAR imagery at the C-band, depending on the spatial scale of the study. The advantage of this method over classifications using satellite or aerial imagery acquired in the visible and infrared range of the electromagnetic spectrum is the ability to acquire data under any lighting or meteorological condition. The results are also consistent with our previous study (Duguay *et al.*, 2015), which concluded that SAR backscattering is most sensitive to the early stages of shrub growth when the vegetation is shorter than one meter and where the shrub density is lower than 20%. The shrub-sparse class has been defined as being covered with less than 50% shrub vegetation; it is the shrub class that consistently has the highest accuracy compared to the shrub-tall and shrub-low classes and one of the classes with the highest accuracy in general. This points to the possibility to classify shrub vegetation in other sub-Arctic regions, but further testing would be necessary, especially in environments where wetlands are more prevalent, as this type of land cover is very complex and caused the most problems in the current study. Furthermore, looking at the results shown in (Musick *et al.*, 1998; Svoray *et al.*, 2001; Patel *et al.*, 2006; Monsivais-Huertero *et al.*, 2008), it seems that polarimetric SAR data could be used to classify shrub vegetation cover in arid and semi-arid environments using a similar method. In these cases, however, the effects of seasonality might not be as apparent as the current study, and the temporal contrasts might be more related to rainfall and soil moisture cycles.

While it would be possible to enhance the classification results by classification merging methods, this is outside the scope of this study, and it could prove to be impractical and costly to acquire multiple SAR images for each single classification, especially in the context of long-term monitoring of shrub vegetation. Overall, the method yields relatively good classification results and could provide a useful tool for shrub monitoring in sub-Arctic environments. Further research will focus on the the estimation of snow mass accumulations within shrub vegetation using SAR data. It has already been demonstrated that snow accumulations are affected by shrub height (Duguay & Bernier, 2012), and the classification results could provide a good basis for the mapping of snow accumulations in sub-Arctic environments.

2.6 Acknowledgments

The authors would like to acknowledge the Canadian Space Agency (CSA) for providing the RADARSAT-2 imagery through the Science and Operational Applications Research-Education (SOAR-E) Initiative. SOAR-E project 5014: Évaluation des paramètres de la neige en milieu sub-arctique à l'aide de la polarimétrie et de l'interférométrie radar. Funding for this project has been provided by ArcticNet and Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada (NSERC). Funding for the field work was provided by the Northern Scientific Training Program (NSTP) of the Canadian Polar Commission. The authors would also like to thank Centre d'études nordiques for the access to their infrastructures, the Umiujaq community for their support during the field campaigns, Benoit Tremblay (Project Manager, Ministère du Développement durable, de l'Environnement et Lutte contre les changements climatiques) for his help with the interpretation of in situ data and André Beaudoin (Research Scientist, Canadian Forest Service, Natural Resources Canada) for his counsels on vegetation classification.

ARTICLE 2: References

- (2016). *Orfeo Toolbox*. <https://www.orfeo-toolbox.org>. 2016-06-08.
- Adam S, Pietroniro A & Brugman MM (1997). Glacier snow line mapping using ERS-1 SAR imagery. *Remote Sensing of Environment*, 61(1):46–54.
- Arii M, van Zyl J & Kim Y (2010). A general characterization for polarimetric scattering from vegetation canopies. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 48(9):3349–3357. DOI:10.1109/TGRS.2010.2046331.
- Arii M, van Zyl J & Kim Y (2011). Adaptive model-based decomposition of polarimetric SAR covariance matrices. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 49(3):1104–1113. DOI:10.1109/TGRS.2010.2076285.
- ASF (2013). *MapReady*. <https://www.asf.alaska.edu/data-tools/mapready/>. 2016-06-08.
- Bagan H, Kinoshita T & Yamagata Y (2012). Combination of avnir-2, palsar, and polarimetric parameters for land cover classification. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 50(4):1318–1328.
- Baghdadi N, Gauthier Y & Bernier M (1997). Capability of multitemporal ERS-1 SAR data for wet-snow mapping. *Remote Sensing of Environment*, 60(2):174–186.
- Balzter H, Baker JR, Hallikainen M & Tomppo E (2002). Retrieval of timber volume and snow water equivalent over a Finnish boreal forest from airborne polarimetric Synthetic Aperture Radar. *International Journal of Remote Sensing*, 23(16):3185–3208. DOI:10.1080/01431160110076199.
- Barnes RM (1984). *Detection of a randomly polarized target : a thesis*. Thèse de doctorat.
- Bernier M, Duguay Y & Domine F (2016). Mapping of snow parameters with polarimetric and multifrequency sar data in a subarctic environment. *2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, pages 7057–7059.
- Bernier M & Fortin JP (1998). The potential of times series of C-band SAR data to monitor dry and shallow snow cover. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(1):226–243.
- Bernier M, Fortin JP, Gauthier Y, Gauthier R, Bisson JL & Vincent P (1999a). Estimation of the water equivalent of a snowpack using spaceborne radar images. *Revue des sciences de l'eau*, 12(2):407–423.
- Bernier M, Fortin JP, Gauthier Y, Gauthier R, Roy R & Vincent P (1999b). Determination of snow water equivalent using RADARSAT SAR data in eastern Canada. *Hydrological Processes*, 13(18):3041–3051.
- Bhatt US, Walker DA, Reynolds MK, Bieniek PA, Epstein HE, Comiso JC, Pinzon JE, Tucker CJ & Polyakov IV (2013). Recent declines in warming and vegetation greening trends over pan-arctic tundra. *Remote Sensing*, 5(9):4229–4254. DOI:10.3390/rs5094229.

- Bi J, Xu L, Samanta A, Zhu Z & Myneni R (2013). Divergent arctic-boreal vegetation changes between north america and eurasia over the past 30 years. *Remote Sensing*, 5(5):2093–2112. DOI:10.3390/rs5052093.
- Blok D, Heijmans MMPD, Schaepman-Strub G, Kononov AV, Maximov TC & Berendse F (2010). Shrub expansion may reduce summer permafrost thaw in siberian tundra. *Global Change Biology*, 16(4):1296–1305. DOI:10.1111/j.1365-2486.2009.02110.x.
- Blok D, Schaepman-Strub G, Bartholomeus H, Heijmans MMPD, Maximov TC & Berendse F (2011). The response of arctic vegetation to the summer climate: relation between shrub cover, ndvi, surface albedo and temperature. *Environmental Research Letters*, 6(3):035502.
- Boelman NT, Gough L, McLaren JR & Greaves H (2011). Does ndvi reflect variation in the structural attributes associated with increasing shrub dominance in arctic tundra? *Environmental Research Letters*, 6(3):035501.
- Boerner WM, Mott H & Luneburg E (1997). Polarimetry in remote sensing: basic and applied concepts. *Geoscience and Remote Sensing, 1997. IGARSS '97. Remote Sensing - A Scientific Vision for Sustainable Development., 1997 IEEE International*, volume 3, pages 1401–1403.
- Born M & Wolf E (2013). *Principles of Optics: Electromagnetic Theory of Propagation, Interference and Diffraction of Light*. Elsevier Science, 6 edition.
- Brouillet L, Desmet P, Coursol F, Meades S, Favreau M, Anions M, Bélisle P, Gendreau C, Shortouse D & contributors (2010+) (2010). *Database of Vascular Plants of Canada (VASCAN)*. <http://data.canadensys.net/vascan>.
- Brown R, Derksen C & Wang L (2010). A multi-data set analysis of variability and change in arctic spring snow cover extent, 1967-2008. *J. Geophys. Res.*, 115(D16):n/a–n/a.
- Buckeridge KM & Grogan P (2008). Deepened snow alters soil microbial nutrient limitations in arctic birch hummock tundra. *Applied Soil Ecology*, 39(2):210–222.
- Burges C (1998). A tutorial on support vector machines for pattern recognition. 2(2):121–167.
- Centre Canadien de Télédétection C (2008). *Tutoriel: La polarimétrie radar*. http://cct.rncan.gc.ca/resource/tutor/polarim/index_f.php.
- Centre d'Études Nordiques (2017). *Umiujaq Research Station*. [Online]. <http://www.cen.ulaval.ca/en/page.aspx?lien=stationumiujaq>. 2017-09-30.
- Chang CC & Lin CJ (2011). LIBSVM: A library for support vector machines. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2:27:1–27:27. Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.
- Chasmer L, Kenward A, Quinton W & Petrone R (2012). Co2 exchanges within zones of rapid conversion from permafrost plateau to bog and fen land cover types. *Arctic, Antarctic, and Alpine Research*, 44(4):399–411. DOI:10.1657/1938-4246-44.4.399.
- Chen K, Wu TD, Tsang L, Li Q, Shi J & Fung A (2003). Emission of rough surfaces calculated by the integral equation method with comparison to three-dimensional moment method simulations. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 41(1):90–101. DOI:10.1109/TGRS.2002.807587.
- Chen W, Blain D, Li J, Keohler K, Fraser R, Zhang Y, Leblanc S, Olthof I, Wang J & McGovern M (2009). Biomass measurements and relationships with landsat-7/etm+ and jers-1/sar data over canada's western sub-arctic and low arctic. *International Journal of Remote Sensing*, 30(9):2355–2376. DOI:10.1080/01431160802549401.

- Cloude S (1985). Target decomposition theorems in radar scattering. *Electronics Letters*, 21(1): 22–24. DOI:10.1049/el:19850018.
- Cloude S (2009). *Polarisation: Applications in Remote Sensing*. Oxford University Press, USA, 352 pages.
- Cloude SR & Pottier E (1996). A review of target decomposition theorems in radar polarimetry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34(2):498–518.
- Cloude SR & Pottier E (1997). An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(1):68–78. DOI:10.1109/36.551935.
- Cornelissen JHC, Callaghan TV, Alatalo JM, Michelsen A, Graglia E, Hartley AE, Hik DS, Hobbie SE, Press MC, Robinson CH, Henry GHR, Shaver GR, Phoenix GK, Gwynn Jones D, Jonasson S, Chapin FS, Molau U, Neill C, Lee JA, Melillo JM, Sveinbjörnsson B & Aerts R (2001). Global change and arctic ecosystems: is lichen decline a function of increases in vascular plant biomass? *Journal of Ecology*, 89(6):984–994. DOI:10.1111/j.1365-2745.2001.00625.x.
- Corr D & Rodrigues A (2002). Alternative basis matrices for polarimetric decomposition. *Proc. Eusar*, pages 597–600.
- de Roo R, Du Y, Ulaby F & Dobson M (2001). A semi-empirical backscattering model at L-band and C-band for a soybean canopy with soil moisture inversion. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 39(4):864–872.
- Dedieu J, De Farias GB, Castaings T, Allain-Bailhache S, Pottier E, Durand Y & Bernier M (2012). Interpretation of a radarsat-2 fully polarimetric time-series for snow cover studies in an alpine context - first results. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 38(03):336–351. DOI:10.5589/m12-027.
- Ding KH, Zurk LM & Tsang L (1994). Pair distribution-functions and attenuation rates for sticky particles in dense media. *Journal of Electromagnetic Waves and Applications*, 8(12):1585–1604.
- Dobson M, Ulaby F, Pierce L, Sharik T, Bergen K, Kelldorfer J, Kendra J, Li E, Lin YC, Nashashibi A, Sarabandi K & Siqueira P (1995). Estimation of forest biophysical characteristics in northern Michigan with SIR-C/X-SAR. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 33(4):877–895.
- Domine F, Barrere M & Morin S (2016). The growth of shrubs on high arctic tundra at Bylot Island: impact on snow physical properties and permafrost thermal regime. *Biogeosciences*, 13(23):6471–6486.
- Du J, Shi J & Rott H (2010a). Comparison between a multi-scattering and multi-layer snow scattering model and its parameterized snow backscattering model. *Remote Sensing of Environment*, 114(5):1089–1098. DOI:10.1016/j.rse.2009.12.020.
- Du J, Shi J, Tjuatja S & Chen KS (2006). A combined method to model microwave scattering from a forest medium. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(4):815–824.
- Du J, Shi J & Xiong C (2010b). A method to estimate snow water equivalent using multi-angle X-band radar observations. *IGARSS 2010*, pages 3774–3776, Honolulu, HI.
- Dubois P, van Zyl J & Engman T (1995). Measuring soil moisture with imaging radars. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 33(4):915–926. DOI:10.1109/36.406677.
- Duguay Y & Bernier M (2011a). Potential of polarimetric SAR data for snow water equivalent estimation in subarctic regions. *Proceedings of PolInSAR 2011*, ESA SP-695, volume 2011, pages 24–28, Frascati, Italy.

Duguay Y & Bernier M (2011b). Use of RADARSAT-2 data for snow characterization in subarctic regions. *Conference Proceedings of the 32nd Canadian Remote Sensing Symposium and 14th L'AQT Congress*, volume 2011, Sherbrooke, Canada.

Duguay Y & Bernier M (2012). The use of radarsat-2 and terrasarsar-x data for the evaluation of snow characteristics in subarctic regions. *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2012 IEEE International*, pages 3556–3559.

Duguay Y, Bernier M, Lévesque E & Domine F (2016). Land cover classification in subarctic regions using fully polarimetric radarsat-2 data. *Remote Sensing*, 8(9):697. DOI:10.3390/rs8090697.

Duguay Y, Bernier M, Levesque E & Tremblay B (2014). Monitoring of subarctic shrub vegetation characteristics using terrasarsar-x and radarsat-2 data. *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2014 IEEE International*, pages 1194–1197. 13-18 July.

Duguay Y, Bernier M, Lévesque E & Tremblay B (2015). Potential of C and X band SAR for shrub growth monitoring in sub-arctic environments. *Remote Sensing*, 7(7):9410–9430. DOI:10.3390/rs70709410.

Elmendorf SC, Henry GHR, Hollister RD, Bjork RG, Boulanger-Lapointe N, Cooper EJ, Cornelissen JHC, Day TA, Dorrepaal E, Elumeeva TG, Gill M, Gould WA, Harte J, Hik DS, Hofgaard A, Johnson DR, Johnstone JF, Jonsdottir IS, Jorgenson JC, Klanderud K, Klein JA, Koh S, Kudo G, Lara M, Levesque E, Magnusson B, May JL, Mercado-Diaz JA, Michelsen A, Molau U, Myers-Smith IH, Oberbauer SF, Onipchenko VG, Rixen C, Schmidt NM, Shaver GR, Spasojevic MJ, Porhallsdottir PE, Tolvanen A, Troxler T, Tweedie CE, Villareal S, Wahren CH, Walker X, Webber PJ, Welker JM & Wipf S (2012). Plot-scale evidence of tundra vegetation change and links to recent summer warming. *Nature Clim. Change*, 2(6):453–457.

ESA (2015). *PolSARpro*. <https://earth.esa.int/web/polsarpro/>. 2016-06-08.

Fierz C, Armstrong R, Durand Y, Etchevers P, Greene E, McClung D, Nishimura K, Satyawali P & Sokratov S (2009). The international classification for seasonal snow on the ground. Paris.

Foody GM & Mathur A (2004). A relative evaluation of multiclass image classification by support vector machines. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(6):1335–1343.

Forbes BC, Fauria MM & Zetterberg P (2010). Russian arctic warming and 'greening' are closely tracked by tundra shrub willows. *Global Change Biology*, 16(5):1542–1554. DOI:10.1111/j.1365-2486.2009.02047.x.

Fraser RH, Lantz TC, Olthof I, Kokelj SV & Sims RA (2014). Warming-induced shrub expansion and lichen decline in the western canadian arctic. *Ecosystems*, 17(7):1151–1168. DOI:10.1007/s10021-014-9783-3.

Freeman A (2007). Fitting a two-component scattering model to polarimetric SAR data from forests. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(8):2583–2592.

Freeman A & Durden SL (1998). A three-component scattering model for polarimetric SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(3):963–973.

Fukuda S & Hirosawa H (2001). Support vector machine classification of land cover: application to polarimetric sar data. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2001. IGARSS '01. IEEE 2001 International*, volume 1, pages 187–189 vol.1.

Fung A (1994). *Microwave scattering and emission models and their applications*. House A, éditeur. Artech house Norwood, MA.

Fung AK, Li Z & Chen KS (1992). Backscattering from a randomly rough dielectric surface. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2):356–369.

Furtado LFdA, Silva TSF & Novo EMLadM (2016). Dual-season and full-polarimetric c band sar assessment for vegetation mapping in the amazon várzea wetlands. *Remote Sensing of Environment*, 174:212–222.

Gosselin G (2013). *L'utilisation de la polarimétrie radar et de la décomposition de Touzi pour la caractérisation et la classification des physiologies végétales des milieux humides : le cas du Lac Saint-Pierre*. Thèse de doctorat, Université de Montréal.

Guneriussen T, Hogda KA, Johnsen H & Lauknes I (2001). InSAR for estimation of changes in snow water equivalent of dry snow. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(10):2101–2108.

Hajnsek I, Jagdhuber T, Schon H & Papathanassiou KP (2009). Potential of estimating soil moisture under vegetation cover by means of PolSAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(2):442–454. DOI:10.1109/TGRS.2008.2009642.

Hajnsek I, Pottier E & Cloude SR (2003). Inversion of surface parameters from polarimetric SAR. *IEEE Transactions On Geoscience and Remote Sensing*, 41(4):727–744. DOI:10.1109/TGRS.2003.810702.

Hall DK, Riggs GA, Salomonson VV, DiGirolamo NE & Bayr KJ (2002). MODIS snow-cover products. *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2):181–194.

Hallikainen M, Ulaby F, Dobson M, El-Rayes M & Wu LK (1985). Microwave dielectric behavior of wet soil-part 1: Empirical models and experimental observations. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, GE-23(1):25–34.

Hallikainen MT, Ulaby FT & Abdelrazik M (1986). Dielectric properties of snow in the 3 to 37 GHz range. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, AP-34(11):1329–1340.

Hallinger M, Manthey M & Wilmking M (2010). Establishing a missing link: warm summers and winter snow cover promote shrub expansion into alpine tundra in Scandinavia. *New Phytologist*, 186(4):890–899. DOI:10.1111/j.1469-8137.2010.03223.x.

Hope AS, Pence KR & Stow DA (2004). Ndvi from low altitude aircraft and composited noaa avhrr data for scaling arctic ecosystem fluxes. *International Journal of Remote Sensing*, 25(20):4237–4250. DOI:10.1080/01431160310001632710.

Huang C, Davis LS & Townshend JRG (2002). An assessment of support vector machines for land cover classification. *International Journal of Remote Sensing*, 23(4):725–749. DOI:10.1080/01431160110040323.

Hudson JMG & Henry GHR (2009). Increased plant biomass in a high arctic heath community from 1981 to 2008. *Ecology*, 90(10):2657–2663. DOI:10.1890/09-0102.1.

Huynen JR (1965). Measurement of the target scattering matrix. *Proceedings of the IEEE*, 53(8):936–946. DOI:10.1109/PROC.1965.4072.

Imhoff M (1995). A theoretical analysis of the effect of forest structure on synthetic aperture radar backscatter and the remote sensing of biomass. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 33(2):341–352.

IPCC (2013). *Climate change 2013: The physical science basis*. Stocker TF, Qin D, Plattner GK, Tignor M, Allen SK, Boschung J, Nauels A, Xia Y, Bex V & Midgley PM (éditeurs). Cambridge University Press Cambridge, UK, and New York, NY, USA, 1535 pages.

- Jagdhuber T, Hajnsek I, Bronstert A & Papathanassiou KP (2012). Soil moisture estimation under low vegetation cover using a multi-angular polarimetric decomposition. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, PP(99):1–15.
- Jia GJ, Epstein HE & Walker DA (2003). Greening of arctic alaska, 1981–2001. *Geophysical Research Letters*, 30(20):n/a–n/a. DOI:10.1029/2003GL018268. 2067.
- Ju J & Masek JG (2016). The vegetation greenness trend in canada and us alaska from 1984-2012 landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 176:1–16.
- Karam M, Fung A, Lang R & Chauhan N (1992). A microwave scattering model for layered vegetation. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 30(4):767–784.
- Karam MA, Amar F, Fung AK, Mougine E, Lopes A, Le Vine DM & Beaudoin A (1995). A microwave polarimetric scattering model for forest canopies based on vector radiative transfer theory. 53(1): 16–30.
- Kendra JR, Sarabandi K & Ulaby FT (1998). Radar measurements of snow: Experiment and analysis. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(3):864–879.
- Kennaugh E & Sloan R (1952). Effects of type of polarization on echo characteristics. OHIO STATE UNIV RESEARCH FOUNDATION COLUMBUS ANTENNA LAB.
- Koskinen JT, Pulliainen JT & Hallikainen MT (1997). The use of ERS-1 SAR data in snow melt monitoring. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(3):601–610.
- Koskinen JT, Pulliainen JT, Luojus KP & Takala M (2010). Monitoring of snow-cover properties during the spring melting period in forested areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(1):50–58.
- Kunzi KF, Patil S & Rott H (1982). Snow-cover parameters retrieved from nimbus-7 scanning multichannel microwave radiometer (smmr) data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-20(4):452–467. DOI:10.1109/TGRS.1982.350411.
- Kurvonen L, Pulliainen J & Hallikainen M (1999). Retrieval of biomass in boreal forests from multitemporal ers-1 and jers-1 sar images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(1):198–205.
- Lardeux C, Frison PL, Tison C, Souyris JC, Stoll B, Fruneau B & Rudant JP (2009). Support vector machine for multifrequency sar polarimetric data classification. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 47(12):4143–4152.
- Lardeux C, Frison PL, Tison C, Souyris JC, Stoll B, Fruneau B & Rudant JP (2011). Classification of tropical vegetation using multifrequency partial sar polarimetry. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 8(1):133–137.
- Le Toan T, Beaudoin A, Riom J & Guyon D (2002). Relating forest biomass to sar data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2):403–411.
- Le Toan T, Quegan S, Davidson MWJ, Balzter H, Paillou P, Papathanassiou K, Plummer S, Rocca F, Saatchi S, Shugart H & Ulander L (2011). The biomass mission: Mapping global forest biomass to better understand the terrestrial carbon cycle. *DESDynI VEG-3D Special Issue*, 115(11):2850–2860.
- Lee JS, Hoppel KW, Mango SA & Miller AR (1994). Intensity and phase statistics of multilook polarimetric and interferometric sar imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32(5):1017–1028.
- Lee JS & Pottier E (2009). *Polarimetric radar imaging: from basics to applications*. CRC press.

- Lee JS, Schuler DL, Ainsworth TL, Krogager E, Kasilingam D & Boerner WM (2002). On the estimation of radar polarization orientation shifts induced by terrain slopes. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(1):30–41. DOI:10.1109/36.981347.
- Lee JS, Wen JH, Ainsworth TL, Chen KS & Chen AJ (2009). Improved sigma filter for speckle filtering of SAR imagery. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 47(1):202–213.
- Leinss S, Löwe H, Proksch M, Lemmetyinen J, Wiesmann A & Hajnsek I (2016). Anisotropy of seasonal snow measured by polarimetric phase differences in radar time series. *The Cryosphere*, 10(4):1771–1797.
- Leinss S, Parrella G & Hajnsek I (2014). Snow height determination by polarimetric phase differences in x-band sar data. *Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of*, 7(9):3794–3810.
- Leinss S, Wiesmann A, Lemmetyinen J & Hajnsek I (2015). Snow water equivalent of dry snow measured by differential interferometry. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(8):3773–3790.
- Li Z, Huang L, Chen Q & Tian B (2012). Glacier snow line detection on a polarimetric sar image. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 9(4):584–588.
- Liang P, Moghaddam M, Pierce L & Lucas R (2005). Radar backscattering model for multilayer mixed-species forests. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 43(11):2612–2626.
- Liu H, Guo H & Zhang L (2015). Svm-based sea ice classification using textural features and concentration from radarsat-2 dual-pol scansar data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(4):1601–1613.
- Liu H, Zhao Z & Jezek KC (2004). Correction of positional errors and geometric distortions in topographic maps and dems using a rigorous sar simulation technique. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 70(9):1031–1042. DOI:10.14358/pers.70.9.1031.
- Longépé N (2008). *Apport de l’Imagerie SAR Satellitaire en bandes L et C pour la Caractérisation du Couvert neigeux*. Thèse de doctorat, IETR - Institut d’Électronique et de Télécommunications de Rennes, Rennes.
- Longepe N, Rakwatin P, Isoguchi O, Shimada M, Uryu Y & Yulianto K (2011). Assessment of alos palsar 50 m orthorectified fbd data for regional land cover classification by support vector machines. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 49(6):2135–2150.
- Longépé N, Shimada M, Allain S & Pottier E (2008). Capabilities of full-polarimetric palsar/alos for snowextent mapping. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, volume 4, Boston, MA.
- López-Martínez C, Pottier E & Cloude SR (2005). Statistical assessment of eigenvector-based target decomposition theorems in radar polarimetry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(9):2058–2074.
- Luojus K, Pulliainen J, Metsamaki S & Hallikainen M (2009). Enhanced sar-based snow-covered area estimation method for boreal forest zone. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 47(3):922–935.
- Luojus KP, Pulliainen JT, Metsamaki SJ & Hallikainen MT (2007). Snow-covered area estimation using satellite radar wide-swath images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(4):978–989.

- Macelloni G, Brogioni M, Montomoli F, Fontanelli G, Kern M & Rott H (2010). Evaluation of vegetation effect on the retrieval of snow parameters from backscattering measurements: A contribution to CoReH2O mission. *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2010 IEEE International*, pages 1772–1775.
- Macelloni G, Brogioni M, Montomoli F, Lemmetyinen J, Pulliainen J & Rott H (2014). Retrieval of snow water equivalent in forested area using multifrequency sar data. *EUSAR 2014; 10th European Conference on Synthetic Aperture Radar; Proceedings of*, pages 1–3.
- Macelloni G, Paloscia S, Pampaloni P, Sigismondi S, De Matthaeis P, Ferrazzoli P, Schiavon G & Solimini D (1999). The sir-c/x-sar experiment on montespertoli: Sensitivity to hydrological parameters. *International Journal of Remote Sensing*, 20(13):2597–2612. DOI:10.1080/014311699211958.
- Macelloni G, Pettinato S, Santi E, Rott H, Cline D & Rebhan H (2008). Impact of vegetation in the retrieval of snow parameters from backscattering measurements at the X- and Ku-bands. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2008. IGARSS 2008. IEEE International*, volume 3, pages III – 218–III – 221.
- Magagi R & Bernier M (2003). Optimal conditions for wet snow detection using RADARSAT SAR data. *Remote Sensing of Environment*, 84(2):221–233.
- Magagi R, Bernier M & Bouchard MC (2002a). Use of ground observations to simulate the seasonal changes in the backscattering coefficient of the subarctic forest. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(2):281–297.
- Magagi R, Bernier M & Ung CH (2002b). Quantitative analysis of radarsat sar data over a sparse forest canopy. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 40(6):1301–1313.
- Martini A (2005). *Téledétection d'un couvert neigeux en milieux alpins à partir de données SAR polarimétriques multi-fréquentielles et multi-temporelles*. Thèse de doctorat, IETR - Institut d'Électronique et de Télécommunications de Rennes, Rennes.
- Martini A, Ferro-Famil L, Pottier E & Dedieu JP (2006). Dry snow discrimination in alpine areas from multi-frequency and multi-temporal SAR data. *See Proceedings-Radar Sonar and Navigation*, 153(3):271–278. DOI:10.1049/ip-rsn:20045104.
- Mätzler C (1996). Microwave permittivity of dry snow. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34(2):573–581.
- Mätzler C (2002). Relation between grain-size and correlation length of snow. *Journal of Glaciology*, 48(162):461–466.
- Mätzler C, Aebischer H & Schanda E (1984). Microwave dielectric properties of surface snow. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, OE-9(5):366–371.
- McDonald K, Dobson M & Ulaby F (1990). Using mimics to model I-band multiangle and multitemporal backscatter from a walnut orchard. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 28(4):477–491.
- McManus KM, Morton DC, Masek JG, Wang D, Sexton JO, Nagol JR, Ropars P & Boudreau S (2012). Satellite-based evidence for shrub and graminoid tundra expansion in northern quebec from 1986 to 2010. *Global Change Biology*, 18(7):2313–2323. DOI:10.1111/j.1365-2486.2012.02708.x.
- Monsivais-Huertero A, Chenerie I & Sarabandi K (2008). Sahelian-grassland parameter estimation from backscattered radar response. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2008. IGARSS 2008. IEEE International*, volume 3, pages III – 1119–III – 1122.

- Mountrakis G, Im J & Ogole C (2011). Support vector machines in remote sensing: A review. *{ISPRS} Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(3):247 – 259. DOI:<http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2010.11.001>.
- Muhuri A, Manickam S & Bhattacharya A (2017). Scattering mechanism based snow cover mapping using radarsat-2 c-band polarimetric sar data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10(7):3213–3224.
- Musick H, Schaber GS & Breed CS (1998). Airsar studies of woody shrub density in semiarid rangeland: Jornada del muerto, new mexico. *Remote Sensing of Environment*, 66(1):29–40.
- Myers-Smith IH, Forbes BC, Wilmsking M, Hallinger M, Lantz T, Blok D, Tape KD, Macias-Fauria M, Sass-Klaassen U, Lévesque E, Boudreau S, Ropars P, Hermanutz L, Trant A, Collier LS, Weijers S, Rozema J, Rayback SA, Schmidt NM, Schaepman-Strub G, Wipf S, Rixen C, Bauduin-Ménard C, Venn S, Goetz S, Andreu-Hayles L, Elmendorf S, Ravolainen V, Welker J, Grogan P, Epstein HE & Hik DS (2011). Shrub expansion in tundra ecosystems: dynamics, impacts and research priorities. *Environmental Research Letters*, 6(4):045509.
- Myneni RB, Keeling CD, Tucker CJ, Asrar G & Nemani RR (1997). Increased plant growth in the northern high latitudes from 1981 to 1991. *Nature*, v. 386(no. 6626):pp. 698–701–1997 v.386 no.6626.
- Nagler T & Rott H (2000). Retrieval of wet snow by means of multitemporal sar data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(2):754–765.
- Neumann M, Ferro-Famil L, Jager M, Reigber A & Pottier E (2009). A polarimetric vegetation model to retrieve particle and orientation distribution characteristics. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2009 IEEE International, IGARSS 2009*, volume 4, pages IV–145–IV–148.
- Neumann M, Saatchi S, Ulander LMH & Fransson JES (2012). Assessing performance of l- and p-band polarimetric interferometric sar data in estimating boreal forest above-ground biomass. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 50(3):714–726.
- Oh Y, Sarabandi K & Ulaby F (2002). Semi-empirical model of the ensemble-averaged differential mueller matrix for microwave backscattering from bare soil surfaces. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 40(6):1348–1355.
- Oh Y, Sarabandi K & Ulaby FT (1992). An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2): 370–381.
- Olthof I & Pouliot D (2010). Treeline vegetation composition and change in canada's western subarctic from avhrr and canopy reflectance modeling. *Remote Sensing of Environment*, 114(4): 805–815.
- Oveisgharan S, Saatchi SS & Hensley S (2015). Sensitivity of pol-insar measurements to vegetation parameters. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53(12):6561–6572.
- Paradis M, Lévesque E & Boudreau S (2016). Greater effect of increasing shrub height on winter versus summer soil temperature. *Environmental Research Letters*, 11(8):085005.
- Park SE, Yamaguchi Y, Singh G, Yamaguchi S & Whitaker AC (2014). Polarimetric sar response of snow-covered area observed by multi-temporal alos palsar fully polarimetric mode. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(1):329–340. DOI:10.1109/TGRS.2013.2240000.
- Patel P, Srivastava HS, Panigrahy S & Parihar JS (2006). Comparative evaluation of the sensitivity of multi-polarized multi-frequency sar backscatter to plant density. *International Journal of Remote Sensing*, 27(2):293–305. DOI:10.1080/01431160500214050.

- Pearson RG, Phillips SJ, Loranty MM, Beck PSA, Damoulas T, Knight SJ & Goetz SJ (2013). Shifts in arctic vegetation and associated feedbacks under climate change. *Nature Clim. Change*, 3(7):673–677.
- Picard G, Le Toan T, Quegan S, Caraglio Y & Castel T (2004). Radiative transfer modeling of cross-polarized backscatter from a pine forest using the discrete ordinate and eigenvalue method. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 42(8):1720 – 1730. DOI:10.1109/TGRS.2004.831229.
- Piesbergen J, Holecz F & Haefner H (1995). Snow cover monitoring using multitemporal ers-1 sar data. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1995. IGARSS '95. 'Quantitative Remote Sensing for Science and Applications', International*, volume 3, pages 1750–1752 vol.3.
- Polder D & van Santen JH (1946). The effective permeability of mixtures of solids. *Physica*, 12(5):257–271.
- Pottier E & Cloude SR (1997). Application of the h/a/alpha polarimetric decomposition theorem for land classification. volume 3120, pages 132–143.
- Provencher-Nolet L, Bernier M & Lévesque E (2014). Quantification des changements récents à l'écotone forêt-toundra à partir de l'analyse numérique de photographies aériennes. *Écoscience*, 21(3-4):419–433.
- Quegan S, Toan TL, Chave J, Dall J, Papathanassiou K, Rocca F, Ulander L & Williams M (2012). Report for mission selection: Biomass. ESA.
- Quegan S, Toan TL, Yu JJ, Ribbes F & Floury N (2000). Multitemporal ers sar analysis applied to forest mapping. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(2):741–753.
- Ranson KJ & Sun G (1994a). Mapping biomass of a northern forest using multifrequency sar data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32(2):388–396.
- Ranson KJ & Sun G (1994b). Northern forest classification using temporal multifrequency and multipolarimetric sar images. *Remote Sensing of Forest Ecosystems*, 47(2):142–153.
- Rauste Y (2005). Multi-temporal jers sar data in boreal forest biomass mapping. 97(2):263–275.
- Rignot E, Williams C, Way J & Viereck L (1994). Mapping of forest types in alaskan boreal forests using sar imagery. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 32(5):1051–1059.
- Ropars P & Boudreau S (2012). Shrub expansion at the forest-tundra ecotone: spatial heterogeneity linked to local topography. *Environmental Research Letters*, 7(1):015501.
- Rosen P, Hensley S, Shaffer S, Edelstein W, Kim Y, Kumar R, Misra T, Bhan R, Satish R & Sagi R (2016). An update on the nasa-isro dual-frequency dbf sar (nisar) mission. *2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, pages 2106–2108.
- Rosenqvist A, Shimada M, Chapman B, Freeman A, De Grandi G, Saatchi S & Rauste Y (2000). The global rain forest mapping project - a review. *International Journal of Remote Sensing*, 21(6-7):1375–1387. DOI:10.1080/014311600210227.
- Rosenqvist A, Shimada M, Chapman B, McDonald K, Grandi GD, Jonsson H, Williams C, Rauste Y, Nilsson M, Sango D & Matsumoto M (2004). An overview of the jers-1 sar global boreal forest mapping (gbfm) project. *IGARSS 2004. 2004 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, volume 2, pages 1033–1036 vol.2.
- Rott H, Cline D, Duguay C, Essery R, Etchevers P, Hajnsek I, Kern M, Macelloni G, Malnes E, Pulliainen J & Yueh S (2011). CoReH₂O, a dual frequency radar satellite for COld REgions Hydrology. *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2011 IEEE International*, pages 2729–2732.

- Rott H, Cline D, Duguay C, Essery R, Haas C, Haas C, Macelloni G, Malnes E, Pulliainen J, Rebhan H & Yueh S (2008). CoReH₂O - a Ku- and X-band SAR mission for snow and ice monitoring. *Synthetic Aperture Radar (EUSAR), 2008 7th European Conference on*, pages 1–4.
- Rott H, Heidinger M, Nagler T, Cline D & Yueh S (2009). Retrieval of snow parameters from Ku-band and X-band radar backscatter measurements. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, volume 2.
- Rott H, Yueh SH, Cline DW, Duguay C, Essery R, Haas C, Heliere F, Kern M, MacElloni G, Malnes E, Nagler T, Pulliainen J, Rebhan H & Thompson A (2010). Cold regions hydrology high-resolution observatory for snow and cold land processes. *Proceedings of the IEEE*, 98(5):752–765.
- Sarker MLR, Nichol J, Iz HB, Ahmad BB & Rahman AA (2013). Forest biomass estimation using texture measurements of high-resolution dual-polarization c-band sar data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(6):3371–3384.
- Schimel JP, Bilbrough C & Welker JM (2004). Increased snow depth affects microbial activity and nitrogen mineralization in two arctic tundra communities. *Soil Biology and Biochemistry*, 36(2):217–227.
- Shi J & Dozier J (1997). Mapping seasonal snow with sir-c/x-sar in mountainous areas. *Remote Sensing of Environment*, 59(2):294–307.
- Shi JC & Dozier J (2000a). Estimation of snow water equivalence using SIR-C/X-SAR, part I: Inferring snow density and subsurface properties. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(6):2465–2474.
- Shi JC & Dozier J (2000b). Estimation of snow water equivalence using SIR-C/X-SAR, part II: Inferring snow depth and particle size. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(6):2475–2488.
- Shiroma GHX, de Macedo KAC, Wimmer C, Moreira JR & Fernandes D (2016). The dual-band polinsar method for forest parametrization. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(7):3189–3201.
- Singh G, Venkataraman G, Yamaguchi Y & Park SE (2014). Capability assessment of fully polarimetric alos-palsar data for discriminating wet snow from other scattering types in mountainous regions. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 52(2):1177–1196.
- Soja MJ, Sandberg G & Ulander LMH (2012). Regression-based retrieval of boreal forest biomass in sloping terrain using p-band sar backscatter intensity data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(5):2646–2665.
- Stow DA, Hope A, McGuire D, Verbyla D, Gamon J, Huemmrich F, Houston S, Racine C, Sturm M, Tape K, Hinzman L, Yoshikawa K, Tweedie C, Noyle B, Silapaswan C, Douglas D, Griffith B, Jia G, Epstein H, Walker D, Daeschner S, Petersen A, Zhou L & Myneni R (2004). Remote sensing of vegetation and land-cover change in arctic tundra ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, 89(3):281–308.
- Sturm M, Holmgren J & Liston GE (1995). A seasonal snow cover classification system for local to global applications. *J. Climate*, 8(5):1261–1283. DOI:10.1175/1520-0442(1995)008<1261:ASSCCS>2.0.CO;2.
- Sturm M, Holmgren J, McFadden JP, Liston GE, Chapin FS & Racine CH (2001a). Snow-shrub interactions in arctic tundra: A hypothesis with climatic implications. *J. Climate*, 14(3):336–344. DOI:10.1175/1520-0442(2001)014<0336:SSIAT>2.0.CO;2.

- Sturm M, Racine C & Tape K (2001b). Climate change: Increasing shrub abundance in the arctic. *Nature*, 411(6837):546–547.
- Sturm M, Schimel J, Michaelson G, Welker J, Oberbauer S, Liston G, Fahnestock J & V.E. R (2005). Winter biological processes could help convert arctic tundra to shrubland. *BioScience*, 55(1):17–26.
- Svoray T, Shoshany M, Curran PJ, Foody GM & Perevolotsky A (2001). Relationship between green leaf biomass volumetric density and ers-2 sar backscatter of four vegetation formations in the semi-arid zone of israel. *International Journal of Remote Sensing*, 22(8):1601–1607. DOI:10.1080/01431160116869.
- Tan CP, Koay JY, Lim KS, Ewe HT & Chuah HT (2007). Classification of multi-temporal sar images for rice crops using combined entropy decomposition and support vector machine technique. *Progress In Electromagnetics Research*, 71:19–39.
- Tape K, Sturm M & Racine C (2006). The evidence for shrub expansion in northern alaska and the pan-arctic. *Global Change Biology*, 12(4):686–702. DOI:10.1111/j.1365-2486.2006.01128.x.
- Tiuri ME, Sihvola AH, Nyfors EG & Hallikainen MT (1984). Complex dielectric constant of snow at microwave frequencies. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, OE-9(5):377–382.
- Toutin T, Wang H, Chomaz P & Pottier E (2013). Orthorectification of full-polarimetric radarsat-2 data using accurate lidar dsm. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(12): 5252–5258. DOI:10.1109/TGRS.2012.2233206.
- Touzi R (2004). Target scattering decomposition of one-look and multi-look SAR data using a new coherent scattering model: The TSVM. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, volume 4, pages 2491–2494.
- Touzi R (2007). Target scattering decomposition in terms of roll-invariant target parameters. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(1):73–84.
- Touzi R (2016). Polarimetric target scattering decomposition: A review. *2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, pages 5658–5661.
- Touzi R, Deschamps A & Rother G (2009). Phase of target scattering for wetland characterization using polarimetric C-band SAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(9): 3241–3261.
- Touzi R & Gosselin G (2010). Peatland subsurface water flow monitoring using polarimetric I-band palsar. *2010 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pages 750–753.
- Tremblay B, Lévesque E & Boudreau S (2012). Recent expansion of erect shrubs in the low arctic: evidence from eastern nunavik. *Environmental Research Letters*, 7(3):035501.
- Trudel M, Magagi R & Granberg HB (2009). Application of target decomposition theorems over snow-covered forested areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(2): 508–512. DOI:10.1109/tgrs.2008.2009122.
- Tsang L & Kong JA (1980). Multiple scattering of electromagnetic waves by random distributions of discrete scatterers with coherent potential and quantum mechanical formalism. *Journal of Applied Physics*, 51(7):3465–3485. DOI:10.1063/1.328200.
- Tsang L, Kubacsi MC & Kong JA (1981). Radiative transfer theory for active remote sensing of a layer of small ellipsoidal scatterers. *Radio Sci.*, 16(3):321–329.
- Tsang L, Pan J, Liang D, Li Z, Cline DW & Tan Y (2007). Modeling active microwave remote sensing of snow using dense media radiative transfer (DMRT) theory with multiple-scattering effects. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 45(4):990–1004.

Ulaby FT & Elachi C (1990). *Radar polarimetry for geoscience applications*. Artech House, Inc., 376 p. No individual items are abstracted in this volume., Norwood, MA,.

Ulaby FT, Long DG, Blackwell WJ, Elachi C, Fung AK, Ruf C, Sarabandi K, Zebker HA & Van Zyl J (2014). *Microwave radar and radiometric remote sensing*. University of Michigan Press, Ann Arbor, 984 pages.

Ulaby FT, Moore RK & Fung AK (1981). *Microwave remote sensing : active and passive. I, Microwave remote sensing fundamentals and radiometry*. Addison-Wesley Pub. Co., Advanced Book Program/World Science Division, Reading, Mass., 456 pages.

Ulaby FT, Moore RK & Fung AK (1982). *Microwave remote sensing : active and passive. II, Radar remote sensing and surface scattering and emission theory*. House A, éditeur. volume 2. Addison-Wesley, Reading (Mass.), 608 pages.

Ulaby FT, Moore RK & Fung AK (1986). *Microwave remote sensing : active and passive. III, From theory to applications*. House A, éditeur. volume 3. Addison-Wesley, Reading (Mass.), 1120 pages.

Ulaby FT, SARABANDI K, McDONALD K, WHITT M & DOBSON MC (1990). Michigan microwave canopy scattering model. *International Journal of Remote Sensing*, 11(7):1223–1253. DOI:10.1080/01431169008955090.

Van Zyl J, Arii M & Kim Y (2011). Model-based decomposition of polarimetric SAR covariance matrices constrained for nonnegative eigenvalues. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 49(9):3452–3459. DOI:10.1109/TGRS.2011.2128325.

Van Zyl J & Kim Y (2011). *Synthetic aperture radar polarimetry*. JPL space science and technology series. J. Wiley & Sons, Hoboken, NJ.

Way J, Paris J, Kasischke E, Slaughter C, Viereck L, Christensen N, Dobson MC, Ulaby F, Richards J, Milne A, Sieber A, Ahern FJ, Simonett D, Hoffer R, Imhoff M & Weber J (1990). The effect of changing environmental conditions on microwave signatures of forest ecosystems: preliminary results of the March 1988 Alaskan aircraft SAR experiment. *International Journal of Remote Sensing*, 11(7):1119–1144.

Wen B, Tsang L, Winebrenner DP & Ishimaru A (1990). Dense medium radiative transfer theory: Comparison with experiment and application to microwave remote sensing and polarimetry. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 28(1):46–59.

Wu TF, Lin CJ & Weng RC (2004). Probability estimates for multi-class classification by pairwise coupling. *J. Mach. Learn. Res.*, 5:975–1005.

Wulder M & Nelson T (2003). Eosd land cover classification legend report. version 2. Natural Resources Canada, Canadian Forest Service, Pacific Forestry Centre, Victoria, BC.

Xu X, Tsang L & Yueh S (2012). Electromagnetic models of co/cross polarization of bicontinuous/dmrt in radar remote sensing of terrestrial snow at x- and ku-band for coreh2o and sclp applications. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, 5(3):1024–1032.

Yamaguchi Y, Moriyama T, Ishido M & Yamada H (2005). Four-component scattering model for polarimetric SAR image decomposition. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(8):1699–1706.

Yueh SH, Dinardo SJ, Akgiray A, West R, Cline DW & Elder K (2009). Airborne Ku-band polarimetric radar remote sensing of terrestrial snow cover. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(10):3347–3364. DOI:10.1109/tgrs.2009.2022945.

Zhang L, Zou B, Zhang J & Zhang Y (2010). Classification of polarimetric sar image based on support vector machine using multiple-component scattering model and texture features. *EUR-ASIP J. Adv. Signal Process*, 2010:1:1–1:9. DOI:10.1155/2010/960831.

ARTICLE 3: Snow characterisation in subarctic environments using multi-polarized and multi-frequency SAR imagery

Titre traduit

Caractérisation du couvert nival en milieu subarctique à l'aide d'imagerie RSO multi-polarisées et multi-fréquences

Auteurs

Yannick Duguay¹, Monique Bernier¹, Florent Domine²

¹ INRS-ETE

² Takuvik, Université Laval et CNRS

Contribution

La principale contribution de cet article consiste à démontrer et quantifier l'effet négatif de la présence de végétation arbustive pour la récupération des caractéristiques du couvert nival à l'aide de données RSO. Bien que de nombreuses recherches aient été menées sur l'estimation des caractéristiques du couvert nival à l'aide de données RSO, la plupart ont porté sur un couvert de neige recouvrant un sol peu végétalisé (roches en place, herbes séchées, champs agricoles labourés) ou sur un couvert de neige en milieu forestier. Ces types d'environnements sont peu représentatifs de ceux que l'on retrouve en milieu subarctique et l'influence de la végétation arbustive reste peu étudiée. Les résultats du présent article démontrent que la présence d'arbustes, même s'ils sont de petite taille et épars, détériore la relation entre la hauteur de neige et les paramètres extraits d'images RSO. De plus, en présence d'arbustes de plus grande taille les corrélations entre hauteur de neige et paramètres RSO semblent plus favorables, mais un doute persiste puisque des

corrélations semblables sont obtenues avec des images d'automne sans neige. Cela soulève la possibilité que ce qui est mesuré n'est pas directement la hauteur de neige mais plutôt la hauteur de la végétation arbustive qui elle est corrélée à la hauteur de neige. Ces observations sont d'autant plus importantes étant donné l'expansion de la végétation arbustive dans les milieux arctiques et subarctiques et l'importance du couvert nival dans ce processus.

Publication ciblée

IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing (JSTARS)

Ce manuscrit sera retravaillé et soumis à JSTARS en 2018.

Résumé traduit

La neige et la végétation arbustive sont intimement liées dans les environnements subarctiques et l'expansion de cette végétation renforce la nécessité d'en tenir compte dans le développement de méthodes de suivi efficaces du couvert nival. Les données Radar à synthèse d'ouverture (RSO) satellitaires ont démontré leur utilité pour la cartographie du couvert nival, mais l'influence de la végétation arbustive au sein du couvert demeure peu étudiée. L'objectif de cet article est d'étudier la relation entre divers paramètres extraits d'images RSO et le couvert de neige en présence de différents types de couvert végétal. Des données polarimétriques RADARSAT-2 et multipolarisées TerraSAR-X acquises à l'automne 2011 et l'hiver 2012 ont été acquises dans la région d'Umiujaq au Nunavik sont comparées à des relevés terrain du couvert nival effectués en mars 2012. Une classification des images par type de couverture du sol est utilisée pour segmenter le territoire et des analyses de régressions linéaires simples et multiples entre les hauteurs de neige mesurées et les paramètres RSO des images acquises en mars 2012 et des différences temporelles entre les images de mars et de l'automne 2011 sont effectuées. Les résultats de ces analyses varient entre les différents types de classe de couverture du sol. Les données en bande C dans les zones contenant peu ou pas de végétation arbustive donnent des modèles de régression moyens avec des valeurs de R^2 de 0.41 et 0.63 pour les classes d'affleurements rocheux et de sols nus respectivement. Pour les classes recouvertes d'arbustes bas ou épars les relations entre les paramètres RSO et la hauteur de neige sont plutôt faibles ($R^2 < 0.35$). Pour les classes contenant des arbustes de plus grande taille ces relations sont plus fortes, toutefois certains facteurs mettent en doute la validité des résultats. Le fait que des relations avec des R^2 légèrement plus faibles peuvent être établies entre les hauteurs de neige et des paramètres RSO des images d'automne seules démontrent que les analyses de régressions linéaires peuvent conduire à des conclusions erronées

en présence d'arbustes. En effet, il est fort possible que les relations mesurées soient plutôt des corrélations indirectes étant donné que le signal RSO est corrélé avec la hauteur de la végétation arbustive et que la hauteur des arbustes est corrélée avec la hauteur de neige. Des analyses plus poussées sont donc nécessaires et il est concevable que la mesure directe du couvert nival en présence d'arbustes à l'aide de données RSO ne soit pas possible.

3.1 Introduction

Subarctic environments are strongly affected by the seasonal snow cover. The runoff created by the spring melt impacts the hydrological regime, the high albedo of snow affects the radiation budget and keeps the air temperatures lower during the winter, and the thermal insulance of snow impacts the soil temperatures and the permafrost active layer. Another effect of the insulating properties of snow is the protection that it offers to vegetation during the winter. This last characteristic can generate a positive feedback loop in which the vegetation intercepts wind drifted snow causing localized accumulation ultimately favoring the expansion of shrublands at the expense of the tundra (Sturm *et al.*, 2001a, 2005). The expansion of shrub vegetation which has been documented in the past decade (Sturm *et al.*, 2001b; Tape *et al.*, 2006; Hudson & Henry, 2009; Forbes *et al.*, 2010; Blok *et al.*, 2011; Ropars & Boudreau, 2012; Tremblay *et al.*, 2012) has the potential to significantly affect the distribution of snow. Other research have also shown that snow depth is correlated with vegetation height (Paradis *et al.*, 2016). Precise mapping of snow accumulation patterns then becomes important to understand the complex ecological processes in subarctic regions, especially within the context of observed climate changes.

Active microwave remote sensing has demonstrated its capabilities in measuring and mapping dry snow characteristics at a local scale through multiple studies. It was first demonstrated that satellite born C-band SAR data can provide a useful tool for mapping dry snow characteristics due to the effect of the thermal insulance of snow on the winter ground temperatures and dielectric properties (Bernier & Fortin, 1998; Bernier *et al.*, 1999b). Others have demonstrated the advantages of using multiple polarisations and frequencies (X-, C- and L-bands) to directly measure the Snow Water Equivalent (SWE) from SAR data (Shi & Dozier, 2000a,b). However, the most optimal bands to directly measure the effect of the volume backscattering from snow are found at higher frequencies, namely X- and Ku-bands which have been thoroughly tested through the CoReH20

project (Rott *et al.*, 2008, 2010; Xu *et al.*, 2012). Other studies have also shown that the copolar phase difference between the HH and VV polarisation at X-band was strongly correlated with the depth of fresh snow (Leinss *et al.*, 2014, 2016).

While most cases considered the snowpack to be either in open environments with negligible vegetation cover or in forested environments, few studied the effect of shrub vegetation within the snowpack. At higher frequencies (Ku-band), the presence of shrub vegetation interfered with the backscatter response from the snowpack (Yueh *et al.*, 2009). At X-band, the copolar phase difference was found to be influenced by the vegetation cover (Leinss *et al.*, 2016), but this did not seem to hamper the retrieval of snow depth (Leinss *et al.*, 2014). Our previous studies have shown that shrub vegetation has a significant effect on the total SAR backscattering at C- and X-band, even during the winter in the presence of a snow cover, and this demonstrates the necessity to consider vegetation height and density when trying to estimate snow depth in subarctic environments (Duguay *et al.*, 2014, 2015). Therefore, there is a need to better identify the effect of shrub vegetation on the retrieval of snow parameters using SAR data.

The objective of this paper is to evaluate if some C-band polarimetric parameters and some X-band backscattering parameters could be used to infer snow depths for specific types of tundra landscapes. The approach uses a land cover classification performed using the same SAR images to segment the area into distinct ground cover classes consisting of various types of vegetation covers. A series of linear and multiple regressions are tested to find out which SAR parameter(s) are most sensitive to snow depth within each type of environment tested using an extended dataset of *in situ* snow measurements. The study area and the various datasets used for this research are described in Section 3.2. The SAR image processing, including the different polarimetric parameters used for the regression analysis, as well as the regression method are described in Section 3.3. The combined results of the regression analyses are presented in Section 3.4 which is followed by a more in-depth inspection and discussion of these results in Section 3.5. Finally, a summary of the findings and future perspectives are presented in Section 3.6.

3.2 Study Area and Data

3.2.1 Study Area

The study area is a 60 km² region situated around the Umiujaq community (56.55° N, 76.55° W) on the eastern shore of the Hudson Bay in northern Quebec, Canada 3.3. The mean annual temperature in the area is -3°C and the total annual precipitations range between 500 mm and 600 mm (Centre d'Études Nordiques, 2017). It is a discontinuous permafrost zone located at the northern treeline, forming a transition between the taiga to the south and the tundra to the north. The study area can be divided into two distinct environments: the coastal region to the west and the Tasiapik valley to the east. The vegetation near the coastline is very sporadic and dominated by tundra vegetation, mostly lichens (dominated by *Cladonia stellaris*) graminoids and forbs. There are some clusters of erect shrubs mostly dwarf birch (*Betula glandulosa* Michx.), green alder (*Alnus viridis* (Chaix) DC. subsp. *crispa* (Ait.) Turrill) and willow species (*Salix argyrocarpa* Andersson, *S. glauca* L. var. *cordifolia* (Pursh) Dorn, *S. planifolia* Pursh, *S. vestita* Pursh). Scattered black spruce (*Picea mariana* (Mill.) BSP) krummholz can also be found. The Tasiapik valley is mainly shrublands with some patches of lichens as well as clusters of Black spruce (*Picea mariana*). The main species of shrubs encountered in the valley are dwarf birch accompanied by willows (mainly *Salix planifolia*) and green alders. The shrubs found in the Tasiapik valley tend to be taller than in the coastal area since they are protected from the dominant winds by the cuesta formation to the west. Small wetlands and thermokarst ponds are located mostly at the lower elevations in the southern parts of the valley.

3.2.2 Field Data

A field campaign was carried during the 2012 winter season from March 13 to March 20, in coordination with the RADARSAT-2 and TerraSAR-X satellite acquisitions. Snow depth, density and snow water equivalent (SWE) were measured using a Standard Metric 3600 Federal Snow Sampling Tube for 65 sites covering various terrain types. The positioning of sampling sites were chosen so that they would match vegetation surveys made in 2009 in order to compare snow accumulation and characteristics with shrub vegetation structure. To have a more extensive dataset,

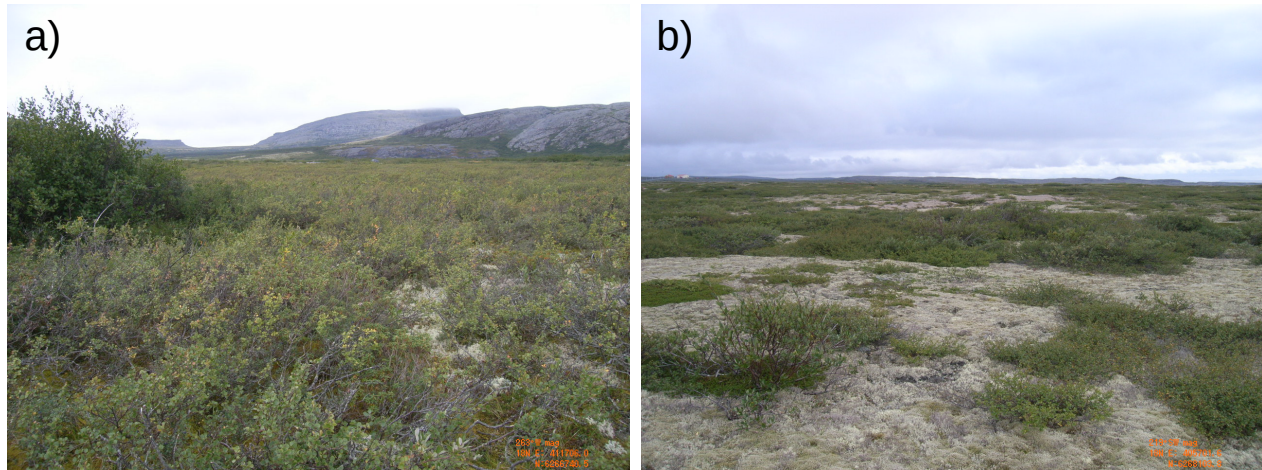


FIGURE 3.1 – Example of the shrub vegetation found within the study area. Site a) shows an area in the Tasiapik valley dominated by short shrubs (dwarf birch) with a patch of tall deciduous shrubs (green alder) in the top left part of the picture. Site b) shows an area with sparse shrub cover (dwarf birch) surrounded by lichens (*Cladonia stellaris*) near the coastline. Photos: Chaima Touati, August 2014

snow depths were also measured at regular intervals (≈ 3 to 4 m) with a graduated pole in straight lines between some of the sampling sites resulting in a total of 843 snow depth measurements across the study area. Snowpits were also dug at selected locations to gather information from the different layers of the snowpack on particle size and shape in addition to snow densities (examples in Fig. 3.2).

Since the image classifications were not yet performed at the time of the field surveys it was not possible to proceed with a stratified sampling, meaning that the number of snow depth samples are not equivalent between ground cover classes.

To complement the snow measurements and to better understand the SAR scattering behavior from the ground component, soil temperature and moisture were monitored at multiple sites within the study area between August 2011 and August 2012 (Fig. 3.3). The ground temperatures measurements were logged using a HOBO[®] 12-bit Temperature Smart Sensors and the soil moisture measurements with a HOBO[®] Soil Moisture Smart Sensors coupled to a micro station.

A total of 12 sites were used for the temperature measurements, seven of which also had soil moisture sensors. Five sites were on the coast, another five were in the southeastern part of the valley at lower elevations and the last two were in the northwestern part of the valley at higher elevations. The soil temperature measurements were taken at a 5 cm depth and the soil moisture measurements were taken at three different depths: 5 cm, 10 cm and 15 cm. The location of the

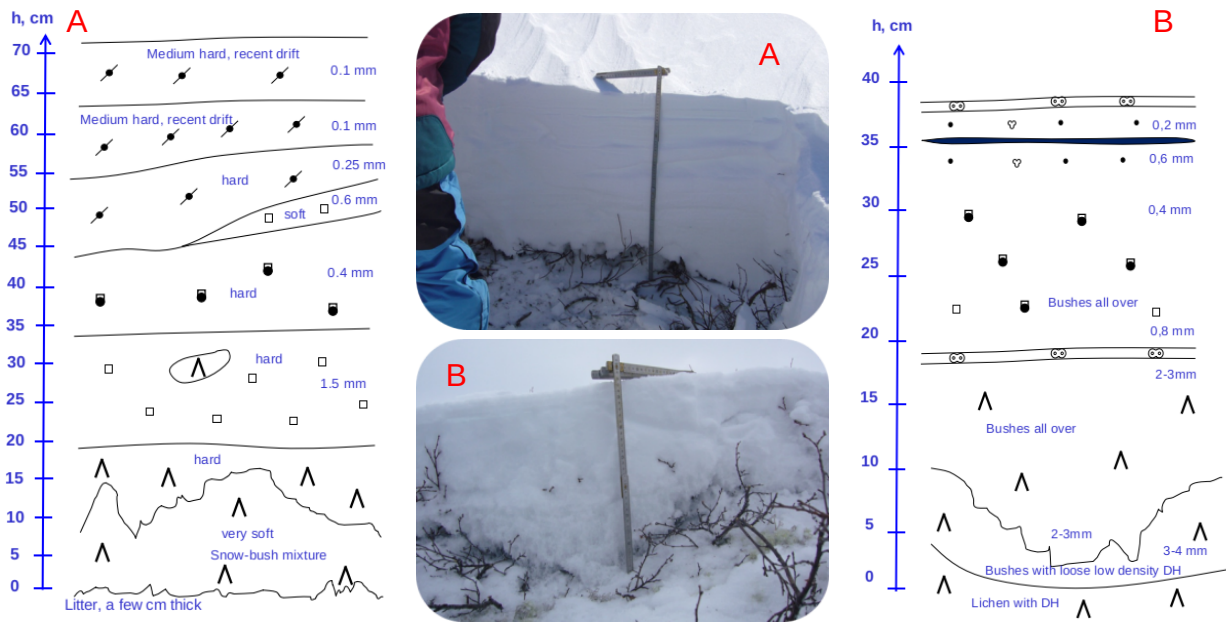


FIGURE 3.2 – Example of two snowpits from the field campaign. Snowpit A was situated at the bottom of the valley and was characterised by a relatively thick layer of hard packed wind drifted snow. Snowpit B was situated at higher elevations north of the valley and was characterised by a shallow snowpack containing lots of shrub branches.

sites are representative of the types of environments typically encountered in the area. On the coast, the two northernmost sites were on an elevated plateau with little shrub vegetation and the three others were at lower altitudes in areas with a slightly denser and taller shrub cover. In the valley area, the southeastern sites are representative of dense shrub cover and the five sites have varying levels of shrub height and coverage. The two sites in the northwestern part of the valley are exposed to strong winds and are covered with mostly dwarf birch and lichen. The high spatial variability in responses to temperature changes during the winter is observable in Figure 3.4 where the average soil temperature is represented with the red line and the light red areas represent the range of maximum and minimum soil temperatures measured across the sites. The sites with denser and taller shrub cover are well insulated during the winter and barely fall below 0°C while the sites with shallow or no shrub cover display the lowest soil temperatures during the winter and respond rapidly to changes in air temperatures.

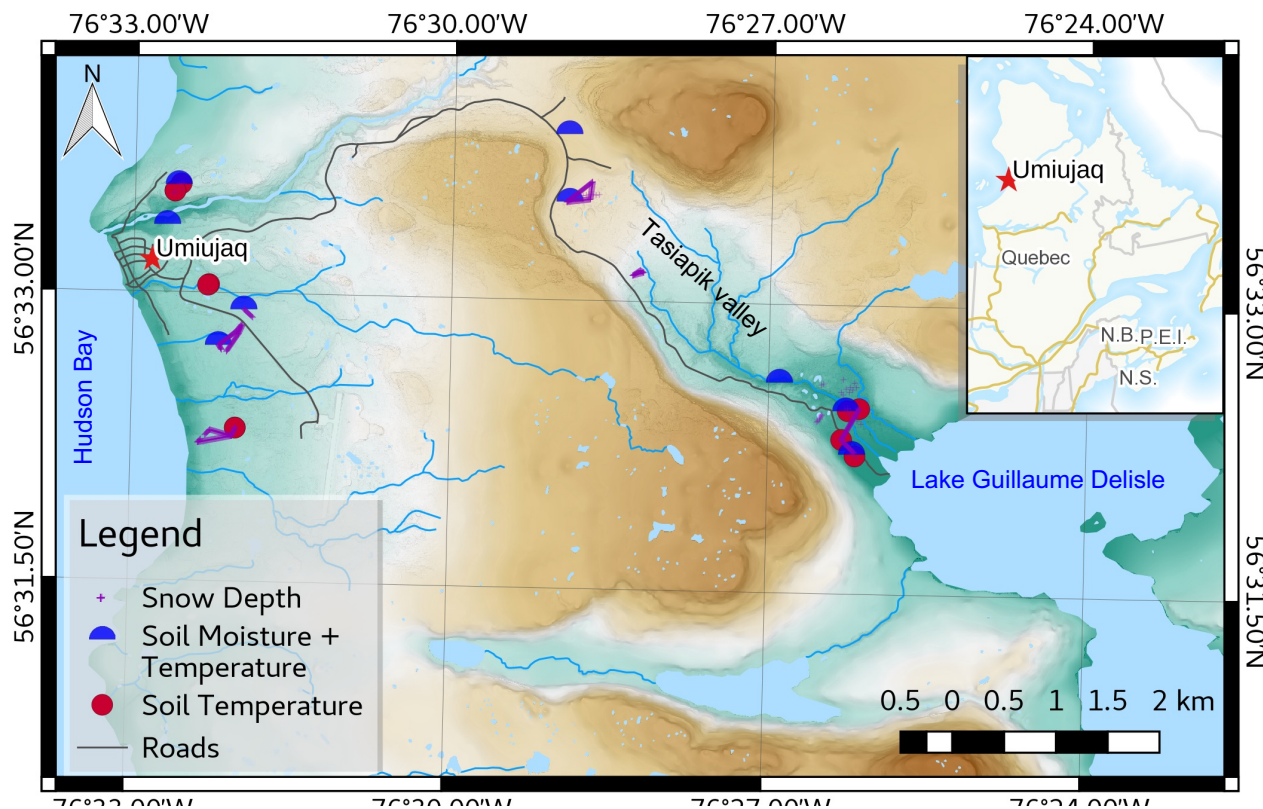


FIGURE 3.3 – Map of the study area with the position of the soil temperature and moisture sensors.

3.2.3 SAR Data

A series of RADARSAT-2 Single Look Complex (SLC) Fine Quad-Pol (FQ) scenes (HH, HV, VH, VV polarisations) as well as Dual-polarised TerraSAR-X Single Look Slant Range Complex (SSC) Strip Map (SM) scenes (HH, HV polarisations) were acquired over the study area from October 2011 to March 2012. All the acquisitions were made on descending orbits with two incidence angle modes, one at low incidence with $\theta \approx 27^\circ$ and one at high incidence with $\theta \approx 38^\circ$. The choice for the orbit and incidence modes was made in order to maximize the coverage of the study area with both sensors while capturing a good range of incidence angles. The winter data were acquired during March when the snow cover generally is at its maximum. The fall data, needed as reference data with no snow or with a very shallow snow cover, were acquired between late October and early December (Table 3.1). There were no snow depth measurements available in the study area for the fall months, however snow depth measurements were available at the Kuujjuarapik meteorological station situated around 160 km to the southwest of Umiujaq. These measurements can be used to have an approximation of the snow accumulations within the study area (Fig. 3.5). According

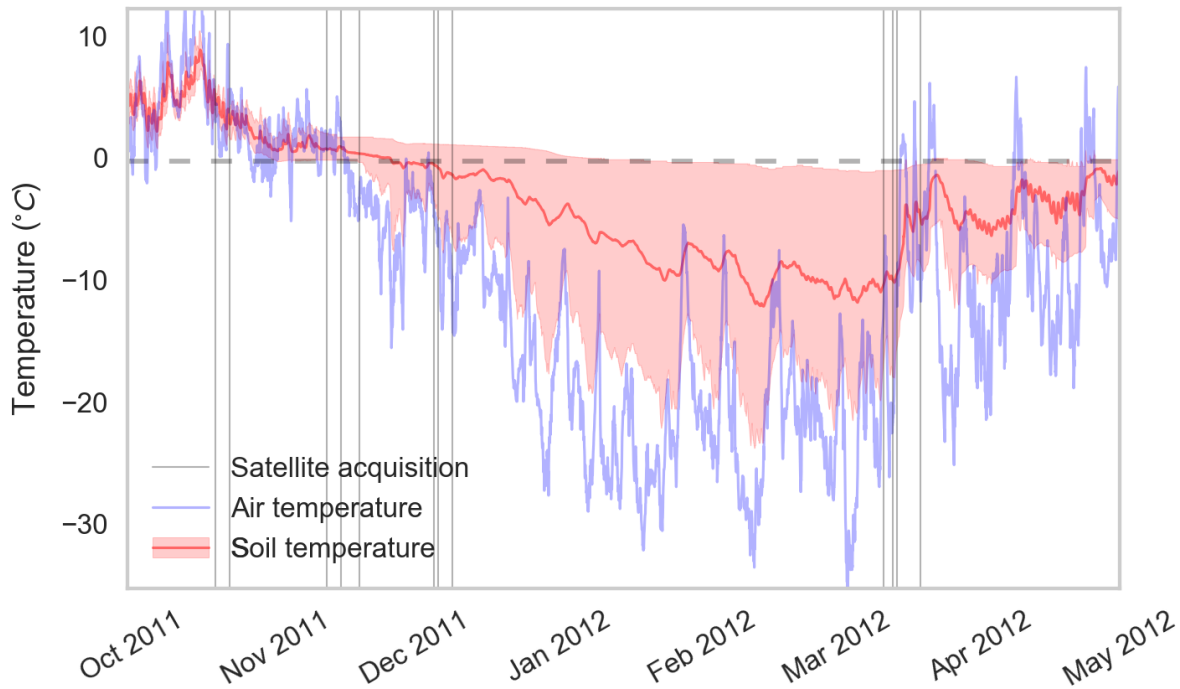


FIGURE 3.4 – Soil (red) and air (blue) temperatures in the region. The light red areas represents the minimum and maximum ranges of soil temperatures. The grey vertical lines represent the dates of satellite acquisitions

to these measurements, the ground was snow-free in October, the snow cover was shallow for the November acquisitions (<15cm) and snow depths fluctuated between 0 cm and ≈ 25 cm for the December acquisitions. According to Bernier & Fortin (1998) the volume scattering from a dry snow cover with a Snow Water Equivalent <20 cm is not detectable directly at C band with HH polarisation so the effect of the November and December accumulations might be negligible on the RADARSAT-2 data.

3.3 Methodology

As demonstrated in our previous papers (Duguay *et al.*, 2015, 2016), the type and density of vegetation cover strongly affects SAR backscattering, even during the winter. In order to correctly assess the potential of SAR to estimate snow parameters, it is necessary to take into account shrub coverage within a selected area. This paper proposes to use the Support Vector Machine (SVM) image classification technique presented in a previous paper (Duguay *et al.*, 2016) to segment the study area in nine different land cover types before applying a multiple regression analysis on each

Table 3.1 – Acquisition dates and characteristics of RADARSAT-2 (RS2) and TerraSAR-X (TSX) images with the range of soil temperatures measured during the acquisitions.

Date	Sensor	Incidence Angle (θ)	Ground Temperatures	Snow On Ground (Kuujjuarapik)
2011-10-19	RS2	38°	3.6 – 5.6 °C	0 cm
2011-10-22	RS2	27°	1.9 – 4.5 °C	0 cm
2011-11-12	RS2	38°	0.1 – 2.3 °C	12 cm
2011-11-12	TSX	27°	0.1 – 2.3 °C	12 cm
2011-11-15	RS2	27°	0.1 – 1.9 °C	Traces
2011-11-19	TSX	38°	-0.1 – 2.0 °C	14 cm
2011-12-05	TSX	27°	-3.5 – 1.4 °C	16 cm
2011-12-06	RS2	38°	-4.6 – 1.4 °C	24 cm
2011-12-09	RS2	27°	-6.8 – 1.3 °C	0 cm
2012-03-11	RS2	38°	-15.7 – -0.8 °C	23 cm
2012-03-13	TSX	27°	-17.8 – -0.8 °C	21 cm
2012-03-14	RS2	27°	-14.4 – -0.7 °C	20 cm
2012-03-19	TSX	38°	-8.7 – -0.3 °C	10 cm

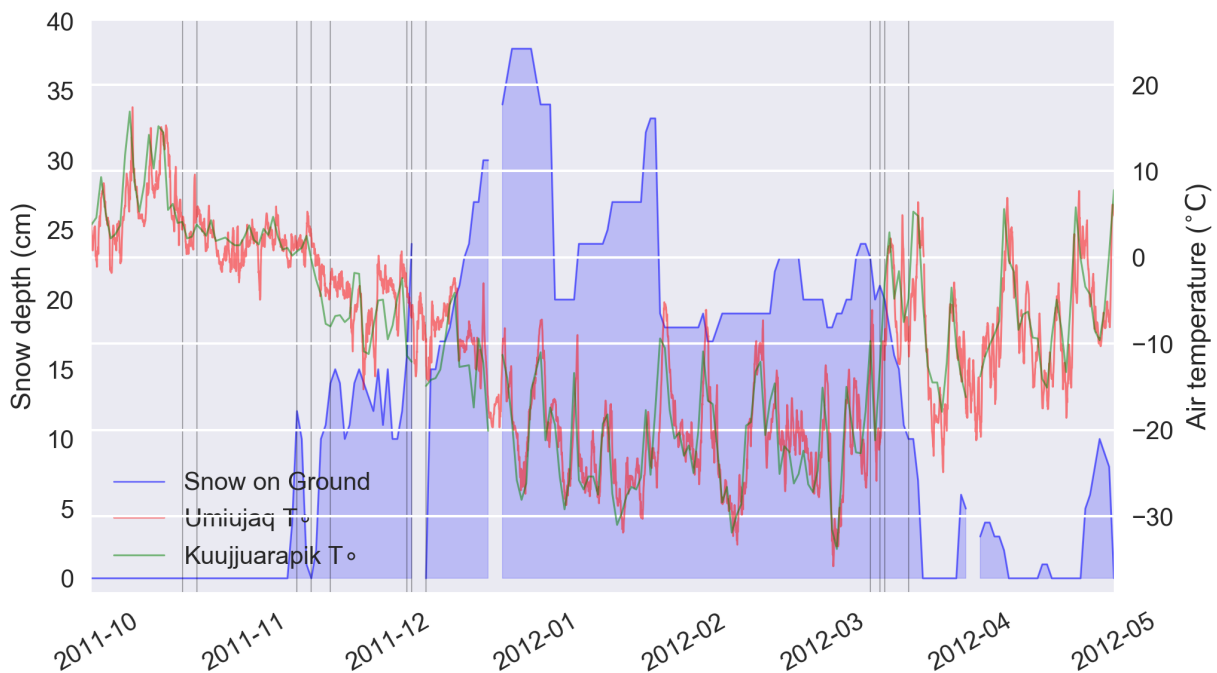


FIGURE 3.5 – Depth of snow on the ground (blue) measured at the Kuujjuarapik station between October 2011 and April 2012. The green line represent air temperatures measured in Kuujjuarapik and the red line the air temperatures measured in Umiujaq. The grey vertical lines represent the dates of satellite acquisitions

class. The methodology can be divided into three parts: image pre-processing and polarimetric feature extraction, image classification and statistical analysis.

3.3.1 SAR image processing

The original images were Single Look Complex (SLC) quad-pol (RADARSAT-2) and dual-pol (TerraSAR-X) products. In order to extract the backscattering coefficients as well as the relevant parameters describing the polarimetric behavior of the scattered wave, the PolSARpro v5.0 software was used (ESA, 2015). The complex scattering matrices $[S]$ were first extracted then transformed to covariance matrices $\langle [C] \rangle$, a 2×2 matrix for the dual-pol data $\langle [C_2] \rangle$ and a 3×3 matrix for the quad-pol data $\langle [C_3] \rangle$ as reciprocity is assumed for RADARSAT-2 data ($S_{HV} = S_{VH}$). The $\langle \rangle$ denote ensemble averaging, which is accomplished through multi-looking, performed in two steps. A first step during the initial extraction of $[S]$ where the values of 2 pixels are averaged in the azimuth direction of the SAR image and a second step through the speckle filtering process. The speckle filtering algorithm used was the improved Lee sigma polarimetric filter (Lee *et al.*, 2009) with a 5×5 window. The total number of looks therefore amounts to 50 looks before slant to ground range conversion and geo-corrections. At 50 looks, the variance of the eigenvalues is relatively low and the mean of the eigenvalues is relatively close to the true value (López-Martínez *et al.*, 2005), without sacrificing too much spatial resolution. The slant range to ground range conversion and orthorectification were performed with the MapReady software from the Alaska Satellite Facility (ASF) (ASF, 2013) with the SAR simulation algorithm (Liu *et al.*, 2004). The error on pixel location was on the order of 0.5 pixels ($\approx 4\text{--}5$ meters) on average with this method. Once the orthorectification was done, the coherence matrix $\langle [T_3] \rangle$ from the RADARSAT-2 images were produced and the polarimetric decomposition algorithms were performed to obtain the polarimetric features used for the statistical analysis.

For the statistical analysis on the covariance and coherence matrices both the diagonal and off-diagonal elements were considered. The off-diagonal elements are related to the complex co-

herence $\bar{\gamma}_{xy}$ between two polarisation states which comprises the phase and correlation between the two polarisations. For the covariance matrix, the complex coherence can be defined by:

$$\bar{\gamma}_{Cxy} = \gamma_{Cxy} \cdot e^{i\phi_{xy}} = \frac{\langle C_{xy} \rangle}{\sqrt{\langle C_{xx} \rangle \cdot \langle C_{yy} \rangle}} \quad (3.1)$$

Where x and y represent respectively the line and column in the matrix, γ_{Cxy} is the amplitude of the complex coherence and represents the correlation coefficient between the polarisations and ϕ_{xy} represents the phase difference between polarisations. In the case of RADARSAT-2 data, these define the phase difference and correlation between the HH, VV and HV polarisations. The same operation is done on the $\langle [T_3] \rangle$ matrix, but in this case the parameters represent the phase difference and correlation between the scattering mechanisms between $\langle T_{11} \rangle$, $\langle T_{22} \rangle$, $\langle T_{33} \rangle$ which are generally interpreted as single scattering, double bounce scattering and volume scattering respectively.

A total of four polarimetric decomposition methods were tested for statistical relationship with snow characteristics, two methods based on the eigenvalues and eigenvectors of $\langle [T_3] \rangle$ and two methods based on physical scattering models.

The first eigenvector-based method is the one developed by Cloude and Pottier (Cloude & Pottier, 1996; Pottier & Cloude, 1997) which extracts three dominant independent scatterers from $[T]$. The power of each scatterer is represented by the eigenvalues (λ_i) and the type of scattering mechanism associated with each of them is represented by the α_i angles. The entropy (H), anisotropy (A) and $\bar{\alpha}$ angle (the average scattering mechanism) were extracted. As complementary elements to these base parameters the value of α_1 , which represents the scattering mechanism of the dominant scatterer, the span and the eigenvalues λ_1 , λ_2 and λ_3 were also considered in order to test the relationships with snow characteristics. The second eigenvector-based decomposition used is the Target Scattering Vector Model (TSVM) (Touzi, 2004, 2007), which uses a different representation of the scattering vector and introduces the target's tilt angle ψ and its helicity τ_m while the type of scattering mechanism is represented by a complex number with polar coordinates α_s and Φ_{α_s} . For symmetric targets α_s is equivalent to the Cloude and Pottier α parameter and Φ_{α_s} is equivalent to the phase difference between the second and first elements of an eigenvector ($\phi_2 - \phi_1$) and is inter-

preted as the relative magnitude of HH and VV (Touzi, 2007). For the current analysis the averaged values of these parameters ($\bar{\alpha}_s, \bar{\Phi}_{\alpha_s}, \bar{\psi}, \bar{\tau}_m$ representing the weighted average by their corresponding eigenvalues) were used in conjunction with the entropy, anisotropy and span parameters. The type of scattering mechanism of the dominant scatterer (α_{s1}) as well as the phase associated with it ($\Phi_{\alpha_{s1}}$) and the helicity parameter (τ_{m1}) were also included in the statistical modeling along with the three eigenvalues λ_1, λ_2 and λ_3 .

The first model-based decomposition method used for this study is the one developed by Yamaguchi *et al.* (2005). The model decomposes the covariance matrix $[C]$ into four main scattering mechanisms:

$$P_t = P_s + P_d + P_v + P_c \quad (3.2)$$

where P_t is the total scattering power (span), P_s is the surface scattering power, P_d is the double-bounce scattering power, P_v is the volume scattering power and P_c is the helix scattering power, which arises when the target does not follow the reflection symmetry condition. The second model-based decomposition algorithm used is the nonnegative eigenvalue decomposition (NNED) (Van Zyl *et al.*, 2011). It uses a similar model to the Yamaguchi decomposition but instead of using the helix scattering component to take into account targets that breaks the reflection symmetry condition, it adds a constraint to the model to avoid negative eigenvalues in the remaining covariance matrix after the removal of the helix and volume scattering components. The output of the model used for the current analysis takes the form:

$$P_t = P_s + P_d + P_v \quad (3.3)$$

The general definition of each term is the same as the Yamaguchi decomposition, only the algorithm to produce the scattering power values differ.

In addition to the parameters from the covariance and coherence matrices, as well as the ones from the polarimetric decompositions extracted from the March SAR acquisitions, temporal differences of these parameters were used for the statistical analysis. Previous studies have found a relationship between the thermal insulance of snow and temporal ratios of C-band SAR backscattering at HH polarisation (Bernier & Fortin, 1998; Bernier *et al.*, 1999b). The use of temporal differences might help isolate the effect of snow on SAR parameters by reducing the effect of other environmental components such as ground and vegetation characteristics. For each SAR parame-

ter three sets of temporal differences were produced, each comparing the March acquisitions with the acquisitions from the same orbit (i.e. incidence angle) in October, November and December. For example, a temporal difference was done between the elements of the $\langle [C_3] \rangle$ matrix of the RADARSAT-2 image acquired on March 11 2012 at 38° incidence and the images acquired on October 19 2011, November 12 2011 and December 6 2011, all of which were acquired at 38° incidence. Since the date at which the ground freezes depends highly on the type and density of the vegetation cover 3.4, all the combinations are verified to see if the temporal differences calculated for different dates and at different soil moisture states might affect the results between ground cover classes.

3.3.2 Image classification

In order to produce a land cover classification of the study area, the Support Vector Machine (SVM) algorithm was applied on a combination of two polarimetric RADARSAT-2 images acquired on October 19 and 22, 2011 at two incidence angles, $\theta \approx 38^\circ$ and $\theta \approx 27^\circ$ respectively, as described in (Duguay *et al.*, 2016). The elements of $\langle [T_3] \rangle$ were used as input features for the SVM as they contain the full polarimetric information and produced the best overall classification accuracy. The classification was designed to yield nine classes: *Water*, *Rock/Rubble*, *Exposed Land*, *Shrub-Tall*, *Shrub-Low*, *Shrub-Sparse*, *Coniferous-Open*, *Wetland-Shrub* and *Wetland-Low vegetation*. The overall classification accuracy achieved with this method is 89.0% with a κ coefficient of 0.88. The number of snow sampling sites within each class are presented in Table 3.2.

An initial analysis of snow depth measurements within each class (Bernier *et al.*, 2016) showed a significant effect of the type of vegetation cover on snow depth (Figure 3.6). These results are consistent with ground observations which showed a relationship between snow depth and the height of shrub vegetation.

3.3.3 Statistical analysis

The effect of snow on SAR signal is complex and is dependent on multiple characteristics of the snowpack such as the size of the snow grains, the depth and density of the snow cover and its moisture content. However, there are many other factors that can affect the signal in a snow-

Table 3.2 – Number of sampling sites per class for the March 2012 field campaign. The SWE sites are the ones sampled with the 3600 Federal Snow Sampling Tube and the Depth sites combine the sites sampled with the graduated pole and the SWE sites.

Class	SWE sites	Depth sites
Water	0	0
Rock/Rubble	1	91
Exposed Land	2	94
Shrub-Tall	2	47
Shrub-Low	23	181
Shrub-Sparse	13	170
Coniferous-Open	0	25
Wetland-Shrub	8	52
Wetland-Low vegetation	16	124

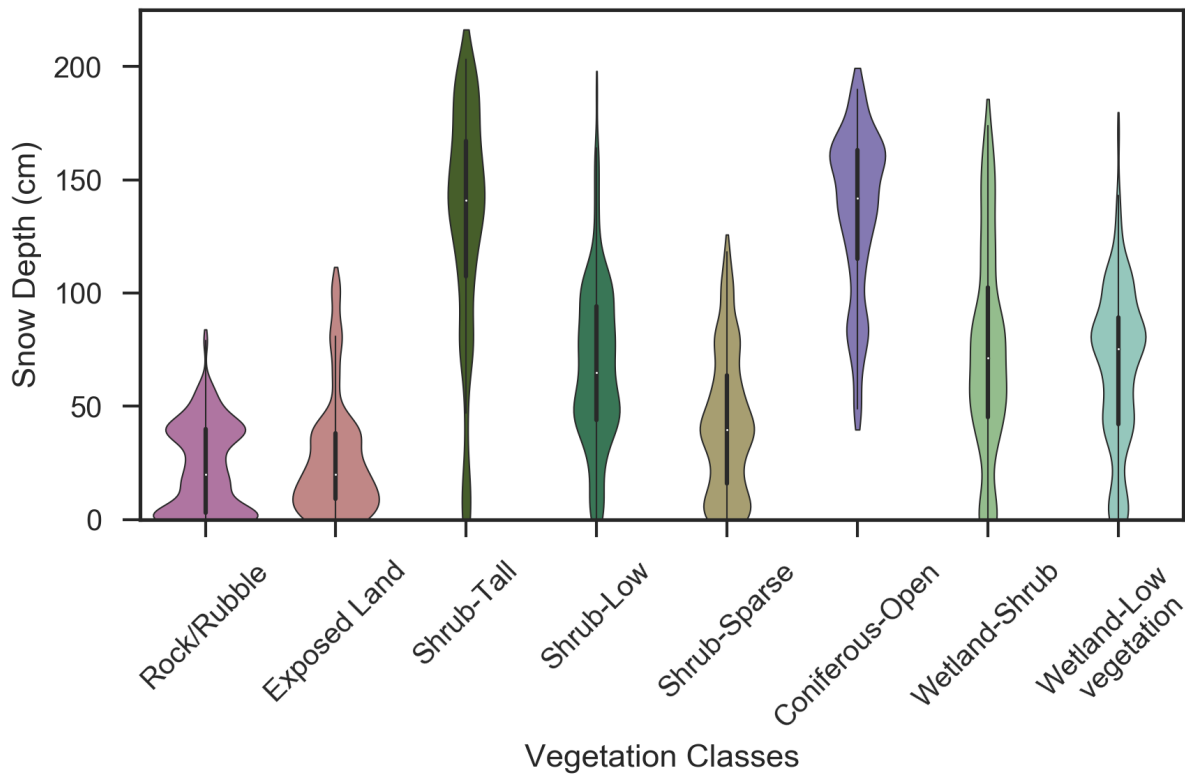


FIGURE 3.6 – Distribution of snow depths measured within each vegetation class

covered target such as the characteristics of the underlying ground and the vegetation which can be partially or totally covered with snow. Due to the large number of unknowns and the limited amount of field data, it was decided to proceed with an empirical approach to model the relation-

ship between snow and SAR scattering through linear regression. In order to reduce the effect of vegetation and land cover type on the regressions, each class was treated individually. This will also help in deriving which polarimetric parameter might be more sensitive to snow depth within the various environments. Due to the lack of data for snow density and SWE in most classes, this approach was only used for snow depth.

As a first step, linear regressions were performed using each parameter extracted from SAR images, described in Section 3.3.1, individually. The change in copolar phase difference between the HH and VV polarisations was shown to be affected by the accumulation of new snow at X-band (Leinss *et al.*, 2014). In order to fully assess the effect of snow on various polarisation configurations, the phase difference between all the elements of the covariance and coherence matrices are tested. The polarimetric phase differences, associated with the off-diagonal of $\langle [C] \rangle$ and $\langle [T] \rangle$, are variables that are circular in nature, and values near the the limits of π and $-\pi$ can be considered as close. In order to properly model this reality, multiple regressions were performed on the sine and cosine values of the phase angle with the form:

$$s_d = \beta_0 + \beta_1 \cos(\phi_{xy}) + \beta_2 \sin(\phi_{xy}) \quad (3.4)$$

Where s_d is the snow depth and ϕ_{xy} is the phase difference between elements x and y of the covariance or coherence matrices. A similar approach was also applied to the complex coherence ($\bar{\gamma}$), the complex number combining the phase difference and correlation, by performing multiple regressions on the real and imaginary parts of the coherence with:

$$s_d = \beta_0 + \beta_1 \text{Re}(\bar{\gamma}) + \beta_2 \text{Im}(\bar{\gamma}) \quad (3.5)$$

Once the parameters were individually tested, a multiple regression approach was used to establish a relationship between several polarimetric parameters and snow depth within each class. Considering the large number of polarimetric parameters used and the high correlation between some of these parameters it is necessary to group them. Therefore, the parameters from each decomposition method were taken separately, this also permits to assess which decomposition method might be better adapted to each type of environment. In order to further reduce the number of parameters in the models and to remove parameters which might be irrelevant to the model,

feature selection was performed. Considering the relatively small number of parameters in each model, it was decided to test all possible combinations of parameters and select the model with the lowest Bayesian Information Criterion (BIC) value. The BIC is defined as:

$$BIC = \ln(n)k - 2 \ln(\hat{L}) \quad (3.6)$$

Where n is the number of samples, k is the number of parameters of the model and \hat{L} is the maximized value of the likelihood function. The BIC tends to penalise models with higher numbers of parameters that do not significantly increase the maximized value of likelihood function.

For this analysis the off diagonal elements of the $\langle [C] \rangle$ and $\langle [T] \rangle$ matrices were not included in the multiple regression models. These parameters are not directly additive with the diagonal elements of the matrices and the physical interpretation of such models would be completely lost. Also, the entropy, anisotropy and the various angles from the Cloude and Pottier and TSVM decompositions were treated separately and not combined with the eigenvalues or pseudo-probabilities (eigenvalues divided by span). The eigenvalues and pseudo-probabilities were treated as separate sets of predictors for the model selections. Finally, since decompositions were not applied to the TerraSAR-X data, only the parameters from the $\langle [C_2] \rangle$ matrix were available.

3.4 Results

Linear regression analyses were applied to all the datasets described in the previous sections. The results are separated in four groups, each group divided into the nine ground coverage classes although the Water class was ignored since it did not contain any sampling sites. The first group comprises the regression analyses performed on individual parameters extracted from the March 2012 SAR images. The second group outlines the results for the regressions on temporal differences between March and fall images for each individual parameter. The third group describes the results for the multiple regression analysis performed on sets of polarimetric parameters. The final group focuses on the multiple regression analyses using temporal differences between parameters. For the current analysis, even if the models using the polarimetric phase differences and polarimetric coherence were technically multiple regression models (Equations (3.4) and (3.5))

they will be compared with regressions with single polarimetric parameters since they are linked to a single parameter themselves. Considering the large amount of data, only the parameters with the three best R^2 values for each class are presented in Tables 3.3, 3.4, 3.5 and 3.6. All the models presented in these tables have p-values $\ll 0.001$ so even when the correlation values are low, it can be considered that the described relationships are significant. It should also be noted that the RMSE values cannot be compared between classes since the average snow depths are different from one vegetation class to the other.

The first results represent the correlation between snow depth and individual SAR parameters for each land cover type (Table 3.3). These results show that the relationships between snow depth and polarimetric parameters differ significantly between classes. The *Coniferous-Open* class yields the best correlations (0.73) while the classes with low or sparse shrubs have poor relationships with single polarimetric parameters. The *Rock/Rubble*, *Exposed Land* and *Shrubs-Low* classes display higher correlations with the HH-VV complex coherence or phase, however the Low shrub class has a significantly lower correlation with snow depth. The best correlations are obtained with the images acquired at $\theta = 38^\circ$ with RADARSAT-2 data. The TerraSAR-X data were generally found to be poorly correlated with snow depth.

In the case of the regression results for the temporal differences between the individual SAR parameters (Table 3.4), the first thing to notice is that in most classes the correlations are lower with the temporal differences than with the parameters from the March images, except for the *Shrub-Tall* and *Wetland-Low vegetation* classes. The general order of best and worse classes in terms of correlations is also similar to the individual parameters except for the *Exposed Land* and *Shrub-Tall* classes where the later class generates higher correlation values. The optimal date for temporal differences tend to change from one class to the other. Once again, the TerraSAR-X data do not provide good correlations with snow depth.

The results for the multiple regressions using sets of polarimetric parameters from the March images (Table 3.5) tend to show a similar ordering of the classes in terms of R^2 values as the one observed with regressions using temporal differences except that the order of the *Shrub-Sparse* and *Rock/Rubble* classes is inverted. The number of selected parameters resulting in the optimal BIC value is shown in the last column of Table 3.5. For two of the classes the optimal regression model has only one parameter, namely the *Rock/Rubble* and *Shrub-Sparse* classes which contain

Table 3.3 – Results for regressions on single polarimetric parameters

Class	Date	inc	sat	param	R ²	RMSE	BIC
Rock/Rubble	2012-03-11	38	R2	$\phi_{C_{13}}$	0.414	15.2	763.5
	2012-03-11	38	R2	$\bar{\gamma}_{T_{12}}$	0.374	15.7	769.5
	2012-03-11	38	R2	$\bar{\gamma}_{C_{13}}$	0.368	15.7	770.3
Exposed Land	2012-03-11	38	R2	$\bar{\gamma}_{C_{13}}$	0.545	17.6	816.4
	2012-03-11	38	R2	$\phi_{C_{13}}$	0.521	18.0	821.2
	2012-03-11	38	R2	$\bar{\alpha}$	0.513	18.1	818.1
Shrub-Tall	2012-03-11	38	R2	Yamaguchi Odd	0.523	37.1	478.8
	2012-03-11	38	R2	NNED Odd	0.517	37.4	479.4
	2012-03-11	38	R2	T11	0.475	38.9	483.3
Shrub-Low	2012-03-11	38	R2	$\bar{\gamma}_{C_{13}}$	0.253	31.2	1771.6
	2012-03-11	38	R2	$\phi_{C_{13}}$	0.222	31.8	1779.0
	2012-03-11	38	R2	Yamaguchi Dbl	0.210	32.0	1776.7
Shrub-Sparse	2012-03-11	38	R2	T ₂₂	0.325	25.6	1593.4
	2012-03-11	38	R2	λ_2	0.297	26.1	1600.3
	2012-03-14	27	R2	C ₃₃	0.269	26.7	1607.0
Coniferous-Open	2012-03-11	38	R2	$\phi_{C_{23}}$	0.732	20.1	227.5
	2012-03-11	38	R2	$\phi_{T_{13}}$	0.730	20.2	227.7
	2012-03-11	38	R2	$\phi_{C_{12}}$	0.645	23.2	234.5
Wetland-Shrub	2012-03-11	38	R2	α_1	0.448	34.9	522.8
	2012-03-11	38	R2	$\phi_{C_{12}}$	0.445	35.3	527.0
	2012-03-11	38	R2	$\gamma_{T_{12}}$ (correlation)	0.433	35.3	524.1
Wetland-Low vegetation	2012-03-11	38	R2	Yamaguchi Vol	0.183	31.9	1218.6
	2012-03-14	27	R2	$\bar{\gamma}_{T_{23}}$	0.169	32.3	1225.4
	2012-03-11	38	R2	$\bar{\alpha}$	0.164	32.3	1221.4

no shrubs in the first case and very sparse coverage of short shrub vegetation in the second. On the other hand, models with three parameters were selected for classes with relatively taller vegetation cover with the only exception of the *Exposed Land* class which is mostly covered with lichens and some sedges. In all of these cases except for the *Coniferous-Open* class the three parameter models display higher R² values than the best one parameter models for the same classes. However, the BIC value of the model for the *Shrub-Tall* and *Wetland-Shrub* classes are higher with the three parameter models than with the best models using single parameters. This means that while the three parameter model might provide better correlations with snow depth, the addition of parameters doesn't provide a significant improvement to the regressions when considering the cost of adding an additional parameter.

Table 3.4 – Results for regressions on temporal differences between polarimetric parameters

Class	Fall Date	Winter Date	inc	sat	param	R ²	RMSE	BIC
Rock/Rubble	2011-11-12	2012-03-11	38	R2	$\phi_{C_{13}}$	0.370	15.7	770.1
	2011-11-12	2012-03-11	38	R2	α_1	0.365	15.7	766.3
	2011-11-12	2012-03-11	38	R2	$\bar{\gamma}_{C_{13}}$	0.364	15.8	771.0
Exposed Land	2011-11-15	2012-03-14	27	R2	$\phi_{C_{23}}$	0.481	18.8	828.6
	2011-12-06	2012-03-11	38	R2	$\phi_{C_{13}}$	0.477	18.8	829.4
	2011-12-06	2012-03-11	38	R2	ρ_3	0.446	19.3	830.3
Shrub-Tall	2011-11-12	2012-03-11	38	R2	C_{11}	0.608	33.7	469.6
	2011-11-12	2012-03-11	38	R2	λ_1	0.543	36.4	476.8
	2011-11-12	2012-03-11	38	R2	span	0.508	37.7	480.3
Shrub-Low	2011-12-06	2012-03-11	38	R2	$\bar{\gamma}_{C_{13}}$	0.231	31.7	1777.0
	2011-12-06	2012-03-11	38	R2	$\phi_{C_{13}}$	0.224	31.8	1778.6
	2011-10-22	2012-03-14	27	R2	C_{22}	0.171	32.8	1785.2
Shrub-Sparse	2011-10-22	2012-03-14	27	R2	C_{33}	0.276	26.5	1605.4
	2011-10-22	2012-03-14	27	R2	T_{11}	0.259	26.8	1609.3
	2011-10-22	2012-03-14	27	R2	λ_1	0.258	26.9	1609.4
Coniferous-Open	2011-10-22	2012-03-14	27	R2	$\phi_{T_{12}}$	0.696	21.4	230.7
	2011-10-19	2012-03-11	38	R2	anisotropy	0.643	22.7	231.5
	2011-10-19	2012-03-11	38	R2	$\phi_{\alpha_{s1}}$ (TSVM)	0.631	23.1	232.3
Wetland-Shrub	2011-12-06	2012-03-11	38	R2	α_1	0.428	35.5	524.6
	2011-12-09	2012-03-14	27	R2	entropy	0.392	36.6	527.7
	2011-11-12	2012-03-11	38	R2	T_{22}	0.378	37.0	528.9
Wetland-Low vegetation	2011-11-15	2012-03-14	27	R2	$\phi_{C_{12}}$	0.213	31.5	1218.8
	2011-12-09	2012-03-14	27	R2	$\phi_{C_{13}}$	0.207	31.6	1219.7
	2011-12-09	2012-03-14	27	R2	$\bar{\gamma}_{C_{13}}$	0.201	31.7	1220.6

The results for multiple regressions using temporal differences of parameters (Table 3.6) show an improvement in four classes compared to the multiple regressions using parameters from single March images: *Rock/Rubble*, *Exposed Land*, *Shrub-Sparse* and *Wetland-Shrub*. However, once again the BIC values for most of these models are higher than the best single-parameter models, except in the case of the *Exposed Land* class where the parameters from the TSVM decomposition provide an improvement to the regression results.

Overall, when combining all the regression results for each class it appears that the best models are all achieved using RADARSAT-2 data at 38° incidence. For five of the classes, the best results were obtained by relating snow depth to single polarimetric parameters from the March 2012 images. The optimal model for the *Rock/Rubble* class is obtained when using the phase difference and complex coherence between HH and VV polarisations. These results seem to agree

Table 3.5 – Results for multiple regressions on polarimetric parameters

Class	Date	inc	sat	parameter set	R ²	RMSE	BIC	# parameters
Rock/Rubble	2012-03-11	38	R2	C3	0.314	16.3	773.4	1
	2012-03-11	38	R2	T3	0.308	16.4	774.1	1
	2012-03-11	38	R2	λ	0.287	16.6	776.9	1
Exposed Land	2012-03-11	38	R2	Cloude	0.593	16.7	810.3	3
	2012-03-11	38	R2	TSVM	0.588	16.8	811.5	3
	2012-03-11	38	R2	T3	0.338	17.7	817.7	2
Shrub-Tall	2012-03-11	38	R2	Yamaguchi	0.647	32.7	472.3	3
	2012-03-11	38	R2	λ	0.614	34.2	476.5	3
	2012-03-11	38	R2	C3	0.577	35.8	480.9	3
Shrub-Low	2012-03-11	38	R2	T3	0.297	30.4	1766.0	3
	2012-03-11	38	R2	Yamaguchi	0.210	32.0	1776.7	1
	2012-03-11	38	R2	NNED	0.201	32.2	1778.6	1
Shrub-Sparse	2012-03-11	38	R2	T3	0.325	25.6	1593.4	1
	2012-03-11	38	R2	Yamaguchi	0.324	25.8	1603.8	3
	2012-03-11	38	R2	λ	0.297	26.1	1600.3	1
Coniferous-Open	2012-03-11	38	R2	Pseudo prob.	0.715	21.3	232.3	3
	2012-03-14	27	R2	Yamaguchi	0.700	21.8	233.5	3
	2012-03-11	38	R2	T3	0.679	22.0	232.1	2
Wetland-Shrub	2012-03-11	38	R2	Cloude	0.466	35.0	528.9	3
	2012-03-11	38	R2	λ	0.374	37.1	529.3	1
	2012-03-11	38	R2	T3	0.360	37.5	530.4	1
Wetland-Low vegetation	2012-03-11	38	R2	T3	0.267	30.5	1214.7	3
	2012-03-11	38	R2	Yamaguchi	0.257	30.6	1211.6	2
	2012-03-11	38	R2	Cloude	0.236	31.1	1219.8	3

with the conclusions reached by Leinss *et al.* (2014, 2016) but C-band displayed lower accuracy. On the other hand, the optimal model for *Shrub-Tall* class were obtained with the temporal differences between March and November images using the C_{11} parameter from the covariance matrix, which is equivalent to σ_{HH}^0 . These results are more in line with results obtained by Bernier & Fortin (1998), with the difference that the model by Bernier *et al.* established a relationship between the temporal difference of backscattering coefficients and the thermal insulance of snow instead of snow depth as is the case with our current results. But considering that the total thermal resistance of a snowpack generally increases with snow depth and that the density of the snowpack should be relatively constant spatially in shrublands on March 11, our results can still be considered comparable. The *Wetland-Shrub* class has a similar vegetation structure as the *Shrub-Tall* class but with a very different substrate. The optimal model for this class was reached with the α_1 parameter which represents the type of scattering mechanism associated with the dominant scatterer

Table 3.6 – Results for multiple regressions on temporal differences between polarimetric parameters

Class	Fall Date	Winter Date	inc	sat	parameter set	R ²	RMSE	BIC	# parameters
Rock/Rubble	2011-11-12	2012-03-11	38	R2	Cloude	0.421	15.2	767.0	3
	2011-11-15	2012-03-14	27	R2	TSVM	0.390	15.6	771.7	3
	2011-11-13	2012-03-11	38	R2	TSVM	0.307	16.7	787.8	4
Exposed Land	2011-12-06	2012-03-11	38	R2	TSVM	0.632	16.1	810.1	5
	2011-12-06	2012-03-11	38	R2	Cloude	0.576	17.1	814.3	3
	2011-12-06	2012-03-11	38	R2	λ	0.559	17.4	817.9	3
Shrub-Tall	2011-11-12	2012-03-11	38	R2	C3	0.608	33.7	469.6	1
	2011-11-12	2012-03-11	38	R2	T3	0.596	34.9	478.7	3
	2011-11-12	2012-03-11	38	R2	λ	0.543	36.4	476.8	1
Shrub-Low	2011-10-22	2012-03-14	27	R2	Yamaguchi	0.229	31.8	1782.5	3
	2011-12-06	2012-03-11	38	R2	TSVM	0.217	32.0	1785.4	3
	2011-12-06	2012-03-11	38	R2	λ	0.181	32.8	1793.4	3
Shrub-Sparse	2011-11-12	2012-03-11	38	R2	NNED	0.337	25.5	1600.5	3
	2011-11-12	2012-03-11	38	R2	Yamaguchi	0.325	25.8	1603.6	3
	2011-11-12	2012-03-11	38	R2	C3	0.292	26.3	1606.6	2
Coniferous-Open	2011-10-19	2012-03-11	38	R2	λ	0.695	21.5	230.8	2
	2011-10-19	2012-03-11	38	R2	TSVM	0.690	21.6	231.1	2
	2011-10-22	2012-03-14	27	R2	NNED	0.673	22.8	235.7	3
Wetland-Shrub	2011-12-09	2012-03-14	27	R2	NNED	0.496	34.0	525.9	3
	2011-12-06	2012-03-11	38	R2	Cloude	0.468	34.6	524.8	2
	2011-12-09	2012-03-14	27	R2	λ	0.415	36.2	529.7	2
Wetland-Low vegetation	2011-12-09	2012-03-14	27	R2	TSVM	0.227	31.3	1221.4	3
	2011-10-19	2012-03-11	38	R2	C3	0.202	31.7	1220.5	2
	2011-10-19	2012-03-11	38	R2	T3	0.194	31.8	1221.6	2

in the resolution cell. The values of α_1 within the class range between 2° and 17° , meaning that the dominant scatterer is associated with single scattering from the surface. As the snow depth increases the α_1 value increases and the dominant scatterer tends to move towards volume scattering. The *Coniferous-Open* class is the one with the highest R² values overall and the optimal model is the one relating snow depth with $\phi_{C_{23}}$ which is the phase difference between the HV and VV polarisations. The *Shrub-Sparse* class is representative of a very heterogeneous environment, the optimal model is obtained with the T_{22} parameter λ which is generally associated with double bounce scattering.

For the last three classes, multiple regression models performed better than simple linear regressions. The *Exposed Land* class yielded the model with the second highest R² values after the *Coniferous-Open* class by using a model composed of temporal differences of five parameters from the TSVM decomposition: the ψ , τ_m and α_s angles combined with the entropy (H) and anisotropy (A). In the case of the *Shrub-Low* and *Wetland-Low vegetation* classes a model using the three diagonal elements of the $[T]$ matrix proposed the best performances. These last two classes

Table 3.7 – Models with lowest BIC for each class

Class	Image Date(s)	Model	R ²
Rock/Rubble	2012-03-11	$S_d = 408.2 - 44.1 \cdot \sin(\phi_{C_{13}}) - 393.4 \cdot \cos(\phi_{C_{13}})$	0.41
Exposed Land	$\Delta(2012-03-11, 2011-12-06)$	$S_d = 32.8 + 0.09 \cdot \psi + 0.93 \cdot \tau_m + 1.35 \cdot \alpha_s + 87.0 \cdot A - 225.3 \cdot H$	0.63
Shrub-Tall	$\Delta(2012-03-11, 2011-11-12)$	$S_d = 169.1 + 20.4 \cdot C_{11}$	0.61
Shrub-Low	2012-03-11	$S_d = 191.5 - 5.84 \cdot T_{11} + 17.9 \cdot T_{22} - 6.74 \cdot T_{33}$	0.30
Shrub-Sparse	2012-03-11	$S_d = 195.3 + 7.45 \cdot T_{22}$	0.33
Coniferous-Open	2012-03-11	$S_d = 35.1 - 125.3 \cdot \sin(\phi_{C_{23}}) - 20.2 \cdot \cos(\phi_{C_{23}})$	0.73
Wetland-Shrub	2012-03-11	$S_d = -23.8 + 8.68 \cdot \alpha_1$	0.45
Wetland-Low vegetation	2012-03-11	$S_d = 275.2 - 8.23 \cdot T_{11} + 6.27 \cdot T_{22} - 9.36 \cdot T_{33}$	0.27

yielded the lowest R² values, they are characterised by a high heterogeneity in vegetation types and cover.

The optimal models for each class are presented in Table 3.7. In order to validate the regression results, the models were applied to the sites used for SWE measurements enumerated in the left column of Table 3.2. The calculated R² value for the validation is 0.33, the RMSE is 33.6 cm and Figure 3.7 shows a scatter plot of the results. The relatively low R² and high RMSE values can be explained by the low representation of the better performing classes (*Exposed Land*, *Shrub-Tall* and *Coniferous-Open*) in the validation dataset. It is also possible to see that the model tends to overestimate snow depth in the presence of a shallow snow cover (< 75 cm) and then tends to underestimate snow depth for deeper snowpacks (> 75 cm).

3.5 Discussion

An analysis of the overall results shows a wide variety of results between classes, in terms of the types of model used as well as in terms of the accuracy achieved. The only consistent trends are that in general the use of steeper incidence angles produced the best results and the use of X-band data, even if theoretically more sensitive to snow, did not yield any consequential results. We also hypothesised that the inclusion of multiple regression models would improve the overall model accuracy in particular with classes with complex vegetation structures, but it was shown that this is not the case for the majority of classes. Even in the presence of complex and heterogeneous environments, like the shrub and wetland classes, the addition of multiple polarimetric parameters did not improve the models in most cases.

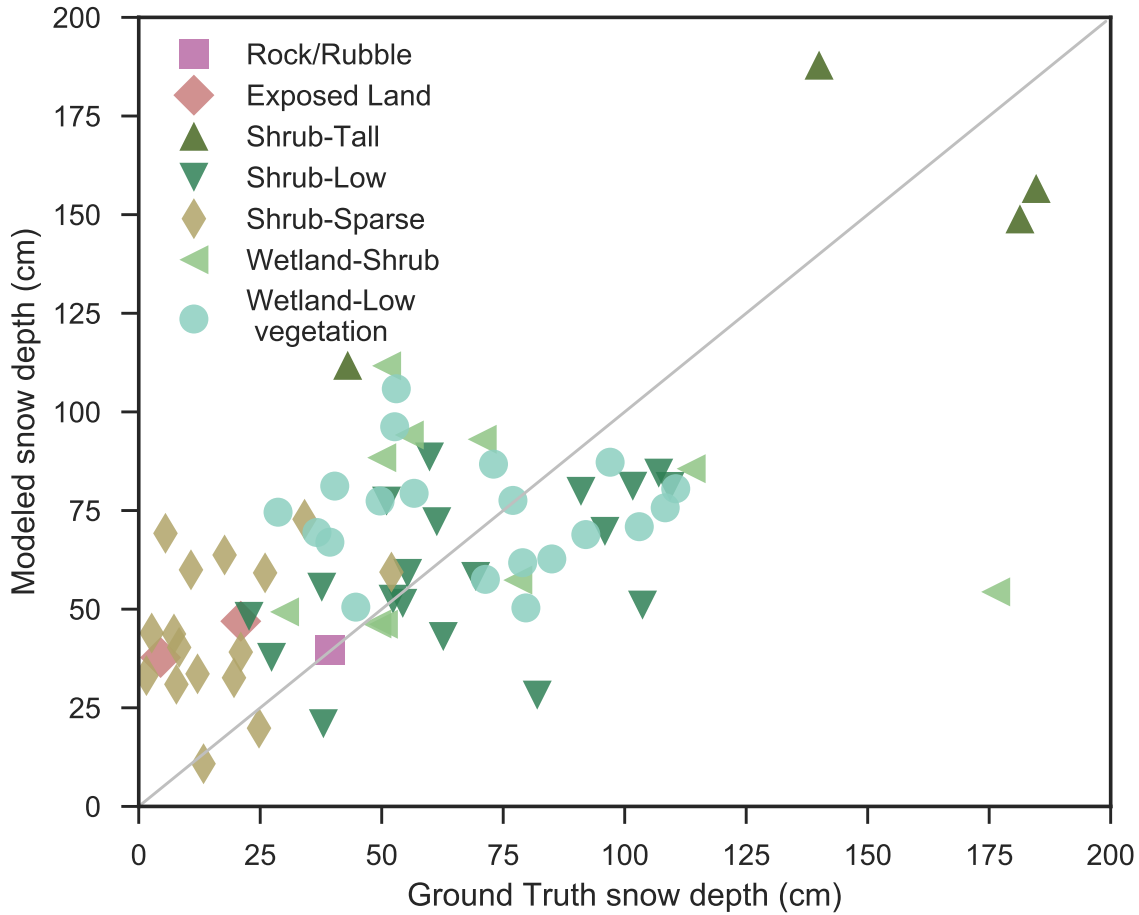


FIGURE 3.7 – Regression model validation using the equations in Table 3.7 applied to the snow depth measurements gathered at the 65 sites where SWE was measured with the Federal Snow Sampling Tube.

The results for some of the classes are in line with previous studies, such as those observed with the *Rock/Rubble* class which correlate well with the HH-VV phase difference (Leinss *et al.*, 2014). In fact, ϕ_{HH-VV} provided even better accuracy with the *Exposed Land* class ($R^2 = 0.52$), another class with no shrub cover. The method used and results obtained by Leinss *et al.* (2014) were quite different as they related ϕ_{HH-VV} to the depth of new snow accumulations at a 11 days interval using X-band SAR data. Yet even with different temporal resolution and snow conditions (presence of ice layers within the snowpack 3.2), it is interesting to see that the results can be partially reproduced at C-band. However, in the presence of shrub vegetation this relationship significantly deteriorates in favor of other polarimetric parameters.

The high heterogeneity in vegetation cover is probably one of the main factors that affect the variability of the results. In fact, the three most spatially heterogeneous classes, *Shrub-Low*, *Shrub-Sparse* and *Wetland-Low vegetation*, yielded the poorest relationships with snow depth. These classes represent a mix of lichens, mosses and a diversity of shrub species (mostly dwarf birch) covering different percentages of the ground within the class boundaries and even within a single SAR resolution cell. Higher resolution SAR data might enable an improvement in some of the results as it might be easier to delimit the lichen or moss covered areas from the shrub cover and enhance the segmentation of the various areas. This however doesn't address the concerns with the classes containing taller shrubs and trees which are highlighted below.

3.5.1 Effect of shrub vegetation on SAR signal

The first concern is with the regression results obtained with the *Coniferous-Open* class. The highest correlations were obtained when relating snow depth with $\phi_{C_{23}}$, which is the phase difference between the HV and VV polarisations. In general, the HV polarisation is associated with volume scattering and the depolarisation of the incident signal when looking at a natural distributed target. This means that the phase center is hard to determine and the phase difference between HV and the copolar channels is generally uniformly distributed and carries little to no information. A look at the correlation coefficient $\gamma_{C_{23}}$ for the *Coniferous-Open* class shows that the average value is 0.18 and the maximum value reaches 0.26. As a comparison, the average value of the correlation coefficient $\gamma_{C_{13}}$ for the *Rock/Rubble* class is 0.71, which confirms that $\phi_{C_{23}}$ carries little information in this case and the regression results are probably flawed. The most likely explanation for the high correlation obtained with the regression analysis in the *Coniferous-Open* class might stem from a misclassification of some of the sites. A good portion of the points within the class had very shallow snow cover and displayed high $\phi_{C_{23}}$ values. This phenomenon can be viewed on a scatter plot of the $\phi_{C_{23}}$ values compared to snow depth (Fig. 3.8). Two clusters are visible on the plot, one with phase values between -40° and -20° which has snow depths <1.3 meters while the other displays snow depths >1.1 meters and is concentrated in $-140^\circ < \phi_{C_{23}} < -90^\circ$. This fact combined with field observations which showed that snow depths in coniferous areas were generally greater than 1 meter would support the conclusion of a misclassification of some of the sites which contributed to the regression results. This should further be investigated as the results in (Duguay *et al.*, 2016) show that there was some confusion between the *Coniferous-Open* class and the

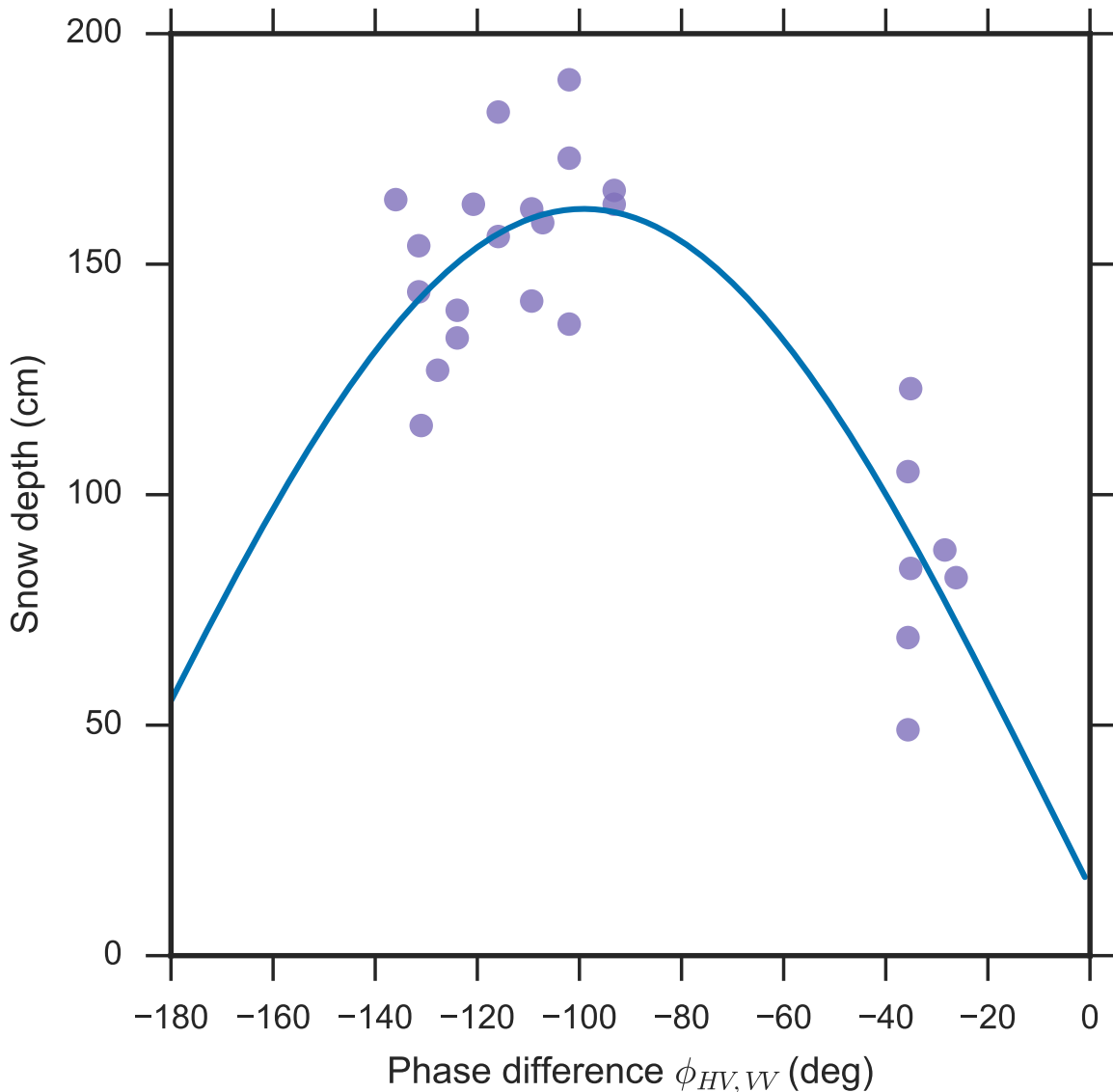


FIGURE 3.8 – Snow depth as a function of ϕ_{C23} for the March 11 2012 image acquired at $\theta = 38^\circ$. The regression model from Table 3.7 is represented by the blue line.

Shrub-Tall and *Wetland-Shrub* classes. These results also outline a flaw in the methodology as it demonstrates that classification errors can lead to additional errors with the regression analysis. A greater number of measurement points in the affected class could have somewhat mitigated the errors, and probably did for some classes, but is nonetheless problematic.

The two other classes containing taller shrub vegetation ($> 1m$), *Shrub-Tall* and *Wetland-Shrub*, produced regression models that yielded the third and fourth highest R^2 values of the

analysis. However, it is important to be careful with these results, especially with the models that involve single parameters from March 2012 images. Indeed, the same regression analysis was performed with single polarimetric parameters derived from the fall 2011 images and produced results that were close in terms of R^2 values to the models using images from March 2012. For example, with the *Wetland-Shrub* class, when comparing snow depths measured in March 2012 with the complex coherence $\bar{\gamma}_{T_{13}}$ from the October 22 image at $\theta = 27^\circ$ we obtained a regression model with $R^2 = 0.33$ and the root mean squared deviation (RMSD) between this model and snow depth was 38.8 cm. These results are relatively close to the model using α_1 values from March 2012. In the case of the *Shrub-Tall* class, a model comparing the complex coherence $\bar{\gamma}_{C_{13}}$ values from the October 19 image at $\theta = 38^\circ$ with the snow depths measured in March yielded an R^2 value of 0.58 and an RMSD of 35.1 cm. These results are again very close to the results obtained using March 2012 images. While these results were not obtained using the same polarimetric parameters between the two dates, it does raise issues with the method. First, it demonstrates the importance of relying on strong physical models to be able to produce results that are reliable and physically sound. As a matter of fact, the relationship between the C_{11} values measured on November 12 2011, which was the fall date used for the temporal difference model in the *Shrub-Tall* class, and the snow depths measured in March 2012 yielded a non statistically significant relationship with an R^2 value of 0.003 and a p-value of 0.69. This could indicate that the temporal difference used in this case could produce physically sound results for snow measurements using SAR data. However, these results were not reproduced reliably in other classes with different and often shallower and sparser vegetation cover. As is shown in Figure 3.6 snow depth is correlated with shrub height and, as was demonstrated in (Duguay *et al.*, 2015; Paradis *et al.*, 2016), the correlation between SAR backscattering coefficients and vegetation height changes very little during the winter when the vegetation is frozen and snow covers the shrubs. This therefore raises the question of what is actually being measured since C-band SAR is not very sensitive to dry snow compared to shrub vegetation and X-band, due to its shorter wavelength, is more sensitive to snow but was shown to saturate rapidly when vegetation height is greater than 50 cm (Duguay *et al.*, 2014). It is quite possible that the correlations obtained are not a direct measurement of the effect of snow on SAR signal but actually an indirect result of the correlation between snow depth and vegetation height. This would also partly explain the poor results obtained with the TerraSAR-X data which, in theory, should be more sensitive to snow depth than C-band SAR, but in this case were probably being affected by the presence of shrub vegetation. In light of these results it can be argued that C-band

and X-band SAR may not be an appropriate tool to directly measure dry snow characteristics in the presence of shrub vegetation but could provide indirect informations through the estimation of vegetation characteristics.

3.6 Conclusion

In this paper, we analyzed the relationship between snow depth and a number of polarimetric parameters from RADARSAT-2 and TerraSAR-X images across various subarctic environments and vegetation cover. One of the main objective of the study was to see the behavior of the SAR signal across different types of ground cover classes and assess the capabilities of polarimetric parameters in detecting, measuring and mapping snow cover characteristics in the presence of shrub vegetation. The study area was segmented into eight different ground cover classes through image classifications performed in a previous study (Duguay *et al.*, 2016). Regression analyses were performed within each class separately by comparing backscattering coefficients and polarimetric parameters from TerraSAR-X and RADARSAT-2 images acquired in March 2012. The polarimetric parameters used were the elements of the covariance and coherence matrices and elements from four polarimetric decompositions: the four-component decomposition model developed by Yamaguchi *et al.* (2005), the NNED decomposition (Van Zyl *et al.*, 2011), the eigenvector-based decomposition by Cloude & Pottier (1997) and the TSVM decomposition (Touzi, 2004). Additional regression analyses were then performed on temporal differences of these parameters between the March images and fall images acquired in October, November and December 2011, considered to be reference images containing no snow or a shallow snow cover. Finally, multiple regressions with parameter selection were performed by combining parameters of individual decomposition methods as well as temporal differences of these decomposition parameters. The best regression models for each class were then selected and a validation was performed using a separate set of ground measurements. One of the first observation is that there was a great variability between the classes in terms model types and accuracy. Models using single polarimetric parameters were optimal for a majority of the classes and multiple regression models provided good results ($R^2 > 0.5$) in only one class which contained no shrub vegetation (*Exposed Land*). The other vegetation free class, *Rock/Rubble*, yielded the best regression results when relating snow depth to the copolar phase difference $\phi_{HH,VV}$, which is similar to the results obtained at X-band by Leinss *et al.* (2014).

Classes containing shrub vegetation proved to be more problematic, the ones containing low or sparse shrubs yielded weak relationships with snow depth ($R^2 < 0.35$) while the ones containing taller shrubs and trees raised some questions in terms of the reliability of the results. Aside from the classification errors that may have distorted the results for the *Coniferous-Open* class, there is the question of the effect of shrub vegetation on the SAR signal. It was shown that it is possible to have relationships between snow depth and polarimetric parameters extracted from fall images that are almost as strong than the ones obtained with March images. There is a strong indication that what is being measured is not a direct correlation between SAR parameters and snow depth but an indirect relationship that stems from the correlations between snow depth and shrub vegetation height and the one between shrub height and SAR backscattering (Duguay *et al.*, 2015). This would also explain the poor results with the TerraSAR-X data, even if theoretically more sensitive to snow characteristics, since it showed signs of saturation in the presence of shrub vegetation (Duguay *et al.*, 2015). These results indicate that C- and X-band SAR would not be a suitable tool to estimate snow cover characteristics in the presence of shrub vegetation due to the relative strength of the backscattering from shrub vegetation and their tendency to depolarise the incident wave. In subarctic environments where shrub vegetation is expanding, this reveals a significant obstacle to snow mapping. Since only October, November, December and March images were available for this study, before the onset of snow, during the early stages of snow accumulation and at the peak of the snow cover respectively, it was not possible to perform a full temporal analysis of the evolution of the SAR signal in conjunction with snow accumulations. Further studies are needed to reach more satisfying conclusions, involving snow measurements coordinated with satellite acquisitions throughout the winter season. However, it is quite plausible that the only way to assess snow depths in those environments using SAR data would be through indirect means by providing a probability of maximum snow depth given the height of the shrub vegetation in the area.

Acknowledgment

The authors would like to thank our collaborators, subarctic ecology specialists, Prof. Esther Lévesque from Université du Québec à Trois-Rivières (UQTR) and Benoit Tremblay from UQTR and Ministère du Développement Durable, de l'Environnement et Lutte Contre les Changements Climatiques. The authors would also like to thank the Natural Sciences and Engineering Research Coun-

cil of Canada (NSERC) for the MSc. and PhD. scholarship program and Prof. Bernier's NSERC Discovery Grants on SAR applications development. The field campaigns were supported by ArcticNet NCE, the Canadian Space Agency's Contribution Program to the SMAP Mission and the Center for Northern Studies (CEN-FRQ).

ARTICLE 3: References

- (2016). *Orfeo Toolbox*. <https://www.orfeo-toolbox.org>. 2016-06-08.
- Adam S, Pietroniro A & Brugman MM (1997). Glacier snow line mapping using ERS-1 SAR imagery. *Remote Sensing of Environment*, 61(1):46–54.
- Arii M, van Zyl J & Kim Y (2010). A general characterization for polarimetric scattering from vegetation canopies. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 48(9):3349–3357. DOI:10.1109/TGRS.2010.2046331.
- Arii M, van Zyl J & Kim Y (2011). Adaptive model-based decomposition of polarimetric SAR covariance matrices. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 49(3):1104–1113. DOI:10.1109/TGRS.2010.2076285.
- ASF (2013). *MapReady*. <https://www.asf.alaska.edu/data-tools/mapready/>. 2016-06-08.
- Bagan H, Kinoshita T & Yamagata Y (2012). Combination of avnir-2, palsar, and polarimetric parameters for land cover classification. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 50(4):1318–1328.
- Baghdadi N, Gauthier Y & Bernier M (1997). Capability of multitemporal ERS-1 SAR data for wet-snow mapping. *Remote Sensing of Environment*, 60(2):174–186.
- Balzter H, Baker JR, Hallikainen M & Tomppo E (2002). Retrieval of timber volume and snow water equivalent over a Finnish boreal forest from airborne polarimetric Synthetic Aperture Radar. *International Journal of Remote Sensing*, 23(16):3185–3208. DOI:10.1080/01431160110076199.
- Barnes RM (1984). *Detection of a randomly polarized target : a thesis*. Thèse de doctorat.
- Bernier M, Duguay Y & Domine F (2016). Mapping of snow parameters with polarimetric and multifrequency sar data in a subarctic environment. *2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, pages 7057–7059.
- Bernier M & Fortin JP (1998). The potential of times series of C-band SAR data to monitor dry and shallow snow cover. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(1):226–243.
- Bernier M, Fortin JP, Gauthier Y, Gauthier R, Bisson JL & Vincent P (1999a). Estimation of the water equivalent of a snowpack using spaceborne radar images. *Revue des sciences de l'eau*, 12(2):407–423.
- Bernier M, Fortin JP, Gauthier Y, Gauthier R, Roy R & Vincent P (1999b). Determination of snow water equivalent using RADARSAT SAR data in eastern Canada. *Hydrological Processes*, 13(18):3041–3051.
- Bhatt US, Walker DA, Reynolds MK, Bieniek PA, Epstein HE, Comiso JC, Pinzon JE, Tucker CJ & Polyakov IV (2013). Recent declines in warming and vegetation greening trends over pan-arctic tundra. *Remote Sensing*, 5(9):4229–4254. DOI:10.3390/rs5094229.

- Bi J, Xu L, Samanta A, Zhu Z & Myneni R (2013). Divergent arctic-boreal vegetation changes between north america and eurasia over the past 30 years. *Remote Sensing*, 5(5):2093–2112. DOI:10.3390/rs5052093.
- Blok D, Heijmans MMPD, Schaepman-Strub G, Kononov AV, Maximov TC & Berendse F (2010). Shrub expansion may reduce summer permafrost thaw in siberian tundra. *Global Change Biology*, 16(4):1296–1305. DOI:10.1111/j.1365-2486.2009.02110.x.
- Blok D, Schaepman-Strub G, Bartholomeus H, Heijmans MMPD, Maximov TC & Berendse F (2011). The response of arctic vegetation to the summer climate: relation between shrub cover, ndvi, surface albedo and temperature. *Environmental Research Letters*, 6(3):035502.
- Boelman NT, Gough L, McLaren JR & Greaves H (2011). Does ndvi reflect variation in the structural attributes associated with increasing shrub dominance in arctic tundra? *Environmental Research Letters*, 6(3):035501.
- Boerner WM, Mott H & Luneburg E (1997). Polarimetry in remote sensing: basic and applied concepts. *Geoscience and Remote Sensing, 1997. IGARSS '97. Remote Sensing - A Scientific Vision for Sustainable Development., 1997 IEEE International*, volume 3, pages 1401–1403.
- Born M & Wolf E (2013). *Principles of Optics: Electromagnetic Theory of Propagation, Interference and Diffraction of Light*. Elsevier Science, 6 edition.
- Brouillet L, Desmet P, Coursol F, Meades S, Favreau M, Anions M, Bélisle P, Gendreau C, Shortouse D & contributors (2010+) (2010). *Database of Vascular Plants of Canada (VASCAN)*. <http://data.canadensys.net/vascan>.
- Brown R, Derksen C & Wang L (2010). A multi-data set analysis of variability and change in arctic spring snow cover extent, 1967-2008. *J. Geophys. Res.*, 115(D16):n/a–n/a.
- Buckeridge KM & Grogan P (2008). Deepened snow alters soil microbial nutrient limitations in arctic birch hummock tundra. *Applied Soil Ecology*, 39(2):210–222.
- Burges C (1998). A tutorial on support vector machines for pattern recognition. 2(2):121–167.
- Centre Canadien de Télédétection C (2008). *Tutoriel: La polarimétrie radar*. http://cct.rncan.gc.ca/resource/tutor/polarim/index_f.php.
- Centre d'Études Nordiques (2017). *Umiujaq Research Station*. [Online]. <http://www.cen.ulaval.ca/en/page.aspx?lien=stationumiujaq>. 2017-09-30.
- Chang CC & Lin CJ (2011). LIBSVM: A library for support vector machines. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2:27:1–27:27. Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.
- Chasmer L, Kenward A, Quinton W & Petrone R (2012). Co2 exchanges within zones of rapid conversion from permafrost plateau to bog and fen land cover types. *Arctic, Antarctic, and Alpine Research*, 44(4):399–411. DOI:10.1657/1938-4246-44.4.399.
- Chen K, Wu TD, Tsang L, Li Q, Shi J & Fung A (2003). Emission of rough surfaces calculated by the integral equation method with comparison to three-dimensional moment method simulations. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 41(1):90–101. DOI:10.1109/TGRS.2002.807587.
- Chen W, Blain D, Li J, Keohler K, Fraser R, Zhang Y, Leblanc S, Olthof I, Wang J & McGovern M (2009). Biomass measurements and relationships with landsat-7/etm+ and jers-1/sar data over canada's western sub-arctic and low arctic. *International Journal of Remote Sensing*, 30(9):2355–2376. DOI:10.1080/01431160802549401.

- Cloude S (1985). Target decomposition theorems in radar scattering. *Electronics Letters*, 21(1): 22–24. DOI:10.1049/el:19850018.
- Cloude S (2009). *Polarisation: Applications in Remote Sensing*. Oxford University Press, USA, 352 pages.
- Cloude SR & Pottier E (1996). A review of target decomposition theorems in radar polarimetry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34(2):498–518.
- Cloude SR & Pottier E (1997). An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(1):68–78. DOI:10.1109/36.551935.
- Cornelissen JHC, Callaghan TV, Alatalo JM, Michelsen A, Graglia E, Hartley AE, Hik DS, Hobbie SE, Press MC, Robinson CH, Henry GHR, Shaver GR, Phoenix GK, Gwynn Jones D, Jonasson S, Chapin FS, Molau U, Neill C, Lee JA, Melillo JM, Sveinbjörnsson B & Aerts R (2001). Global change and arctic ecosystems: is lichen decline a function of increases in vascular plant biomass? *Journal of Ecology*, 89(6):984–994. DOI:10.1111/j.1365-2745.2001.00625.x.
- Corr D & Rodrigues A (2002). Alternative basis matrices for polarimetric decomposition. *Proc. Eusar*, pages 597–600.
- de Roo R, Du Y, Ulaby F & Dobson M (2001). A semi-empirical backscattering model at l-band and c-band for a soybean canopy with soil moisture inversion. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 39(4):864–872.
- Dedieu J, De Farias GB, Castaings T, Allain-Bailhache S, Pottier E, Durand Y & Bernier M (2012). Interpretation of a radarsat-2 fully polarimetric time-series for snow cover studies in an alpine context - first results. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 38(03):336–351. DOI:10.5589/m12-027.
- Ding KH, Zurk LM & Tsang L (1994). Pair distribution-functions and attenuation rates for sticky particles in dense media. *Journal of Electromagnetic Waves and Applications*, 8(12):1585–1604.
- Dobson M, Ulaby F, Pierce L, Sharik T, Bergen K, Kelldorfer J, Kendra J, Li E, Lin YC, Nashashibi A, Sarabandi K & Siqueira P (1995). Estimation of forest biophysical characteristics in northern michigan with sir-c/x-sar. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 33(4):877–895.
- Domine F, Barrere M & Morin S (2016). The growth of shrubs on high arctic tundra at bylot island: impact on snow physical properties and permafrost thermal regime. *Biogeosciences*, 13(23):6471–6486.
- Du J, Shi J & Rott H (2010a). Comparison between a multi-scattering and multi-layer snow scattering model and its parameterized snow backscattering model. *Remote Sensing of Environment*, 114(5):1089–1098. DOI:10.1016/j.rse.2009.12.020.
- Du J, Shi J, Tjuatja S & Chen KS (2006). A combined method to model microwave scattering from a forest medium. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(4):815–824.
- Du J, Shi J & Xiong C (2010b). A method to estimate snow water equivalent using multi-angle X-band radar observations. *IGARSS 2010*, pages 3774–3776, Honolulu, HI.
- Dubois P, van Zyl J & Engman T (1995). Measuring soil moisture with imaging radars. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 33(4):915–926. DOI:10.1109/36.406677.
- Duguay Y & Bernier M (2011a). Potential of polarimetric SAR data for snow water equivalent estimation in subarctic regions. *Proceedings of PolInSAR 2011*, ESA SP-695, volume 2011, pages 24–28, Frascati, Italy.

Duguay Y & Bernier M (2011b). Use of RADARSAT-2 data for snow characterization in subarctic regions. *Conference Proceedings of the 32nd Canadian Remote Sensing Symposium and 14th L'AQT Congress*, volume 2011, Sherbrooke, Canada.

Duguay Y & Bernier M (2012). The use of radarsat-2 and terrasarsar-x data for the evaluation of snow characteristics in subarctic regions. *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2012 IEEE International*, pages 3556–3559.

Duguay Y, Bernier M, Lévesque E & Domine F (2016). Land cover classification in subarctic regions using fully polarimetric radarsat-2 data. *Remote Sensing*, 8(9):697. DOI:10.3390/rs8090697.

Duguay Y, Bernier M, Levesque E & Tremblay B (2014). Monitoring of subarctic shrub vegetation characteristics using terrasarsar-x and radarsat-2 data. *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2014 IEEE International*, pages 1194–1197. 13-18 July.

Duguay Y, Bernier M, Lévesque E & Tremblay B (2015). Potential of C and X band SAR for shrub growth monitoring in sub-arctic environments. *Remote Sensing*, 7(7):9410–9430. DOI:10.3390/rs70709410.

Elmendorf SC, Henry GHR, Hollister RD, Bjork RG, Boulanger-Lapointe N, Cooper EJ, Cornelissen JHC, Day TA, Dorrepaal E, Elumeeva TG, Gill M, Gould WA, Harte J, Hik DS, Hofgaard A, Johnson DR, Johnstone JF, Jonsdottir IS, Jorgenson JC, Klanderud K, Klein JA, Koh S, Kudo G, Lara M, Levesque E, Magnusson B, May JL, Mercado-Diaz JA, Michelsen A, Molau U, Myers-Smith IH, Oberbauer SF, Onipchenko VG, Rixen C, Schmidt NM, Shaver GR, Spasojevic MJ, Porhallsdottir PE, Tolvanen A, Troxler T, Tweedie CE, Villareal S, Wahren CH, Walker X, Webber PJ, Welker JM & Wipf S (2012). Plot-scale evidence of tundra vegetation change and links to recent summer warming. *Nature Clim. Change*, 2(6):453–457.

ESA (2015). *PolSARpro*. <https://earth.esa.int/web/polsarpro/>. 2016-06-08.

Fierz C, Armstrong R, Durand Y, Etchevers P, Greene E, McClung D, Nishimura K, Satyawali P & Sokratov S (2009). The international classification for seasonal snow on the ground. Paris.

Foody GM & Mathur A (2004). A relative evaluation of multiclass image classification by support vector machines. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(6):1335–1343.

Forbes BC, Fauria MM & Zetterberg P (2010). Russian arctic warming and 'greening' are closely tracked by tundra shrub willows. *Global Change Biology*, 16(5):1542–1554. DOI:10.1111/j.1365-2486.2009.02047.x.

Fraser RH, Lantz TC, Olthof I, Kokelj SV & Sims RA (2014). Warming-induced shrub expansion and lichen decline in the western canadian arctic. *Ecosystems*, 17(7):1151–1168. DOI:10.1007/s10021-014-9783-3.

Freeman A (2007). Fitting a two-component scattering model to polarimetric SAR data from forests. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(8):2583–2592.

Freeman A & Durden SL (1998). A three-component scattering model for polarimetric SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(3):963–973.

Fukuda S & Hirosawa H (2001). Support vector machine classification of land cover: application to polarimetric sar data. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2001. IGARSS '01. IEEE 2001 International*, volume 1, pages 187–189 vol.1.

Fung A (1994). *Microwave scattering and emission models and their applications*. House A, éditeur. Artech house Norwood, MA.

- Fung AK, Li Z & Chen KS (1992). Backscattering from a randomly rough dielectric surface. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2):356–369.
- Furtado LFdA, Silva TSF & Novo EMLadM (2016). Dual-season and full-polarimetric c band sar assessment for vegetation mapping in the amazon várzea wetlands. *Remote Sensing of Environment*, 174:212–222.
- Gosselin G (2013). *L'utilisation de la polarimétrie radar et de la décomposition de Touzi pour la caractérisation et la classification des physiologies végétales des milieux humides : le cas du Lac Saint-Pierre*. Thèse de doctorat, Université de Montréal.
- Guneriussen T, Hogda KA, Johnsen H & Lauknes I (2001). InSAR for estimation of changes in snow water equivalent of dry snow. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(10):2101–2108.
- Hajnsek I, Jagdhuber T, Schon H & Papathanassiou KP (2009). Potential of estimating soil moisture under vegetation cover by means of PolSAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(2):442–454. DOI:10.1109/TGRS.2008.2009642.
- Hajnsek I, Pottier E & Cloude SR (2003). Inversion of surface parameters from polarimetric SAR. *IEEE Transactions On Geoscience and Remote Sensing*, 41(4):727–744. DOI:10.1109/TGRS.2003.810702.
- Hall DK, Riggs GA, Salomonson VV, DiGirolamo NE & Bayr KJ (2002). MODIS snow-cover products. *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2):181–194.
- Hallikainen M, Ulaby F, Dobson M, El-Rayes M & Wu LK (1985). Microwave dielectric behavior of wet soil-part 1: Empirical models and experimental observations. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, GE-23(1):25–34.
- Hallikainen MT, Ulaby FT & Abdelrazik M (1986). Dielectric properties of snow in the 3 to 37 GHz range. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, AP-34(11):1329–1340.
- Hallinger M, Manthey M & Wilmking M (2010). Establishing a missing link: warm summers and winter snow cover promote shrub expansion into alpine tundra in Scandinavia. *New Phytologist*, 186(4):890–899. DOI:10.1111/j.1469-8137.2010.03223.x.
- Hope AS, Pence KR & Stow DA (2004). Ndvi from low altitude aircraft and composited noaa avhrr data for scaling arctic ecosystem fluxes. *International Journal of Remote Sensing*, 25(20):4237–4250. DOI:10.1080/01431160310001632710.
- Huang C, Davis LS & Townshend JRG (2002). An assessment of support vector machines for land cover classification. *International Journal of Remote Sensing*, 23(4):725–749. DOI:10.1080/01431160110040323.
- Hudson JMG & Henry GHR (2009). Increased plant biomass in a high arctic heath community from 1981 to 2008. *Ecology*, 90(10):2657–2663. DOI:10.1890/09-0102.1.
- Huynen JR (1965). Measurement of the target scattering matrix. *Proceedings of the IEEE*, 53(8):936–946. DOI:10.1109/PROC.1965.4072.
- Imhoff M (1995). A theoretical analysis of the effect of forest structure on synthetic aperture radar backscatter and the remote sensing of biomass. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 33(2):341–352.
- IPCC (2013). *Climate change 2013: The physical science basis*. Stocker TF, Qin D, Plattner GK, Tignor M, Allen SK, Boschung J, Nauels A, Xia Y, Bex V & Midgley PM (éditeurs). Cambridge University Press Cambridge, UK, and New York, NY, USA, 1535 pages.

- Jagdhuber T, Hajnsek I, Bronstert A & Papathanassiou KP (2012). Soil moisture estimation under low vegetation cover using a multi-angular polarimetric decomposition. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, PP(99):1–15.
- Jia GJ, Epstein HE & Walker DA (2003). Greening of arctic alaska, 1981–2001. *Geophysical Research Letters*, 30(20):n/a–n/a. DOI:10.1029/2003GL018268. 2067.
- Ju J & Masek JG (2016). The vegetation greenness trend in canada and us alaska from 1984-2012 landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 176:1–16.
- Karam M, Fung A, Lang R & Chauhan N (1992). A microwave scattering model for layered vegetation. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 30(4):767–784.
- Karam MA, Amar F, Fung AK, Mougine E, Lopes A, Le Vine DM & Beaudoin A (1995). A microwave polarimetric scattering model for forest canopies based on vector radiative transfer theory. 53(1): 16–30.
- Kendra JR, Sarabandi K & Ulaby FT (1998). Radar measurements of snow: Experiment and analysis. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(3):864–879.
- Kennaugh E & Sloan R (1952). Effects of type of polarization on echo characteristics. OHIO STATE UNIV RESEARCH FOUNDATION COLUMBUS ANTENNA LAB.
- Koskinen JT, Pulliainen JT & Hallikainen MT (1997). The use of ERS-1 SAR data in snow melt monitoring. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(3):601–610.
- Koskinen JT, Pulliainen JT, Luojus KP & Takala M (2010). Monitoring of snow-cover properties during the spring melting period in forested areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(1):50–58.
- Kunzi KF, Patil S & Rott H (1982). Snow-cover parameters retrieved from nimbus-7 scanning multichannel microwave radiometer (smmr) data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-20(4):452–467. DOI:10.1109/TGRS.1982.350411.
- Kurvonen L, Pulliainen J & Hallikainen M (1999). Retrieval of biomass in boreal forests from multitemporal ers-1 and jers-1 sar images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(1):198–205.
- Lardeux C, Frison PL, Tison C, Souyris JC, Stoll B, Fruneau B & Rudant JP (2009). Support vector machine for multifrequency sar polarimetric data classification. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 47(12):4143–4152.
- Lardeux C, Frison PL, Tison C, Souyris JC, Stoll B, Fruneau B & Rudant JP (2011). Classification of tropical vegetation using multifrequency partial sar polarimetry. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 8(1):133–137.
- Le Toan T, Beaudoin A, Riom J & Guyon D (2002). Relating forest biomass to sar data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2):403–411.
- Le Toan T, Quegan S, Davidson MWJ, Balzter H, Paillou P, Papathanassiou K, Plummer S, Rocca F, Saatchi S, Shugart H & Ulander L (2011). The biomass mission: Mapping global forest biomass to better understand the terrestrial carbon cycle. *DESDynI VEG-3D Special Issue*, 115(11):2850–2860.
- Lee JS, Hoppel KW, Mango SA & Miller AR (1994). Intensity and phase statistics of multilook polarimetric and interferometric sar imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32(5):1017–1028.
- Lee JS & Pottier E (2009). *Polarimetric radar imaging: from basics to applications*. CRC press.

- Lee JS, Schuler DL, Ainsworth TL, Krogager E, Kasilingam D & Boerner WM (2002). On the estimation of radar polarization orientation shifts induced by terrain slopes. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(1):30–41. DOI:10.1109/36.981347.
- Lee JS, Wen JH, Ainsworth TL, Chen KS & Chen AJ (2009). Improved sigma filter for speckle filtering of SAR imagery. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 47(1):202–213.
- Leinss S, Löwe H, Proksch M, Lemmetyinen J, Wiesmann A & Hajnsek I (2016). Anisotropy of seasonal snow measured by polarimetric phase differences in radar time series. *The Cryosphere*, 10(4):1771–1797.
- Leinss S, Parrella G & Hajnsek I (2014). Snow height determination by polarimetric phase differences in x-band sar data. *Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of*, 7(9):3794–3810.
- Leinss S, Wiesmann A, Lemmetyinen J & Hajnsek I (2015). Snow water equivalent of dry snow measured by differential interferometry. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(8):3773–3790.
- Li Z, Huang L, Chen Q & Tian B (2012). Glacier snow line detection on a polarimetric sar image. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 9(4):584–588.
- Liang P, Moghaddam M, Pierce L & Lucas R (2005). Radar backscattering model for multilayer mixed-species forests. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 43(11):2612–2626.
- Liu H, Guo H & Zhang L (2015). Svm-based sea ice classification using textural features and concentration from radarsat-2 dual-pol scansar data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(4):1601–1613.
- Liu H, Zhao Z & Jezek KC (2004). Correction of positional errors and geometric distortions in topographic maps and dems using a rigorous sar simulation technique. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 70(9):1031–1042. DOI:10.14358/pers.70.9.1031.
- Longépé N (2008). *Apport de l’Imagerie SAR Satellitaire en bandes L et C pour la Caractérisation du Couvert neigeux*. Thèse de doctorat, IETR - Institut d’Électronique et de Télécommunications de Rennes, Rennes.
- Longepe N, Rakwatin P, Isoguchi O, Shimada M, Uryu Y & Yulianto K (2011). Assessment of alos palsar 50 m orthorectified fbd data for regional land cover classification by support vector machines. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 49(6):2135–2150.
- Longépé N, Shimada M, Allain S & Pottier E (2008). Capabilities of full-polarimetric palsar/alos for snowextent mapping. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, volume 4, Boston, MA.
- López-Martínez C, Pottier E & Cloude SR (2005). Statistical assessment of eigenvector-based target decomposition theorems in radar polarimetry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(9):2058–2074.
- Luojus K, Pulliainen J, Metsamaki S & Hallikainen M (2009). Enhanced sar-based snow-covered area estimation method for boreal forest zone. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 47(3):922–935.
- Luojus KP, Pulliainen JT, Metsamaki SJ & Hallikainen MT (2007). Snow-covered area estimation using satellite radar wide-swath images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(4):978–989.

- Macelloni G, Brogioni M, Montomoli F, Fontanelli G, Kern M & Rott H (2010). Evaluation of vegetation effect on the retrieval of snow parameters from backscattering measurements: A contribution to CoReH2O mission. *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2010 IEEE International*, pages 1772–1775.
- Macelloni G, Brogioni M, Montomoli F, Lemmetyinen J, Pulliainen J & Rott H (2014). Retrieval of snow water equivalent in forested area using multifrequency sar data. *EUSAR 2014; 10th European Conference on Synthetic Aperture Radar; Proceedings of*, pages 1–3.
- Macelloni G, Paloscia S, Pampaloni P, Sigismondi S, De Matthaeis P, Ferrazzoli P, Schiavon G & Solimini D (1999). The sir-c/x-sar experiment on montespertoli: Sensitivity to hydrological parameters. *International Journal of Remote Sensing*, 20(13):2597–2612. DOI:10.1080/014311699211958.
- Macelloni G, Pettinato S, Santi E, Rott H, Cline D & Rebhan H (2008). Impact of vegetation in the retrieval of snow parameters from backscattering measurements at the X- and Ku-bands. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2008. IGARSS 2008. IEEE International*, volume 3, pages III – 218–III – 221.
- Magagi R & Bernier M (2003). Optimal conditions for wet snow detection using RADARSAT SAR data. *Remote Sensing of Environment*, 84(2):221–233.
- Magagi R, Bernier M & Bouchard MC (2002a). Use of ground observations to simulate the seasonal changes in the backscattering coefficient of the subarctic forest. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(2):281–297.
- Magagi R, Bernier M & Ung CH (2002b). Quantitative analysis of radarsat sar data over a sparse forest canopy. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 40(6):1301–1313.
- Martini A (2005). *Téledétection d'un couvert neigeux en milieux alpins à partir de données SAR polarimétriques multi-fréquentielles et multi-temporelles*. Thèse de doctorat, IETR - Institut d'Électronique et de Télécommunications de Rennes, Rennes.
- Martini A, Ferro-Famil L, Pottier E & Dedieu JP (2006). Dry snow discrimination in alpine areas from multi-frequency and multi-temporal SAR data. *See Proceedings-Radar Sonar and Navigation*, 153(3):271–278. DOI:10.1049/ip-rsn:20045104.
- Mätzler C (1996). Microwave permittivity of dry snow. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34(2):573–581.
- Mätzler C (2002). Relation between grain-size and correlation length of snow. *Journal of Glaciology*, 48(162):461–466.
- Mätzler C, Aebischer H & Schanda E (1984). Microwave dielectric properties of surface snow. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, OE-9(5):366–371.
- McDonald K, Dobson M & Ulaby F (1990). Using mimics to model I-band multiangle and multitemporal backscatter from a walnut orchard. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 28(4):477–491.
- McManus KM, Morton DC, Masek JG, Wang D, Sexton JO, Nagol JR, Ropars P & Boudreau S (2012). Satellite-based evidence for shrub and graminoid tundra expansion in northern quebec from 1986 to 2010. *Global Change Biology*, 18(7):2313–2323. DOI:10.1111/j.1365-2486.2012.02708.x.
- Monsivais-Huertero A, Chenerie I & Sarabandi K (2008). Sahelian-grassland parameter estimation from backscattered radar response. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2008. IGARSS 2008. IEEE International*, volume 3, pages III – 1119–III – 1122.

- Mountrakis G, Im J & Ogole C (2011). Support vector machines in remote sensing: A review. *{ISPRS} Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(3):247 – 259. DOI:<http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2010.11.001>.
- Muhuri A, Manickam S & Bhattacharya A (2017). Scattering mechanism based snow cover mapping using radarsat-2 c-band polarimetric sar data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10(7):3213–3224.
- Musick H, Schaber GS & Breed CS (1998). Airsar studies of woody shrub density in semiarid rangeland: Jornada del muerto, new mexico. *Remote Sensing of Environment*, 66(1):29–40.
- Myers-Smith IH, Forbes BC, Wilking M, Hallinger M, Lantz T, Blok D, Tape KD, Macias-Fauria M, Sass-Klaassen U, Lévesque E, Boudreau S, Ropars P, Hermanutz L, Trant A, Collier LS, Weijers S, Rozema J, Rayback SA, Schmidt NM, Schaepman-Strub G, Wipf S, Rixen C, Bauduin-Ménard C, Venn S, Goetz S, Andreu-Hayles L, Elmendorf S, Ravolainen V, Welker J, Grogan P, Epstein HE & Hik DS (2011). Shrub expansion in tundra ecosystems: dynamics, impacts and research priorities. *Environmental Research Letters*, 6(4):045509.
- Myneni RB, Keeling CD, Tucker CJ, Asrar G & Nemani RR (1997). Increased plant growth in the northern high latitudes from 1981 to 1991. *Nature*, v. 386(no. 6626):pp. 698–701–1997 v.386 no.6626.
- Nagler T & Rott H (2000). Retrieval of wet snow by means of multitemporal sar data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(2):754–765.
- Neumann M, Ferro-Famil L, Jager M, Reigber A & Pottier E (2009). A polarimetric vegetation model to retrieve particle and orientation distribution characteristics. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2009 IEEE International, IGARSS 2009*, volume 4, pages IV–145–IV–148.
- Neumann M, Saatchi S, Ulander LMH & Fransson JES (2012). Assessing performance of l- and p-band polarimetric interferometric sar data in estimating boreal forest above-ground biomass. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 50(3):714–726.
- Oh Y, Sarabandi K & Ulaby F (2002). Semi-empirical model of the ensemble-averaged differential mueller matrix for microwave backscattering from bare soil surfaces. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 40(6):1348–1355.
- Oh Y, Sarabandi K & Ulaby FT (1992). An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2): 370–381.
- Olthof I & Pouliot D (2010). Treeline vegetation composition and change in canada's western subarctic from avhrr and canopy reflectance modeling. *Remote Sensing of Environment*, 114(4): 805–815.
- Oveisgharan S, Saatchi SS & Hensley S (2015). Sensitivity of pol-insar measurements to vegetation parameters. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53(12):6561–6572.
- Paradis M, Lévesque E & Boudreau S (2016). Greater effect of increasing shrub height on winter versus summer soil temperature. *Environmental Research Letters*, 11(8):085005.
- Park SE, Yamaguchi Y, Singh G, Yamaguchi S & Whitaker AC (2014). Polarimetric sar response of snow-covered area observed by multi-temporal alos palsar fully polarimetric mode. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(1):329–340. DOI:10.1109/TGRS.2013.2240000.
- Patel P, Srivastava HS, Panigrahy S & Parihar JS (2006). Comparative evaluation of the sensitivity of multi-polarized multi-frequency sar backscatter to plant density. *International Journal of Remote Sensing*, 27(2):293–305. DOI:10.1080/01431160500214050.

- Pearson RG, Phillips SJ, Loranty MM, Beck PSA, Damoulas T, Knight SJ & Goetz SJ (2013). Shifts in arctic vegetation and associated feedbacks under climate change. *Nature Clim. Change*, 3(7):673–677.
- Picard G, Le Toan T, Quegan S, Caraglio Y & Castel T (2004). Radiative transfer modeling of cross-polarized backscatter from a pine forest using the discrete ordinate and eigenvalue method. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 42(8):1720 – 1730. DOI:10.1109/TGRS.2004.831229.
- Piesbergen J, Holecz F & Haefner H (1995). Snow cover monitoring using multitemporal ers-1 sar data. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1995. IGARSS '95. 'Quantitative Remote Sensing for Science and Applications', International*, volume 3, pages 1750–1752 vol.3.
- Polder D & van Santen JH (1946). The effective permeability of mixtures of solids. *Physica*, 12(5):257–271.
- Pottier E & Cloude SR (1997). Application of the h/a/alpha polarimetric decomposition theorem for land classification. volume 3120, pages 132–143.
- Provencher-Nolet L, Bernier M & Lévesque E (2014). Quantification des changements récents à l'écotone forêt-toundra à partir de l'analyse numérique de photographies aériennes. *Écoscience*, 21(3-4):419–433.
- Quegan S, Toan TL, Chave J, Dall J, Papathanassiou K, Rocca F, Ulander L & Williams M (2012). Report for mission selection: Biomass. ESA.
- Quegan S, Toan TL, Yu JJ, Ribbes F & Floury N (2000). Multitemporal ers sar analysis applied to forest mapping. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(2):741–753.
- Ranson KJ & Sun G (1994a). Mapping biomass of a northern forest using multifrequency sar data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32(2):388–396.
- Ranson KJ & Sun G (1994b). Northern forest classification using temporal multifrequency and multipolarimetric sar images. *Remote Sensing of Forest Ecosystems*, 47(2):142–153.
- Rauste Y (2005). Multi-temporal jers sar data in boreal forest biomass mapping. 97(2):263–275.
- Rignot E, Williams C, Way J & Viereck L (1994). Mapping of forest types in alaskan boreal forests using sar imagery. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 32(5):1051–1059.
- Ropars P & Boudreau S (2012). Shrub expansion at the forest-tundra ecotone: spatial heterogeneity linked to local topography. *Environmental Research Letters*, 7(1):015501.
- Rosen P, Hensley S, Shaffer S, Edelstein W, Kim Y, Kumar R, Misra T, Bhan R, Satish R & Sagi R (2016). An update on the nasa-isro dual-frequency dbf sar (nisar) mission. *2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, pages 2106–2108.
- Rosenqvist A, Shimada M, Chapman B, Freeman A, De Grandi G, Saatchi S & Rauste Y (2000). The global rain forest mapping project - a review. *International Journal of Remote Sensing*, 21(6-7):1375–1387. DOI:10.1080/014311600210227.
- Rosenqvist A, Shimada M, Chapman B, McDonald K, Grandi GD, Jonsson H, Williams C, Rauste Y, Nilsson M, Sango D & Matsumoto M (2004). An overview of the jers-1 sar global boreal forest mapping (gbfm) project. *IGARSS 2004. 2004 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, volume 2, pages 1033–1036 vol.2.
- Rott H, Cline D, Duguay C, Essery R, Etchevers P, Hajnsek I, Kern M, Macelloni G, Malnes E, Pulliainen J & Yueh S (2011). CoReH₂O, a dual frequency radar satellite for COld REgions Hydrology. *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2011 IEEE International*, pages 2729–2732.

- Rott H, Cline D, Duguay C, Essery R, Haas C, Haas C, Macelloni G, Malnes E, Pulliainen J, Rebhan H & Yueh S (2008). CoReH₂O - a Ku- and X-band SAR mission for snow and ice monitoring. *Synthetic Aperture Radar (EUSAR), 2008 7th European Conference on*, pages 1–4.
- Rott H, Heidinger M, Nagler T, Cline D & Yueh S (2009). Retrieval of snow parameters from Ku-band and X-band radar backscatter measurements. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, volume 2.
- Rott H, Yueh SH, Cline DW, Duguay C, Essery R, Haas C, Heliere F, Kern M, MacElloni G, Malnes E, Nagler T, Pulliainen J, Rebhan H & Thompson A (2010). Cold regions hydrology high-resolution observatory for snow and cold land processes. *Proceedings of the IEEE*, 98(5):752–765.
- Sarker MLR, Nichol J, Iz HB, Ahmad BB & Rahman AA (2013). Forest biomass estimation using texture measurements of high-resolution dual-polarization c-band sar data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(6):3371–3384.
- Schimel JP, Bilbrough C & Welker JM (2004). Increased snow depth affects microbial activity and nitrogen mineralization in two arctic tundra communities. *Soil Biology and Biochemistry*, 36(2):217–227.
- Shi J & Dozier J (1997). Mapping seasonal snow with sir-c/x-sar in mountainous areas. *Remote Sensing of Environment*, 59(2):294–307.
- Shi JC & Dozier J (2000a). Estimation of snow water equivalence using SIR-C/X-SAR, part I: Inferring snow density and subsurface properties. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(6):2465–2474.
- Shi JC & Dozier J (2000b). Estimation of snow water equivalence using SIR-C/X-SAR, part II: Inferring snow depth and particle size. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(6):2475–2488.
- Shiroma GHX, de Macedo KAC, Wimmer C, Moreira JR & Fernandes D (2016). The dual-band polinsar method for forest parametrization. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(7):3189–3201.
- Singh G, Venkataraman G, Yamaguchi Y & Park SE (2014). Capability assessment of fully polarimetric alos-palsar data for discriminating wet snow from other scattering types in mountainous regions. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 52(2):1177–1196.
- Soja MJ, Sandberg G & Ulander LMH (2012). Regression-based retrieval of boreal forest biomass in sloping terrain using p-band sar backscatter intensity data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(5):2646–2665.
- Stow DA, Hope A, McGuire D, Verbyla D, Gamon J, Huemmrich F, Houston S, Racine C, Sturm M, Tape K, Hinzman L, Yoshikawa K, Tweedie C, Noyle B, Silapaswan C, Douglas D, Griffith B, Jia G, Epstein H, Walker D, Daeschner S, Petersen A, Zhou L & Myneni R (2004). Remote sensing of vegetation and land-cover change in arctic tundra ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, 89(3):281–308.
- Sturm M, Holmgren J & Liston GE (1995). A seasonal snow cover classification system for local to global applications. *J. Climate*, 8(5):1261–1283. DOI:10.1175/1520-0442(1995)008<1261:ASSCCS>2.0.CO;2.
- Sturm M, Holmgren J, McFadden JP, Liston GE, Chapin FS & Racine CH (2001a). Snow-shrub interactions in arctic tundra: A hypothesis with climatic implications. *J. Climate*, 14(3):336–344. DOI:10.1175/1520-0442(2001)014<0336:SSIAT>2.0.CO;2.

- Sturm M, Racine C & Tape K (2001b). Climate change: Increasing shrub abundance in the arctic. *Nature*, 411(6837):546–547.
- Sturm M, Schimel J, Michaelson G, Welker J, Oberbauer S, Liston G, Fahnestock J & V.E. R (2005). Winter biological processes could help convert arctic tundra to shrubland. *BioScience*, 55(1):17–26.
- Svoray T, Shoshany M, Curran PJ, Foody GM & Perevolotsky A (2001). Relationship between green leaf biomass volumetric density and ers-2 sar backscatter of four vegetation formations in the semi-arid zone of israel. *International Journal of Remote Sensing*, 22(8):1601–1607. DOI:10.1080/01431160116869.
- Tan CP, Koay JY, Lim KS, Ewe HT & Chuah HT (2007). Classification of multi-temporal sar images for rice crops using combined entropy decomposition and support vector machine technique. *Progress In Electromagnetics Research*, 71:19–39.
- Tape K, Sturm M & Racine C (2006). The evidence for shrub expansion in northern alaska and the pan-arctic. *Global Change Biology*, 12(4):686–702. DOI:10.1111/j.1365-2486.2006.01128.x.
- Tiuri ME, Sihvola AH, Nyfors EG & Hallikainen MT (1984). Complex dielectric constant of snow at microwave frequencies. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, OE-9(5):377–382.
- Toutin T, Wang H, Chomaz P & Pottier E (2013). Orthorectification of full-polarimetric radarsat-2 data using accurate lidar dsm. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(12): 5252–5258. DOI:10.1109/TGRS.2012.2233206.
- Touzi R (2004). Target scattering decomposition of one-look and multi-look SAR data using a new coherent scattering model: The TSVM. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, volume 4, pages 2491–2494.
- Touzi R (2007). Target scattering decomposition in terms of roll-invariant target parameters. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(1):73–84.
- Touzi R (2016). Polarimetric target scattering decomposition: A review. *2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, pages 5658–5661.
- Touzi R, Deschamps A & Rother G (2009). Phase of target scattering for wetland characterization using polarimetric C-band SAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(9): 3241–3261.
- Touzi R & Gosselin G (2010). Peatland subsurface water flow monitoring using polarimetric I-band palsar. *2010 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pages 750–753.
- Tremblay B, Lévesque E & Boudreau S (2012). Recent expansion of erect shrubs in the low arctic: evidence from eastern nunavik. *Environmental Research Letters*, 7(3):035501.
- Trudel M, Magagi R & Granberg HB (2009). Application of target decomposition theorems over snow-covered forested areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(2): 508–512. DOI:10.1109/tgrs.2008.2009122.
- Tsang L & Kong JA (1980). Multiple scattering of electromagnetic waves by random distributions of discrete scatterers with coherent potential and quantum mechanical formalism. *Journal of Applied Physics*, 51(7):3465–3485. DOI:10.1063/1.328200.
- Tsang L, Kubacsi MC & Kong JA (1981). Radiative transfer theory for active remote sensing of a layer of small ellipsoidal scatterers. *Radio Sci.*, 16(3):321–329.
- Tsang L, Pan J, Liang D, Li Z, Cline DW & Tan Y (2007). Modeling active microwave remote sensing of snow using dense media radiative transfer (DMRT) theory with multiple-scattering effects. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 45(4):990–1004.

- Ulaby FT & Elachi C (1990). *Radar polarimetry for geoscience applications*. Artech House, Inc., 376 p. No individual items are abstracted in this volume., Norwood, MA,.
- Ulaby FT, Long DG, Blackwell WJ, Elachi C, Fung AK, Ruf C, Sarabandi K, Zebker HA & Van Zyl J (2014). *Microwave radar and radiometric remote sensing*. University of Michigan Press, Ann Arbor, 984 pages.
- Ulaby FT, Moore RK & Fung AK (1981). *Microwave remote sensing : active and passive. I, Microwave remote sensing fundamentals and radiometry*. Addison-Wesley Pub. Co., Advanced Book Program/World Science Division, Reading, Mass., 456 pages.
- Ulaby FT, Moore RK & Fung AK (1982). *Microwave remote sensing : active and passive. II, Radar remote sensing and surface scattering and emission theory*. House A, éditeur. volume 2. Addison-Wesley, Reading (Mass.), 608 pages.
- Ulaby FT, Moore RK & Fung AK (1986). *Microwave remote sensing : active and passive. III, From theory to applications*. House A, éditeur. volume 3. Addison-Wesley, Reading (Mass.), 1120 pages.
- Ulaby FT, SARABANDI K, McDONALD K, WHITT M & DOBSON MC (1990). Michigan microwave canopy scattering model. *International Journal of Remote Sensing*, 11(7):1223–1253. DOI:10.1080/01431169008955090.
- Van Zyl J, Arii M & Kim Y (2011). Model-based decomposition of polarimetric SAR covariance matrices constrained for nonnegative eigenvalues. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 49(9):3452–3459. DOI:10.1109/TGRS.2011.2128325.
- Van Zyl J & Kim Y (2011). *Synthetic aperture radar polarimetry*. JPL space science and technology series. J. Wiley & Sons, Hoboken, NJ.
- Way J, Paris J, Kasischke E, Slaughter C, Viereck L, Christensen N, Dobson MC, Ulaby F, Richards J, Milne A, Sieber A, Ahern FJ, Simonett D, Hoffer R, Imhoff M & Weber J (1990). The effect of changing environmental conditions on microwave signatures of forest ecosystems: preliminary results of the March 1988 Alaskan aircraft SAR experiment. *International Journal of Remote Sensing*, 11(7):1119–1144.
- Wen B, Tsang L, Winebrenner DP & Ishimaru A (1990). Dense medium radiative transfer theory: Comparison with experiment and application to microwave remote sensing and polarimetry. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 28(1):46–59.
- Wu TF, Lin CJ & Weng RC (2004). Probability estimates for multi-class classification by pairwise coupling. *J. Mach. Learn. Res.*, 5:975–1005.
- Wulder M & Nelson T (2003). Eosd land cover classification legend report. version 2. Natural Resources Canada, Canadian Forest Service, Pacific Forestry Centre, Victoria, BC.
- Xu X, Tsang L & Yueh S (2012). Electromagnetic models of co/cross polarization of bicontinuous/dmrt in radar remote sensing of terrestrial snow at x- and ku-band for coreh2o and sclp applications. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, 5(3):1024–1032.
- Yamaguchi Y, Moriyama T, Ishido M & Yamada H (2005). Four-component scattering model for polarimetric SAR image decomposition. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(8):1699–1706.
- Yueh SH, Dinardo SJ, Akgiray A, West R, Cline DW & Elder K (2009). Airborne Ku-band polarimetric radar remote sensing of terrestrial snow cover. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(10):3347–3364. DOI:10.1109/tgrs.2009.2022945.

Zhang L, Zou B, Zhang J & Zhang Y (2010). Classification of polarimetric sar image based on support vector machine using multiple-component scattering model and texture features. *EUR-ASIP J. Adv. Signal Process*, 2010:1:1–1:9. DOI:10.1155/2010/960831.

RÉFÉRENCES

- (2016). *Orfeo Toolbox*. <https://www.orfeo-toolbox.org>. 2016-06-08.
- Adam S, Pietroniro A & Brugman MM (1997). Glacier snow line mapping using ERS-1 SAR imagery. *Remote Sensing of Environment*, 61(1):46–54.
- Arii M, van Zyl J & Kim Y (2010). A general characterization for polarimetric scattering from vegetation canopies. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 48(9):3349–3357. DOI:10.1109/TGRS.2010.2046331.
- Arii M, van Zyl J & Kim Y (2011). Adaptive model-based decomposition of polarimetric SAR covariance matrices. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 49(3):1104–1113. DOI:10.1109/TGRS.2010.2076285.
- ASF (2013). *MapReady*. <https://www.asf.alaska.edu/data-tools/mapready/>. 2016-06-08.
- Bagan H, Kinoshita T & Yamagata Y (2012). Combination of avnir-2, palsar, and polarimetric parameters for land cover classification. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 50(4):1318–1328.
- Baghdadi N, Gauthier Y & Bernier M (1997). Capability of multitemporal ERS-1 SAR data for wet-snow mapping. *Remote Sensing of Environment*, 60(2):174–186.
- Balzter H, Baker JR, Hallikainen M & Tomppo E (2002). Retrieval of timber volume and snow water equivalent over a Finnish boreal forest from airborne polarimetric Synthetic Aperture Radar. *International Journal of Remote Sensing*, 23(16):3185–3208. DOI:10.1080/01431160110076199.
- Barnes RM (1984). *Detection of a randomly polarized target : a thesis*. Thèse de doctorat.
- Bernier M, Duguay Y & Domine F (2016). Mapping of snow parameters with polarimetric and multifrequency sar data in a subarctic environment. *2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, pages 7057–7059.
- Bernier M & Fortin JP (1998). The potential of times series of C-band SAR data to monitor dry and shallow snow cover. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(1):226–243.
- Bernier M, Fortin JP, Gauthier Y, Gauthier R, Bisson JL & Vincent P (1999a). Estimation of the water equivalent of a snowpack using spaceborne radar images. *Revue des sciences de l'eau*, 12(2):407–423.
- Bernier M, Fortin JP, Gauthier Y, Gauthier R, Roy R & Vincent P (1999b). Determination of snow water equivalent using RADARSAT SAR data in eastern Canada. *Hydrological Processes*, 13(18):3041–3051.
- Bhatt US, Walker DA, Reynolds MK, Bieniek PA, Epstein HE, Comiso JC, Pinzon JE, Tucker CJ & Polyakov IV (2013). Recent declines in warming and vegetation greening trends over pan-arctic tundra. *Remote Sensing*, 5(9):4229–4254. DOI:10.3390/rs5094229.

- Bi J, Xu L, Samanta A, Zhu Z & Myneni R (2013). Divergent arctic-boreal vegetation changes between north america and eurasia over the past 30 years. *Remote Sensing*, 5(5):2093–2112. DOI:10.3390/rs5052093.
- Blok D, Heijmans MMPD, Schaepman-Strub G, Kononov AV, Maximov TC & Berendse F (2010). Shrub expansion may reduce summer permafrost thaw in siberian tundra. *Global Change Biology*, 16(4):1296–1305. DOI:10.1111/j.1365-2486.2009.02110.x.
- Blok D, Schaepman-Strub G, Bartholomeus H, Heijmans MMPD, Maximov TC & Berendse F (2011). The response of arctic vegetation to the summer climate: relation between shrub cover, ndvi, surface albedo and temperature. *Environmental Research Letters*, 6(3):035502.
- Boelman NT, Gough L, McLaren JR & Greaves H (2011). Does ndvi reflect variation in the structural attributes associated with increasing shrub dominance in arctic tundra? *Environmental Research Letters*, 6(3):035501.
- Boerner WM, Mott H & Luneburg E (1997). Polarimetry in remote sensing: basic and applied concepts. *Geoscience and Remote Sensing, 1997. IGARSS '97. Remote Sensing - A Scientific Vision for Sustainable Development., 1997 IEEE International*, volume 3, pages 1401–1403.
- Born M & Wolf E (2013). *Principles of Optics: Electromagnetic Theory of Propagation, Interference and Diffraction of Light*. Elsevier Science, 6 edition.
- Brouillet L, Desmet P, Coursol F, Meades S, Favreau M, Anions M, Bélisle P, Gendreau C, Shortouse D & contributors (2010+) (2010). *Database of Vascular Plants of Canada (VASCAN)*. <http://data.canadensys.net/vascan>.
- Brown R, Derksen C & Wang L (2010). A multi-data set analysis of variability and change in arctic spring snow cover extent, 1967-2008. *J. Geophys. Res.*, 115(D16):n/a–n/a.
- Buckeridge KM & Grogan P (2008). Deepened snow alters soil microbial nutrient limitations in arctic birch hummock tundra. *Applied Soil Ecology*, 39(2):210–222.
- Burges C (1998). A tutorial on support vector machines for pattern recognition. 2(2):121–167.
- Centre Canadien de Télédétection C (2008). *Tutoriel: La polarimétrie radar*. http://cct.rncan.gc.ca/resource/tutor/polarim/index_f.php.
- Centre d'Études Nordiques (2017). *Umiujaq Research Station*. [Online]. <http://www.cen.ulaval.ca/en/page.aspx?lien=stationumiujaq>. 2017-09-30.
- Chang CC & Lin CJ (2011). LIBSVM: A library for support vector machines. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2:27:1–27:27. Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.
- Chasmer L, Kenward A, Quinton W & Petrone R (2012). Co2 exchanges within zones of rapid conversion from permafrost plateau to bog and fen land cover types. *Arctic, Antarctic, and Alpine Research*, 44(4):399–411. DOI:10.1657/1938-4246-44.4.399.
- Chen K, Wu TD, Tsang L, Li Q, Shi J & Fung A (2003). Emission of rough surfaces calculated by the integral equation method with comparison to three-dimensional moment method simulations. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 41(1):90–101. DOI:10.1109/TGRS.2002.807587.
- Chen W, Blain D, Li J, Keohler K, Fraser R, Zhang Y, Leblanc S, Olthof I, Wang J & McGovern M (2009). Biomass measurements and relationships with landsat-7/etm+ and jers-1/sar data over canada's western sub-arctic and low arctic. *International Journal of Remote Sensing*, 30(9):2355–2376. DOI:10.1080/01431160802549401.

- Cloude S (1985). Target decomposition theorems in radar scattering. *Electronics Letters*, 21(1): 22–24. DOI:10.1049/el:19850018.
- Cloude S (2009). *Polarisation: Applications in Remote Sensing*. Oxford University Press, USA, 352 pages.
- Cloude SR & Pottier E (1996). A review of target decomposition theorems in radar polarimetry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34(2):498–518.
- Cloude SR & Pottier E (1997). An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(1):68–78. DOI:10.1109/36.551935.
- Cornelissen JHC, Callaghan TV, Alatalo JM, Michelsen A, Graglia E, Hartley AE, Hik DS, Hobbie SE, Press MC, Robinson CH, Henry GHR, Shaver GR, Phoenix GK, Gwynn Jones D, Jonasson S, Chapin FS, Molau U, Neill C, Lee JA, Melillo JM, Sveinbjörnsson B & Aerts R (2001). Global change and arctic ecosystems: is lichen decline a function of increases in vascular plant biomass? *Journal of Ecology*, 89(6):984–994. DOI:10.1111/j.1365-2745.2001.00625.x.
- Corr D & Rodrigues A (2002). Alternative basis matrices for polarimetric decomposition. *Proc. Eusar*, pages 597–600.
- de Roo R, Du Y, Ulaby F & Dobson M (2001). A semi-empirical backscattering model at L-band and C-band for a soybean canopy with soil moisture inversion. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 39(4):864–872.
- Dedieu J, De Farias GB, Castaing T, Allain-Bailhache S, Pottier E, Durand Y & Bernier M (2012). Interpretation of a Radarsat-2 fully polarimetric time-series for snow cover studies in an alpine context - first results. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 38(03):336–351. DOI:10.5589/m12-027.
- Ding KH, Zurk LM & Tsang L (1994). Pair distribution-functions and attenuation rates for sticky particles in dense media. *Journal of Electromagnetic Waves and Applications*, 8(12):1585–1604.
- Dobson M, Ulaby F, Pierce L, Sharik T, Bergen K, Kellendorfer J, Kendra J, Li E, Lin YC, Nashashibi A, Sarabandi K & Siqueira P (1995). Estimation of forest biophysical characteristics in northern Michigan with SIR-C/X-SAR. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 33(4):877–895.
- Domine F, Barrere M & Morin S (2016). The growth of shrubs on high arctic tundra at Bylot Island: impact on snow physical properties and permafrost thermal regime. *Biogeosciences*, 13(23):6471–6486.
- Du J, Shi J & Rott H (2010a). Comparison between a multi-scattering and multi-layer snow scattering model and its parameterized snow backscattering model. *Remote Sensing of Environment*, 114(5):1089–1098. DOI:10.1016/j.rse.2009.12.020.
- Du J, Shi J, Tjuatja S & Chen KS (2006). A combined method to model microwave scattering from a forest medium. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(4):815–824.
- Du J, Shi J & Xiong C (2010b). A method to estimate snow water equivalent using multi-angle X-band radar observations. *IGARSS 2010*, pages 3774–3776, Honolulu, HI.
- Dubois P, van Zyl J & Engman T (1995). Measuring soil moisture with imaging radars. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 33(4):915–926. DOI:10.1109/36.406677.
- Duguay Y & Bernier M (2011a). Potential of polarimetric SAR data for snow water equivalent estimation in subarctic regions. *Proceedings of PolInSAR 2011*, ESA SP-695, volume 2011, pages 24–28, Frascati, Italy.

Duguay Y & Bernier M (2011b). Use of RADARSAT-2 data for snow characterization in subarctic regions. *Conference Proceedings of the 32nd Canadian Remote Sensing Symposium and 14th L'AQT Congress*, volume 2011, Sherbrooke, Canada.

Duguay Y & Bernier M (2012). The use of radarsat-2 and terrasarsar-x data for the evaluation of snow characteristics in subarctic regions. *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2012 IEEE International*, pages 3556–3559.

Duguay Y, Bernier M, Lévesque E & Domine F (2016). Land cover classification in subarctic regions using fully polarimetric radarsat-2 data. *Remote Sensing*, 8(9):697. DOI:10.3390/rs8090697.

Duguay Y, Bernier M, Levesque E & Tremblay B (2014). Monitoring of subarctic shrub vegetation characteristics using terrasarsar-x and radarsat-2 data. *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2014 IEEE International*, pages 1194–1197. 13-18 July.

Duguay Y, Bernier M, Lévesque E & Tremblay B (2015). Potential of C and X band SAR for shrub growth monitoring in sub-arctic environments. *Remote Sensing*, 7(7):9410–9430. DOI:10.3390/rs70709410.

Elmendorf SC, Henry GHR, Hollister RD, Bjork RG, Boulanger-Lapointe N, Cooper EJ, Cornelissen JHC, Day TA, Dorrepaal E, Elumeeva TG, Gill M, Gould WA, Harte J, Hik DS, Hofgaard A, Johnson DR, Johnstone JF, Jonsdottir IS, Jorgenson JC, Klanderud K, Klein JA, Koh S, Kudo G, Lara M, Levesque E, Magnusson B, May JL, Mercado-Diaz JA, Michelsen A, Molau U, Myers-Smith IH, Oberbauer SF, Onipchenko VG, Rixen C, Schmidt NM, Shaver GR, Spasojevic MJ, Porhallsdottir PE, Tolvanen A, Troxler T, Tweedie CE, Villareal S, Wahren CH, Walker X, Webber PJ, Welker JM & Wipf S (2012). Plot-scale evidence of tundra vegetation change and links to recent summer warming. *Nature Clim. Change*, 2(6):453–457.

ESA (2015). *PolSARpro*. <https://earth.esa.int/web/polsarpro/>. 2016-06-08.

Fierz C, Armstrong R, Durand Y, Etchevers P, Greene E, McClung D, Nishimura K, Satyawali P & Sokratov S (2009). The international classification for seasonal snow on the ground. Paris.

Foody GM & Mathur A (2004). A relative evaluation of multiclass image classification by support vector machines. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(6):1335–1343.

Forbes BC, Fauria MM & Zetterberg P (2010). Russian arctic warming and 'greening' are closely tracked by tundra shrub willows. *Global Change Biology*, 16(5):1542–1554. DOI:10.1111/j.1365-2486.2009.02047.x.

Fraser RH, Lantz TC, Olthof I, Kokelj SV & Sims RA (2014). Warming-induced shrub expansion and lichen decline in the western canadian arctic. *Ecosystems*, 17(7):1151–1168. DOI:10.1007/s10021-014-9783-3.

Freeman A (2007). Fitting a two-component scattering model to polarimetric SAR data from forests. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(8):2583–2592.

Freeman A & Durden SL (1998). A three-component scattering model for polarimetric SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(3):963–973.

Fukuda S & Hirose H (2001). Support vector machine classification of land cover: application to polarimetric sar data. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2001. IGARSS '01. IEEE 2001 International*, volume 1, pages 187–189 vol.1.

Fung A (1994). *Microwave scattering and emission models and their applications*. House A, éditeur. Artech house Norwood, MA.

- Fung AK, Li Z & Chen KS (1992). Backscattering from a randomly rough dielectric surface. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2):356–369.
- Furtado LFdA, Silva TSF & Novo EMLadM (2016). Dual-season and full-polarimetric c band sar assessment for vegetation mapping in the amazon várzea wetlands. *Remote Sensing of Environment*, 174:212–222.
- Gosselin G (2013). *L'utilisation de la polarimétrie radar et de la décomposition de Touzi pour la caractérisation et la classification des physiologies végétales des milieux humides : le cas du Lac Saint-Pierre*. Thèse de doctorat, Université de Montréal.
- Guneriussen T, Hogda KA, Johnsen H & Lauknes I (2001). InSAR for estimation of changes in snow water equivalent of dry snow. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(10):2101–2108.
- Hajnsek I, Jagdhuber T, Schon H & Papathanassiou KP (2009). Potential of estimating soil moisture under vegetation cover by means of PolSAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(2):442–454. DOI:10.1109/TGRS.2008.2009642.
- Hajnsek I, Pottier E & Cloude SR (2003). Inversion of surface parameters from polarimetric SAR. *IEEE Transactions On Geoscience and Remote Sensing*, 41(4):727–744. DOI:10.1109/TGRS.2003.810702.
- Hall DK, Riggs GA, Salomonson VV, DiGirolamo NE & Bayr KJ (2002). MODIS snow-cover products. *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2):181–194.
- Hallikainen M, Ulaby F, Dobson M, El-Rayes M & Wu LK (1985). Microwave dielectric behavior of wet soil-part 1: Empirical models and experimental observations. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, GE-23(1):25–34.
- Hallikainen MT, Ulaby FT & Abdelrazik M (1986). Dielectric properties of snow in the 3 to 37 GHz range. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, AP-34(11):1329–1340.
- Hallinger M, Manthey M & Wilmking M (2010). Establishing a missing link: warm summers and winter snow cover promote shrub expansion into alpine tundra in Scandinavia. *New Phytologist*, 186(4):890–899. DOI:10.1111/j.1469-8137.2010.03223.x.
- Hope AS, Pence KR & Stow DA (2004). Ndvi from low altitude aircraft and composited noaa avhrr data for scaling arctic ecosystem fluxes. *International Journal of Remote Sensing*, 25(20):4237–4250. DOI:10.1080/01431160310001632710.
- Huang C, Davis LS & Townshend JRG (2002). An assessment of support vector machines for land cover classification. *International Journal of Remote Sensing*, 23(4):725–749. DOI:10.1080/01431160110040323.
- Hudson JMG & Henry GHR (2009). Increased plant biomass in a high arctic heath community from 1981 to 2008. *Ecology*, 90(10):2657–2663. DOI:10.1890/09-0102.1.
- Huynen JR (1965). Measurement of the target scattering matrix. *Proceedings of the IEEE*, 53(8):936–946. DOI:10.1109/PROC.1965.4072.
- Imhoff M (1995). A theoretical analysis of the effect of forest structure on synthetic aperture radar backscatter and the remote sensing of biomass. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 33(2):341–352.
- IPCC (2013). *Climate change 2013: The physical science basis*. Stocker TF, Qin D, Plattner GK, Tignor M, Allen SK, Boschung J, Nauels A, Xia Y, Bex V & Midgley PM (éditeurs). Cambridge University Press Cambridge, UK, and New York, NY, USA, 1535 pages.

- Jagdhuber T, Hajnsek I, Bronstert A & Papathanassiou KP (2012). Soil moisture estimation under low vegetation cover using a multi-angular polarimetric decomposition. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, PP(99):1–15.
- Jia GJ, Epstein HE & Walker DA (2003). Greening of arctic alaska, 1981–2001. *Geophysical Research Letters*, 30(20):n/a–n/a. DOI:10.1029/2003GL018268. 2067.
- Ju J & Masek JG (2016). The vegetation greenness trend in canada and us alaska from 1984-2012 landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 176:1–16.
- Karam M, Fung A, Lang R & Chauhan N (1992). A microwave scattering model for layered vegetation. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 30(4):767–784.
- Karam MA, Amar F, Fung AK, Mougins E, Lopes A, Le Vine DM & Beaudoin A (1995). A microwave polarimetric scattering model for forest canopies based on vector radiative transfer theory. 53(1): 16–30.
- Kendra JR, Sarabandi K & Ulaby FT (1998). Radar measurements of snow: Experiment and analysis. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(3):864–879.
- Kennaugh E & Sloan R (1952). Effects of type of polarization on echo characteristics. OHIO STATE UNIV RESEARCH FOUNDATION COLUMBUS ANTENNA LAB.
- Koskinen JT, Pulliainen JT & Hallikainen MT (1997). The use of ERS-1 SAR data in snow melt monitoring. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(3):601–610.
- Koskinen JT, Pulliainen JT, Luojus KP & Takala M (2010). Monitoring of snow-cover properties during the spring melting period in forested areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(1):50–58.
- Kunzi KF, Patil S & Rott H (1982). Snow-cover parameters retrieved from nimbus-7 scanning multichannel microwave radiometer (smmr) data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-20(4):452–467. DOI:10.1109/TGRS.1982.350411.
- Kurvonen L, Pulliainen J & Hallikainen M (1999). Retrieval of biomass in boreal forests from multitemporal ers-1 and jers-1 sar images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(1):198–205.
- Lardeux C, Frison PL, Tison C, Souyris JC, Stoll B, Fruneau B & Rudant JP (2009). Support vector machine for multifrequency sar polarimetric data classification. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 47(12):4143–4152.
- Lardeux C, Frison PL, Tison C, Souyris JC, Stoll B, Fruneau B & Rudant JP (2011). Classification of tropical vegetation using multifrequency partial sar polarimetry. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 8(1):133–137.
- Le Toan T, Beaudoin A, Riom J & Guyon D (2002). Relating forest biomass to sar data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2):403–411.
- Le Toan T, Quegan S, Davidson MWJ, Balzter H, Paillou P, Papathanassiou K, Plummer S, Rocca F, Saatchi S, Shugart H & Ulander L (2011). The biomass mission: Mapping global forest biomass to better understand the terrestrial carbon cycle. *DESDynI VEG-3D Special Issue*, 115(11):2850–2860.
- Lee JS, Hoppel KW, Mango SA & Miller AR (1994). Intensity and phase statistics of multilook polarimetric and interferometric sar imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32(5):1017–1028.
- Lee JS & Pottier E (2009). *Polarimetric radar imaging: from basics to applications*. CRC press.

- Lee JS, Schuler DL, Ainsworth TL, Krogager E, Kasilingam D & Boerner WM (2002). On the estimation of radar polarization orientation shifts induced by terrain slopes. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(1):30–41. DOI:10.1109/36.981347.
- Lee JS, Wen JH, Ainsworth TL, Chen KS & Chen AJ (2009). Improved sigma filter for speckle filtering of SAR imagery. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 47(1):202–213.
- Leinss S, Löwe H, Proksch M, Lemmetyinen J, Wiesmann A & Hajnsek I (2016). Anisotropy of seasonal snow measured by polarimetric phase differences in radar time series. *The Cryosphere*, 10(4):1771–1797.
- Leinss S, Parrella G & Hajnsek I (2014). Snow height determination by polarimetric phase differences in x-band sar data. *Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of*, 7(9):3794–3810.
- Leinss S, Wiesmann A, Lemmetyinen J & Hajnsek I (2015). Snow water equivalent of dry snow measured by differential interferometry. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(8):3773–3790.
- Li Z, Huang L, Chen Q & Tian B (2012). Glacier snow line detection on a polarimetric sar image. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 9(4):584–588.
- Liang P, Moghaddam M, Pierce L & Lucas R (2005). Radar backscattering model for multilayer mixed-species forests. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 43(11):2612–2626.
- Liu H, Guo H & Zhang L (2015). Svm-based sea ice classification using textural features and concentration from radarsat-2 dual-pol scansar data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(4):1601–1613.
- Liu H, Zhao Z & Jezek KC (2004). Correction of positional errors and geometric distortions in topographic maps and dems using a rigorous sar simulation technique. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 70(9):1031–1042. DOI:10.14358/pers.70.9.1031.
- Longépé N (2008). *Apport de l’Imagerie SAR Satellitaire en bandes L et C pour la Caractérisation du Couvert neigeux*. Thèse de doctorat, IETR - Institut d’Électronique et de Télécommunications de Rennes, Rennes.
- Longepe N, Rakwatin P, Isoguchi O, Shimada M, Uryu Y & Yulianto K (2011). Assessment of alos palsar 50 m orthorectified fbd data for regional land cover classification by support vector machines. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 49(6):2135–2150.
- Longépé N, Shimada M, Allain S & Pottier E (2008). Capabilities of full-polarimetric palsar/alos for snowextent mapping. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, volume 4, Boston, MA.
- López-Martínez C, Pottier E & Cloude SR (2005). Statistical assessment of eigenvector-based target decomposition theorems in radar polarimetry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(9):2058–2074.
- Luojus K, Pulliainen J, Metsamaki S & Hallikainen M (2009). Enhanced sar-based snow-covered area estimation method for boreal forest zone. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 47(3):922–935.
- Luojus KP, Pulliainen JT, Metsamaki SJ & Hallikainen MT (2007). Snow-covered area estimation using satellite radar wide-swath images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(4):978–989.

- Macelloni G, Brogioni M, Montomoli F, Fontanelli G, Kern M & Rott H (2010). Evaluation of vegetation effect on the retrieval of snow parameters from backscattering measurements: A contribution to CoReH2O mission. *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2010 IEEE International*, pages 1772–1775.
- Macelloni G, Brogioni M, Montomoli F, Lemmetyinen J, Pulliainen J & Rott H (2014). Retrieval of snow water equivalent in forested area using multifrequency sar data. *EUSAR 2014; 10th European Conference on Synthetic Aperture Radar; Proceedings of*, pages 1–3.
- Macelloni G, Paloscia S, Pampaloni P, Sigismondi S, De Matthaeis P, Ferrazzoli P, Schiavon G & Solimini D (1999). The sir-c/x-sar experiment on montespertoli: Sensitivity to hydrological parameters. *International Journal of Remote Sensing*, 20(13):2597–2612. DOI:10.1080/014311699211958.
- Macelloni G, Pettinato S, Santi E, Rott H, Cline D & Rebhan H (2008). Impact of vegetation in the retrieval of snow parameters from backscattering measurements at the X- and Ku-bands. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2008. IGARSS 2008. IEEE International*, volume 3, pages III – 218–III – 221.
- Magagi R & Bernier M (2003). Optimal conditions for wet snow detection using RADARSAT SAR data. *Remote Sensing of Environment*, 84(2):221–233.
- Magagi R, Bernier M & Bouchard MC (2002a). Use of ground observations to simulate the seasonal changes in the backscattering coefficient of the subarctic forest. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(2):281–297.
- Magagi R, Bernier M & Ung CH (2002b). Quantitative analysis of radarsat sar data over a sparse forest canopy. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 40(6):1301–1313.
- Martini A (2005). *Téledétection d'un couvert neigeux en milieux alpins à partir de données SAR polarimétriques multi-fréquentielles et multi-temporelles*. Thèse de doctorat, IETR - Institut d'Électronique et de Télécommunications de Rennes, Rennes.
- Martini A, Ferro-Famil L, Pottier E & Dedieu JP (2006). Dry snow discrimination in alpine areas from multi-frequency and multi-temporal SAR data. *See Proceedings-Radar Sonar and Navigation*, 153(3):271–278. DOI:10.1049/ip-rsn:20045104.
- Mätzler C (1996). Microwave permittivity of dry snow. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34(2):573–581.
- Mätzler C (2002). Relation between grain-size and correlation length of snow. *Journal of Glaciology*, 48(162):461–466.
- Mätzler C, Aebischer H & Schanda E (1984). Microwave dielectric properties of surface snow. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, OE-9(5):366–371.
- McDonald K, Dobson M & Ulaby F (1990). Using mimics to model I-band multiangle and multitemporal backscatter from a walnut orchard. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 28(4):477–491.
- McManus KM, Morton DC, Masek JG, Wang D, Sexton JO, Nagol JR, Ropars P & Boudreau S (2012). Satellite-based evidence for shrub and graminoid tundra expansion in northern quebec from 1986 to 2010. *Global Change Biology*, 18(7):2313–2323. DOI:10.1111/j.1365-2486.2012.02708.x.
- Monsivais-Huertero A, Chenerie I & Sarabandi K (2008). Sahelian-grassland parameter estimation from backscattered radar response. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2008. IGARSS 2008. IEEE International*, volume 3, pages III – 1119–III – 1122.

- Mountrakis G, Im J & Ogole C (2011). Support vector machines in remote sensing: A review. *{ISPRS} Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(3):247 – 259. DOI:<http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2010.11.001>.
- Muhuri A, Manickam S & Bhattacharya A (2017). Scattering mechanism based snow cover mapping using radarsat-2 c-band polarimetric sar data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10(7):3213–3224.
- Musick H, Schaber GS & Breed CS (1998). Airsar studies of woody shrub density in semiarid rangeland: Jornada del muerto, new mexico. *Remote Sensing of Environment*, 66(1):29–40.
- Myers-Smith IH, Forbes BC, Wilmsking M, Hallinger M, Lantz T, Blok D, Tape KD, Macias-Fauria M, Sass-Klaassen U, Lévesque E, Boudreau S, Ropars P, Hermanutz L, Trant A, Collier LS, Weijers S, Rozema J, Rayback SA, Schmidt NM, Schaepman-Strub G, Wipf S, Rixen C, Bauduin-Ménard C, Venn S, Goetz S, Andreu-Hayles L, Elmendorf S, Ravolainen V, Welker J, Grogan P, Epstein HE & Hik DS (2011). Shrub expansion in tundra ecosystems: dynamics, impacts and research priorities. *Environmental Research Letters*, 6(4):045509.
- Myneni RB, Keeling CD, Tucker CJ, Asrar G & Nemani RR (1997). Increased plant growth in the northern high latitudes from 1981 to 1991. *Nature*, v. 386(no. 6626):pp. 698–701–1997 v.386 no.6626.
- Nagler T & Rott H (2000). Retrieval of wet snow by means of multitemporal sar data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(2):754–765.
- Neumann M, Ferro-Famil L, Jager M, Reigber A & Pottier E (2009). A polarimetric vegetation model to retrieve particle and orientation distribution characteristics. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2009 IEEE International, IGARSS 2009*, volume 4, pages IV–145–IV–148.
- Neumann M, Saatchi S, Ulander LMH & Fransson JES (2012). Assessing performance of l- and p-band polarimetric interferometric sar data in estimating boreal forest above-ground biomass. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 50(3):714–726.
- Oh Y, Sarabandi K & Ulaby F (2002). Semi-empirical model of the ensemble-averaged differential mueller matrix for microwave backscattering from bare soil surfaces. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 40(6):1348–1355.
- Oh Y, Sarabandi K & Ulaby FT (1992). An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2): 370–381.
- Olthof I & Pouliot D (2010). Treeline vegetation composition and change in canada's western subarctic from avhrr and canopy reflectance modeling. *Remote Sensing of Environment*, 114(4): 805–815.
- Oveisgharan S, Saatchi SS & Hensley S (2015). Sensitivity of pol-insar measurements to vegetation parameters. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53(12):6561–6572.
- Paradis M, Lévesque E & Boudreau S (2016). Greater effect of increasing shrub height on winter versus summer soil temperature. *Environmental Research Letters*, 11(8):085005.
- Park SE, Yamaguchi Y, Singh G, Yamaguchi S & Whitaker AC (2014). Polarimetric sar response of snow-covered area observed by multi-temporal alos palsar fully polarimetric mode. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(1):329–340. DOI:10.1109/TGRS.2013.2240000.
- Patel P, Srivastava HS, Panigrahy S & Parihar JS (2006). Comparative evaluation of the sensitivity of multi-polarized multi-frequency sar backscatter to plant density. *International Journal of Remote Sensing*, 27(2):293–305. DOI:10.1080/01431160500214050.

- Pearson RG, Phillips SJ, Loranty MM, Beck PSA, Damoulas T, Knight SJ & Goetz SJ (2013). Shifts in arctic vegetation and associated feedbacks under climate change. *Nature Clim. Change*, 3(7):673–677.
- Picard G, Le Toan T, Quegan S, Caraglio Y & Castel T (2004). Radiative transfer modeling of cross-polarized backscatter from a pine forest using the discrete ordinate and eigenvalue method. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 42(8):1720 – 1730. DOI:10.1109/TGRS.2004.831229.
- Piesbergen J, Holecz F & Haefner H (1995). Snow cover monitoring using multitemporal ers-1 sar data. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1995. IGARSS '95. 'Quantitative Remote Sensing for Science and Applications', International*, volume 3, pages 1750–1752 vol.3.
- Polder D & van Santen JH (1946). The effective permeability of mixtures of solids. *Physica*, 12(5):257–271.
- Pottier E & Cloude SR (1997). Application of the h/a/alpha polarimetric decomposition theorem for land classification. volume 3120, pages 132–143.
- Provencher-Nolet L, Bernier M & Lévesque E (2014). Quantification des changements récents à l'écotone forêt-toundra à partir de l'analyse numérique de photographies aériennes. *Écoscience*, 21(3-4):419–433.
- Quegan S, Toan TL, Chave J, Dall J, Papathanassiou K, Rocca F, Ulander L & Williams M (2012). Report for mission selection: Biomass. ESA.
- Quegan S, Toan TL, Yu JJ, Ribbes F & Floury N (2000). Multitemporal ers sar analysis applied to forest mapping. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(2):741–753.
- Ranson KJ & Sun G (1994a). Mapping biomass of a northern forest using multifrequency sar data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32(2):388–396.
- Ranson KJ & Sun G (1994b). Northern forest classification using temporal multifrequency and multipolarimetric sar images. *Remote Sensing of Forest Ecosystems*, 47(2):142–153.
- Rauste Y (2005). Multi-temporal jers sar data in boreal forest biomass mapping. 97(2):263–275.
- Rignot E, Williams C, Way J & Viereck L (1994). Mapping of forest types in alaskan boreal forests using sar imagery. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 32(5):1051–1059.
- Ropars P & Boudreau S (2012). Shrub expansion at the forest-tundra ecotone: spatial heterogeneity linked to local topography. *Environmental Research Letters*, 7(1):015501.
- Rosen P, Hensley S, Shaffer S, Edelstein W, Kim Y, Kumar R, Misra T, Bhan R, Satish R & Sagi R (2016). An update on the nasa-isro dual-frequency dbf sar (nisar) mission. *2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, pages 2106–2108.
- Rosenqvist A, Shimada M, Chapman B, Freeman A, De Grandi G, Saatchi S & Rauste Y (2000). The global rain forest mapping project - a review. *International Journal of Remote Sensing*, 21(6-7):1375–1387. DOI:10.1080/014311600210227.
- Rosenqvist A, Shimada M, Chapman B, McDonald K, Grandi GD, Jonsson H, Williams C, Rauste Y, Nilsson M, Sango D & Matsumoto M (2004). An overview of the jers-1 sar global boreal forest mapping (gbfm) project. *IGARSS 2004. 2004 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, volume 2, pages 1033–1036 vol.2.
- Rott H, Cline D, Duguay C, Essery R, Etchevers P, Hajnsek I, Kern M, Macelloni G, Malnes E, Pulliainen J & Yueh S (2011). CoReH₂O, a dual frequency radar satellite for COld REgions Hydrology. *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2011 IEEE International*, pages 2729–2732.

- Rott H, Cline D, Duguay C, Essery R, Haas C, Haas C, Macelloni G, Malnes E, Pulliainen J, Rebhan H & Yueh S (2008). CoReH₂O - a Ku- and X-band SAR mission for snow and ice monitoring. *Synthetic Aperture Radar (EUSAR), 2008 7th European Conference on*, pages 1–4.
- Rott H, Heidinger M, Nagler T, Cline D & Yueh S (2009). Retrieval of snow parameters from Ku-band and X-band radar backscatter measurements. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, volume 2.
- Rott H, Yueh SH, Cline DW, Duguay C, Essery R, Haas C, Heliere F, Kern M, MacElloni G, Malnes E, Nagler T, Pulliainen J, Rebhan H & Thompson A (2010). Cold regions hydrology high-resolution observatory for snow and cold land processes. *Proceedings of the IEEE*, 98(5):752–765.
- Sarker MLR, Nichol J, Iz HB, Ahmad BB & Rahman AA (2013). Forest biomass estimation using texture measurements of high-resolution dual-polarization c-band sar data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(6):3371–3384.
- Schimel JP, Bilbrough C & Welker JM (2004). Increased snow depth affects microbial activity and nitrogen mineralization in two arctic tundra communities. *Soil Biology and Biochemistry*, 36(2):217–227.
- Shi J & Dozier J (1997). Mapping seasonal snow with sir-c/x-sar in mountainous areas. *Remote Sensing of Environment*, 59(2):294–307.
- Shi JC & Dozier J (2000a). Estimation of snow water equivalence using SIR-C/X-SAR, part I: Inferring snow density and subsurface properties. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(6):2465–2474.
- Shi JC & Dozier J (2000b). Estimation of snow water equivalence using SIR-C/X-SAR, part II: Inferring snow depth and particle size. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(6):2475–2488.
- Shiroma GHX, de Macedo KAC, Wimmer C, Moreira JR & Fernandes D (2016). The dual-band polinsar method for forest parametrization. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(7):3189–3201.
- Singh G, Venkataraman G, Yamaguchi Y & Park SE (2014). Capability assessment of fully polarimetric alos-palsar data for discriminating wet snow from other scattering types in mountainous regions. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 52(2):1177–1196.
- Soja MJ, Sandberg G & Ulander LMH (2012). Regression-based retrieval of boreal forest biomass in sloping terrain using p-band sar backscatter intensity data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(5):2646–2665.
- Stow DA, Hope A, McGuire D, Verbyla D, Gamon J, Huemmrich F, Houston S, Racine C, Sturm M, Tape K, Hinzman L, Yoshikawa K, Tweedie C, Noyle B, Silapaswan C, Douglas D, Griffith B, Jia G, Epstein H, Walker D, Daeschner S, Petersen A, Zhou L & Myneni R (2004). Remote sensing of vegetation and land-cover change in arctic tundra ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, 89(3):281–308.
- Sturm M, Holmgren J & Liston GE (1995). A seasonal snow cover classification system for local to global applications. *J. Climate*, 8(5):1261–1283. DOI:10.1175/1520-0442(1995)008<1261:ASSCCS>2.0.CO;2.
- Sturm M, Holmgren J, McFadden JP, Liston GE, Chapin FS & Racine CH (2001a). Snow-shrub interactions in arctic tundra: A hypothesis with climatic implications. *J. Climate*, 14(3):336–344. DOI:10.1175/1520-0442(2001)014<0336:SSIAT>2.0.CO;2.

- Sturm M, Racine C & Tape K (2001b). Climate change: Increasing shrub abundance in the arctic. *Nature*, 411(6837):546–547.
- Sturm M, Schimel J, Michaelson G, Welker J, Oberbauer S, Liston G, Fahnestock J & V.E. R (2005). Winter biological processes could help convert arctic tundra to shrubland. *BioScience*, 55(1):17–26.
- Svoray T, Shoshany M, Curran PJ, Foody GM & Perevolotsky A (2001). Relationship between green leaf biomass volumetric density and ers-2 sar backscatter of four vegetation formations in the semi-arid zone of israel. *International Journal of Remote Sensing*, 22(8):1601–1607. DOI:10.1080/01431160116869.
- Tan CP, Koay JY, Lim KS, Ewe HT & Chuah HT (2007). Classification of multi-temporal sar images for rice crops using combined entropy decomposition and support vector machine technique. *Progress In Electromagnetics Research*, 71:19–39.
- Tape K, Sturm M & Racine C (2006). The evidence for shrub expansion in northern alaska and the pan-arctic. *Global Change Biology*, 12(4):686–702. DOI:10.1111/j.1365-2486.2006.01128.x.
- Tiuri ME, Sihvola AH, Nyfors EG & Hallikainen MT (1984). Complex dielectric constant of snow at microwave frequencies. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, OE-9(5):377–382.
- Toutin T, Wang H, Chomaz P & Pottier E (2013). Orthorectification of full-polarimetric radarsat-2 data using accurate lidar dsm. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(12): 5252–5258. DOI:10.1109/TGRS.2012.2233206.
- Touzi R (2004). Target scattering decomposition of one-look and multi-look SAR data using a new coherent scattering model: The TSVM. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, volume 4, pages 2491–2494.
- Touzi R (2007). Target scattering decomposition in terms of roll-invariant target parameters. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(1):73–84.
- Touzi R (2016). Polarimetric target scattering decomposition: A review. *2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, pages 5658–5661.
- Touzi R, Deschamps A & Rother G (2009). Phase of target scattering for wetland characterization using polarimetric C-band SAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(9): 3241–3261.
- Touzi R & Gosselin G (2010). Peatland subsurface water flow monitoring using polarimetric I-band palsar. *2010 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pages 750–753.
- Tremblay B, Lévesque E & Boudreau S (2012). Recent expansion of erect shrubs in the low arctic: evidence from eastern nunavik. *Environmental Research Letters*, 7(3):035501.
- Trudel M, Magagi R & Granberg HB (2009). Application of target decomposition theorems over snow-covered forested areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(2): 508–512. DOI:10.1109/tgrs.2008.2009122.
- Tsang L & Kong JA (1980). Multiple scattering of electromagnetic waves by random distributions of discrete scatterers with coherent potential and quantum mechanical formalism. *Journal of Applied Physics*, 51(7):3465–3485. DOI:10.1063/1.328200.
- Tsang L, Kubacsi MC & Kong JA (1981). Radiative transfer theory for active remote sensing of a layer of small ellipsoidal scatterers. *Radio Sci.*, 16(3):321–329.
- Tsang L, Pan J, Liang D, Li Z, Cline DW & Tan Y (2007). Modeling active microwave remote sensing of snow using dense media radiative transfer (DMRT) theory with multiple-scattering effects. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 45(4):990–1004.

- Ulaby FT & Elachi C (1990). *Radar polarimetry for geoscience applications*. Artech House, Inc., 376 p. No individual items are abstracted in this volume., Norwood, MA,.
- Ulaby FT, Long DG, Blackwell WJ, Elachi C, Fung AK, Ruf C, Sarabandi K, Zebker HA & Van Zyl J (2014). *Microwave radar and radiometric remote sensing*. University of Michigan Press, Ann Arbor, 984 pages.
- Ulaby FT, Moore RK & Fung AK (1981). *Microwave remote sensing : active and passive. I, Microwave remote sensing fundamentals and radiometry*. Addison-Wesley Pub. Co., Advanced Book Program/World Science Division, Reading, Mass., 456 pages.
- Ulaby FT, Moore RK & Fung AK (1982). *Microwave remote sensing : active and passive. II, Radar remote sensing and surface scattering and emission theory*. House A, éditeur. volume 2. Addison-Wesley, Reading (Mass.), 608 pages.
- Ulaby FT, Moore RK & Fung AK (1986). *Microwave remote sensing : active and passive. III, From theory to applications*. House A, éditeur. volume 3. Addison-Wesley, Reading (Mass.), 1120 pages.
- Ulaby FT, SARABANDI K, McDONALD K, WHITT M & DOBSON MC (1990). Michigan microwave canopy scattering model. *International Journal of Remote Sensing*, 11(7):1223–1253. DOI:10.1080/01431169008955090.
- Van Zyl J, Arii M & Kim Y (2011). Model-based decomposition of polarimetric SAR covariance matrices constrained for nonnegative eigenvalues. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 49(9):3452–3459. DOI:10.1109/TGRS.2011.2128325.
- Van Zyl J & Kim Y (2011). *Synthetic aperture radar polarimetry*. JPL space science and technology series. J. Wiley & Sons, Hoboken, NJ.
- Way J, Paris J, Kasischke E, Slaughter C, Viereck L, Christensen N, Dobson MC, Ulaby F, Richards J, Milne A, Sieber A, Ahern FJ, Simonett D, Hoffer R, Imhoff M & Weber J (1990). The effect of changing environmental conditions on microwave signatures of forest ecosystems: preliminary results of the March 1988 Alaskan aircraft SAR experiment. *International Journal of Remote Sensing*, 11(7):1119–1144.
- Wen B, Tsang L, Winebrenner DP & Ishimaru A (1990). Dense medium radiative transfer theory: Comparison with experiment and application to microwave remote sensing and polarimetry. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 28(1):46–59.
- Wu TF, Lin CJ & Weng RC (2004). Probability estimates for multi-class classification by pairwise coupling. *J. Mach. Learn. Res.*, 5:975–1005.
- Wulder M & Nelson T (2003). Eosd land cover classification legend report. version 2. Natural Resources Canada, Canadian Forest Service, Pacific Forestry Centre, Victoria, BC.
- Xu X, Tsang L & Yueh S (2012). Electromagnetic models of co/cross polarization of bicontinuous/dmrt in radar remote sensing of terrestrial snow at x- and ku-band for coreh2o and sclp applications. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, 5(3):1024–1032.
- Yamaguchi Y, Moriyama T, Ishido M & Yamada H (2005). Four-component scattering model for polarimetric SAR image decomposition. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(8):1699–1706.
- Yueh SH, Dinardo SJ, Akgiray A, West R, Cline DW & Elder K (2009). Airborne Ku-band polarimetric radar remote sensing of terrestrial snow cover. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(10):3347–3364. DOI:10.1109/tgrs.2009.2022945.

Zhang L, Zou B, Zhang J & Zhang Y (2010). Classification of polarimetric sar image based on support vector machine using multiple-component scattering model and texture features. *EUR-ASIP J. Adv. Signal Process*, 2010:1:1–1:9. DOI:10.1155/2010/960831.