UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

MESURE ET MODÉLISATION DES CARACTÉRISTIQUES MICRO-ONDES DE SOLS NORDIQUES POUR LA TÉLÉDÉTECTION RADAR DE LA NEIGE

THÈSE PRÉSENTÉE
COMME EXIGENCE PARTIELLE DU

DOCTORAT EN SCIENCES DE L'ENVIRONNEMENT
OFFERT PAR L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL
EN ASSOCIATION AVEC
L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

PAR
ALEX GÉLINAS

AOÛT 2026

Université du Québec à Trois-Rivières

Service de la bibliothèque

Avertissement

L'auteur de ce mémoire, de cette thèse ou de cet essai a autorisé l'Université du Québec à Trois-Rivières à diffuser, à des fins non lucratives, une copie de son mémoire, de sa thèse ou de son essai.

Cette diffusion n'entraîne pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits de propriété intellectuelle, incluant le droit d'auteur, sur ce mémoire, cette thèse ou cet essai. Notamment, la reproduction ou la publication de la totalité ou d'une partie importante de ce mémoire, de cette thèse et de son essai requiert son autorisation.

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC A TROIS-RIVIÈRES

DOCTORAT EN SCIENCES DE L'ENVIRONNEMENT(PH.D.)

Thèse dirigée par :

Alexandre Roy — Directeur de recherche
Université du Québec à Trois-Rivières

Alexandre Langlois — Codirecteur de recherche
Université de Sherbrooke

Jury d'évaluation :

Alexandre Roy — Directeur de recherche
Université du Québec à Trois-Rivières

Alexandre Langlois — Codirecteur de recherche
Université de Sherbrooke

Marie-Pier Hébert — Présidente du jury
Université du Québec à Trois-Rivières

Marion Leduc-Leballeur — Évaluatrice externe
Nello Carrara Institute of Applied Physics

Marco Carrera — Évaluateur externe
Environnement et changements climatiques Canada

Thèse soutenue : 30 juin 2026

Déclaration d'utilisation de l'intelligence artificielle

Dans le cadre de ce travail universitaire :

- ☐ je n'ai jamais utilisé les outils d'intelligence artificielle (IA) pour la production de ce document.
- ☐ j'ai utilisé des outils d'intelligence artificielle (IA) afin de faciliter certaines étapes du processus de production de ce document. Ces outils ont été employés conformément aux directives académiques et dans le respect des principes d'intégrité.

Détails de l'utilisation

1. **Outils utilisés :**

2. **Objectifs :**

   Assistance pour la recherche d'informations, dont :

   - ☐ Production de résumés sur des sujets complexes
   - ☐ Recherche de sources de données
   - ☐ Analyse de documents pour l'extraction d'idées clés

   ☐ Aide pour la structuration globale du travail
   ☐ Aide à la reformulation de certaines phrases
   ☐ Correction grammaticale et amélioration du style d'écriture
   ☐ Rédaction de paragraphes ou de transition, expliquer comment vous avez assuré l'originalité et l'intégrité de votre travail :
   ☐ Autres, spécifier et expliquez comment vous avez assuré l'originalité et l'intégrité de votre travail :

Engagement personnel

Je confirme que l'utilisation de l'IA s'est limitée à un rôle d'assistance technique et que l'ensemble des analyses, interprétations et conclusions présentées dans ce document sont le fruit de mon propre travail intellectuel. Ainsi :

- les informations générées par ces outils ont été vérifiées et croisées avec des sources fiables ;
- les contenus suggérés par l'IA ont été modifiés et adaptés pour répondre aux exigences du travail et refléter mes propres idées et analyses ;
- aucune utilisation de l'IA n'a été faite pour contourner les efforts intellectuels ou les obligations liées à ce travail.

Date et signature :

Remerciements

J'aimerais d'abord remercier mes directeurs de thèse, Alexandre Roy et Alexandre Langlois, pour leur patience, leur soutien et leurs conseils tout au long de ce projet. Malgré les défis rencontrés, leur encadrement et leur confiance m'ont permis de mener à bien cette thèse. Grâce à eux, j'ai eu la chance de participer dans des projets de recherche importants, de découvrir de nouveaux endroits et de nouvelles cultures et de collaborer avec des chercheurs de renom.

Je veux aussi remercier tous les co-auteurs de mes publications pour leur contribution à la réalisation de ce projet. Des remerciements particuliers vont à Bilal Filali, François Demontoux et Benoît Montpetit qui m'ont grandement aidé à aligner mes idées et m'ont permis de bien mener à terme les différentes étapes de ce projet.

Je tiens aussi à remercier les membres de mon jury de thèse pour avoir accepté de participer à l'évaluation de ce projet et pour leurs commentaires constructifs. L'échange avec les membres du jury durant la soutenance a été très enrichissant et me rendent positif quant à l'avenir de ce projet et de mes travaux de recherche.

Je remercie également les organismes qui ont soutenu financièrement ou matériellement ces travaux, notamment l'Agence spatiale canadienne (ASC) par l'intermédiaire de la subvention FAST 2019 (19FAWATA23), le Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada (NSERC), le Fonds de recherche du Québec – Nature et technologies (FRQNT), le Programme de formation scientifique dans le Nord (NSTP), le Fonds de collaboration et d'innovation (FCI) et le Centre d'études nordiques (CEN), ainsi que Mitacs Globalink et le Bureau des relations internationales de l'Université du Québec à Trois-Rivières (UQTR). Je remercie les équipes de l'Environnement et Changement climatique Canada (ECCC), de l'Université de Waterloo, de l'Université de Sherbrooke et de l'UQTR pour leur aide lors des campagnes de terrain et de l'acquisition des données.

Je remercie aussi tous les collègues et amis que j'ai rencontrés au cours de ces années. Beaucoup de moments plus difficiles ont définitivement été rendus plus agréables grâce à leur présence et beaucoup de moments déjà très agréables ont été rendus encore plus mémorables grâce à eux.

Je remercie ma famille, mes proches et mes amis pour leur curiosité, leur soutien, leur patience et leurs encouragements au cours de ces années.

Et finalement, Priscilla, merci pour tout !

Résumé

L'estimation de l'équivalent en eau de la neige (SWE) à haute résolution est un enjeu central pour l'hydrologie des régions froides et le suivi des changements climatiques. Les observations par Radar à synthèse d'ouverture (SAR) offrent une voie prometteuse pour améliorer la résolution spatiale des produits de neige, notamment avec la mission en développement à l'Agence spatiale canadienne (ASC), *Terrestrial Snow Mass Mission* (TSMM). Cependant, l'interprétation du signal radar ne dépend pas seulement du manteau neigeux. Aux fréquences micro-ondes pertinentes, la permittivité diélectrique et la rugosité du sol sous-jacent peuvent contribuer fortement à la rétrodiffusion et aux incertitudes d'inversion. Cette thèse vise donc à mieux représenter les caractéristiques micro-ondes du sol sous la neige, de la mesure expérimentale à leur utilisation dans un modèle de transfert radiatif micro-onde.

Le premier volet développe et valide une Sonde coaxiale à extrémité ouverte (OECP) large bande dans les micro-ondes à grande ouverture, conçue pour mesurer la permittivité de matériaux hétérogènes. La sonde couvre la plage de 0.5 à 18 GHz, soit les fréquences pertinentes pour les applications micro-ondes sur neige, de la bande L à la bande Ku. Les essais avec des solutions d'étalonnage, des mesures de profondeur de pénétration et des sols soumis à des cycles de gel-dégel montrent que l'instrument suit la réponse diélectrique de sols minéraux et organiques. La sonde permet aussi de caractériser rapidement et fidèlement la diélectrique des sols sur le terrain en régions éloignées.

Le deuxième volet utilise cette sonde pour constituer une base de 2880 mesures de permittivité sur 18 sols couvrant un gradient de matière organique, quatre niveaux de teneur en eau et huit paliers de température entre $-20\,^{\circ}\mathrm{C}$ et $20\,^{\circ}\mathrm{C}$. Huit Modèle de mélange diélectrique (DMM) sont évalués sur cinq bandes de fréquences, de la bande L à la bande Ku, avec un régresseur Forêt aléatoire (RF) comme référence statistique. Les modèles performent généralement bien dans leurs domaines de calibration, mais leur transférabilité diminue vers les sols fortement organiques, les fréquences plus élevées ou les transitions gel-dégel. En conditions gelées, la façon dont les modèles représentent l'eau résiduelle non gelée ressort comme un facteur plus déterminant que le type de sol sur lequel ils ont été calibrés.

Le troisième volet évalue l'effet de la paramétrisation du sol dans une inversion radar multi-fréquences sous neige avec le modèle *Snow Microwave Radiative Transfer* (SMRT). À partir d'observations SAR en bandes L, C et X acquises à Powassan, en Ontario, la rugosité et la permittivité du sol sont inversées conjointement afin de reproduire la rétrodiffusion observée. La stratégie d'inversion atteint une forte concordance globale entre simulations et observations, avec $R^2 = 0.87$ et une erreur quadratique moyenne de 1.25 dB. Les analyses de sensibilité indiquent que la bande L est surtout contrôlée par la rugosité de surface, tandis que les bandes C et X sont davantage sensibles à la partie réelle de la permittivité. Les paramètres inversés doivent toutefois être interprétés comme des valeurs effectives à l'échelle radar, influencées par l'hétérogénéité du sol, les transitions gel-dégel et la couche basale de neige.

La thèse montre que la représentation du sol constitue une composante nécessaire des approches radar visant l'estimation du SWE. Elle fournit un outil de mesure, une base de données multi-fréquences et une application pour les inversions visant à mieux contraindre la contribution du sol sous neige. Ces résultats soutiennent le développement de chaînes

d'inversion plus robustes pour les futures missions radar dédiées à la neige dont la mission TSMM de l'ASC.

Mots-clés : télédétection radar de la neige, équivalent en eau de la neige, permittivité diélectrique du sol, rugosité du sol, modèles de mélange diélectrique, sols nordiques, sonde coaxiale large bande

Abstract

Accurate retrieval of Snow Water Equivalent (SWE) at high spatial resolution remains a central challenge for cold-region hydrology and climate monitoring. Synthetic Aperture Radar (SAR) observations provide a promising path toward finer-resolution snow products, particularly with the Terrestrial Snow Mass Mission (TSMM) mission under development at the Canadian Space Agency (CSA). However, the radar signal is not controlled by the snowpack alone. At microwave frequencies relevant to snow applications, the dielectric permittivity and roughness of the underlying soil can strongly affect backscatter and introduce uncertainty into retrieval chains. This thesis therefore aims to improve the representation of soil microwave characteristics beneath snow, from experimental measurement to their use in microwave radiative transfer modeling.

The first part develops and validates a wideband, large-aperture Open-Ended Coaxial Probe (OECP) designed to measure the permittivity of heterogeneous materials. The probe operates from 0.5 to 18 GHz, covering frequencies relevant to microwave snow remote sensing from L-band to Ku-band. Tests with calibration liquids, penetration-depth experiments, and soil samples subjected to freeze-thaw cycles show that the instrument can monitor the dielectric response of mineral and organic soils under controlled conditions. The probe also enables rapid and reliable characterization of soil dielectric properties in the field in remote regions.

The second part uses this probe to build a database of 2880 permittivity measurements acquired on 18 soils spanning a soil organic matter gradient, four water-content levels, and eight temperature steps between $-20\,^{\circ}\mathrm{C}$ and $20\,^{\circ}\mathrm{C}$. Eight Dielectric Mixing Model (DMM) formulations are evaluated across five frequency bands from L-band to Ku-band, with a Random Forest (RF) regressor included as a statistical reference. The results show that the models generally perform well within their original calibration domains, but their transferability decreases when conditions extend toward highly organic soils, higher frequencies, or freeze-thaw transitions. Under frozen conditions, the way models represent residual unfrozen water emerges as a stronger control than the soil type on which they were calibrated.

The third part evaluates the effect of the soil parameterization in a multi-frequency radar inversion under snow using the Snow Microwave Radiative Transfer (SMRT) model. Using L-, C-, and X-band SAR observations acquired in Powassan, Ontario, soil roughness and permittivity are jointly inverted to reproduce observed backscatter. The inversion strategy achieves strong overall agreement between simulations and observations, with $R^2 = 0.87$ and a root mean square error of 1.25 dB. Sensitivity analyses indicate that L-band backscatter is mainly controlled by surface roughness, whereas C- and X-band backscatter is more sensitive to the real part of soil permittivity. The inverted parameters must nevertheless be interpreted as effective radar-scale values influenced by soil spatial heterogeneity, freeze-thaw transitions, and basal snow-layer properties.

Overall, this thesis shows that soil representation is a necessary component of radar approaches aimed at retrieving SWE. It provides a measurement tool, a multi-frequency database, and an inversion application to help constrain the substrate contribution beneath snow. These results support the development of more robust retrieval chains for future radar snow missions, including the TSMM mission of the CSA.

Keywords: radar remote sensing of snow, snow water equivalent, soil dielectric permittivity, soil roughness, dielectric mixing models, northern soils, coaxial probe

Table des matières

Remerciements ..... **iii**

Résumé ..... **iv**

Abstract ..... **vi**

Table des matières ..... **viii**

Liste des tableaux ..... **x**

Liste des figures ..... **xi**

Liste des acronymes ..... **xiv**

I Introduction générale **1**

1.1 Mise en contexte 1

1.2 Problématique 4

1.3 Objectifs et hypothèses de recherche 8

1.4 Structure de la thèse 10

II Cadre théorique **12**

2.1 Permittivité complexe de l'eau 12

2.2 Composantes diélectriques des sols 18

2.3 Modèles de mélange diélectrique des sols 23

2.4 Télédétection micro-onde 27

III Sonde coaxiale pour la caractérisation diélectrique **34**

3.1 Présentation de l'article 36

3.2 Résumé français 36

3.3 Résumé anglais 37

3.4 Introduction 38

3.5 Theory and methodology 40

3.6 Results and discussion 45

3.7 Conclusion 51

3.8 Acknowledgement 51

3.9 References 52

IV Base de donnée diélectrique et modèle de mélange 58
4.1 Présentation de l'article 60
4.2 Résumé français 61
4.3 Résumé anglais 61
4.4 Introduction 62
4.5 Methodology 64
4.6 Random Forest permittivity model 69
4.7 Dielectric mixing models 69
4.8 Results 73
4.9 Discussion 81
4.10 Conclusion 90
4.11 Acknowledgement 91
4.12 Data availability 91
4.13 Model implementations 92
4.14 References 92
4.A Appendix Supplementary Figures 97

V Inversion SAR des propriétés micro-ondes du sol 104
5.1 Présentation de l'article 106
5.2 Résumé français 107
5.3 Résumé anglais 108
5.4 Introduction 108
5.5 Field data acquisition 111
5.6 Data processing and modelling 114
5.7 Results 118
5.8 Discussion 125
5.9 Conclusion 130
5.10 Acknowledgements 131
5.11 References 132

VI Conclusion générale 137
6.1 Synthèse et apports 137
6.2 Retour sur les objectifs et hypothèses 138
6.3 Limites et perspectives 139

Financements 142

Références des chapitres 1 et 2 143

A Annexe Contributions hors thèse 155

Liste des tableaux

Tableau 1.1 Complémentarité des échelles d'observation de la neige 2

Tableau 2.1 Permittivités typiques des composantes d'un sol. 21

Tableau 2.2 Seuils d'eau liée m_{g1} et m_{g2} selon le type de sol 22

Table 3.1 Frequency bands for average permittivity computation 44

Table 3.2 Permittivity of frozen and thawed sample for relevant bands. 50

Table 4.1 Summary of soil sample properties 66

Table 4.2 Frequency bands for average permittivity computation 68

Table 4.3 Applicability limits of dielectric mixing models 72

Table 4.4 Interpretation of out-of-range use by model type 73

Table 4.5 Soil organic matter classes. 74

Table 4.6 Key characteristics of target microwave missions 88

Table 5.1 Radar frequencies and acquisition dates 114

Table 5.2 Optimization statistics for Figure 5.4 120

Table 5.3 Penetration depth values estimation 126

Liste des figures

Figure 1.1 Organigramme de la thèse 11

Figure 2.1 Propagation d'une onde électromagnétique 13

Figure 2.2 Permittivité de l'eau en fonction de la fréquence. 13

Figure 2.3 Différence entre la permittivité de l'eau et de la glace 14

Figure 2.4 Réponse dipolaire sous champ électrique 14

Figure 2.5 Permittivité en fonction de la teneur en eau 16

Figure 2.6 Représentation d'un sol minéral humide 19

Figure 2.7 Répartition du carbone organique dans l'hémisphère nord 22

Figure 2.8 Teneur en eau non gelée d'un sol lors d'un cycle de gel-dégel 26

Figure 2.9 Principe de la télédétection active et passive. 28

Figure 2.10 Milieu multicouche modélisé par SMRT. 31

Figure 2.11 Diffusion et rétrodiffusion dans un manteau neigeux. 31

Figure 3.1 Probe schematic, experimental setup and instrumentation 40

Figure 3.2 Probe calibration results 45

Figure 3.3 Estimation of probe signal penetration depth on dried paper. 46

Figure 3.4 Estimation of probe signal penetration depth on soaked paper 46

Figure 3.5 Probe measurement of dry sand permittivity 48

Figure 3.6 Freeze/thaw cycle of sand with 25% w/w gravimetric moisture 48

Figure 3.7 Freeze/thaw cycle of wet organic mesic soil. 49

Figure 4.1 Soil sample provenance. 65

Figure 4.2 RF predicted vs. measured permittivity 75
Figure 4.3 RF variable importance scores 76
Figure 4.4 Permittivity vs. VWC — mineral samples. 77
Figure 4.5 Permittivity vs. temperature — mineral samples 78
Figure 4.6 DMM goodness-of-fit heatmap — mineral samples 79
Figure 4.7 Permittivity vs. VWC — high SOM samples 80
Figure 4.8 Permittivity vs. temperature — high SOM samples 82
Figure 4.9 DMM goodness-of-fit heatmap — high SOM samples. 83
Figure 4.A.1 RF decision tree branching logic 97
Figure 4.A.2 Permittivity vs. VWC — low SOM samples 98
Figure 4.A.3 Permittivity vs. temperature — low SOM samples 99
Figure 4.A.4 DMM goodness-of-fit heatmap — low SOM samples. 100
Figure 4.A.5 Permittivity vs. VWC — medium SOM samples. 101
Figure 4.A.6 Permittivity vs. temperature — medium SOM samples 102
Figure 4.A.7 DMM goodness-of-fit heatmap — medium SOM samples 103

Figure 5.1 Powassan study area overview 112
Figure 5.2 Flight paths and swath coverage of the airborne SAR 113
Figure 5.3 Seasonal meteorological and soil conditions at the Powassan site 118
Figure 5.4 Comparison between simulated and observed SAR backscatter 120
Figure 5.5 Comparison of inverted permittivity with in situ measurements 121
Figure 5.6 Comparison of inverted roughness with pre-snow LiDAR surveys 122
Figure 5.7 Sobol sensitivity analysis heatmap for soil parameters 123
Figure 5.8 SMRT backscattering coefficient sensitivity to soil parameters. 123

Figure 5.9 One-at-a-time sensitivity of simulated backscatter to soil and snow parameters 124

Figure 5.10 Frequency-parameter response surfaces for one-at-a-time analysis 125

Liste des acronymes

AMSR	*Advanced Microwave Scanning Radiometer*	Advanced Microwave Scanning Radiometer
AMSR-E	*Advanced Microwave Scanning Radiometer for EOS*	Advanced Microwave Scanning Radiometer for EOS
ASC	Agence spatiale canadienne	Canadian Space Agency
CEN	Centre d'études nordiques	Centre for Northern Studies
CoReH2O	*Cold Regions Hydrology High-Resolution Observatory*	Cold Regions Hydrology High-Resolution Observatory
CryoSAR	*Cryospheric SAR*	Cryospheric SAR
CSA	Agence spatiale canadienne	Canadian Space Agency
DMM	Modèle de mélange diélectrique	Dielectric Mixing Model
DMRT	Transfert radiatif en milieu dense	Dense Media Radiative Transfer
DORT	Solveur d'ordonnées discrètes et de valeurs propres	Discrete Ordinate and Eigenvalue Solver
ECCC	Environnement et Changement climatique Canada	Environment and Climate Change Canada
ESA	Agence spatiale européenne	European Space Agency
FCI	Fonds de collaboration et d'innovation	Collaboration and Innovation Fund
FRQNT	Fonds de recherche du Québec – Nature et technologies	Fonds de recherche du Québec – Nature et technologies
GlobSnow	*Global Snow Monitoring for Climate Research*	Global Snow Monitoring for Climate Research
GRMDM	Modèle diélectrique de mélange réfractif généralisé	Generalised refractive mixing dielectric model
HP	Stevens HydraProbe	Stevens HydraProbe
HRDEM	Modèle numérique d'élévation haute résolution	High Resolution Digital Elevation Model
HUT	*Helsinki University of Technology snow model*	Helsinki University of Technology snow model
IBA	Approximation de Born améliorée	Improved Born Approximation
IRIS	Sphère intégrante infrarouge	Infrared Integrating Sphere
$l_\mathbf{c}$	Longueur de corrélation	Correlation Length
LOI	Perte au feu	Loss on Ignition
MEMLS	*Microwave Emission Model of Layered Snowpack*	Microwave Emission Model of Layered Snowpack
MSS	Pente quadratique moyenne	Mean Square Slope
NASA	Administration nationale de l'aéronautique et de l'espace	National Aeronautics and Space Administration
NISAR	*NASA-ISRO Synthetic Aperture Radar*	NASA-ISRO Synthetic Aperture Radar
NSERC	Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada	Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada
NSTP	Programme de formation scientifique dans le Nord	Northern Scientific Training Program
OECP	Sonde coaxiale à extrémité ouverte	Open-Ended Coaxial Probe
PTFE	Polytétrafluoroéthylène	Polytetrafluoroethylene
RCM	Mission de la constellation Radarsat	Radarsat Constellation Mission
RF	Forêt aléatoire	Random Forest
RMSE	Erreur quadratique moyenne	Root Mean Squared Error
RMSH	Hauteur quadratique moyenne	Root Mean Squared Height
RSAT-2	RadarSAT-2	RadarSAT-2
SAR	Radar à synthèse d'ouverture	Synthetic Aperture Radar

SfM	Structure par le mouvement	*Structure from Motion*
SMAP	*Soil Moisture Active Passive*	Soil Moisture Active Passive
SMMR	*Scanning Multichannel Microwave Radiometer*	Scanning Multichannel Microwave Radiometer
SMOS	*Soil Moisture and Ocean Salinity*	Soil Moisture and Ocean Salinity
SMP	Micropénétromètre à neige	Snow Micropenetrometer
SMRT	*Snow Microwave Radiative Transfer*	Snow Microwave Radiative Transfer
SOL	Court-circuit, circuit ouvert, charge	Short Open Load
SOM	Matière organique du sol	Soil Organic Matter
SSA	Surface spécifique de la neige	Specific Surface Area
SWE	équivalent en eau de la neige	Snow Water Equivalent
TSMM	*Terrestrial Snow Mass Mission*	Terrestrial Snow Mass Mission
TSX	*TerraSAR-X*	TerraSAR-X
TVC	Trail Valley Creek	Trail Valley Creek
UdeS	Université de Sherbrooke	Université de Sherbrooke
UQTR	Université du Québec à Trois-Rivières	Université du Québec à Trois-Rivières
USDA	Département de l'agriculture des États-Unis	United States Department of Agriculture
VNA	Analyseur de réseau vectoriel	Vector Network Analyzer
VWC	Contenu volumétrique en eau	Volumetric Water Content

Chapitre I

Introduction générale

Contenu du chapitre

1.1 Mise en contexte 1
1.2 Problématique 4
1.2.1 Télédétection passive. 4
1.2.2 Télédétection active 5
1.2.3 Modèles de transfert radiatif. 5
1.2.4 Modèle de permittivité des sols 6
1.2.5 Sonde coaxiale large bande 7
1.3 Objectifs et hypothèses de recherche 8
1.3.1 Sonde coaxiale large bande 8
1.3.2 Modèles de permittivité des sols. 9
1.3.3 Inversion radar des paramètres du sol 9
1.4 Structure de la thèse 10

1.1 Mise en contexte

La neige saisonnière constitue un élément structurant des environnements nordiques. Par son albédo élevé, sa faible conductivité thermique et sa capacité de stockage d'eau, elle influence le bilan énergétique de surface, le régime thermique du sol et la dynamique des écoulements printaniers (Cohen et Entekhabi, 2001 ; Zhang, 2005 ; Callaghan et al., 2011). Dans les régions boréales et arctiques, ces effets se répercutent aussi sur la végétation, les cycles biogéochimiques et le pergélisol (Grogan et Jonasson, 2006 ; Euskirchen et al., 2016). Les variations de durée, d'épaisseur et d'étendue du couvert nival constituent donc un indicateur important des changements environnementaux en cours (Brown et Mote, 2009 ; Pulliainen et al., 2020). À l'échelle de l'hémisphère nord, plusieurs synthèses montrent déjà une diminution du couvert neigeux, des changements régionaux de la masse de neige et une

augmentation des épisodes de pluie-sur-neige dans plusieurs régions (Brown et Mote, 2009 ; Bintanja et Andry, 2017 ; Pulliainen et al., 2020). Comprendre et suivre l'évolution de la neige demeure ainsi essentiel pour l'hydrologie, le climat et les communautés nordiques. Cette importance tient d'abord au rôle de réservoir saisonnier joué par la neige. Sa fonte alimente une part importante des écoulements printaniers et influence la disponibilité de l'eau ainsi que le risque de crue dans les régions froides (Aygün et al., 2020). Son albédo modifie le bilan énergétique de surface, tandis que sa faible conductivité thermique isole le sol et influence les régimes de gel, de dégel et de pergélisol (Zhang, 2005 ; Callaghan et al., 2011). L'épaisseur du couvert agit aussi sur la température du sol et sur les flux de carbone pendant l'hiver (Grogan et Jonasson, 2006). Dans l'Arctique, les changements de neige peuvent enfin modifier les déplacements, l'accès aux ressources traditionnelles et les activités de subsistance des communautés nordiques (Callaghan et al., 2011).

Le suivi du couvert nival repose sur des observations *in situ*, des mesures aéroportées, des produits satellitaires et des modèles hydrologiques, qui apportent chacun une information partielle (Shi et al., 2016 ; Dong, 2018). Parmi les variables utilisées, l'équivalent en eau de la neige (SWE) est particulièrement importante puisqu'elle représente directement la quantité d'eau stockée dans le manteau neigeux (Takala et al., 2011 ; Dong, 2018). Cette variable sert autant à l'estimation de la ressource en eau qu'à la prévision des crues et à l'évaluation de l'état du couvert à grande échelle (Takala et al., 2011 ; Aygün et al., 2020). Les méthodes disponibles diffèrent toutefois par leur résolution, leur couverture spatiale et la nature des propriétés qu'elles permettent de mesurer (Dietz et al., 2012 ; Shi et al., 2016 ; Dong, 2018 ; Tsang et al., 2022).

Tableau 1.1 – Complémentarité des principales échelles d'observation du manteau neigeux pour le suivi de ses propriétés physiques.

Échelle	**Méthodes**	**Atouts**	**Limites**
In situ	Profils de neige, mesures de profondeur, de densité et de stratigraphie	Description détaillée des couches et référence pour la validation	Couverture ponctuelle et représentativité spatiale limitée
Aéroportée	Radiomètres, scatteromètres et SAR aéroportés	Résolution intermédiaire et flexibilité des acquisitions	Couverture temporelle limitée, coût et contraintes logistiques
Satellitaire passive	Radiométrie multifréquence	Couverture régionale à globale et longues séries temporelles	Résolution grossière et sensibilité à la végétation, à la neige humide et à la saturation
Satellitaire active	SAR et scatterométrie	Haute résolution spatiale et acquisitions de jour, de nuit et sous les nuages	Signal conjoint de la neige, du sol, de la végétation et de la rugosité

Les mesures *in situ* décrivent donc précisément la variabilité locale, tandis que les acquisitions aéroportées permettent d'étudier les relations entre les propriétés du manteau et le signal à une échelle intermédiaire. Les observations satellitaires sont nécessaires pour obtenir une couverture répétée et étendue, mais leur interprétation exige des données de validation et des modèles capables de représenter les contributions combinées de la neige

et du substrat. L'enjeu est ainsi d'estimer l'SWE avec une résolution et une robustesse suffisantes pour les applications hydrologiques et climatiques.

Les observations radar se sont d'abord développées à des fréquences plus basses, notamment en bande C, qui offre une bonne disponibilité des données et permet le suivi de l'étendue ou de l'état du couvert, mais dont la sensibilité aux propriétés de la neige sèche demeure limitée (Storvold et al., 2006 ; Shi et al., 2016 ; Tsai et al., 2019). Les bandes X et Ku ont ensuite été étudiées pour accroître la sensibilité aux propriétés physiques du manteau, notamment sa masse, sa profondeur et sa microstructure (Morrison et al., 2007 ; Rott et al., 2008 ; King et al., 2015 ; Thompson et al., 2019). Les configurations bi-fréquences X/Ku, comme celle proposée pour *Cold Regions Hydrology High-Resolution Observatory* (CoReH2O), fournissent une information spectrale complémentaire qui peut aider à décomposer la réponse de la neige (Rott et al., 2008 ; Rott et al., 2010). Les travaux en bande Ku montrent toutefois que la rétrodiffusion demeure sensible à la taille des grains, à la stratification et à l'humidité du manteau, en plus de sa masse (King et al., 2015 ; King et al., 2018 ; Lemmetyinen et al., 2018 ; Rutter et al., 2019). La télédétection radar exige donc des modèles directs capables de représenter conjointement la microstructure de la neige, les mécanismes de diffusion et les contributions du substrat (Löwe et Picard, 2015 ; Sandells et al., 2017 ; Picard et al., 2018 ; Tsang et al., 2022).

La mission *Terrestrial Snow Mass Mission* (TSMM) s'inscrit dans cette progression avec un Radar à synthèse d'ouverture (SAR) double fréquence en bande Ku, à 13.5 GHz et 17.2 GHz, dédiée au suivi spatial du SWE dans les régions nordiques (Derksen et al., 2019 ; Garnaud et al., 2019). Le choix de deux fréquences dans cette bande ajoute une information spectrale pour comparer des réponses radar soumises à une sensibilité élevée à la masse et à la microstructure de la neige (Derksen et al., 2019 ; Tsang et al., 2022). Cette configuration ne supprime toutefois pas les ambiguïtés liées à la stratification, à l'humidité et au substrat sous-jacent. TSMM constitue ainsi un cadre applicatif concret pour les travaux menés dans cette thèse.

Malgré ces avancées, l'inversion du SWE à partir des signaux radar demeure un défi majeur. En effet, les coefficients de rétrodiffusion mesurés par le SAR dépendent non seulement des propriétés de la neige, comme le SWE, la taille des grains, la stratification ou l'humidité, mais aussi des propriétés diélectriques du sol, de la rugosité de surface et du couvert végétal (Picard et al., 2018 ; Rutter et al., 2019 ; Tsang et al., 2022). La modélisation physique du signal radar est donc utilisée pour représenter les différentes composantes du signal et permettre l'inversion du SWE (King et al., 2018 ; Rutter et al., 2019 ; Montpetit et al., 2024). Des outils comme le *Snow Microwave Radiative Transfer* (SMRT) (Picard et al., 2018) sont employés pour simuler les coefficients de rétrodiffusion en fonction du type de couvert et de sa microstructure. Cependant, plusieurs travaux récents montrent que la contribution du sol sous-jacent doit, elle aussi, être correctement paramétrée pour

interpréter les observations radar en bande Ku (Lemmetyinen et al., 2016 ; Montpetit et al., 2024). Ces approches améliorent le découplage des contributions, mais la part provenant du sol demeure fortement dépendante de propriétés diélectriques souvent mal connues, en particulier dans les conditions de gel et de dégel et pour les sols organiques. Cette incertitude motive directement les travaux de cette thèse, qui visent à mieux contraindre la permittivité des sols afin de réduire l'erreur sur les inversions du SWE.

1.2 Problématique

1.2.1 Télédétection passive

Les mesures de SWE à partir de l'orbite terrestre ont débuté en 1978 avec le satellite militaire Nimbus-7, muni entre autres d'un capteur *Scanning Multichannel Microwave Radiometer* (SMMR) lancé par la Administration nationale de l'aéronautique et de l'espace (NASA) (Chang et al., 1982 ; Kunzi et al., 1982). Ce satellite opérait dans le domaine des micro-ondes passives, en captant les ondes émises par la Terre entre 6 et 37 GHz. Aujourd'hui, les produits de référence pour le SWE appartiennent surtout à la famille *Global Snow Monitoring for Climate Research* (GlobSnow) de l'Agence spatiale européenne (ESA), qui combine les observations radiométriques passives aux profondeurs de neige mesurées aux stations météorologiques afin de produire des séries hémisphériques cohérentes sur plusieurs décennies (Luojus et al., 2010 ; Takala et al., 2011 ; Metsämäki et al., 2015 ; Pulliainen et al., 2020 ; Luojus et al., 2021 ; Venäläinen et al., 2021).

L'observation de la neige par télédétection passive est possible grâce aux interactions entre les micro-ondes et la neige. Lorsque les ondes émises par la Terre traversent le manteau de neige, elles peuvent être absorbées, diffusées par les cristaux de neige ou transmises dans le milieu (Stiles et al., 1981). La nature de ces interactions dépend notamment de la taille des grains, de la température, de la teneur en eau et de la longueur d'onde des radiations émises (Foster et al., 1984). Ces interactions modifient la température de brillance, T_B, qui peut ensuite être reliée aux propriétés de la neige. Les premiers modèles linéaires reliant T_B au SWE ne tenaient toutefois pas compte de facteurs comme la taille des grains et la végétation (Chang et al., 1982 ; Foster et al., 1984). Des travaux récents montrent aussi que la qualité des estimations dépend de choix méthodologiques plus larges, comme la détection de la neige sèche et la construction des masques utilisés dans la chaîne de traitement (Zschenderlein et al., 2023).

La principale limite opérationnelle de la télédétection passive demeure toutefois sa résolution spatiale. Comme les longueurs d'onde utilisées sont longues et peu énergétiques comparativement aux ondes optiques, le champ de vision du capteur doit être élargi, ce qui réduit la résolution spatiale des observations. Les produits récents de type GlobSnow

demeurent ainsi de résolution relativement grossière, typiquement autour de 25 km (Luojus et al., 2021). Cette résolution limite d'ailleurs l'application des produits passifs dans les terrains alpins ou trop complexes, qui sont généralement exclus des reconstructions hémisphériques (Luojus et al., 2021). Comme les besoins actuels en hydrologie requièrent des produits à plus haute résolution spatiale, les SAR constituent une voie prometteuse.

1.2.2 Télédétection active

Le premier développement du concept SAR dédié à l'observation des caractéristiques de la neige en bande Ku a été conçu dans le cadre de l'appel *Earth Explorer* lancé par l'ESA en 2005 pour combler les manquements dans les observations hautes résolutions de la cryosphère. Le satellite de la mission CoReH2O devait être muni d'un SAR en double bande (X et Ku) (Rott et al., 2010). Cette architecture bi-fréquence et bi-polarisation visait à mieux décomposer le signal de diffusion afin d'accéder à la masse nivale et à d'autres propriétés physiques du manteau de neige (Rott et al., 2010). Bien que le développement de CoReH2O se soit interrompu à la phase A du concours *Earth Explorer*, des études ultérieures sur les compromis de conception ont continué à montrer l'intérêt d'une mission radar dédiée à l'estimation du SWE (Garnaud et al., 2019).

La mission TSMM s'inscrit donc dans la continuité des études et innovations techniques réalisées dans le cadre de CoReH2O. D'une part, plusieurs travaux ont amélioré la caractérisation de la microstructure de la neige et la disponibilité de jeux de données de terrain nécessaires à son observation (Montpetit et al., 2012 ; Roy et al., 2013 ; Leppänen et al., 2015). D'autre part, des études ont montré que les observations radar en bandes X et Ku sont sensibles à la neige saisonnière, mais aussi fortement contrôlées par la microstructure et sa variabilité (King et al., 2015 ; King et al., 2018 ; Rutter et al., 2019 ; Thompson et al., 2019). Les travaux de Lemmetyinen et al. (2016) et Lemmetyinen et al. (2018) soulignent en outre l'importance des paramètres microstructuraux et des propriétés du substrat dans l'interprétation des signaux micro-ondes. La mission CoReH2O a été cruciale pour démontrer le fort potentiel des SAR pour des mesures à haute résolution de la neige. En parallèle, des études sur la modélisation des interactions entre la microstructure de neige et les micro-ondes (Löwe et Picard, 2015) et sur le couplage entre les modèles de couvert de neige et les modèles de transfert radiatif (Sandells et al., 2017) ont préparé le terrain pour les approches d'inversion développées par la suite.

1.2.3 Modèles de transfert radiatif

Afin de relier les observations micro-ondes aux propriétés du manteau nival, les modèles de transfert radiatif représentent l'émission ou la rétrodiffusion produite par les couches de neige. Historiquement, ces cadres ont surtout été développés pour le mode passif,

afin de calculer les T_B à partir de modèles comme *Helsinki University of Technology snow model* (HUT) (Lemmetyinen et al., 2010), *Microwave Emission Model of Layered Snowpack* (MEMLS) (Mätzler et Wiesmann, 1999) ou plusieurs formulations basées sur Transfert radiatif en milieu dense (DMRT) (Macelloni et al., 2001 ; Grody, 2008 ; Brogioni et al., 2009 ; Picard et al., 2013). Le passage vers la télédétection active est plus récent. Quelques modèles ont été développés spécifiquement pour produire des coefficients de rétrodiffusion radar (Bingham et Drinkwater, 2000 ; Flach et al., 2005 ; Lacroix et al., 2008 ; Longepe et al., 2009), mais ils restaient limités aux basses fréquences, soit jusqu'à environ 6 GHz. L'adaptation de cadres déjà établis, notamment MEMLS et DMRT, a ensuite permis de représenter la rétrodiffusion à des fréquences plus élevées incluant la bande Ku (Tsang et al., 2007 ; Proksch et al., 2015a).

Dans ce contexte, SMRT (Picard et al., 2018) constitue un outil central, puisqu'il permet de traiter les interactions neige/micro-ondes dans les deux modes, passif et actif, à partir d'un cadre libre, modulaire et extensible. Cette flexibilité est essentielle pour les applications radar, où le signal mesuré ne dépend pas seulement de la diffusion volumique dans la neige. En mode actif, la contribution du substrat et de l'interface neige-sol peut aussi devenir importante et causer des incertitudes dans l'interprétation du signal (King et al., 2018). La modélisation directe exige donc une représentation réaliste de la permittivité du sol et de la rugosité de surface, afin de mieux contraindre la condition aux limites inférieures du manteau nival (Picard et al., 2018).

1.2.4 Modèle de permittivité des sols

Cette dépendance au substrat déplace une partie du problème vers les modèles de permittivité des sols. Pour être utiles à l'inversion du SWE, ces modèles doivent représenter une combinaison de fréquences, de températures, d'états hydriques et de types de sols qui demeure encore partiellement couverte dans la littérature. Wang et Schmugge (1980) et Dobson et al. (1985) ont posé les bases de ces formulations pour des sols minéraux humides dans des conditions proches de la température ambiante, mais sans traiter explicitement les transitions gel et dégel. Le cadre physique de Modèle diélectrique de mélange réfractif généralisé (GRMDM) proposé par Mironov et al. (2009) a ensuite servi de base à des formulations dépendantes de la température pour les sols minéraux et organiques (Mironov et al., 2010 ; Mironov et Savin, 2016 ; Mironov et al., 2020), tandis que Zhang et al. (2010) ont proposé une représentation de la phase de l'eau fondée sur la quantité d'eau non gelée. En parallèle, des modèles ciblant plus directement les sols organiques ont été proposés, par exemple par Bircher et al. (2016) en bande L et par Park et al. (2019) pour des sols organo-minéraux non gelés. Pris ensemble, ces modèles décrivent des contextes de calibration complémentaires. Cependant, aucun ne couvre à lui seul l'ensemble des conditions pertinentes pour des sols nordiques minéraux et organiques étudiés de la bande L à la

bande Ku. De plus, ils ne représentent pas tous explicitement les transitions gel/dégel et se spécialisent le plus souvent dans une continuité particulière de conditions, en fixant ou en restreignant davantage les autres dimensions du problème comme la fréquence, le type de sol ou la température.

Sous le manteau nival, cette limite devient particulièrement importante. Le couvert de neige contrôle fortement le régime thermique du sol et peut favoriser des conditions gelées, non gelées ou proches de la transition pendant une même saison (Goodrich, 1982 ; Zhang, 2005). Dans les environnements nordiques, cette variabilité thermique s'ajoute à un gradient de teneur en matière organique qui modifie fortement la réponse diélectrique du substrat. Il devient donc nécessaire de représenter de façon cohérente les états gelé et non gelé du sol sous la neige, depuis les sols minéraux jusqu'aux sols fortement organiques. Mavrovic et al. (2021) ont montré, à l'aide d'une Sonde coaxiale à extrémité ouverte (OECP), que les régimes de gel et de dégel demeurent insuffisamment représentés par les modèles actuels, notamment aux alentours de 0 °C.

1.2.5 Sonde coaxiale large bande

La sonde coaxiale large bande développée en collaboration avec Bilal Filali de PhyVertX Technologies Inc. répond directement à ce besoin expérimental. Elle a été conçue pour couvrir la plage fréquentielle nécessaire au développement de cette thèse, de la bande L jusqu'aux fréquences Ku visées par TSMM, et pour mesurer la permittivité de milieux hétérogènes pertinents aux applications micro-ondes sur neige (Gélinas et al., 2025). Dans cette thèse, elle ne sert donc pas seulement d'outil de mesure. Elle permet de mesurer directement la permittivité de sols nordiques dans des conditions contrôlées de fréquence, de température et de teneur en matière organique. Les données produites servent ensuite à évaluer les modèles de permittivité sur une base multi-fréquences, dans un contexte cohérent avec les fréquences visées par TSMM.

Ces éléments convergent vers un même constat. L'estimation du SWE à haute résolution ne dépend pas seulement de la sensibilité des capteurs à la neige. Elle dépend aussi de la capacité des modèles directs à représenter simultanément la microstructure du manteau nival, la diffusion dans les couches de neige et la contribution électromagnétique du substrat (King et al., 2018 ; Picard et al., 2018 ; Montpetit et al., 2024 ; Montpetit et al., 2025). Les progrès réalisés en radar en bande Ku et en transfert radiatif confirment le potentiel de cette approche, mais ils font aussi ressortir une faiblesse centrale de la chaîne d'inversion, soit la représentation du sol sous la neige (Lemmetyinen et al., 2018 ; Picard et al., 2018 ; Rutter et al., 2019 ; Montpetit et al., 2024). Cette thèse aborde cette limite depuis la mesure jusqu'à l'inversion, en développant d'abord un outil de mesure diélectrique large bande au Chapitre III, en évaluant ensuite les modèles de permittivité sur une base de données multi-fréquences au Chapitre IV, puis en examinant l'effet de cette paramétrisation

du sol sur l'inversion radar au Chapitre V. La problématique ne réside donc pas uniquement dans l'estimation du SWE, mais dans la représentation physique du substrat nécessaire pour rendre cette estimation robuste.

1.3 Objectifs et hypothèses de recherche

L'objectif général de cette thèse est de mieux représenter la contribution du sol sous la neige dans les modèles utilisés pour l'inversion du SWE à partir d'observations SAR. Cette représentation dépend à la fois de la mesure de la permittivité du sol, de la capacité des modèles de permittivité à couvrir les conditions nordiques et de l'effet de cette paramétrisation dans les modèles directs de rétrodiffusion. Cet objectif général se décline en trois sous-objectifs.

1. Développer et valider une sonde coaxiale large bande permettant de mesurer la permittivité de sols hétérogènes sur la plage fréquentielle pertinente pour les applications micro-ondes sur neige.
2. Constituer une base de données multi-fréquences de permittivité des sols couvrant un gradient de matière organique, d'humidité et de température, puis évaluer la transférabilité de modèles de mélange diélectrique.
3. Évaluer l'effet de la paramétrisation du sol, notamment la permittivité et la rugosité, dans une approche d'inversion radar multi-fréquences sous la neige.

1.3.1 Sonde coaxiale large bande

Le premier objectif consiste à développer, calibrer et valider une nouvelle OECP large bande, conçue en collaboration avec Bilal Filali de PhyVertX Technologies Inc. Cette sonde couvre la plage de 0.5 à 18 GHz, ce qui permet de mesurer la permittivité sur les fréquences pertinentes pour la télédétection micro-ondes de la neige, de la bande L jusqu'aux fréquences Ku visées par TSMM. Sa grande ouverture vise à mieux représenter la réponse de matériaux hétérogènes, comme les sols minéraux et organiques. Le travail associé à cet objectif inclut la calibration de la sonde, l'évaluation de sa précision, l'estimation de sa profondeur de pénétration et le développement d'un protocole de mesure pour des échantillons soumis à des cycles de gel et de dégel.

Question de recherche : Dans quelle mesure une OECP large bande à grande ouverture permet-elle de mesurer la permittivité de sols hétérogènes sur les fréquences pertinentes pour la télédétection micro-ondes de la neige ?

Hypothèse : Une sonde coaxiale à grande ouverture, calibrée sur une large plage fréquentielle, permet de mesurer de façon répétable la permittivité de sols hétérogènes et de suivre les variations associées à la température, à l'humidité et à la phase de l'eau.

1.3.2 Modèles de permittivité des sols

Le deuxième objectif consiste à utiliser la sonde pour constituer une base de données de permittivité diélectrique sur un ensemble de sols couvrant un gradient continu de Matière organique du sol (SOM). Cette base de données couvre cinq bandes de fréquences, de la bande L à la bande Ku, ainsi que plusieurs niveaux de Contenu volumétrique en eau (VWC) et de température entre -20 à $20\,^{\circ}\mathrm{C}$. Elle permet d'évaluer différents Modèle de mélange diélectrique (DMM) sur des sols minéraux et organiques, en conditions gelées et non gelées. Un modèle statistique de type Forêt aléatoire (RF) est aussi utilisé comme référence pour situer la performance des modèles physiques, semi-empiriques et empiriques.

Question de recherche : Comment la performance des DMM varie-t-elle en fonction de la fréquence, de la teneur en eau, de la température et du gradient de matière organique du sol lorsqu'ils sont poussés au-delà de leurs domaines de calibration ?

Hypothèse : Les modèles existants devraient bien performer dans leurs domaines de calibration respectifs, mais leur transférabilité devrait diminuer lorsque les conditions s'éloignent de ces domaines.

1.3.3 Inversion radar des paramètres du sol

Le troisième objectif consiste à évaluer une méthodologie d'inversion des paramètres micro-ondes du sol sous la neige à partir d'observations SAR multi-fréquences dans le site agro-forestier de Powassan, en Ontario. Ce site apporte un contexte différent des environnements de toundra durablement gelés, puisque le sol y présente des cycles de gel et de dégel, des états partiellement gelés ou dégelés et une variabilité spatiale et temporelle marquée. Cette variabilité rend la contribution diélectrique du substrat plus difficile à représenter et permet de tester la robustesse de l'approche lorsque le sol ne peut pas être assimilé à un état gelé stable. L'analyse utilise SMRT pour simuler la rétrodiffusion à partir des propriétés de la neige, de la rugosité du sol et de sa permittivité. Les observations radar proviennent de systèmes aéroportés et satellitaires opérant en bandes L, C et X, accompagnées de mesures de terrain de neige, de rugosité et de permittivité. L'objectif est d'examiner comment la permittivité et la rugosité du sol peuvent être contraintes sous le couvert nival, et comment cette paramétrisation influence la chaîne d'inversion utilisée pour soutenir les futures applications de TSMM dans des conditions de sol variées.

Question de recherche : Dans quelle mesure des observations SAR multifréquences permettent-elles de contraindre la permittivité et la rugosité du sol sous la neige dans un contexte agro-forestier où les états de gel et de dégel varient dans le temps et dans l'espace ?

Hypothèse : Le sol est paramétré en posant l'hypothèse que la rugosité de surface est invariante dans le temps et en fréquence, alors que la permittivité varie dans le temps et selon la fréquence. Cette paramétrisation devrait mieux reproduire la rétrodiffusion observée et mieux isoler la contribution du substrat dans les simulations sous neige.

1.4 Structure de la thèse

La Figure 1.1 résume le fil directeur de la thèse, depuis le développement instrumental jusqu'à l'utilisation des paramètres du sol dans une chaîne d'inversion radar. La thèse débute avec un cadre théorique au Chapitre II, qui présente les notions nécessaires sur la permittivité diélectrique, les sols nordiques, les modèles de mélange diélectrique et la télédétection micro-onde de la neige. Les résultats sont ensuite organisés autour de trois chapitres principaux correspondant aux objectifs spécifiques. Le Chapitre III présente le développement et la validation d'une OECP large bande conçue pour mesurer la permittivité de matériaux hétérogènes sur les fréquences pertinentes pour les applications micro-ondes sur neige. Le Chapitre IV utilise cette sonde pour constituer une base de données multi-fréquences et évaluer différents DMM sur un gradient de matière organique, de teneur en eau et de température. Le Chapitre V applique ensuite une méthodologie d'inversion des paramètres micro-ondes du sol sous la neige à partir d'observations SAR multi-fréquences et du modèle SMRT. Enfin, le Chapitre VI constitue la conclusion générale de la thèse, en synthétisant les principaux résultats et en discutant les perspectives pour la représentation du sol dans les futures chaînes d'inversion du SWE, notamment dans le contexte de la mission TSMM.

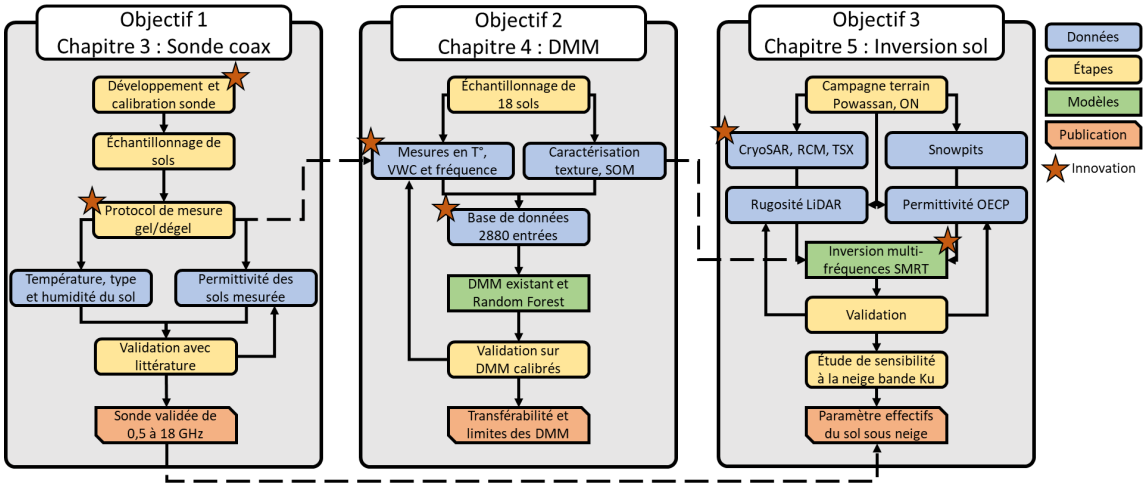


FIGURE 1.1 – Organigramme de la thèse, présentant la progression entre le développement de la sonde coaxiale, l'évaluation des modèles de mélange diélectrique et l'inversion des paramètres micro-ondes du sol sous la neige.

Chapitre II

Cadre théorique

Contenu du chapitre

2.1 Permittivité complexe de l'eau 12
2.1.1 Définition de la permittivité complexe 13
2.1.2 Relaxation de Debye de l'eau libre 14
2.1.3 Eau libre et eau liée dans le sol 16
2.1.4 Glace et eau liquide en sol gelé 17
2.2 Composantes diélectriques des sols 18
2.2.1 Composition d'un sol naturel 18
2.2.2 Permittivité des éléments du sol 19
2.2.3 Spécificités des sols organiques boréaux et arctiques 21
2.3 Modèles de mélange diélectrique des sols 23
2.3.1 Principe et variables d'entrée 23
2.3.2 Familles de modèles 24
2.3.3 Lien avec la télédétection micro-onde 27
2.4 Télédétection micro-onde 27
2.4.1 Paramètres d'acquisition satellitaire 28
2.4.2 Structure et évolution du manteau neigeux 29
2.4.3 Transfert radiatif dans un milieu stratifié 30
2.4.4 Modélisation directe et inversion 32

2.1 Permittivité complexe de l'eau

La permittivité diélectrique complexe décrit la réponse d'un matériau à un champ électrique harmonique (Fig. 2.1). Aux fréquences micro-ondes utilisées en télédétection, cette réponse est dominée, dans les sols humides, par la contribution de l'eau. Comprendre la permittivité de l'eau sous ses différentes formes, soit liquide libre, liée aux particules

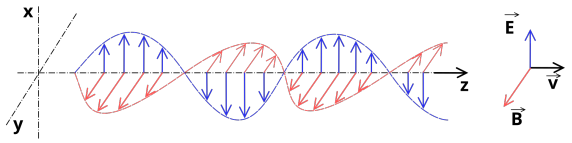


FIGURE 2.1 – La représentation montre le champ électrique **E** en bleu oscillant sur l'axe des **x** et le champ magnétique **B** en rouge, oscillant perpendiculairement à **E**. Le champ électromagnétique se propage dans la direction des **z** selon **v**. (SuperManu, 2007)

solides, glace et eau non gelée en sol sous 0 °C, constitue le préalable indispensable à toute modélisation diélectrique du sol.

2.1.1 Définition de la permittivité complexe

Pour un milieu linéaire, isotrope et soumis à un champ électrique harmonique de pulsation angulaire $\omega = 2\pi f$, où ω est la pulsation angulaire et f la fréquence, la permittivité relative s'exprime comme un nombre complexe. La permittivité absolue correspondante vaut alors $\varepsilon_0\,\varepsilon^*(\omega)$, où ε_0 désigne la permittivité du vide. Dans la suite de cet ouvrage, le terme *permittivité* désignera, sauf mention contraire, la permittivité relative.

$$\varepsilon^*(\omega) = \varepsilon'(\omega) - i\,\varepsilon''(\omega) \tag{2.1}$$

La partie réelle ε' est souvent appelée constante diélectrique, tandis que la partie imaginaire ε'' est reliée aux pertes par dissipation thermique, souvent nommée perte diélectrique (*loss factor*). La convention de signe adoptée ici, avec $\varepsilon'' > 0$, est celle retenue dans la majorité des travaux de télédétection micro-ondes (Ulaby et al., 1986).

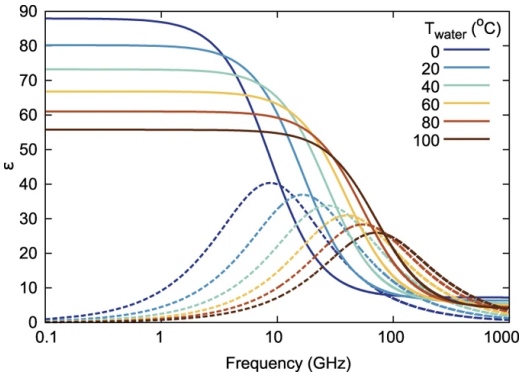


FIGURE 2.2 – Permittivité de l'eau en fonction de la fréquence. La partie réelle ε' et la partie imaginaire ε'' sont représentées pour différentes températures. Tirée de Andryieuski et al. (2015)

La partie réelle contrôle la vitesse de propagation de l'onde dans le milieu et, par conséquent, l'indice de réfraction apparent. La partie imaginaire contrôle l'atténuation et la profondeur de pénétration. À titre de repère, les travaux de Kaatze (1989) montrent que dans la bande 1 à 20 GHz, la permittivité de l'eau liquide pure à 20 °C varie de $\varepsilon^* \approx 79 - 4i$ à 1.4 GHz à $\varepsilon^* \approx 42 - 36i$ à 20 GHz, aussi démontré par la Figure 2.2 tirée de Andryieuski et al. (2015). La glace pure affiche pour sa part $\varepsilon' \approx 3.17$ avec une partie imaginaire inférieure à 10^{-2} sur l'ensemble du spectre micro-onde (Mätzler, 1998b). Ce contraste de près de deux ordres de grandeur entre eau liquide et glace est à l'origine de la sensibilité des micro-ondes à l'humidité et à l'état de gel du sol. La Figure 2.3 tirée de Mavrovic et al. (2018) permet de visualiser cette différence de permittivité entre l'eau et la glace.

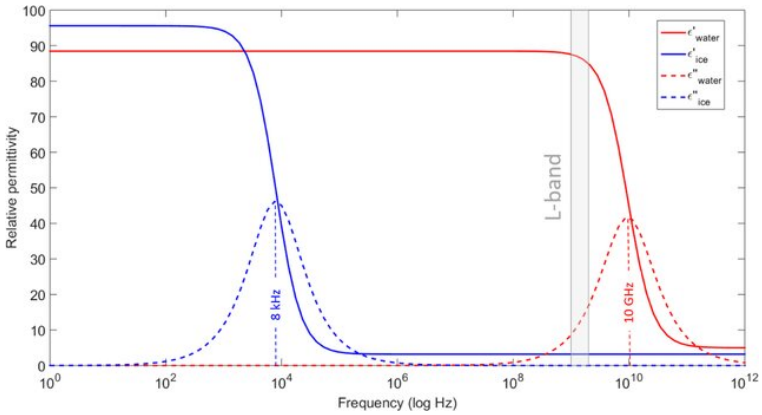


FIGURE 2.3 – Permittivité réelle et imaginaire de l'eau et de la glace à 273 K. Tirée de Mavrovic et al. (2018)

Polarisation dipolaire de l'eau

Dans l'eau liquide, et plus particulièrement dans la bande micro-onde de 1 à 20 GHz considérée ici, la réponse diélectrique est dominée par la polarisation dipolaire des molécules d'eau (Kaatze, 1989 ; Liebe et al., 1991). Cette dominance tient au caractère polaire de la molécule d'eau, dont la répartition asymétrique des charges entre l'atome d'oxygène et les atomes d'hydrogène lui confère un moment dipolaire permanent. En l'absence de champ électrique appliqué, l'agitation thermique maintient les orientations moléculaires globalement désordonnées et aucun alignement net n'apparaît à l'échelle macroscopique (Figure 2.4 à gauche). Sous l'effet d'un champ électrique appliqué, les dipôles tendent à s'aligner sur celui-ci et confèrent au matériau une polarisation macroscopique observable, illustrée qualitativement à la Figure 2.4.

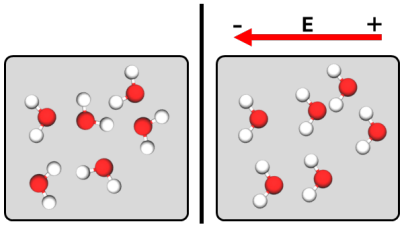


FIGURE 2.4 – Illustration de la réponse dipolaire de molécules d'eau à un champ électrique **E**.

Cette réorientation demeure cependant partielle et retardée par l'agitation thermique et par les interactions intermoléculaires (Kaatze, 1989). Ce retard de la réponse est à l'origine de la dépendance fréquentielle de la permittivité et conduit naturellement au modèle de relaxation de Debye présenté à la section 2.1.2. Cette liberté de rotation est par ailleurs fortement réduite lorsque l'eau interagit avec la surface des particules solides, ce qui justifie la distinction introduite plus loin entre eau libre et eau liée.

2.1.2 Relaxation de Debye de l'eau libre

Le retard de la réponse dipolaire décrit ci-dessus se formalise, pour l'eau liquide pure, par le modèle de relaxation de Debye à un seul temps caractéristique (Kaatze, 1989).

$$\varepsilon_w^*(\omega) = \varepsilon_\infty + \frac{\varepsilon_s - \varepsilon_\infty}{1 + i\,\omega\,\tau} \tag{2.2}$$

Le paramètre τ désigne le temps de relaxation des dipôles d'eau, c'est-à-dire le temps caractéristique nécessaire à leur réorientation après un changement du champ appliqué. La permittivité statique ε_s correspond à la limite basse fréquence ($\omega\tau \ll 1$), pour laquelle le champ varie suffisamment lentement pour que les dipôles aient le temps de s'orienter complètement avant chaque inversion. La valeur de ε_s traduit alors la totalité de ce que le milieu peut polariser, depuis la réponse interne quasi instantanée jusqu'à la réorientation collective des molécules d'eau. C'est cette dernière contribution, propre à un dipôle permanent aussi prononcé que celui de l'eau, qui rend ε_s bien plus élevée que celle de la plupart des autres liquides. La permittivité haute fréquence ε_∞ correspond à la limite opposée ($\omega\tau \gg 1$), pour laquelle le champ oscille trop vite pour que les dipôles aient le temps de se réorienter, et leur contribution s'éteint. La valeur de ε_∞ reflète alors ce qui répond encore, non plus la rotation des molécules, mais une réponse interne, quasi instantanée, du nuage électronique de la molécule d'eau au champ appliqué. C'est cette réponse résiduelle qui distingue ε_∞ de la permittivité du vide (ou de l'air, qui en est très proche), ces derniers ne contenant rien à polariser. La partie imaginaire atteint son maximum à la fréquence de relaxation $f_r = 1/(2\pi\tau)$, située autour de 17 GHz pour l'eau pure à 20 °C (Kaatze, 1989).

Les trois paramètres ε_s, ε_∞ et τ dépendent par ailleurs de la température. Lorsque T augmente, l'agitation thermique facilite la réorientation des molécules d'eau. τ diminue et le pic de ε'' se décale vers les hautes fréquences, tandis que la même agitation perturbe l'alignement collectif des dipôles et abaisse légèrement ε_s (Figure 2.2). À l'inverse, lorsque la température diminue, les molécules d'eau se réorientent de plus en plus difficilement, jusqu'à ce que la formation du réseau cristallin de la glace fige la quasi-totalité des dipôles. La réorientation devient alors impossible aux fréquences micro-ondes, le pic de ε'' disparaît de la fenêtre observée, et ε' chute à une valeur faible et très peu dispersive (Figure 2.3).

Dans les eaux salines, la conduction ionique due aux sels dissous ajoute un terme $\sigma/(\omega\varepsilon_0)$ à la partie imaginaire de ε_w^*, où σ est la conductivité ionique du milieu et ε_0 la permittivité du vide. Ce terme domine la dissipation à basse fréquence dans les eaux salines et constitue une composante centrale des modèles de permittivité de l'eau de mer aux fréquences micro-ondes (Stogryn, 1971 ; Klein et Swift, 1977). Il explique en partie la sensibilité des radiomètres en bande L à la salinité de surface pour *Soil Moisture and Ocean Salinity* (SMOS), tandis que *Soil Moisture Active Passive* (SMAP) exploite la même fenêtre fréquentielle pour l'humidité du sol et l'état gel/dégel (Entekhabi et al., 2010 ; Kerr et al., 2010). Dans le contexte des sols étudiés dans cette thèse, l'eau de porosité provient de la fonte de la neige et des précipitations atmosphériques et est essentiellement libre de sels. Cette contribution conductive est donc négligée dans la suite.

2.1.3 Eau libre et eau liée dans le sol

La sous-section précédente décrivait la permittivité de l'eau libre. Lorsque cette eau est présente dans un sol, une fraction des molécules est attirée vers la surface des particules solides par des forces électrostatiques à courte portée. Cette fraction est appelée *eau liée*. La force qui retient ces molécules à la matrice solide diminue leur capacité à se réorienter dans un champ électrique appliqué ce qui résulte en un temps de relaxation augmenté et une fréquence de relaxation diminuée. La contribution diélectrique totale de l'eau présente dans le sol est donc réduite par rapport à celle d'une même quantité d'eau libre (Dobson et al., 1985).

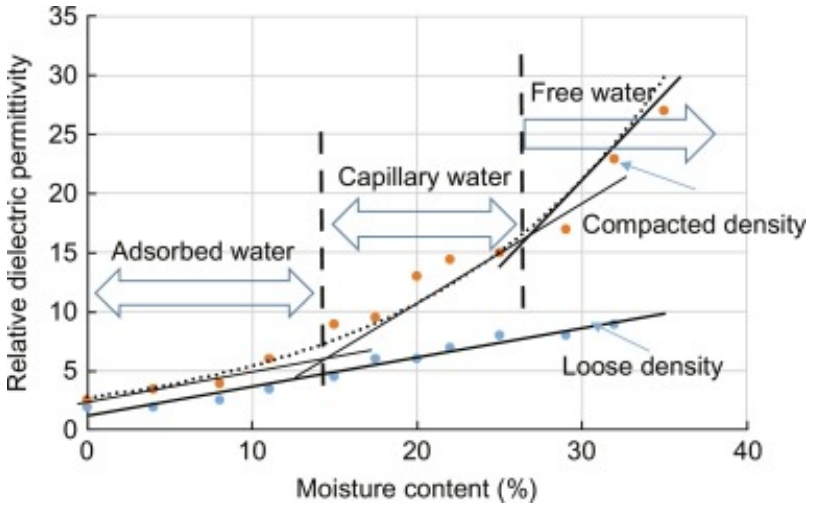


FIGURE 2.5 – Permittivité réelle ε' en fonction de la teneur en eau d'un sol, pour deux densités sèches (lâche et compactée). Les ruptures de pente marquent les transitions successives entre eau adsorbée, eau capillaire et eau libre. Tirée de Mohamed et Paleologos (2018)

La partition entre eau liée et eau libre est parfois décrite plus finement en distinguant un troisième régime, l'*eau capillaire*, intercalé entre les deux extrêmes (Figure 2.5). Aux faibles teneurs en eau, les molécules sont retenues directement à la surface des particules par adsorption et leur contribution diélectrique est fortement réduite. Au-delà d'un premier seuil, les pores commencent à se remplir et l'eau capillaire occupe les interstices entre particules. Sa réorientation est moins entravée que celle de l'eau adsorbée, mais reste sensible à la géométrie locale et au degré de compaction du sol (Mohamed et Paleologos, 2018). La transition la plus marquée survient lorsque les forces de surface ne peuvent plus contrôler les molécules d'eau ajoutées et que de l'eau véritablement libre apparaît. La permittivité croît alors quasi linéairement avec la teneur en eau jusqu'à saturation (Mohamed et Paleologos, 2018).

Aux fréquences micro-ondes considérées dans cette thèse, eau capillaire et eau libre se comportent de façon suffisamment semblable pour que la modélisation diélectrique classique se contente d'une partition binaire. Wang et Schmugge (1980) ont ainsi proposé de regrouper

ces deux régimes derrière un unique seuil volumétrique $m_{v,t}$ au-delà duquel toute eau ajoutée se comporte comme de l'eau libre. Cette partition se traduit expérimentalement par un changement abrupt de pente dans la courbe de $\varepsilon'(m_v)$. Le seuil $m_{v,t}$ reflète la quantité d'eau qu'une matrice solide donnée peut retenir avant d'être saturée en sites d'adsorption. Il dépend donc directement de la surface spécifique du sol, et par conséquent de sa texture et de sa teneur en matière organique (Roth et al., 1992). Wang et Schmugge (1980) ont ainsi mesuré $m_{v,t} \approx 0.17\,\mathrm{cm^3\,cm^{-3}}$ pour des sables purs et jusqu'à $0.33\,\mathrm{cm^3\,cm^{-3}}$ pour des argiles. Ces valeurs sont fortement corrélées au point de flétrissement, c'est-à-dire la teneur en eau résiduelle au-delà de laquelle les plantes ne peuvent plus extraire l'eau du sol, lui-même contrôlé par la texture.

Cette distinction prend une importance accrue lorsque la température du sol descend sous 0 °C. Les forces d'adsorption qui retiennent l'eau liée à la matrice solide s'opposent en effet à la formation du réseau cristallin de la glace, et une fraction d'eau demeure liquide bien en dessous du point de congélation de l'eau libre (Williams, 1964 ; Anderson et Tice, 1972). Compte tenu du fort contraste diélectrique entre eau liquide et glace, cette fraction non gelée domine la permittivité du sol gelé (Zhang et al., 2003 ; Mironov et al., 2010). L'effet est particulièrement marqué dans les sols organiques étudiés dans cette thèse. La grande surface spécifique maintient une part substantielle de l'eau sous forme liquide et ce même sous 0 °C (Mironov et Savin, 2015 ; Mironov et Savin, 2016).

2.1.4 Glace et eau liquide en sol gelé

Le modèle de Debye s'applique aussi à la glace, mais avec des paramètres très différents de ceux de l'eau liquide. La permittivité statique de la glace, ($\varepsilon_s \approx 97$) à 0 °C reste du même ordre de grandeur que celle de l'eau liquide (Mätzler, 1998b). Les molécules de H_2O, bien que retenues par un réseau étendu de liaisons hydrogène dans la glace, conservent leur dipôle permanent et peuvent encore s'aligner sur un champ appliqué. Cette réorientation exige toutefois la rupture coopérative de plusieurs liaisons hydrogène. Le temps de relaxation τ est ainsi porté à l'ordre de la dizaine de microsecondes, ce qui abaisse la fréquence de relaxation f_r jusque dans le domaine des kilohertz (Mätzler, 1998b), comme montré à la Figure 2.3. Dans la bande micro-onde considérée ici (1 à 20 GHz), on se trouve donc dans le régime $\omega\tau \gg 1$. Les dipôles n'ont plus le temps de suivre le champ et la permittivité de la glace se réduit à sa limite haute fréquence $\varepsilon_\infty \approx 3.17$, avec une partie imaginaire faible, mais non nulle qui croît légèrement avec la température et la fréquence (Mätzler, 1998b). C'est ce blocage de la réponse dipolaire qui rend un sol entièrement gelé diélectriquement comparable à un sol sec et qui justifie l'usage des micro-ondes pour détecter les transitions gel/dégel (Dobson et al., 1985 ; Schwank et al., 2004).

Cette image d'un sol entièrement gelé reste toutefois une idéalisation. À température négative, une fraction de l'eau du sol, dite *eau non gelée*, demeure liquide en dessous de 0 °C.

Deux mécanismes y contribuent. D'une part, les forces d'adsorption décrites à la sous-section précédente s'opposent à l'organisation des molécules d'eau en réseau cristallin au voisinage de la matrice solide. D'autre part, la courbure des ménisques dans les pores les plus fins abaisse localement le point de fusion par effet capillaire (relation de Gibbs–Thomson) (Watanabe et Mizoguchi, 2002). La fraction non gelée $m_{vu}(T)$ décroît de façon continue avec la température et dépend de la texture, de la surface spécifique et de la composition chimique du sol (Williams, 1964). Les sols à grande surface spécifique, en particulier les sols argileux et organiques, conservent ainsi une teneur en eau liquide notablement plus élevée à une température donnée que les sols sableux.

Les quatre formes de l'eau introduites dans cette section, soit eau libre, eau liée, glace et eau non gelée, coexistent en proportions variables dans un sol réel, aux côtés de la phase solide et de l'air. C'est l'agencement de ces composantes, et leurs contrastes diélectriques marqués, qu'aborde la section suivante.

2.2 Composantes diélectriques des sols

La section précédente a montré que la permittivité de l'eau peut varier de près de deux ordres de grandeur entre ses formes liquide, liée et gelée. Dans un sol réel, ces formes coexistent avec une matrice solide minérale et organique et avec de l'air, dans des proportions contrôlées par la texture, la masse volumique apparente, la teneur en matière organique et l'historique thermique du sol. Cette section précise les composantes du sol qui contrôlent sa réponse diélectrique et fixe les notations utilisées dans la suite de la thèse.

2.2.1 Composition d'un sol naturel

Un sol se compose d'une matrice solide, formée de particules minérales et de matière organique, et d'un réseau de pores qui se partagent l'eau et l'air. L'eau peut se présenter sous quatre formes, soit libre, liée à la matrice solide, gelée ou non gelée, selon la température et la texture du sol (Figure 2.6).

La masse volumique apparente ρ_b, exprimée en $\mathrm{g\,cm^{-3}}$, désigne la masse de matière sèche par unité de volume total de sol et reflète l'état de tassement de la matrice solide. La porosité ϕ correspond à la fraction volumique occupée par les pores, qu'ils soient remplis d'air ou d'eau, et est reliée à ρ_b par $\phi = 1 - \rho_b/\rho_s$, où ρ_s est la masse volumique des particules solides du sol (Hillel, 2003). Dans un sol minéral, $\rho_s \approx 2.65\,\mathrm{g\,cm^{-3}}$, valeur dictée par la dominance du quartz et des feldspaths. Dans les sols organiques arctiques étudiés ici, la matrice solide combine minéraux et matière organique de masse volumique nettement plus faible ($\rho_{\mathrm{om}} \approx 1.3\,\mathrm{g\,cm^{-3}}$). ρ_s devient alors une moyenne pondérée par les fractions massiques minérale et organique, et est nettement plus faible dans les tourbes que dans un sol minéral.

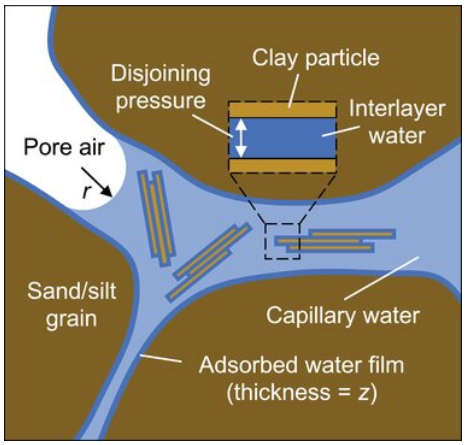


FIGURE 2.6 – Schéma d'un sol minéral humide, montrant l'eau liée aux différentes composantes solides ainsi que l'eau libre et les pores remplis d'air. Tirée de Luo et al. (2022)

La fraction massique de matière organique f_{om}, ou Matière organique du sol (SOM), mesure la proportion de matière organique dans la phase solide. Elle est faible dans les sols minéraux ($f_{\mathrm{om}} \leq 5\,\%$) et peut dépasser $80\,\%$ dans les tourbes des hautes latitudes. La composition texturale est exprimée comme les fractions massiques de sable (50 à $2000\,\mu\mathrm{m}$), de limon (2 à $50\,\mu\mathrm{m}$) et d'argile ($<2\,\mu\mathrm{m}$) selon la classification de l'Département de l'agriculture des États-Unis (USDA) (Soil Survey Staff, 2022). Elle contrôle indirectement la permittivité par son influence sur la surface spécifique et donc sur la fraction d'eau liée discutée à la section 2.1.3.

La teneur en eau volumétrique m_v, aussi notée Contenu volumétrique en eau (VWC) dans la suite, mesure le volume d'eau par unité de volume de sol. Contrairement aux grandeurs précédentes, qui caractérisent la matrice et sont quasi statiques sur des échelles de temps saisonnières, m_v varie au fil des précipitations et des cycles de gel et dégel. La teneur en eau gravimétrique m_g, exprimée en $\mathrm{g\,g^{-1}}$ de sol sec, est utilisée par les modèles de mélange diélectrique de la famille Mironov pour décrire les seuils d'eau liée. Les deux grandeurs sont reliées par $m_v = (\rho_b/\rho_w)\, m_g$, où $\rho_w \approx 1\,\mathrm{g\,cm^{-3}}$. C'est la variable dynamique principale en télédétection de l'humidité du sol.

2.2.2 Permittivité des éléments du sol

Contrairement à l'eau, dont la réponse micro-onde est dominée par une relaxation dipolaire dans la gamme du gigahertz, l'air et les phases solides sèches ne présentent pas, dans cette bande, de mécanisme de relaxation d'amplitude comparable. Leur permittivité complexe est donc généralement traitée comme faiblement dispersive, et leur contribution principale consiste à fixer le niveau de référence sur lequel viennent ensuite se superposer

les effets de l'humidité. Les ordres de grandeur de ces trois composantes sont résumés ci-dessous.

Air

Dans la bande de fréquences considérée ici, l'air peut être traité comme un constituant non dispersif de permittivité unitaire, soit $\varepsilon' = 1$ et $\varepsilon'' = 0$. Ces valeurs correspondent à celles couramment retenues dans la littérature sur les modèles de mélange micro-onde (Dobson et al., 1985 ; Park et al., 2017). Cette hypothèse fixe la borne inférieure de l'échelle des permittivités rencontrées dans un sol. À composition solide donnée, toute augmentation de ρ_b réduit la fraction d'air et tend donc à hausser la permittivité effective.

Particules minérales sèches

À l'échelle micro-onde, la permittivité d'un sol minéral sec varie généralement peu. Les minéraux constitutifs (quartz, feldspaths, argiles) ne portent pas de dipôle permanent et leur réponse dans la bande micro-onde se réduit à une polarisation électronique faible et quasi indépendante de la fréquence. Dans les sols naturels, la complexité de l'empilement granulaire et de la porosité impose toutefois de vérifier expérimentalement les ordres de grandeur effectivement observés. Plusieurs séries de mesures convergent vers une plage étroite. Un sable désertique sec mesuré par Mätzler (1998a), des matériaux dominés par le limon ou l'argile rapportés par Hoekstra et Delaney (1974) et l'extrapolation à humidité nulle des sols minéraux de Dobson et al. (1985) donnent tous une permittivité réelle entre 2.5 et 2.6 et des pertes diélectriques faibles, de l'ordre de 0.01 à 0.1. Hallikainen et al. (1985) concluent dans le même sens, soit que si l'effet de densité est contrôlé, la permittivité d'un sol sec demeure essentiellement indépendante de la texture et de la fréquence. La permittivité réelle du milieu minéral sec se situe ainsi dans une plage étroite autour de 2.5 à 2.6, très inférieure à celle de l'eau liquide.

Horizon organique sec

Les horizons organiques secs se distinguent par une permittivité apparente plus faible que celle de la phase minérale sèche. À partir de mesures en cavité résonante à 1.26 GHz sur des tourbes, sols de forêt et horizons de toundra, Bircher et al. (2016) obtiennent une valeur $\varepsilon' \approx 1.6$ à $m_v = 0$, nettement inférieur à la plage minérale. Cette valeur réduite ne provient pas d'une différence importante au niveau de la réponse physique de la matière organique face au champ électrique appliqué comparée à celle des minéraux, mais de l'architecture de la matrice. La matière organique fibreuse confère au sol une masse volumique apparente faible et une porosité élevée, et c'est la fraction d'air accrue qui abaisse la permittivité effective d'ensemble (Pan et al., 2012). Thompson et al. (1989) et Park et al. (2019) relient

cette même architecture à une surface spécifique élevée et à une plus grande capacité de rétention d'eau liée, propriétés qui deviennent déterminantes dès que le sol s'humecte.

Le Tableau 2.1 résume les permittivités typiques des composantes d'un sol dans la bande 1 à 20 GHz. Les valeurs reportées sont des ordres de grandeur tirés des références indiquées.

TABLEAU 2.1 – Permittivités typiques des composantes d'un sol dans la bande 1 à 20 GHz. Les valeurs indiquées sont des ordres de grandeur. La dépendance à la fréquence, à la température et à la composition est détaillée dans les références citées.

Composante	ε'	ε''	**Références**
Air	1	0	(Dobson et al., 1985 ; Park et al., 2017)
Minéral sec	2.5 à 2.6	faible	(Hallikainen et al. (1985) et Mätzler (1998a) Hoekstra et Delaney (1974) et Dobson et al. (1985))
Substrat organique sec	≈ 1.6	≈ 0.1	(Pan et al. (2012) et Bircher et al. (2016) Park et al. (2019))
Eau libre (20 °C)	79 à 42	4 à 36	(Kaatze, 1989 ; Liebe et al., 1991)
Eau liée	20 à 40	< 15	(Dobson et al., 1985)
Glace pure	≈ 3.17	$< 10^{-2}$	(Mätzler, 1998b)
Eau non gelée	$\sim$ eau liée	$\sim$ eau liée	(Williams, 1964 ; Mironov et al., 2010)

Entre l'air et le substrat sec ($\varepsilon' \approx 1$ à 2.6), l'eau liée ($\varepsilon' \approx 20$ à 40) et l'eau libre ($\varepsilon' \approx 79$ en bande L), la réponse d'un sol dépend directement de la répartition de l'eau entre ces différentes phases. La matière organique renforce cet effet en abaissant la permittivité du substrat sec et en augmentant la part d'eau retenue au voisinage des surfaces solides. Dans les biomes boréaux et de toundra, les horizons de surface sont souvent riches en matière organique. La présence de pergélisol ou d'un cycle annuel de gel et dégel y rend particulièrement importante la formation de glace et le maintien d'une fraction d'eau non gelée.

2.2.3 Spécificités des sols organiques boréaux et arctiques

Les tourbières boréales et arctiques représentent environ 19 % de la région circumpolaire et stockent 277 Pg de carbone organique (O'Donnell et al. (2012) ; Figure 2.7 Schuur (2019)). Leur forte teneur en matière organique leur confère des propriétés diélectriques distinctes, peu représentées dans les modèles calibrés sur des sols minéraux. En appliquant la même partition adsorbée / capillaire / libre illustrée à la Figure 2.5 à des sols organiques, Mironov et Savin (2016) identifient trois régimes d'humectation dans une tourbe d'Alaska ($f_{\mathrm{om}} \approx 80$ à 90 %), caractérisés entre 0.05 GHz et 16 GHz. Ces régimes sont exprimés en teneur en eau gravimétrique m_g plutôt qu'en m_v, selon la convention de la famille de modèles Mironov. Pour la tourbe alaskienne à 0 °C, les valeurs calibrées sont $m_{g1} \approx 0.21\,\mathrm{g\,g^{-1}}$ et

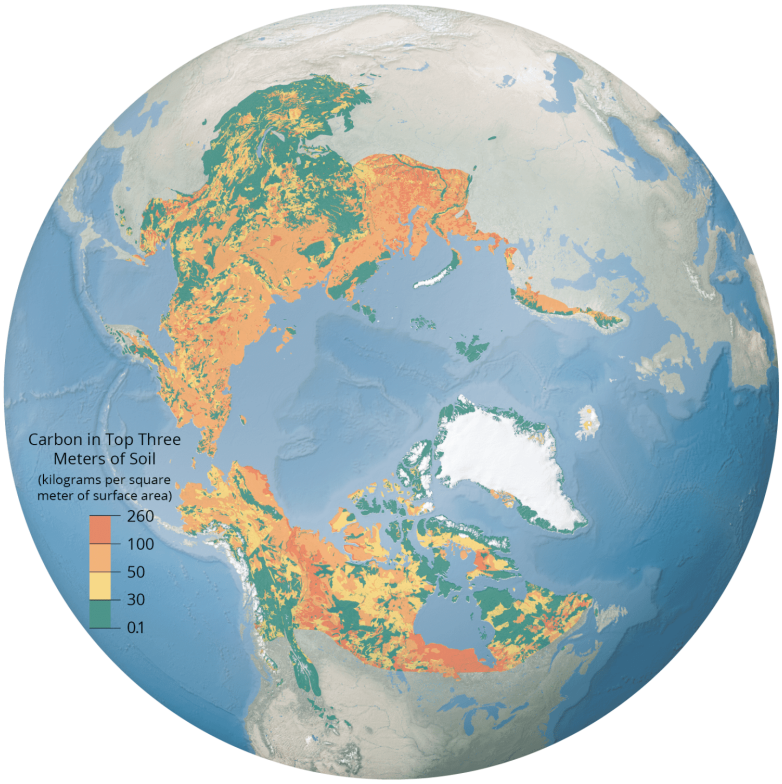


FIGURE 2.7 – Contenu en carbone organique des trois premiers mètres sous la surface du sol circumpolaire nordique. Image tirée de Schuur (2019)

$m_{g2} \approx 0.43\,\mathrm{g\,g^{-1}}$ (Mironov et Savin, 2016), nettement supérieures aux valeurs d'un sol minéral (Tableau 2.2). Des résultats comparables ont été rapportés par Mironov et Savin (2015) pour une tourbe du Yamal ($f_{\mathrm{om}} \approx 50\,\%$). Ces seuils augmentent avec f_{om}, comme le montrent Mironov et al. (2019) sur cinq tourbes de 35 à 80 % de MO issues du Yamal, d'Alaska et du Taïmyr.

TABLEAU 2.2 – Valeurs gravimétriques des seuils d'eau liée (m_{g1}) et d'eau totale liée (m_{g2}) à 0 °C, pour des sols minéraux et organiques. La mention N/A indique que le modèle de sol minéral ne distingue qu'une seule transition.

Type	Description	m_{g1} (g/g)	m_{g2} (g/g)	Référence
Minéral	Loam sableux ($C \approx 9\,\%$)	0.04	N/A	(Mironov et al., 2020)
	Loam limoneux ($C \approx 21\,\%$)	0.08	N/A	
	Argile limoneuse ($C \approx 41\,\%$)	0.15	N/A	
Organique	Tourbe du Yamal ($f_{\mathrm{om}} \approx 50\,\%$)	0.19	0.40	(Mironov et Savin, 2015)
	Tourbe d'Alaska ($f_{\mathrm{om}} \approx 85\,\%$)	0.21	0.43	(Mironov et Savin, 2016)

À m_v égal, la fraction d'eau libre est donc moindre dans un sol organique que dans un sol minéral. Bircher et al. (2016) l'ont confirmé en bande L en mesurant une pente de la relation $\varepsilon'(m_v)$ réduite pour les sols organiques. Park et al. (2019) attribuent ce comportement à l'augmentation du point de flétrissement avec la teneur organique, qui repousse l'apparition de l'eau libre vers des m_v plus élevés.

Cette même surface spécifique élevée, qui retient l'eau liée à température positive,

agit aussi sous le point de congélation, en prolongeant le mécanisme d'eau non gelée décrit à la section 2.1.4. Sous 0 °C, la succion capillaire de la matrice solide maintient une fraction d'eau à l'état liquide, d'autant plus grande que la surface spécifique est élevée (Williams, 1964 ; Anderson et Tice, 1972 ; Watanabe et Mizoguchi, 2002). Dans les tourbes du Yamal et d'Alaska, les transitions de phase les plus intenses se produisent entre -1 °C et -7 °C (Mironov et Savin, 2015 ; Mironov et Savin, 2016). Dans un sol sableux, la quasi-totalité de l'eau gèle au voisinage de 0 °C. Cette fraction non gelée se comporte diélectriquement comme de l'eau liée (Mironov et al., 2010), de sorte que des pertes diélectriques mesurables subsistent même en sol gelé. Les sols organiques boréaux et arctiques cumulent ainsi trois particularités peu représentées dans les modèles calibrés sur des sols minéraux : des seuils d'eau liée élevés, une relation $\varepsilon'(m_v)$ à pente réduite, et une transition gel-dégel étalée sur plusieurs degrés.

Ces contrastes rendent la réponse diélectrique d'un sol fortement non linéaire en m_v, et fortement dépendante de la texture, de la matière organique, de la masse volumique et de la température. Aucune mesure de m_v seule ne suffit donc à caractériser $\varepsilon^*_{\text{sol}}$, et inversement aucune mesure unique de $\varepsilon^*_{\text{sol}}$ ne permet de remonter à m_v sans hypothèse sur la composition du sol. Cette difficulté motive aussi le développement expérimental présenté au Chapitre III, consacré à une sonde coaxiale à extrémité ouverte capable de mesurer la permittivité apparente de milieux hétérogènes comme les sols. Un cadre formel reliant les fractions volumiques, les permittivités des constituants et la permittivité effective du mélange est donc nécessaire, ce qui motive la présentation des principales familles de Modèle de mélange diélectrique (DMM) à la section suivante.

2.3 Modèles de mélange diélectrique des sols

Les sections précédentes ont montré que les constituants du sol possèdent des permittivités très contrastées et que leurs proportions varient avec m_v, T, la texture et la fraction de matière organique f_{om}. Un DMM constitue le cadre formel permettant d'estimer la permittivité effective $\varepsilon^*_{\text{eff}}$ du volume sondé à partir de ces propriétés. Les familles de modèles se distinguent principalement par la règle de mélange retenue et par les hypothèses sur la partition de l'eau entre ses formes liée, libre et gelée.

2.3.1 Principe et variables d'entrée

La géométrie réelle des pores et des interfaces d'un sol est trop complexe pour être résolue à l'échelle de l'onde micro-onde, de sorte que les DMM remplacent ce volume hétérogène par un milieu homogène équivalent caractérisé par $\varepsilon^*_{\text{eff}}$. La règle de mélange pondère les phases par une moyenne volumique ou par une moyenne appliquée à une grandeur

transformée, comme l'indice de réfraction complexe ou une puissance de la permittivité (Looyenga, 1965 ; Birchak et al., 1974). Le choix de cette règle conditionne la façon dont les variables d'entrée comme la teneur en eau, la température et la texture, se traduisent en variations de $\varepsilon^*_{\text{eff}}$, certaines formulations amplifiant davantage le contraste entre l'eau libre et les autres phases.

Parmi les variables d'entrée, m_v quantifie la quantité d'eau présente et T en détermine l'état, ce qui en fait les deux grandeurs les plus déterminantes pour $\varepsilon^*_{\text{eff}}$. La masse volumique apparente ρ_b, la texture et la fraction de matière organique f_{om} (SOM) décrivent la structure du sol et contrôlent la rétention d'eau et la quantité d'eau liée (Wang et Schmugge, 1980 ; Dobson et al., 1985 ; Mironov et al., 2010). La fréquence f fixe le domaine de dispersion diélectrique, comme présenté à la section 2.1.2. Selon les hypothèses retenues sur ces variables et sur les phases de l'eau, les DMM se répartissent en familles allant des formulations purement empiriques aux approches physiques explicites.

2.3.2 Familles de modèles

Modèles empiriques

Les modèles empiriques constituent l'approche la plus directe en ajustant une relation statistique entre les variables mesurées et la permittivité observée, sans imposer de structure physique au mélange. Leur intérêt tient à leur caractère opérationnel, puisqu'ils permettent de relier rapidement m_v, la texture ou la fréquence à ε^* sans décrire explicitement les phases du sol. Cette simplicité les rend efficaces dans leur domaine de calibration, mais elle limite leur capacité à représenter la partition de l'eau liée, la dispersion fréquentielle et les transitions de phase. Les premiers modèles pour sols minéraux, à commencer par Topp et al. (1980), ont montré qu'un polynôme reliant K_a à m_v peut être quasi-universel pour les sols minéraux non gelés. Cette propriété remarquable a posé les bases de la mesure par réflectométrie temporelle, tout en laissant ouverte la question de la texture et de la fréquence. Hallikainen et al. (1985) ont abordé cette limite en mesurant cinq types de sols minéraux à huit fréquences entre 1.4 GHz et 18 GHz. Ils ont ensuite ajusté des polynômes distincts pour ε' et ε'', chacun dépendant de m_v et des fractions de sable et d'argile. La texture devient alors une variable explicite avec son effet qui demeure visible entre 1.4 GHz et 18 GHz, mais s'atténue avec la fréquence. Les sols organiques imposent une autre rupture dans cette logique de calibration. Roth et al. (1992) ont montré, en testant onze horizons minéraux et sept horizons organiques, que les sols organiques suivent une courbe de calibration par réflectométrie temporelle distincte de celle des sols minéraux. Bircher et al. (2016) ont ensuite étendu cette démarche à la bande L, en réponse aux besoins de la mission SMOS, en mesurant par cavité résonnante une large gamme de substrats organiques boréaux et arctiques et en ajustant des polynômes pour ε' et ε''.

Modèles semi-empiriques

Les modèles semi-empiriques occupent une position intermédiaire entre les régressions empiriques et les modèles physiques détaillés. Ils conservent une règle de mélange qui distingue les principales phases du sol, mais introduisent des coefficients ajustés pour représenter des effets difficiles à décrire explicitement, comme la rétention de l'eau par la matrice solide. Dans ce cadre, Wang et Schmugge (1980) ont introduit une transition entre eau liée et eau libre, de sorte qu'aux faibles teneurs en eau l'humidité contribue moins fortement à la permittivité que l'eau libre. Dobson et al. (1985) ont ensuite proposé une formulation minérale en combinant loi de mélange, texture, masse volumique et fréquence, en représentant le sol humide comme un mélange de matrice sèche, d'air, d'eau liée et d'eau libre. Ces modèles montrent que la texture peut servir de variable de substitution pour des propriétés plus fines, comme la surface spécifique et la capacité de rétention d'eau. Cette approximation devient toutefois plus fragile dans les sols riches en matière organique, où la rétention d'eau dépend aussi de la structure poreuse et de la composition organique. Park et al. (2019) ont prolongé cette logique en faisant intervenir SOM dans certains seuils hydrauliques, ce qui permet d'étendre l'approche vers des sols organo-minéraux sans adopter une description physique complète. La plupart de ces formulations décrivent donc surtout la partition entre eau liée et eau libre dans des sols non gelés. La transition de phase exige de distinguer l'eau non gelée et la glace, ce qui ajoute une dépendance forte à la température et aux propriétés de rétention du sol.

Modèles physiques avec transition de phase

Les modèles physiques cherchent à représenter les mécanismes qui produisent la permittivité effective plutôt qu'à seulement ajuster sa valeur observée. Ils deviennent particulièrement importants lorsque l'eau liquide, l'eau non gelée et la glace coexistent, car ces phases possèdent des réponses diélectriques très différentes.

La famille Modèle diélectrique de mélange réfractif généralisé (GRMDM) de Mironov et al. (2004) fournit un cadre central pour cette approche en exprimant la réponse du sol comme une somme pondérée des indices de réfraction complexes des phases :

$$n^*_{\text{sol}} - 1 = \sum_q v_q \left(n^*_q - 1 \right) \tag{2.3}$$

où n^*_{sol} est l'indice de réfraction complexe du sol effectif, n^*_q celui de la phase q, et v_q sa fraction volumique. Cette formulation rend explicite le rôle de chaque constituant, de sorte que l'eau liée, l'eau libre et les formes associées au gel ne sont pas traitées comme des contributions interchangeables. Les versions successives de GRMDM ont ensuite adapté ce cadre à différents milieux, depuis les sols minéraux gelés (Mironov et al., 2010) jusqu'aux tourbes organiques arctiques (Mironov et Savin, 2016 ; Mironov et al., 2020).

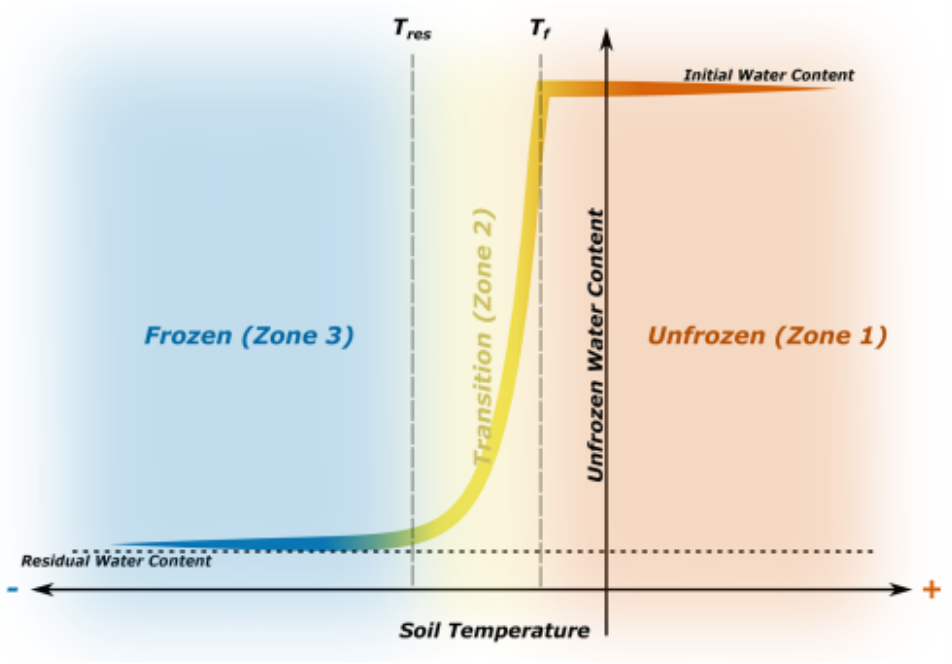


FIGURE 2.8 – Évolution de la teneur en eau non gelée d'un sol en fonction de la température lors d'un cycle de gel-dégel. Tirée de Salmabadi et al. (2026).

Certaines formulations occupent toutefois une position intermédiaire entre les modèles semi-empiriques et physiques. Zhang et al. (2010) partent de la structure de Dobson et al. (1985), mais y ajoutent une estimation de l'eau non gelée en fonction de la température. Ils insèrent ensuite cette fraction liquide et la fraction de glace correspondante dans une règle de mélange afin de représenter la transition de phase. Ce type de modèle est souvent décrit comme physique ou physico-empirique, car la partition liquide-glace est imposée par le mécanisme de gel plutôt que seulement par un ajustement statistique. Il prolonge ainsi l'idée présentée à la section 2.1.4, selon laquelle un sol gelé peut conserver une fraction liquide dominante pour la réponse diélectrique, comme l'illustre la Figure 2.8.

Modèles statistiques

Les modèles statistiques substituent à la règle de mélange une relation $\varepsilon^*(\mathbf{x})$ ajustée sur un jeu de données, où $\mathbf{x}$ regroupe les propriétés du sol mesurées. La famille couvre un éventail allant de la régression polynomiale multivariée aux méthodes d'ensemble par arbres et aux réseaux de neurones, ces deux dernières classes étant particulièrement adaptées lorsque ε^* dépend simultanément de plusieurs descripteurs corrélés. Cette approche est attrayante pour la diélectrique des sols, car elle évite d'expliciter la partition de l'eau entre ses formes liée, libre et gelée, qui demeure la principale source d'incertitude des modèles physiques en milieu organique ou gelé. Elle permet ainsi de capturer des interactions non linéaires entre m_v, T, ρ_b, la texture et f_{om} sans imposer de forme analytique, mais sa

validité reste limitée au domaine couvert par les données d'entraînement. Les réseaux de neurones occupent une place centrale dans cette littérature et sont employés indifféremment dans le sens direct ou inverse, selon que l'on cherche à estimer ε^* à partir des propriétés du sol ou à retrouver ces propriétés à partir de mesures diélectriques. Persson et al. (2002) en offrent un exemple représentatif du premier sens en estimant $\varepsilon^*_{\text{eff}}$ à partir de ρ_b, de la fraction d'argile et de f_{om}, tandis que Shang et al. (2004) appliquent la démarche inverse en exploitant le spectre $\varepsilon^*(f)$ pour caractériser la texture et l'état hydrique du sol. Des travaux plus récents, comme ceux de Chen et al. (2026), intègrent également T et l'historique de gel-dégel parmi les variables d'entrée, ce qui permet de tenir compte de la transition de phase sans paramétrisation explicite de l'eau non gelée. Plutôt que de remplacer les DMM physiques, ces modèles fournissent une référence empirique permettant de quantifier la part de variance qui n'est pas captée par les hypothèses physiques retenues.

2.3.3 Lien avec la télédétection micro-onde

Les DMM permettent d'estimer la permittivité du sol, mais cette grandeur n'est pas encore une propriété directement observable par un capteur micro-onde. La permittivité ε^* contrôle la réponse électromagnétique du sol aux ondes incidentes et constitue donc une entrée essentielle pour la télédétection. Le signal mesuré combine toutefois plusieurs contributions, dont celles du sol, du couvert de neige et de la végétation. Selon l'application visée, on cherche soit à retrouver des propriétés du sol à partir de ce signal composite, soit à modéliser la contribution du sol pour l'en soustraire et conserver le signal d'un autre milieu d'intérêt, comme la neige ou la végétation. Dans les deux cas, représenter explicitement la contribution du sol requiert de modéliser comment l'onde se propage dans chacun des milieux traversés, à partir de leurs permittivités respectives. Le Chapitre IV reviendra précisément sur cette étape en évaluant plusieurs DMM sur une base de données multi-fréquences de permittivité de sols minéraux et organiques en cycle de gel et de dégel. Les modèles de transfert radiatif assurent ce passage et font l'objet de la section suivante.

2.4 Télédétection micro-onde

Les sections précédentes ont présenté la permittivité complexe des constituants du sol et les modèles permettant d'en estimer la valeur effective pour un mélange de phases. En télédétection micro-ondes, la permittivité calculée par le DMM n'est cependant pas la variable observée directement. Le capteur mesure une réponse électromagnétique produite par l'ensemble du milieu sondé, qui peut inclure sol, neige, végétation et interfaces. Le transfert radiatif relie les propriétés diélectriques et géométriques de ces milieux aux observables mesurées.

2.4.1 Paramètres d'acquisition satellitaire

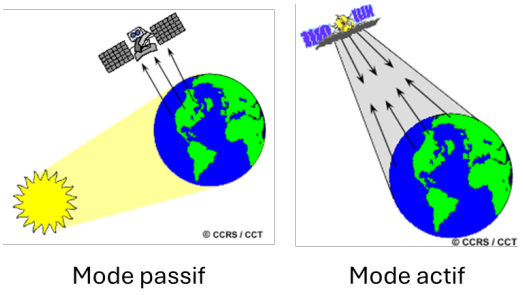


FIGURE 2.9 – Schéma des deux modes de télédétection micro-onde, actif et passif. Image adaptée de Ressources Naturelles Canada (2025)

Les systèmes de télédétection micro-onde se distinguent principalement par le mode d'acquisition qu'ils utilisent et qui dicte la nature de l'observable mesurée. Ces modes peuvent être classés en deux catégories, soit actif et passif, en fonction de la source d'énergie électromagnétique utilisée pour sonder la surface (Figure 2.9). En mode passif, le capteur est un radiomètre qui mesure les micro-ondes naturellement émises par la surface terrestre, tandis qu'en mode actif, le capteur est un radar qui émet une impulsion électromagnétique et mesure la fraction d'énergie rétrodiffusée par la surface. Dans les deux cas, les observables sont fonction de la fréquence d'observation f, de l'angle d'incidence θ_i, de la géométrie du milieu sondé et de propriétés diélectriques des couches traversées. L'énergie observée par les deux types d'instruments peut aussi être caractérisée par l'état de polarisation de l'onde mesurée. La polarisation p désigne l'orientation du champ électrique, généralement horizontale (H) ou verticale (V) par rapport au plan d'incidence de l'onde mesurée. Dans le cas de la télédétection passive, la polarisation est définie par l'orientation de l'antenne du radiomètre, tandis qu'en mode actif, elle peut être définie à la fois à l'émission et à la réception, ce qui permet d'obtenir des canaux co-polarisés (HH, VV) et croisés (HV, VH).

En mode passif, un radiomètre mesure la température de brillance $T_{b,p} = e_p T_s$, où e_p est l'émissivité directionnelle de la surface et T_s la température physique (Ulaby et al., 1986). En mode actif, le système émet une onde et mesure la fraction de puissance rétrodiffusée vers l'antenne, quantifiée par le coefficient de rétrodiffusion normalisé σ^0_p, exprimé en décibels (Ulaby et al., 1986). Les canaux co-polarisés HH et VV conservent la polarisation entre émission et réception et sont fortement contrôlés par la rugosité de surface et les contrastes diélectriques entre les surfaces. Les canaux croisés HV et VH changent de polarisation entre émission et réception et indiquent plutôt une diffusion multiple ou volumique par les hétérogénéités du milieu qui peuvent changer la nature de la polarisation. La permittivité effective introduite aux sections précédentes constitue donc l'entrée physique qui contrôle, conjointement avec la géométrie, la valeur de σ^0_p comme celle de $T_{b,p}$.

Pour les deux modes d'acquisition, la fréquence d'observation détermine la profondeur jusqu'à laquelle l'onde pénètre dans le milieu avant d'être atténuée. Dans un milieu à faibles pertes ($\varepsilon'' \ll \varepsilon'$), cette profondeur de pénétration δ_p s'exprime en fonction de la longueur d'onde dans le vide $\lambda_0 = c/f$ et de la permittivité complexe du milieu (Ulaby et Long,

2014) :

$$\delta_p \approx \frac{\lambda_0}{2\pi} \frac{\sqrt{\varepsilon'}}{\varepsilon''} \tag{2.4}$$

Ainsi, une augmentation de la fréquence réduit λ_0, limitant la sensibilité de l'instrument aux couches superficielles du milieu. De plus, des variations de la permittivité effective, dues à des variations de m_v, de T ou de la texture du sol, peuvent aussi modifier la profondeur de pénétration.

La fréquence dicte également le régime de diffusion selon la dimension des hétérogénéités rencontrées. Lorsque les diffuseurs sont très petits par rapport à la longueur d'onde λ_0 (régime de Rayleigh), le diagramme de diffusion est quasi uniforme et devient indépendant de la forme des particules. À l'inverse, si la taille des diffuseurs est comparable à λ_0 (régime de Mie), ils produisent des diagrammes de diffusion complexes et directifs. Enfin, pour des structures beaucoup plus grandes que λ_0, le système entre dans le régime de l'optique géométrique, où les interactions sont dominées par les réflexions et réfractions spéculaires (Ulaby et Long, 2014). Ce passage entre régimes conditionne la sensibilité de l'instrument à la microstructure du milieu sondé, qu'il s'agisse de cristaux de neige, d'agrégats de sol ou d'inclusions de glace, et justifie le choix des bandes spectrales selon la variable géophysique ciblée.

Enfin, l'angle d'incidence θ_i influence la mesure de plusieurs manières. D'une part, il allonge le trajet électromagnétique à travers les milieux semi-transparents comme la neige ou la végétation. Un grand angle d'incidence augmente ainsi l'atténuation volumique et réduit la contribution perçue des couches sous-jacentes. D'autre part, il modifie la rugosité apparente des interfaces. Une même surface paraîtra en effet thermiquement et électromagnétiquement plus lisse aux grands angles d'incidence, ce qui modifie le partage entre la réflexion spéculaire et la diffusion diffuse. De plus, l'angle d'incidence module fortement l'intensité du signal selon sa polarisation. Le contraste entre les réflexions horizontale et verticale s'accroît à mesure que l'angle augmente. L'onde polarisée verticalement est en effet beaucoup moins réfléchie par les interfaces planes que l'onde polarisée horizontalement aux grands angles d'incidence. Ce comportement angulaire différentiel aide ainsi à séparer la contribution de la surface de celle du volume (Ulaby et al., 1986). Dans le cadre de cette thèse, la méthode visée pour répondre à la problématique est la télédétection active et la suite se concentre sur l'analyse de la rétrodiffusion radar (σ_p^0).

2.4.2 Structure et évolution du manteau neigeux

Le manteau neigeux se construit par dépôts successifs, de sorte que ses couches correspondent à des épisodes de précipitation et de transformation distincts (Foster et al., 1984 ; Proksch et al., 2015b). Chaque couche possède une densité, une épaisseur, une température, un type de grains et une microstructure qui lui sont propres. Après le dépôt, la

compaction mécanique, les gradients thermiques et les cycles de fonte et de regel modifient la forme et la taille des grains ainsi que les contacts entre eux, la densité et la porosité du manteau (Foster et al., 1984 ; Cui et al., 2016). Ces transformations, regroupées sous le terme de métamorphisme de la neige, se poursuivent donc au cours de la saison et contribuent à différencier les couches du manteau (Proksch et al., 2015b ; Sandells et al., 2017).

Le métamorphisme modifie aussi les paramètres qui décrivent la microstructure à l'échelle électromagnétique. Dans la neige sèche, la densité contrôle la proportion volumique de glace et d'air et influence ainsi la permittivité effective de chaque couche (Picard et al., 2013 ; Picard et al., 2018). La taille, la forme et l'agencement des grains contrôlent quant à eux l'échelle des hétérogénéités rencontrées par l'onde et la diffusion volumique (Löwe et Picard, 2015 ; Cui et al., 2016). La Surface spécifique de la neige (SSA) et la longueur de corrélation servent ainsi à résumer certains aspects de cette structure pour les modèles de neige (Proksch et al., 2015b ; Sandells et al., 2017). La structure frittée produite par les transformations mécaniques et thermiques ne peut donc pas toujours être représentée comme un assemblage de particules indépendantes (Cui et al., 2016).

Le manteau neigeux doit donc être décrit par un ensemble de propriétés propres à chaque couche et à la date d'observation, plutôt que par une propriété unique et constante. Cette description fournit les paramètres nécessaires pour représenter l'absorption, la transmission et la diffusion dans le manteau neigeux (Sandells et al., 2017 ; Picard et al., 2018). Le rôle de ces propriétés dans la propagation de l'onde à travers les couches et aux interfaces est présenté à la section 2.4.3.

2.4.3 Transfert radiatif dans un milieu stratifié

Les paramètres définis à la section 2.4.1 (fréquence, polarisation, angle d'incidence) sont liés au capteur, mais l'observable mesurée dépend aussi de la structure du milieu observé. Dans le cas le plus simple, un sol nu peut être représenté par une seule interface air-sol. Lorsqu'un milieu enneigé ou végétalisé est considéré, l'onde interagit successivement avec plusieurs couches et interfaces. La contribution de chaque strate au signal total dépend de ses propriétés électromagnétiques et de l'atténuation subie lors de la propagation à travers les milieux sus-jacents.

La Figure 2.10 illustre cette représentation multicouche. À titre d'exemple, le sol sous-jacent ne contribue à l'observable que si la profondeur de pénétration de l'onde lui permet d'atteindre l'interface sans être entièrement dissipée par le manteau nival ou la canopée végétale. Dans un manteau neigeux, la part du signal associée au sol sous-jacent dépend donc de l'atténuation et de la diffusion produites dans les couches sus-jacentes. Aux plus basses fréquences micro-ondes, où la profondeur de pénétration est plus grande, le signal reste plus sensible à la permittivité du sol, tandis qu'aux fréquences plus élevées il est davantage contrôlé par les propriétés de la neige.

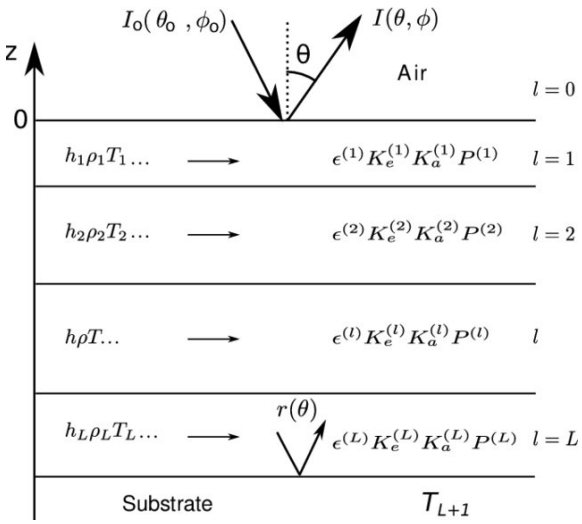


FIGURE 2.10 – Milieu multicouche modélisé par SMRT. Le schéma illustre la représentation stratifiée où la permittivité ε_i de chaque couche fait partie des variables qui déterminent l'émission, l'atténuation, la transmission et la diffusion propagées jusqu'à l'observable mesurée (Picard et al., 2018).

Des modèles comme *Helsinki University of Technology snow model* (HUT) (Pulliainen et Hallikainen, 2001), *Microwave Emission Model of Layered Snowpack* (MEMLS) (Mätzler et Wiesmann, 1999) ou Transfert radiatif en milieu dense (DMRT) (Picard et al., 2013) ont progressivement formalisé ce bilan pour la neige, d'abord pour l'émission passive, puis pour la rétrodiffusion active (Tsang et al., 2007 ; Lemmetyinen et al., 2010).

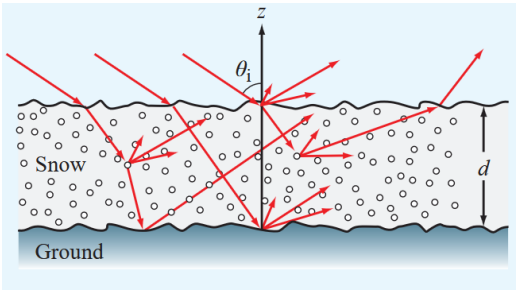


FIGURE 2.11 – Exemple de diffusion micro-onde dans un manteau neigeux (Ulaby et Long, 2014).

La Figure 2.11 montre un exemple des mécanismes de diffusion et de rétrodiffusion dans un manteau neigeux. Dans cette optique, le modèle *Snow Microwave Radiative Transfer* (SMRT) (Picard et al., 2018) organise les approches existantes dans une architecture modulaire, ce qui facilite la combinaison et l'intercomparaison de formulations issues de la littérature. Comme l'illustre la Figure 2.10, les différentes couches y sont traitées séparément et leurs représentations électromagnétiques sont organisées sous forme de blocs. Les liens entre ces couches sont ensuite décrits par des modèles d'interface qui dépendent du contraste diélectrique entre les milieux adjacents. Le substrat est représenté par un modèle de rétrodiffusion qui fournit la condition limite du problème. Un solveur de transfert radiatif est alors employé pour propager l'onde à travers les différentes strates et produire l'observable recherchée.

Dans ce cadre, l'interface sol-neige est centrale. Le contraste de permittivité entre la neige et le sol ainsi que la géométrie de l'interface contrôlent directement la part d'énergie réfléchie ou transmise vers le capteur. La réponse de cette interface est contrôlée par la

permittivité du sol et par la rugosité de la surface. À permittivité égale, une surface lisse favorise une réflexion plus spéculaire, alors qu'une surface rugueuse redistribue l'énergie dans un plus grand nombre de directions. La rugosité modifie ainsi la distribution angulaire de l'énergie réfléchie et, par conséquent, la fraction d'énergie effectivement rétrodiffusée vers le capteur. Elle est paramétrée par la Hauteur quadratique moyenne (RMSH), l'amplitude verticale des irrégularités autour de la surface moyenne et par la Longueur de corrélation (l_c), la distance horizontale sur laquelle les hauteurs restent corrélées. Ces deux paramètres peuvent être combinés par la Pente quadratique moyenne (MSS), qui condense ces deux échelles pour une surface gaussienne en un paramètre de pente (Équation 2.5) :

$$\mathrm{MSS} = 2\left(\frac{\mathrm{RMSH}}{l_c}\right)^2. \tag{2.5}$$

Une faible l_c correspond à une surface variant rapidement dans l'espace, une grande l_c à des ondulations plus étalées. Cette forme est exploitée par les modèles d'optique géométrique, où la distribution des normales locales fixe la direction de l'énergie diffusée. La permittivité et la rugosité doivent donc être paramétrées conjointement dans les simulations micro-ondes de sols gelés ou enneigés (Meloche et al., 2021).

Dans le contexte des inversions de propriétés de la neige visées par la mission *Terrestrial Snow Mass Mission* (TSMM), la contribution du sol sous-jacent demeure non négligeable même aux deux fréquences de TSMM. Le signal résulte alors d'une interaction conjointe entre le manteau neigeux et le sol sous-jacent, dont l'importance relative varie avec la profondeur de pénétration et la polarisation. Les travaux présentés au Chapitre V visent précisément à mieux représenter le sol dans les bandes de TSMM afin d'améliorer l'inversion des paramètres du manteau neigeux.

2.4.4 Modélisation directe et inversion

Une fois ces paramètres physiques définis, ils peuvent être rassemblés dans un vecteur d'état géophysique $\mathbf{x}$ qui décrit l'ensemble des couches traversées par l'onde. Un modèle de transfert radiatif tel que SMRT joue alors le rôle de modèle direct : il prédit une observable à partir de cet état $\mathbf{x}$, d'une géométrie d'observation θ_i et d'une fréquence f.

$$y_p = \mathcal{F}_p\left(\mathbf{x}, f, \theta_i\right) + \eta_p, \qquad y_p \in \left\{T_{b,p}, \sigma_p^0\right\} \tag{2.6}$$

Le terme η_p regroupe l'erreur de mesure, les simplifications du modèle et les paramètres non représentés. Dans cette chaîne, un DMM fournit notamment la composante $\varepsilon^*_{\mathrm{sol}}$ de $\mathbf{x}$, que SMRT propage ensuite jusqu'au calcul de T_b ou de σ^0.

Le problème inverse consiste à rechercher les états $\mathbf{x}$ compatibles avec l'observable mesurée. Selon l'application, l'inversion peut viser m_v, l'état de gel et dégel, ou encore des

propriétés du manteau neigeux (Wigneron et al., 2017). Dans tous les cas, la logique est la même : un DMM relie les propriétés du sol à sa permittivité, puis le modèle direct propage cette information jusqu'à l'observable simulée. Dans le contexte des travaux préparatoires à la mission TSMM, Montpetit et al. (2024) montrent que la modélisation directe du signal radar Ku exige de représenter explicitement les contributions conjointes de la neige et du sol. Cette chaîne suppose donc que la contribution du sol sous-jacent soit elle aussi paramétrée dans le modèle, à partir de propriétés de sol contraintes par des données radar. La qualité de l'inversion dépend donc directement de la manière dont la permittivité et la rugosité du sol sont estimées. C'est précisément l'adéquation des DMM disponibles à décrire les sols organiques arctiques étudiés ici qui fait l'objet du Chapitre IV, tandis que la caractérisation expérimentale des propriétés du sol in situ est présentée au Chapitre V. L'instrument développé pour acquérir ces mesures de permittivité en laboratoire est quant à lui décrit au Chapitre III.

Chapitre III

Nouvelle sonde de type coaxiale à extrémité ouverte fonctionnant sur une large bande dans les micro-ondes et à grande ouverture pour la caractérisation diélectrique des sols

« New wideband large aperture open-ended coaxial microwave probe for soil dielectric characterization »

Alex Gélinas, Bilal Filali, Alexandre Langlois, Richard Kelly, Alex Mavrovic, François Demontoux et Alexandre Roy

Le contenu de ce chapitre a fait l'objet d'une publication dans la revue *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* :

A Gélinas et al. (2025) : « New Wideband Large Aperture Open-Ended Coaxial Microwave Probe for Soil Dielectric Characterization ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 63, p. 1-8. DOI : 10.1109/TGRS.2025.3539532

Contenu du chapitre

3.1 Présentation de l'article 36
3.2 Résumé français 36
3.3 Résumé anglais. 37
3.4 Introduction 38
3.5 Theory and methodology 40
3.5.1 Probe setup 40
3.5.2 Probe measurement principle 41
3.5.3 Calibration 42
3.5.4 Data processing 43
3.5.5 Probe signal penetration depth. 44
3.5.6 Soil sample characterization 44
3.6 Results and discussion 45
3.6.1 Probe calibration and test liquids. 45
3.6.2 Signal penetration depth. 45
3.6.3 Dry sand spectrum 47
3.6.4 Freezing cycle on wet sand and organic soil 48
3.6.5 Potential applications for satellite missions 50
3.7 Conclusion 51
3.8 Acknowledgement. 51
3.9 References 52

3.1 Présentation de l'article

Cet article démontre le potentiel d'utilisation d'une nouvelle sonde de type coaxiale à extrémité ouverte pour la caractérisation diélectrique des sols, en particulier dans le contexte de la télédétection micro-ondes pour la surveillance de la neige. Cette sonde a été développée en collaboration avec la compagnie PhyVertX Technologies Inc. spécifiquement pour cette thèse. Tout d'abord, la théorie électromagnétique reliant la mesure du coefficient de réflexion au bout de la sonde avec la permittivité du matériau sur laquelle elle est apposée est présentée. Les caractéristiques de la sonde sont ensuite décrites, notamment sa large bande de fonctionnement (0.5 à 18 GHz) et sa grande ouverture, qui lui permettent de mesurer la permittivité de matériaux hétérogènes avec une bonne précision. La théorie présentée est ensuite appliquée pour calibrer la sonde selon une méthode existante. La précision de la sonde est démontrée en comparant les mesures de solutions d'étalonnage de permittivité connue à leurs valeurs théoriques. Ensuite, des tests pour approximer la profondeur de pénétration du signal de la sonde sont réalisés avec du papier sec et humide. Par la suite, un protocole pour utiliser la sonde afin de calculer la permittivité d'échantillons de sol en cycles de gel/dégel est développé. Deux échantillons de sol sont mesurés et les résultats sont comparés à des mesures de référence selon la littérature. Enfin, les implications de ces résultats pour les applications de télédétection micro-ondes, et plus précisément pour la mission *Terrestrial Snow Mass Mission* (TSMM), sont discutées. Le protocole d'utilisation de la sonde pour des tests de gel/dégel d'échantillons de sol a ensuite été adapté et utilisé pour le Chapitre IV de cette thèse pour caractériser la permittivité de différents types de sol à différentes températures, différents niveaux d'humidité gravimétrique et différentes fréquences. La sonde présentée dans cet article a aussi été utilisée pour les mesures de permittivité du sol présentées dans le Chapitre V de cette thèse, où les mesures de la sonde ont permis de comparer des résultats de modélisation avec des mesures terrain.

3.2 Résumé français

Nous présentons une nouvelle sonde unique en son genre de type coaxiale à extrémité ouverte, capable de mesurer avec précision la permittivité de matériaux hétérogènes grâce à sa grande ouverture. La sonde fonctionne à des fréquences allant de 0.5 à 18 GHz, ce qui est une gamme importante pour les applications de télédétection micro-ondes, et plus précisément pour la mission *Terrestrial Snow Mass Mission* (TSMM). TSMM vise à lancer un nouveau satellite équipé d'un radar en bande Ku (double bande : 13.5 and 17.2 GHz) pour la surveillance de la neige. À ces fréquences en bande Ku, le signal radar rétrodiffusé contient de l'information non seulement sur la neige, mais aussi sur le sol en dessous. Connaître la permittivité du sol permettra aux modèles de mieux prendre en compte la

contribution du sol au signal total et d'obtenir des données sur la neige plus précises. Pour démontrer la précision de la sonde et la répétabilité des mesures, des solutions d'étalonnage de permittivité connue ont été mesurées, et les résultats ont été comparés à leurs valeurs théoriques. Ensuite, des tests pour approximer la profondeur de pénétration du signal de la sonde ont été réalisés avec du papier sec et humide. Par la suite, un protocole pour utiliser la sonde afin de calculer la permittivité d'échantillons de sol en cycles de gel/dégel a été développé. La permittivité de sable commercial et de sol organique d'Iqaluktuuttiaq (Cambridge Bay, Nunavut, Canada) sont présentées pour différentes fréquences pertinentes pour les applications de télédétection micro-ondes, et pour différentes températures (−20 à 20 °C) selon le nouveau protocole. Cet article vise à présenter la sonde et son potentiel d'utilisation dans les applications de télédétection micro-ondes, en particulier pour la bande active Ku, où peu de recherches existent.

3.3 Résumé anglais

We present a unique Open-Ended Coaxial Probe that can accurately measure the permittivity of heterogeneous materials due to its large aperture. The probe works at frequencies ranging from 0.5 to 18 GHz, which is an important range for microwave remote sensing applications, and more precisely the Terrestrial Snow Mass Mission (TSMM). TSMM aims at launching a new satellite equipped with a dual Ku-band radar (13.5 and 17.2 GHz) for snow monitoring. At Ku-band frequencies, the backscattered radar signal contains information not only about the snow, but also about the soil underneath. Knowing the soil permittivity will allow models to better account for the soil contribution to the total signal and to obtain more accurate snow data. To demonstrate the accuracy of the probe and the repeatability of the measures, calibration solutions of known permittivity were measured, and the results were compared to their theoretical values. Then, we conducted tests for approximating the penetration depth of the probe signal with dry and wet paper. Afterward, a protocol to use the probe to compute the permittivity of soil samples in freeze/thaw cycles was developed. The permittivity of commercial sand and organic soil from Iqaluktuuttiaq (Cambridge Bay, Nunavut, Canada) are presented for different relevant frequencies for microwave remote sensing applications, and for different temperatures (−20 to 20 °C) according to the new protocol. This paper aims at presenting the probe and its potential use in microwave remote sensing applications, especially for the active Ku-band, where little research exists.

3.4 Introduction

Recent developments in active microwave remote sensing showed the potential of Synthetic Aperture Radar (SAR) for monitoring important snow characteristics. More precisely, studies demonstrated that the SAR backscattering in the Ku-band domain (12 to 18 GHz) is highly sensible to Snow Water Equivalent (SWE) (Shi et al., 2016; King et al., 2018; Rutter et al., 2019). Following SWE temporal and spatial variations where the snow coverage spans more than 6 months per year is crucial to understand hydrological cycles (Zhang, 2005; Aygün et al., 2020), surface energy balance (Cohen and Entekhabi, 2001; Box et al., 2019) and biogeochemical cycles (Zhang, 2005; Grogan and Jonasson, 2006), among others. Seasonal snowmelt and SWE are key in delivering freshwater for Canadians' well-being, for supporting diverse economic sectors and for sustaining ecosystems. Simultaneously, snowmelt and SWE can impact floods and drought events. The impact of these snow variables, combined with the recent SAR developments, led to the launch of a joint mission of the Canadian Space Agency (CSA) and Environment and Climate Change Canada (ECCC): the Terrestrial Snow Mass Mission (TSMM) (Derksen et al., 2019; Garnaud et al., 2019), which aims to launch a dual Ku-band SAR (13.5 GHz and 17.2 GHz) aboard a satellite to monitoring snow in the Northern Hemisphere. Satellite Ku-band SAR observations would offer regular high resolution (few meters) SWE data for remote locations around the globe under various meteorological conditions (Tsai et al., 2019). Ku-band radar signals have low interactions with atmospheric particles such as water vapour in clouds and are completely independent of solar radiations.

However, a lot of challenges still exist for SWE inversion using the Ku-band SAR backscatter signal. The backscattering signal is not only influenced by SWE, but also by other snowpack characteristics such as microstructure and liquid water content, and by the substrate under the snow (sea ice, fresh water ice, soil, etc.) and vegetation cover. Modelling a signal in microwave radiative transfer models such as Snow Microwave Radiative Transfer (SMRT) (Picard et al., 2018) permits to distinguish each contribution's effect, enabling SWE retrieval from the backscattering signal. Most of the models for active remote sensing backscatter operate at lower microwave frequencies (<6 GHz, (Longepe et al., 2009)), whereas SMRT works in a frequency range that encompasses the TSMM mission dual Ku-band frequencies. SMRT was specifically designed to include parameters such as snow microstructure and substrate characteristics, but SMRT developers still note the need for more precise wave diffusion models at the snow/substrate interface (Picard et al., 2018). The model still misrepresents the soil contribution, which brings some uncertainty in the snow signal produced (King et al., 2018). To model the soil contribution to the total backscattering signal, an important parameter to understand is the soil relative permittivity (hereafter called permittivity).

Knowing the soil permittivity allows modelling the soil influence on the total signal. In current radiative transfer models targeting snow characteristics, frozen soil permittivity is often set to a constant close to that of dry soil (Hallikainen et al., 1985; Kerr et al., 2012), due to a lack of knowledge on the spatial and temporal variability of frozen soil permittivity. Soil permittivity greatly depends on soil water content (Topp et al., 1980) where water permittivity is relatively high ($\varepsilon' \approx 80$ at L-band) compared to dry soil ($\varepsilon' \approx 2.5$ (Mätzler, 1998)) or ice ($\varepsilon' \approx 3.2$ (Matzler and Wegmuller, 1987)). Having unfrozen water in the soil greatly increases the permittivity, hence modifying the soil backscattering signal. Previous work on soil dielectric properties have been made where the dielectric constant is measured as a function of either the temperature and/or the water content and the soil texture (Cihlar and Ulaby, 1974; Hoekstra and Delaney, 1974; Bobrov et al., 2015; Kabir et al., 2020). Models for soil permittivity (called dielectric mixing models, (Dobson et al., 1985; Hallikainen et al., 1985; Mironov et al., 2009; Zhang et al., 2010)) have also been previously developed.

The goal of this article is thus to present a novel Open-Ended Coaxial Probe (OECP) with an operating frequency range from 0.5 to 18 GHz able to measure the permittivity of a flat material or liquid. The probe aperture (the measurement plane) is large enough to integrate a representative average permittivity over non-homogeneous soil. The experimental setup required to operate the probe is simple and easily portable, making it perfect for laboratory and field use. This OECP is the continuation of a series of probe designed for dielectric measurements at lower frequency bands. The first sensor was designed with a reduced geometry featuring an aperture diameter of 3 mm able to measure homogenous materials such as liquids (Nyshadham et al., 1992), and some biological tissues (Athey et al., 1982; Stuchly et al., 1982). For measurements on heterogeneous materials, OECP with larger aperture is required to account for the largest possible area without compromising the frequency range. For example, (Otto et al., 1991) designed a 32.5 mm aperture probe for measurements on cement mortar specimens at frequencies up to 3 GHz. In (Bittner et al., 2017), a 19.5 mm aperture probe was designed for laboratory measurements on soil at frequencies up to 200 MHz. In (Filali et al., 2008), (Guihard et al., 2020) and (Fan et al., 2023), 35 mm, 30 mm and 75 mm, respectively, aperture probes are designed and used for rock and concrete materials at frequencies up to 900 MHz, 2 GHz and 1.6 GHz.

In this study, we present the novel OECP with an aperture diameter of 13.2 mm and its precision over its full operating range as well as tests to estimate the probe signal penetration depth. Then, liquids of known permittivity are used to compare the probe's results to theoretical values to validate the probe calibration. Finally, a protocol was developed to measure the soil permittivity in a controlled varying temperature environment (from -20 to 20 °C). Two different soil types (sand and arctic organic soil) were analyzed following the new protocol.

3.5 Theory and methodology

3.5.1 Probe setup

The OECP used in this project was developed by PhyVertX Technologies Inc., and is an adaptation for higher frequencies of the probe described in (Filali et al., 2008). The probe was tested on different substrates such as vegetation, snow and ice, and soil (Mavrovic et al., 2018; Mavrovic et al., 2020; Mavrovic et al., 2021). The probe is made of two conducting coaxial cylinders with a Polytetrafluoroethylene (PTFE) core akin to a coaxial cable. The inner cylinder has a $2a = 4\,\text{mm}$ diameter while the outer cylinder has a $2b = 13.2\,\text{mm}$ diameter (Figure 3.1A).

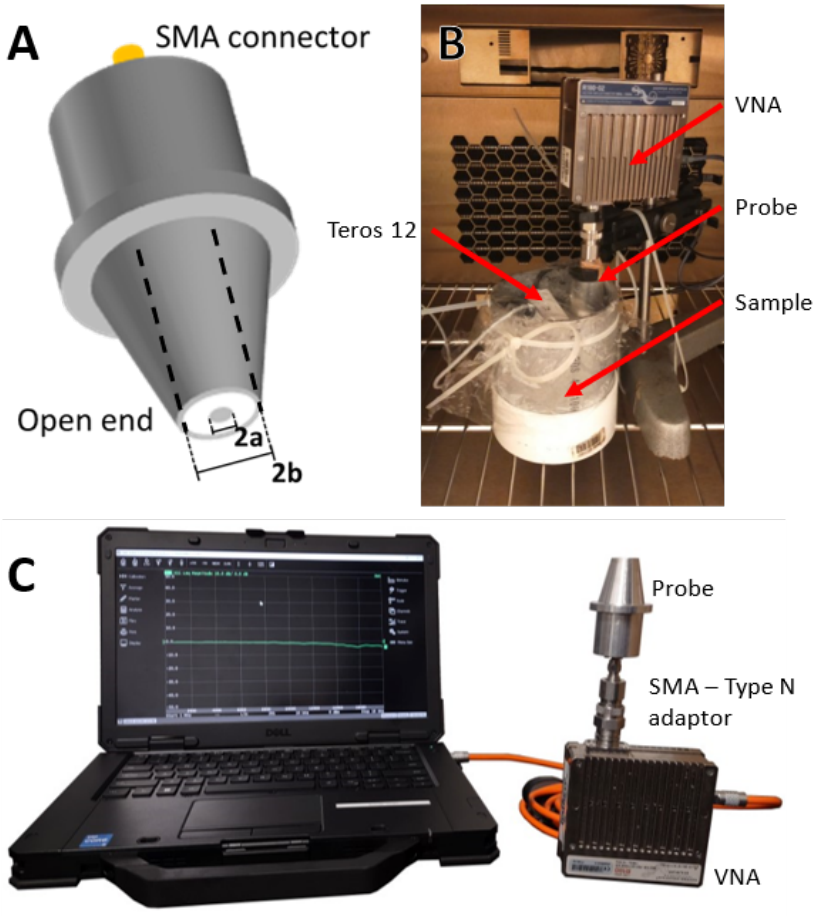


FIGURE 3.1 – **A:** OECP schematic, where the diameter of the conductive core (2a) is 4 mm and the outer diameter of the PTFE core (2b) is 13.2 mm; **B:** Experimental setup for the temperature cycle measures; **C:** Vector Network Analyzer (VNA) and OECP, connected to the computer with the operating software for the VNA

The probe aperture is large enough to measure heterogeneous material, such as soil, while being able to cover a frequency range from 0.5 GHz up to 18 GHz. To operate the OECP, we used a 1-port VNA— the R180 (0.001 to 18 GHz, frequency resolution of 50 Hz)—

from Copper Mountain® Technologies. All the instruments, connectors and cables in the setup have an impedance of 50 Ω to reduce unwanted reflections. To connect the OECP (SMA connector) to the VNA (Type-N connector), using a solid adaptor allows eliminating the noise that could occur in cables or semi-rigid adaptors. The VNA was then connected to a computer and was operated by the company's RVNA software (Figure 3.1C). Once the setup completed, two calibrations were performed to ensure measurements accuracy: the first calibrates the cables and connectors plugged on the probe using a specific calibration kit (system calibration) and the second calibrates the probe measurement plane, i.e., probe aperture (probe calibration, see Section 3.5.3 for more details).

3.5.2 Probe measurement principle

To obtain the permittivity at the probe's aperture, the VNA measures the reflection coefficient ρ. The measure is then linked to the real reflection coefficient Γ through the probe's scattering parameters with the Equation 3.1 (Nyshadham et al., 1992):

$$\Gamma = \frac{\rho - S_{11}}{S_{22}\rho + S_{12}S_{21} - S_{11}S_{22}} \tag{3.1}$$

where the S_{ij} $(i, j \in \{1, 2\})$ are the probe scattering parameters. The probe calibration, detailed in Section 3.5.3, is made to find those S_{ij} using liquids of known permittivity. Γ is also related to the admittance of both the probe (Y_0) and the material under test $(Y(\kappa))$ with Equation 3.2 (Nyshadham et al., 1992):

$$\Gamma = \frac{Y(\kappa) - Y_0}{Y(\kappa) + Y_0} \tag{3.2}$$

Finally, the medium's permittivity (ε_r) can be deduced from its admittance $(Y(\kappa))$ with Equation 3.3 (Levine and Papas, 1951; Galejs, 1969):

$$Y(\kappa) = \frac{2\pi\omega\varepsilon_0}{\left(\ln\frac{a}{b}\right)^2}\int_0^\infty \frac{\left[J_0(pa) - J_0(pb)\right]^2}{p\sqrt{\kappa^2 - p^2}}dp \tag{3.3}$$

where $\kappa = \sqrt{\epsilon_r}\left(\frac{2\pi f}{c}\right)$ is the wave vector in free space, J_0 is the zero$^{\text{th}}$ order Bessel function of the first kind, a and b are the inner and outer radii (see Figure 3.1), and p is the integration variable related to the sine and cosine directors, $p^2 = u^2 + v^2$.

Additionally, all form of coaxial structures, including OECP have an intrinsic property called cutoff frequency (f_c), where measurements can be disturbed by the interference with new modes of guided waves. Indeed, at frequencies above (f_c), new modes such as transverse-electric (TE) and transverse-magnetics (TM) can be excited at azimuthal inhomogeneities in the propagation medium. These inhomogeneities are usually caused by steep changes of impedance inside the sample. This will cause interference with the main

transverse-electromagnetic (TEM) mode, limiting the accuracy of the measurement. The higher the frequency is above f_c, the more modes are possible, and the sensitivity of the instrument to azimuthal variability increases. The cutoff frequency can be computed with Equation 3.4 (POZAR, 2012):

$$f_c = \frac{c}{2\pi\,(a+b)\,\sqrt{\varepsilon_c}} \tag{3.4}$$

where a and b are the probe inner and outer radii and ε_c is the relative permittivity of the probe core (PTFE, $\varepsilon_c = 2.05$).

In the context of this study, Equation 3.4 with a and b from the probe, gives $f_c = 7.66\,\text{GHz}$, which is considerably below the targeted frequency band limit of 18 GHz. However, the probe is designed to ease all changes in its internal impedance, especially at the transition between the SMA connector, and its waveguide (see Figure 3.1A). This transition is conical, preventing any abrupt geometry changes that could cause a strong inner interface. The same type of transition has also been designed in (Guihard et al., 2020).

Another cause for possible excitation of higher frequency modes lies in the contact between the probe aperture and the sample. Indeed, the lack of contact cohesion due to the soil surface roughness may significantly excite the interference modes. Hence, ensuring the sample's measurements surface is manually smoothed is crucial to obtain quality data.

Statistics have also been used to ensure accurate permittivity measurement. Each sample was measured at least 10 times, measurements converging towards the same curve were retained (approximately 50 % of measurements). Other measurements were discarded as statistical outliers since they were all different and randomly distributed around the converging curves. This method has been described in (Filali et al., 2006) for frequencies lower than f_c. The same statistical repeatability is obtained in the current work for frequencies higher than f_c, where the outlier curves can be explained by the excited new modes due to the quality of the aperture contact. Once the statistical average is done on multiple measurements, the curve is also smoothed using a moving window average detailed in Section 3.5.4.

3.5.3 Calibration

The calibration principle is based on the Short Open Load (SOL) one-port method, where measurements of known standards are compared to their theoretical values for all three calibration standards (open, short-circuit and load). The measurements are then processed to find the S_{ij} (Equation 3.1) parameters of the calibration plane. To obtain accurate measurements, two calibrations are necessary: first, a system calibration at the probe connection plane and second, a probe calibration at the measurement plane. This first system calibration is performed using a S2611 calibration kit from Copper Mountain® Technologies and ensures that the VNA and the connectors and cables are calibrated. The

kit includes all the necessary standards and has a $50\,\Omega$ impedance. Once the system is calibrated, the probe is connected at the end of the line and the second calibration is done. The probe calibration was designed specifically for the probe using the SOL method at the measurement plane (the aperture). The open standard corresponds to a measure in the air where the reflection coefficient (Γ) is determined from Equation 3.2 using $Y(\kappa)$ with $\varepsilon_r = 1$ in Equation 3.3, the short-circuit standard was made by covering the probe with a conducting metal such as copper and the load standard was a saline (NaCl) water solution ($35\,\mathrm{g\,kg^{-1}}$).

Using these three standards, Equation 3.1 can be written for each $\rho_{1,2,3}$ and $\Gamma_{1,2,3}$, where $\Gamma_{1,2,3}$ is deduced from $Y_{1,2,3}$ using Equation 3.2. Solving these three equations leads to a system of three equations for three unknown variables (Equation 3.5):

$$\begin{aligned} S_{11} &= \frac{\Gamma_1\Gamma_2\rho_3(\rho_1-\rho_2)+\Gamma_1\Gamma_3\rho_2(\rho_3-\rho_1)+\Gamma_2\Gamma_3\rho_1(\rho_2-\rho_3)}{\Gamma_1\Gamma_2(\rho_1-\rho_2)+\Gamma_1\Gamma_3(\rho_3-\rho_1)+\Gamma_2\Gamma_3(\rho_2-\rho_3)} \\ S_{22} &= \frac{\Gamma_1(\rho_2-S_{11})+\Gamma_2(S_{11}-\rho_1)}{\Gamma_1\Gamma_2(\rho_2-\rho_1)} \\ S_{12}S_{21} &= \frac{(\rho_1-S_{11})(1-S_{22}\Gamma_1)}{\Gamma_1} \end{aligned} \tag{3.5}$$

After the probe calibration, two test liquids were used to assess the probe calibration quality. The first test liquid was a saline solution at $20\,\mathrm{g\,kg^{-1}}$ and the second one was methyl hydrate. Both computed permittivity were compared to the theoretical permittivity provided by Nyshadham et al. (1992).

3.5.4 Data processing

For every measurement presented in this work, the raw data frequency ranged from 0.5 to 18 GHz with increments of 4 MHz. For the probe calibration and test liquids, the permittivity was computed using the full raw data range. Afterwards, to accelerate the permittivity computation for the studied samples (wet and dry paper, wet and dry sand, and soil), the raw data was resampled so that the frequency increments were of 100 MHz over the range of 0.5 to 18 GHz. This reduced the dataset size, making the computation faster while keeping enough data points to represent the permittivity's possible variation. With the permittivity computed, the results were smoothed using the rolling window average with a window size of 8.33 % of the total range to improve the consistency between measurements.

Since our probe covers a wide frequency range (from 0.5 to 18 GHz), the analysis was made on specific frequencies used in SWE remote sensing. In the context of the new satellite mission concept for SWE monitoring (TSMM), the targeted frequencies were also added to the list (Table 3.1).

TABLE 3.1 – Frequency bands (±0.25 GHz) on which the average permittivity was computed with examples of relevant satellite-based sensors.

Band	Frequency	Satellite example	Reference
L-band	1.5 GHz	Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) (1.4 GHz)	(Kerr et al., 2010)
C-band	6.9 GHz	RadarSAT-2 (RSAT-2) (5.3 GHz)	(Morena et al., 2004)
X-band	10.65 GHz	TerraSAR-X (TSX) (9.65 GHz)	(Werninghaus and Buckreuss, 2010)
Ku-band 1	13.5 GHz	TSMM (13.5 GHz)	(Derksen et al., 2019; Garnaud et al., 2019)
Ku-band 2	17.2 GHz	TSMM (17.2 GHz)	(Derksen et al., 2019; Garnaud et al., 2019)

3.5.5 Probe signal penetration depth

A test using stacked paper sheets allowed us to estimate the probe penetration depth (El-rayes and Ulaby, 1987). The process consisted in progressively stacking sheets of paper on top of a conductive metal plate (copper, high reflectivity, see inset scheme of Figure 3.3). Every few sheets of paper, a permittivity measurement of the paper stack (low relative permittivity) was made. Once the measured permittivity remained constant for additional sheets of paper, the signal contribution from the conductive plate was assumed completely lost, yielding an estimation of the penetration depth of the probe signal. This test was done for dry and wet paper on 216×279 mm (8.5×11 in) US letter size printer paper of 0.1 mm thickness. A similar approach for estimating the penetration depth has also been used by (Guihard et al., 2020) and (Meaney et al., 2016), where comparable results are found. (Wagner et al., 2014; Bore et al., 2021) both demonstrated that finite elements methods can also be used to determine the penetration depth. Future work combining both techniques could help deepen our understanding of the probing depth using our coaxial probe.

3.5.6 Soil sample characterization

The probe was used to characterize dry and wet commercial sand and arctic organic mesic soil from Cambridge Bay (Nunavut, Canada, 69.2275°, −104.8937°). The arctic soil sample was collected using a cylindrical PVC soil sample holder of 5 cm radius and 10 cm height driven in the soil and excavated so the soil remained undisturbed. The wet sand and organic soil samples were exposed to a temperature ramp from −20 to 20 °C over 10 hours inside a Climats EX-CAL 1411-HE climatic chamber at Laboratoire de l'Intégration du Matériau au Système (IMS, Bordeaux, France). The wet sand and wet organic soil samples were placed in the convection centre of the climatic chamber (Figure 3.1B). A plastic wrap was used to seal the soil sample cylinder to ensure a constant soil moisture throughout all the temperature cycle. To monitor the soil moisture and the soil temperature during the tests, a thermocouple connected to the test chamber was used, as well as a Teros 12 soil moisture and temperature probe (operating frequency of 70 MHz, METER Group, Inc.

USA). The test chamber's thermocouple length is approximately 4 cm. The thermocouple was inserted in the top layer of the soil sample.

3.6 Results and discussion

3.6.1 Probe calibration and test liquids

The calibration curves with the test saline solution ($20\,\mathrm{g\,kg^{-1}}$) and methyl hydrate largely agree with the theoretical values (Nyshadham et al., 1992) (Figure 3.2), with a Root Mean Squared Error (RMSE) of 1.14 and 0.94 respectively. Figure 3.2 also highlights the chosen frequency ranges for remote sensing applications. Moreover, in an homogeneous propagation medium such as the calibration liquids, the cutoff frequency ($f_c = 7.66\,\mathrm{GHz}$) can be neglected since no heterogeneities can alter the signal.

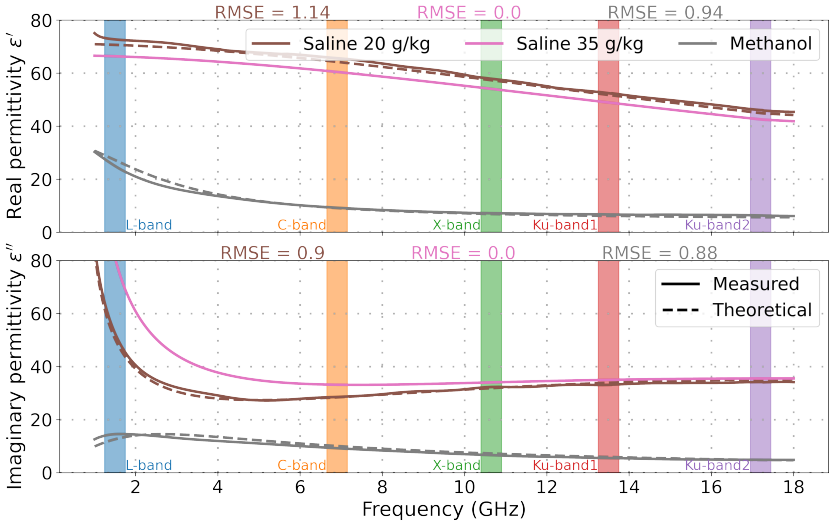


FIGURE 3.2 – Theoretical and measured permittivity of saline solution and methanol with their associated RMSE. The selected relevant frequency ranges for remote sensing applications were also highlighted

3.6.2 Signal penetration depth

For dry paper, at L-band (1.4 GHz), the curve stabilized around 0.5 cm for a value of $\varepsilon' = 3$ which is coherent with (El-rayes and Ulaby, 1987) who found a value around $\varepsilon' \approx 2.9$ at 1 GHz. Figure 3.3 also shows that the probe signal stabilizes around 0.75 cm for the other bands. Considering that the outer diameter of the probe is of 13.2 mm, the results are consistent with the rule of thumb proposed by El-rayes and Ulaby (1987) that the probe penetration depth in a low loss material such as paper is approximately equal to the inside diameter of the outer conducting cylinder of the probe (see left side of figure 3.1, measurement 2b = 13.2 mm).

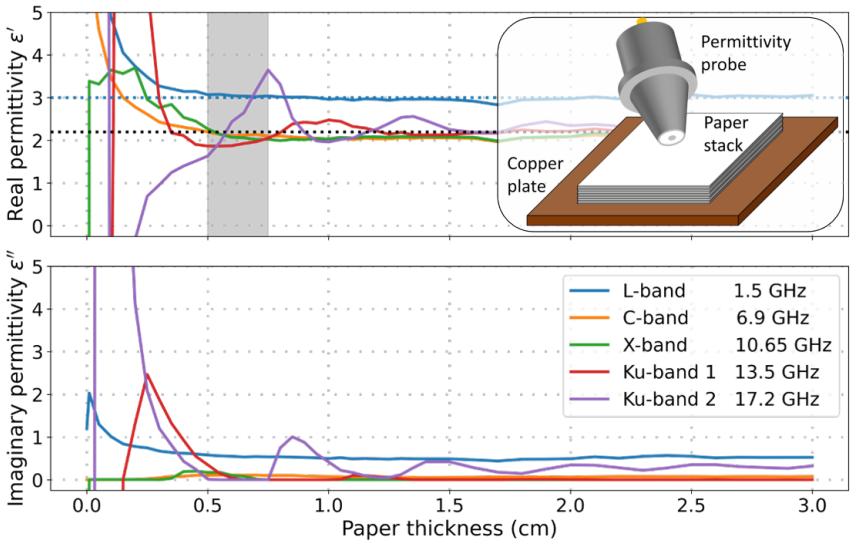


FIGURE 3.3 – Estimation of the probe signal penetration depth on dried paper for relevant frequencies: the real permittivity signal becomes constant at paper thicknesses between 0.5 cm and 0.75 cm. The inset scheme represents the method used for penetration depth approximation tests

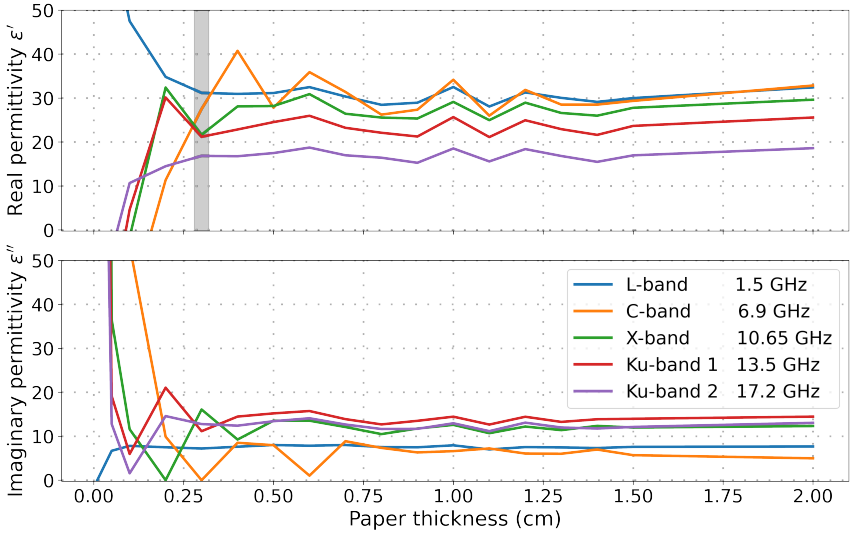


FIGURE 3.4 – Estimation of the probe signal penetration depth on soaked paper for relevant frequencies: the real permittivity stabilizes at around 0.3 cm

Figure 3.4 results for wet paper are interpreted similarly. However, since the paper is soaked with water, the sample's dielectric loss is increased compared to the dry paper. This results in decreasing permittivity with increasing frequency, which is consistent with the dielectric spectrum of water. The signal loss from the conducting copper plate noticeably happens with fewer stacked sheets than with dry paper. The probe's penetration depth in higher loss material can be estimated at around 0.3 cm. Another noticeable difference between dry and wet paper comes from the oscillations with both Ku-band frequencies between 0.5 to 1.5 cm for dry paper. These oscillations result from noise created by unwanted

reflection in the dry paper medium. Indeed, the probe signal in a medium such as dry paper at frequencies above the cutoff frequency (f_c), where the wavelengths are closer in scale to the OECP cross-section and the sample thickness, is more likely to be reflected on the sample edge (bottom of the paper stack on the paper/conductor interface) and cause unwanted fluctuations in the reflection readings. However, the steps described in Section 3.5.2 were taken to ensure repeatability of the measure in the face of possible noise from high frequency modes. At frequencies closer to L-band and C-band, where the wavelengths are larger, such unwanted reflections are negligible. In liquids such as the saline solutions used in the probe calibration process or in a moist medium such as wet paper, the probe signal is damped, preventing unwanted reflections. This signal damping also causes the penetration depth to be equal across all frequencies in the wet medium. These penetration depths mean that, to safely measure only the desired sample and not its container, a safe minimal soil depth would be over 2 cm. In the present study, the soil sample used are well over this limit with a 10 cm depth.

Taking the ratio between the maximal penetration depth and the probe aperture diameter, we find 7.5 mm/13.2 mm = 0.57 for dry paper, and 3 mm/13.2 mm = 0.23 for wet paper. With a similar approach, Guihard et al. (2020) obtained a ratio of 0.66 in a concrete medium for frequencies between 0.1 to 2 GHz. Meaney et al. (2016) tested multiple probe with different aperture diameter and found that, in water at 2 GHz, the penetration depth was a linear function of the probe aperture with a ratio around 0.18. Using finite element models, Wagner et al. (2014) found a penetration depth of 7 mm in the frequency range of 1 MHz to 10 GHz in several medium type for a probe aperture of 5 mm for a ratio of 0.71. With the same method, Bore et al. (2021) found a ratio around 0.5. Hence, the penetration depth approximation made in this work points towards a value in accordance with theoretical and experimental methods found in the literature.

3.6.3 Dry sand spectrum

Since the dry sand permittivity does not vary in this range of temperature, its real and imaginary permittivity are compared to literature data from Mätzler (1998) and a model for dry sand by Dobson et al. (1985) (see Figure 3.5). In (Mätzler, 1998), the permittivity of dry sand gathered in the Sahara Desert in the frequency range of 0.245 to 6 GHz was found to be around $\varepsilon = 2.6 - [0.13, 0.012]\, j$. In (1985), the permittivity of dry sand is expressed by the empirical formula: $\varepsilon_{sand} = -0.062 + (1.01 + \rho_{sand} * 0.44)^2$ where ρ_{sand} is the density in $\mathrm{g\,cm^{-3}}$.

Figure 3.5 shows that the result obtained from the probe used in the present study are consistent with what was found in the literature with a real permittivity slightly above $\varepsilon' = 2$ at lower frequencies and around $\varepsilon' = 2.6$ at the higher end. However, the permittivity presented in this paper is below the one from Mätzler (1998) in their study range of 0.245 to

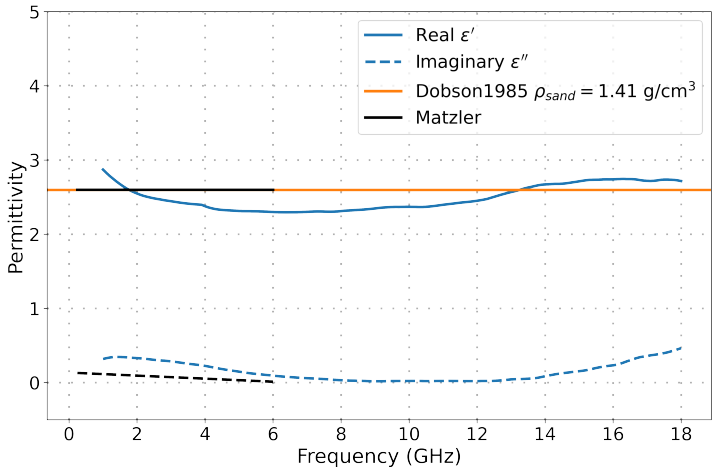


FIGURE 3.5 – Measurement of dry sand permittivity on all available frequencies compared to the measurements from Mätzler (1998)

6 GHz. This can be explained by the grain size or physical properties of the sand (Schmugge, 1980). Indeed, varying the density would change the permittivity, where a denser sample would have a higher permittivity since less air ($\varepsilon' = 1$) is present in the analyzed volume. Moreover, the density of the sand used in this paper was measured and the model from Dobson et al. (1985) was used to produce a theoretical permittivity value.

3.6.4 Freezing cycle on wet sand and organic soil

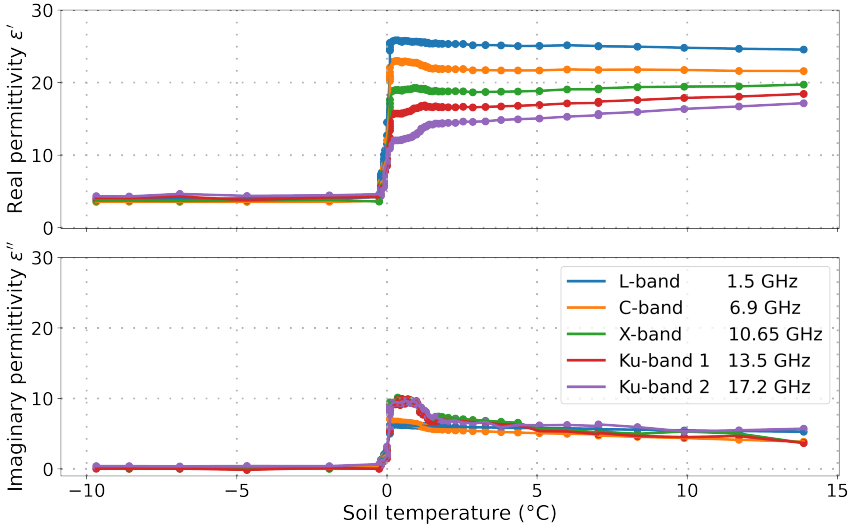


FIGURE 3.6 – Freeze/thaw cycle of sand with 25 % w/w gravimetric moisture

Figure 3.6 shows results of the temperature cycle on the 25 % weight/weight gravimetric moisture sand. The graph shows that above 0 °C, the permittivity decreases with increasing

frequency due to the sand water content, matching what was previously observed for the wet paper (Figure 3.4). There also seems to be a slight temperature dependency for the Ku-1- and Ku-2- bands where the permittivity increases as temperature rises. This increase is due to the variation of the water permittivity as a function of temperature (Kaatze, 1989). At temperatures lower than 0 °C, a sharp decrease in permittivity followed by a plateau is observed, where all frequencies are approximately at the same value (around $\varepsilon' = 5$). Figure 3.6 also shows "bumps" on the imaginary permittivity graph right above 0 °C for frequencies above f_c, as well as matching drops in the real permittivity spectrum. These bumps are explained by the presence of azimuthal inhomogeneities at the probe's aperture. Indeed, a temperature discrepancy may arise between the permittivity probe and the sample. This temperature discrepancy will then cause either water or ice to form on the measuring plane of the permittivity probe, hence causing inhomogeneities inducing higher order modes to appear. The presence of higher order modes would seem as a loss of power for the measurement system, thus the increase in the imaginary part. Once the sample is completely frozen, the inhomogeneities recedes and the higher modes influence weakens until it stops.

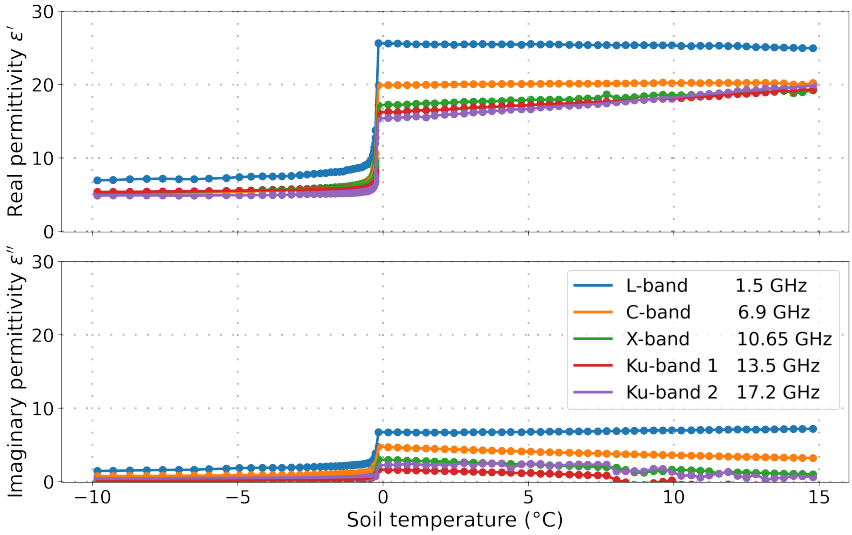


FIGURE 3.7 – Freeze/thaw cycle of wet organic mesic soil

Figure 3.7 shows the permittivity for an arctic organic soil sample (Cambridge Bay). This sample also seems to show a greater temperature dependency above 0 °C for the X- and both Ku-bands than the commercial sand where the permittivity increases with the temperature. At 15 °C, the permittivity of the organic soil sample for the multiple highlighted frequencies converges around $\varepsilon' = 20$, while the sand sample permittivity is more spread at the same temperature. The below 0 °C permittivity also drops sharply, then plateaus when the water inside the sample is completely frozen at a value around $\varepsilon' = 5$, like the commercial sand.

Table 3.2 shows the average real permittivity ± one standard deviation for each plateau when the sample is either completely frozen or completely thawed. The presented values can be used to parametrize radiative transfer models to compute brightness temperature or backscattering coefficients for remote sensing applications.

TABLE 3.2 – Mean real permittivity of the frozen (T≤−0.5 °C) and thawed (T≥0.5 °C) sample for each relevant band frequencies

	Wet sand		Organic soil	
	Frozen	Thawed	Frozen	Thawed
L-band (1.5 GHz)	4.03 ± 0.04	25.3 ± 0.2	7.6 ± 0.6	24 ± 2
C-band (6.9 GHz)	3.52 ± 0.02	21.7 ± 0.3	5.8 ± 0.5	19 ± 2
X-band (10.65 GHz)	3.85 ± 0.09	19.2 ± 0.2	6.1 ± 0.3	17 ± 2
Ku-band 1 (13.5 GHz)	4.1 ± 0.2	17.5 ± 0.2	5.4 ± 0.2	17 ± 2
Ku-band 2 (17.2 GHz)	4.3 ± 0.2	15.5 ± 0.5	5.1 ± 0.2	15 ± 2

3.6.5 Potential applications for satellite missions

Our unique OECP has a large aperture allowing repeatable and precise permittivity measurements of heterogeneous materials while having a frequency band ranging from 0.5 to 18 GHz. The permittivity measurements of the wet commercial sand and of the arctic organic soil sample presented in this work vary greatly whether the soil is frozen or unfrozen, and between the highlighted frequency bands above 0 °C. This has a special importance for TSMM, where the soil effect on the snow water equivalent inversion from Ku-band SAR is still misunderstood (King et al., 2018; Rutter et al., 2019). Furthermore, at Ku-band, the possible variability of the frozen soil permittivity due to the soil texture and composition, especially for arctic organic soil, is undetermined. Some studies also show the effect of the zero-curtain (Outcalt et al., 1990; Domine et al., 2018) in arctic and boreal forest soils, where the soil under a snowpack is not completely frozen, which can greatly influence the permittivity, hence the backscattering signal.

To follow up this calibration and characterization work with the OECP, we plan on applying the freezing/thawing protocol presented above to an array of soil from different places to analyze the permittivity as a function of the soil texture, organic matter percentage, temperature and humidity. To prevent noise from unwanted excited modes above cutoff frequency, every soil sample tested will be homogenized by crunching, sieving, and mixing. These steps prevent the model from including pristine, undisturbed soil sample, but will ensure that the noise above the cutoff frequency is minimal. The database created with these soil characterization will then be used to produce a wideband permittivity model spanning the whole probe range on temperatures varying from −20 to 20 °C with varying organic matter content. This future work will also feature a comparison of multiple models on the soil permittivity database built.

3.7 Conclusion

In this paper, we presented a novel Open-Ended Coaxial Probe (OECP) that can measure the permittivity of a heterogeneous sample over a large frequency band (0.5 to 18 GHz), which is especially relevant for microwave remote sensing. Here, we chose to only present the results for relevant satellite-based remote sensing sensor frequencies that are commonly used for snow monitoring. The probe calibration shows its reliability over all the 0.5 to 18 GHz range with minimal errors (Root Mean Squared Error (RMSE) ≈ 1). Tests on dry and wet stacked paper were used to determine that the penetration depth of the probe signal is between 0.5 to 0.75 cm depending on the frequency for the dry paper and around 0.3 cm for wet paper. The probe was also used to measure the permittivity spectrum of dry sand (commercial) and the values were compared to other studies found in the literature. Wet commercial sand and wet organic mesic soil (Cambridge Bay, Nunavut, Canada) samples were subjected to a temperature ramp varying from -20 to 20 °C. Both samples showed comparable permittivity/temperature curves where the frozen permittivity was around $\varepsilon' = 5$ and the thawed permittivity was around $\varepsilon' = 20$.

Further work using the probe is underway. The OECP permittivity measurements will be used to develop a large band soil permittivity model using the soil composition, humidity and temperature as input. Such a model can be used alongside radiative transfer models like Snow Microwave Radiative Transfer (SMRT) to compute the emission or backscattering contributions of different surfaces in Snow Water Equivalent (SWE) retrieval algorithms. This permittivity model will also be tested on real-world data coming from the CryoSAR project. Defining better soil contribution to the total backscattering signal at Ku-band frequencies will improve the understanding of the relationship between snow microstructure, snow height and snow density in the SWE inversion models that will be used in the Terrestrial Snow Mass Mission (TSMM).

3.8 Acknowledgement

The authors acknowledge the support of the Canadian Space Agency (CSA) (grant number 19FAWATA23) and the Environment and Climate Change Canada (ECCC) team for their help. We also thank the Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada (NSERC), Mitacs Globalink and the Bureau des relations internationales of the Université du Québec à Trois-Rivières for funding this project. A special thank goes to Jean-Yves Delatage (U-Bordeaux) for his support during the soil freeze/thaw cycle analysis.

3.9 References

Athey TW, Stuchly MA, and Stuchly SS (1982): « Measurement of Radio Frequency Permittivity of Biological Tissues with an Open-Ended Coaxial Line: Part I ». *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques* 30.1, pp. 82–86. DOI: 10.1109/TMTT.1982.1131021.

Aygün O, Kinnard C, and Campeau S (June 2020): « Impacts of climate change on the hydrology of northern midlatitude cold regions ». en. *Progress in Physical Geography: Earth and Environment* 44.3, pp. 338–375. DOI: 10.1177/0309133319878123.

Bittner T, Bore T, Wagner N, Karlovšek J, and Scheuermann A (2017): « Experimental investigation of the dielectric properties of soil under hydraulic loading ». *Measurement Science and Technology* 28.4, p. 044001. DOI: 10.1088/1361-6501/aa5442.

Bobrov PP, Repin AV, and Rodionova OV (May 2015): « Wideband Frequency Domain Method of Soil Dielectric Property Measurements ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 53.5, pp. 2366–2372. DOI: 10.1109/TGRS.2014.2359092.

Bore T, Mishra PN, Wagner N, Schwing M, Honorio T, Revil A, and Scheuermann A (Dec. 2021): « Coupled hydraulic, mechanical and dielectric investigations on kaolin ». *Engineering Geology* 294, p. 106352. DOI: 10.1016/j.enggeo.2021.106352.

Box JE, Colgan WT, Christensen TR, Schmidt NM, Lund M, Parmentier FJW, Brown R, Bhatt US, Euskirchen ES, Romanovsky VE, Walsh JE, Overland JE, Wang M, Corell RW, Meier WN, Wouters B, Mernild S, Mård J, Pawlak J, and Olsen MS (Apr. 2019): « Key indicators of Arctic climate change: 1971–2017 ». en. *Environmental Research Letters* 14.4, p. 045010. DOI: 10.1088/1748-9326/aafc1b.

Cihlar J and Ulaby FT (Nov. 1974): *Dielectric properties of soils as a function of moisture content*. Tech. rep. NASA-CR-141868. NTRS Author Affiliations: Kansas Univ. Center for Research, Inc. NTRS Document ID: 19750018483 NTRS Research Center: Legacy CDMS (CDMS).

Cohen J and Entekhabi D (Mar. 2001): « The influence of snow cover on northern hemisphere climate variability ». *Atmosphere-Ocean* 39.1, pp. 35–53. DOI: 10.1080/07055900.2001.9649665.

Derksen C, Lemmetyinen J, King J, Belair S, Garnaud C, Lapointe M, Crevier Y, Burbidge G, and Siqueira P (July 2019): « A Dual-Frequency Ku-Band Radar

Mission Concept for Seasonal Snow ». In: *IGARSS 2019 - 2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. providing. IEEE. DOI: 10.1109/igarss.2019.8898030.

Dobson M, Ulaby F, Hallikainen M, and El-rayes M (Jan. 1985): « Microwave dielectric behavior of wet soil-part II: dielectric mixing models ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* GE-23.1, pp. 35–46. DOI: 10.1109/tgrs.1985.289498.

Domine F, Belke-Brea M, Sarrazin D, Arnaud L, Barrere M, and Poirier M (Dec. 2018): « Soil moisture, wind speed and depth hoar formation in the Arctic snowpack ». en. *Journal of Glaciology* 64.248, pp. 990–1002. DOI: 10.1017/jog.2018.89.

Fan B, Bosc F, Liu Y, and Fauchard C (2023): « Dielectric measurement by open-ended coaxial line for hot-mix asphalt roads: From laboratory test to on-site investigation ». *NDT & E International* 138, p. 102872. DOI: 10.1016/j.ndteint.2023.102872.

Filali B, Boone F, Rhazi J, and Ballivy G (Oct. 2008): « Design and Calibration of a Large Open-Ended Coaxial Probe for the Measurement of the Dielectric Properties of Concrete ». *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques* 56.10, pp. 2322–2328. DOI: 10.1109/TMTT.2008.2003520.

Filali B, Rhazi J, and Ballivy G (2006): « Mesure des propriétés diélectriques du béton par une large sonde coaxiale à terminaison ouverte ». *Canadian Journal of Physics* 84.5, pp. 365–379.

Galejs J (1969): *Antennas in Inhomogeneous Media*. Elsevier Science & Technology.

Garnaud C, Bélair S, Carrera ML, Derksen C, Bilodeau B, Abrahamowicz M, Gauthier N, and Vionnet V (Jan. 2019): « Quantifying Snow Mass Mission Concept Trade-Offs Using an Observing System Simulation Experiment ». *Journal of Hydrometeorology* 20.1, pp. 155–173. DOI: 10.1175/jhm-d-17-0241.1.

Grogan P and Jonasson S (2006): « Ecosystem CO2 production during winter in a Swedish subarctic region: the relative importance of climate and vegetation type ». en. *Global Change Biology* 12.8, pp. 1479–1495. DOI: 10.1111/j.1365-2486.2006.01184.x.

Guihard V, Taillade F, Balayssac JP, Steck B, Sanahuja J, and Deby F (2020): « Permittivity measurement of cementitious materials with an open-ended coaxial probe ». *Construction and Building Materials* 230, p. 116946. DOI: 10.1016/j.conbuildmat.2019.116946.

Hallikainen MT, Ulaby FT, Dobson MC, El-Rayes MA, and Wu Lk (Jan. 1985): « Microwave Dielectric Behavior of Wet Soil-Part 1: Empirical Models and Exper-

imental Observations ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* GE-23.1, pp. 25–34. DOI: 10.1109/TGRS.1985.289497.

Hoekstra P and Delaney A (1974): « Dielectric properties of soils at UHF and microwave frequencies ». en. *Journal of Geophysical Research (1896-1977)* 79.11, pp. 1699–1708. DOI: 10.1029/JB079i011p01699.

Kaatze U (Oct. 1, 1989): « Complex permittivity of water as a function of frequency and temperature ». EN. *Journal of Chemical and Engineering Data* 34.4, pp. 371–374. DOI: 10.1021/je00058a001.

Kabir H, Khan MJ, Brodie G, Gupta D, Pang A, Jacob MV, and Antunes E (Jan. 2020): « Measurement and modelling of soil dielectric properties as a function of soil class and moisture content ». *Journal of Microwave Power and Electromagnetic Energy* 54.1, pp. 3–18. DOI: 10.1080/08327823.2020.1714103.

Kerr YH, Waldteufel P, Richaume P, Wigneron JP, Ferrazzoli P, Mahmoodi A, Al Bitar A, Cabot F, Gruhier C, Juglea SE, Leroux D, Mialon A, and Delwart S (May 2012): « The SMOS Soil Moisture Retrieval Algorithm ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 50.5, pp. 1384–1403. DOI: 10.1109/TGRS.2012.2184548.

Kerr YH, Waldteufel P, Wigneron JP, Delwart S, Cabot F, Boutin J, Escorihuela MJ, Font J, Reul N, Gruhier C, Juglea SE, Drinkwater MR, Hahne A, Martín-Neira M, and Mecklenburg S (May 2010): « The SMOS Mission: New Tool for Monitoring Key Elements of the Global Water Cycle ». *Proceedings of the IEEE* 98.5, pp. 666–687. DOI: 10.1109/JPROC.2010.2043032.

King J, Derksen C, Toose P, Langlois A, Larsen C, Lemmetyinen J, Marsh P, Montpetit B, Roy A, Rutter N, and Sturm M (Sept. 2018): « The influence of snow microstructure on dual-frequency radar measurements in a tundra environment ». *Remote Sensing of Environment* 215, pp. 242–254. DOI: 10.1016/j.rse.2018.05.028.

Levine H and Papas CH (Jan. 1951): « Theory of the Circular Diffraction Antenna ». *Journal of Applied Physics* 22.1, pp. 29–43. DOI: 10.1063/1.1699816.

Longepe N, Allain S, Ferro-Famil L, Pottier E, and Durand Y (Feb. 2009): « Snowpack Characterization in Mountainous Regions Using C-Band SAR Data and a Meteorological Model ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 47.2, pp. 406–418. DOI: 10.1109/TGRS.2008.2006048.

Matzler C and Wegmuller U (Dec. 1987): « Dielectric properties of freshwater ice at microwave frequencies ». en. *Journal of Physics D: Applied Physics* 20.12, p. 1623. DOI: 10.1088/0022-3727/20/12/013.

Mätzler C (Jan. 1998): « Microwave permittivity of dry sand ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 36.1, pp. 317–319. DOI: 10.1109/36.655342.

Mavrovic A, Lara RP, Berg A, Demontoux F, Royer A, and Roy A (Mar. 2021): « Soil dielectric characterization during freeze–thaw transitions using L-band coaxial and soil moisture probes ». *Hydrology and Earth System Sciences* 25.3, pp. 1117–1131. DOI: 10.5194/hess-25-1117-2021.

Mavrovic A, Madore JB, Langlois A, Royer A, and Roy A (Mar. 2020): « Snow liquid water content measurement using an open-ended coaxial probe (OECP) ». *Cold Regions Science and Technology* 171, p. 102958. DOI: 10.1016/j.coldregions.2019.102958.

Mavrovic A, Roy A, Royer A, Filali B, Boone F, Pappas C, and Sonnentag O (July 2018): « Dielectric characterization of vegetation at L band using an open-ended coaxial probe ». *Geoscientific Instrumentation, Methods and Data Systems* 7.3, pp. 195–208. DOI: 10.5194/gi-7-195-2018.

Meaney PM, Gregory AP, Seppälä J, and Lahtinen T (Mar. 2016): « Open-Ended Coaxial Dielectric Probe Effective Penetration Depth Determination ». eng. *IEEE transactions on microwave theory and techniques* 64.3, pp. 915–923. DOI: 10.1109/TMTT.2016.2519027.

Mironov VL, Kosolapova LG, and Fomin SV (July 2009): « Physically and mineralogically based spectroscopic dielectric model for moist soils ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 47.7, pp. 2059–2070. DOI: 10.1109/tgrs.2008.2011631.

Morena LC, James KV, and Beck J (Jan. 2004): « An introduction to the RADARSAT-2 mission ». *Canadian Journal of Remote Sensing* 30.3, pp. 221–234. DOI: 10.5589/m04-004.

Nyshadham A, Sibbald CL, and Stuchly SS (1992): « Permittivity measurements using open-ended sensors and reference liquid calibration-an uncertainty analysis ». *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques* 40.2, pp. 305–314. DOI: 10.1109/22.120103.

Otto G, Chew WC, and Young JF (1991): « Improved Calibration of a Large Open-Ended Coaxial Probe for Dielectric Measurements ». *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 40.4, pp. 742–746.

Outcalt SI, Nelson FE, and Hinkel KM (1990): « The zero-curtain effect: Heat and mass transfer across an isothermal region in freezing soil ». en. *Water Resources Research* 26.7, pp. 1509–1516. DOI: 10.1029/WR026i007p01509.

Picard G, Sandells M, and Löwe H (July 2018): « SMRT: an active–passive microwave radiative transfer model for snow with multiple microstructure and scattering formulations (v1.0) ». English. *Geoscientific Model Development* 11.7, pp. 2763–2788. DOI: 10.5194/gmd-11-2763-2018.

POZAR DM (2012): *Microwave engineering. University of Massachusetts at Amherst: Jonh Wiley & Sons*. Inc.

El-rayes MA and Ulaby FT (Sept. 1987): « Microwave Dielectric Spectrum of Vegetation-Part I: Experimental Observations ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* GE-25.5, pp. 541–549. DOI: 10.1109/TGRS.1987.289832.

Rutter N, Sandells MJ, Derksen C, King J, Toose P, Wake L, Watts T, Essery R, Roy A, Royer A, Marsh P, Larsen C, and Sturm M (Nov. 2019): « Effect of snow microstructure variability on Ku-band radar snow water equivalent retrievals ». *The Cryosphere* 13.11, pp. 3045–3059. DOI: 10.5194/tc-13-3045-2019.

Schmugge TJ (Oct. 1980): « Effect of Texture on Microwave Emission from Soils ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* GE-18.4, pp. 353–361. DOI: 10.1109/TGRS.1980.350313.

Shi J, Xiong C, and Jiang L (Jan. 2016): « Review of snow water equivalent microwave remote sensing ». *Science China Earth Sciences* 59.4, pp. 731–745. DOI: 10.1007/s11430-015-5225-0.

Stuchly MA, Athey TW, Samaras GM, and Taylor GE (1982): « Measurement of Radio Frequency Permittivity of Biological Tissues with an Open-Ended Coaxial Line: Part II ». *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques* 30.1, pp. 87–92. DOI: 10.1109/TMTT.1982.1131017.

Topp GC, Davis JL, and Annan AP (1980): « Electromagnetic determination of soil water content: Measurements in coaxial transmission lines ». *Water resources research* 16.3, pp. 574–582.

Tsai YLS, Dietz A, Oppelt N, and Kuenzer C (Jan. 2019): « Remote Sensing of Snow Cover Using Spaceborne SAR: A Review ». en. *Remote Sensing* 11.12, p. 1456. DOI: 10.3390/rs11121456.

Wagner N, Schwing M, and Scheuermann A (Feb. 2014): « Numerical 3-D FEM and Experimental Analysis of the Open-Ended Coaxial Line Technique for Microwave Dielectric Spectroscopy on Soil ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 52.2, pp. 880–893. DOI: 10.1109/TGRS.2013.2245138.

Werninghaus R and Buckreuss S (Feb. 2010): « The TerraSAR-X Mission and System Design ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 48.2, pp. 606–614. DOI: 10.1109/TGRS.2009.2031062.

Zhang L, Zhao T, Jiang L, and Zhao S (Dec. 2010): « Estimate of Phase Transition Water Content in Freeze–Thaw Process Using Microwave Radiometer ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 48.12, pp. 4248–4255. DOI: 10.1109/TGRS.2010.2051158.

Zhang T (2005): « Influence of the seasonal snow cover on the ground thermal regime: An overview ». en. *Reviews of Geophysics* 43.4. DOI: 10.1029/2004RG000157.

Chapitre IV

Évaluation de modèles de mélange diélectrique multi-fréquences micro-onde avec inclusion de matière organique et cycles gel/dégel

« *Evaluation of multi-frequency microwave dielectric mixing models with inclusion of organic matter and freeze/thaw cycles* »

Alex Gélinas, Azza Gorrab, Bilal Filali, François Demontoux, Alain Royer, Benoît Montpetit, Alexandre Langlois et Alexandre Roy

Le contenu de ce chapitre fera l'objet d'une soumission dans la revue *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing* :

Référence de l'article à venir

Contenu du chapitre

4.1 Présentation de l'article 60
4.2 Résumé français 61
4.3 Résumé anglais 61
4.4 Introduction 62
4.5 Methodology 64
4.5.1 Sample collecting 64
4.5.2 Measurements 67
4.6 Random Forest permittivity model 69
4.7 Dielectric mixing models 69
4.7.1 Phase transition able models 70
4.7.2 Unfrozen only models 71
4.7.3 Summary of Applicability Limits and Out-of-Range Use 72
4.8 Results 73
4.8.1 Random Forest 75
4.8.2 Mineral samples 76
4.8.3 High SOM samples 79
4.9 Discussion 81
4.9.1 Validation within original calibration limits 81
4.9.2 Transferability by model family 83
4.9.3 Implications for mission parameterization 88
4.9.4 Laboratory limitations and future work 89
4.10 Conclusion 90
4.11 Acknowledgement 91
4.12 Data availability 91
4.13 Model implementations 92
4.14 References 92
4.A Appendix Supplementary Figures 97
4.A.1 Random Forest 97
4.A.2 Low SOM samples 97
4.A.3 Medium SOM samples 100

4.1 Présentation de l'article

Cet article évalue huit Modèle de mélange diélectrique (DMM) avec une nouvelle base de données de permittivité diélectrique. La base couvre cinq bandes de fréquences pertinentes pour la télédétection micro-onde, de la bande L (1.5 GHz) à la bande Ku (17.25 GHz), et pour les missions *Soil Moisture and Ocean Salinity* (SMOS), *Soil Moisture Active Passive* (SMAP), *NASA-ISRO Synthetic Aperture Radar* (NISAR) et la mission proposée *Terrestrial Snow Mass Mission* (TSMM). Elle contient 2880 mesures acquises sur 18 sols le long d'un gradient continu de Matière organique du sol (SOM). Ce gradient s'étend de sols quasi-purement minéraux (SOM $\leq 6\,\%$) à un substrat de sphaigne quasi-pur (SOM $\approx 95\,\%$). Chaque sol a été préparé à quatre niveaux de Contenu volumétrique en eau (VWC) et mesuré à huit paliers de température entre $-20\,^{\circ}\mathrm{C}$ et $20\,^{\circ}\mathrm{C}$. Les mesures ont été réalisées avec la Sonde coaxiale à extrémité ouverte (OECP) large-bande à grande ouverture présentée au Chapitre III. Le protocole de gel/dégel est adapté de celui développé dans cet article précédent.

Le contexte des modèles diélectriques de mélange est d'abord présenté, en distinguant les familles empirique, semi-empirique et physique ainsi que leurs domaines de calibration respectifs. La méthodologie de collecte, de préparation et de mesure des échantillons est ensuite décrite, suivie de la présentation des huit DMM retenus. Un régresseur Forêt aléatoire (RF) entraîné sur les mêmes variables d'entrée est aussi inclus comme référence statistique. Il permet de borner la prédictibilité du jeu de données et d'identifier les variables dominantes associées aux variations de permittivité à travers le gradient de SOM. Les résultats sont organisés selon quatre classes de SOM. Ils présentent à la fois la réponse en VWC en régime non gelé et la réponse en température à travers la transition de gel/dégel. La discussion compare la transférabilité des modèles par famille au-delà de leurs domaines de calibration originaux. Elle identifie aussi les implications pour la paramétrisation diélectrique des chaînes d'inversion satellitaires. Les résultats sont ensuite mis en relation avec la chaîne d'inversion multi-fréquence du TSMM décrite au Chapitre V. Cette mise en relation souligne comment les comportements observés à travers le gradient de SOM et les bandes de fréquences peuvent éclairer le choix d'une formulation diélectrique aux différentes étapes de l'inversion. Enfin, la base de données est rendue disponible dans le dépôt Borealis (Gélinas et Roy, 2026) : `https://doi.org/10.5683/SP3/MTINSQ`. Les implémentations Python des huit DMM sont disponibles dans le dépôt GitHub `dielectric-mixing` : `https://github.com/Galex1223/dielectric-mixing`. Ces ressources visent à soutenir le développement futur de DMM et la calibration des algorithmes d'inversion satellitaire.

4.2 Résumé français

La permittivité diélectrique du sol est une variable clé pour la télédétection micro-onde passive et active. Sa modélisation reste toutefois difficile sur les sols organiques nordiques et à travers les cycles de gel/dégel. Cette étude évalue huit Modèle de mélange diélectrique (DMM) contre une nouvelle base de données de 2880 mesures de permittivité. Les mesures couvrent cinq bandes de fréquences pertinentes pour la télédétection micro-onde, de la bande L (1.5 GHz) à la bande Ku (17.25 GHz). Elles ont été acquises avec la Sonde coaxiale à extrémité ouverte (OECP) large-bande à grande ouverture sur 18 sols couvrant un gradient continu allant des sols minéraux à un substrat organique quasi-pur. Chaque sol a été préparé à quatre niveaux de Contenu volumétrique en eau (VWC) et mesuré à huit paliers de température entre −20 °C et 20 °C. Un régresseur Forêt aléatoire (RF) entraîné sur les mêmes variables d'entrée que les DMM a été inclus comme référence statistique. Les résultats montrent que les modèles retenus performent bien à l'intérieur de leurs domaines de calibration originaux. Leur performance évolue progressivement plutôt qu'abruptement à travers le gradient de Matière organique du sol (SOM). Pour les conditions gelées, la représentation de l'eau résiduelle non gelée est plus déterminante que la classe nominale du sol de calibration. Cela explique le bon transfert des formulations à transition de phase vers les sols organiques. Pour les conditions non gelées, les principales limites apparaissent le long du gradient de SOM et aux fréquences plus élevées. Aucune formulation unique ne couvre l'entièreté de la plage minéral-à-organique sur les cinq bandes. Le régresseur RF occupe typiquement une position médiane parmi les formulations retenues. Il maintient toutefois une concordance stable à travers les cinq bandes, contrairement aux modèles physiques dont la précision décline souvent vers la bande Ku sur les sols organiques. La base de données et les implémentations Python des modèles sont rendues disponibles à la communauté scientifique.

4.3 Résumé anglais

Soil dielectric permittivity is a key variable for passive and active microwave remote sensing. Its modelling, however, remains challenging over northern organic soils and across freeze/thaw cycles. This study evaluates eight Dielectric Mixing Model (DMM) against a new permittivity database of 2880 measurements. The measurements cover five frequency bands relevant to microwave remote sensing, from L-band (1.5 GHz) to Ku-band (17.25 GHz). They were acquired with the wideband large-aperture Open-Ended Coaxial Probe (OECP) on 18 soils spanning a continuous gradient from mineral to a near-pure organic substrate. Each soil was prepared at four Volumetric Water Content (VWC) levels and measured at eight temperature steps between −20 °C and 20 °C. A Random Forest (RF) regressor

trained on the same input variables as the DMM was included as a statistical reference. The results show that the retained models perform well within their original calibration domains. Their performance evolves progressively rather than abruptly across the Soil Organic Matter (SOM) gradient. For frozen conditions, the representation of residual unfrozen water matters more than the nominal soil class of the calibration dataset. This explains the strong transfer of phase-transition formulations to organic soils. For unfrozen conditions, the main limitations appear along the SOM gradient and at higher frequencies. No single formulation covers the full mineral-to-organic range across all five bands. The RF benchmark typically occupies a median position among the retained formulations. It maintains, however, stable agreement across all five frequency bands, in contrast to the physically based models, whose accuracy often declines toward Ku-band on organic soils. The database and the Python implementations of the models are made openly available to the scientific community.

4.4 Introduction

Passive and active microwave remote sensing both rely on accurate knowledge of soil relative permittivity, $\varepsilon^* = \varepsilon' - i\varepsilon''$, to retrieve key land surface variables such as soil moisture and freeze-thaw state (Njoku and Entekhabi, 1996; Kerr et al., 2010). Passive radiometers such as Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) (Kerr et al., 2010), Soil Moisture Active Passive (SMAP) (Entekhabi et al., 2010), and Advanced Microwave Scanning Radiometer (AMSR) (Kawanishi et al., 2003) retrieve soil moisture from L-band (1.4 GHz) to Ka-band (36.5 GHz). Active Synthetic Aperture Radar (SAR) missions, including RadarSAT-2 (RSAT-2) and the Radarsat Constellation Mission (RCM) at C-band (Morena et al., 2004), TerraSAR-X (TSX) at X-band (Werninghaus and Buckreuss, 2010), and NASA-ISRO Synthetic Aperture Radar (NISAR) at L- and S-band (Jet Propulsion Laboratory, 2019), provide complementary high-resolution observations whose backscatter coefficients also depend on soil permittivity. The future Terrestrial Snow Mass Mission (TSMM) (Derksen et al., 2019; Garnaud et al., 2019) will observe snow at dual Ku-band frequencies, where soil background permittivity must also be accounted for beneath the snowpack (Montpetit et al., 2025). In both passive and active configurations, the soil permittivity must be accurately represented to constrain radiative transfer simulations such as Snow Microwave Radiative Transfer (SMRT) (Picard et al., 2018). Over high-latitude environments, this task is complicated by the addition of organic soils and freeze-thaw transitions, both of which drive large, non-linear changes in ε^* (Roth et al., 1992; Zhang et al., 2010). A permittivity error of a few units in ε' at L-band can translate into brightness temperature biases of several kelvins (Meloche et al., 2021), propagating directly into soil moisture and freeze-thaw retrieval errors.

Dielectric Mixing Model (DMM) translate measurable soil properties, including Volumetric Water Content (VWC), texture, bulk density, and Soil Organic Matter (SOM) content, into complex permittivity for direct input to microwave models. Foundational empirical and semi-empirical models established these relationships for mineral soils under near-room-temperature conditions. Topp et al. (1980) demonstrated a soil-generic polynomial relating ε' to VWC using time-domain reflectometry. Wang and Schmugge (1980) introduced a two-phase mixing model distinguishing bound from free water via a transition moisture tied to the soil wilting point, establishing the physical basis for the non-linear permittivity increase with VWC. Dobson et al. (1985) extended this framework into a semi-empirical four-component mixing model parameterized by sand and clay fractions, and Hallikainen et al. (1985) provided frequency-dependent polynomial regressions calibrated at nine frequencies between 1.4 GHz and 18 GHz. Both models treat bound water through clay-dependent thresholds, which is physically appropriate for mineral soils but cannot capture the higher specific surface area and different surface chemistry of organic matrices. For unfrozen organic soils, Park et al. (2019) extended the Dobson mixing geometry by making hydraulic thresholds explicit functions of SOM. Bircher et al. (2016) provided empirical L-band polynomials calibrated on organic surface layers from northern Europe and Siberia, showing that the dielectric response was consistent across all organic substrate types tested.

Physically based models extended this framework to frozen soils. The Generalised refractive mixing dielectric model (GRMDM) framework of Mironov et al. (2004) decomposes the bulk dielectric response into volume-weighted refractive indices of dry soil, bound water, and free water or ice, with temperature-dependent Debye relaxation parameters. Mironov et al. (2010) applied this framework to mineral Arctic soils with clay-controlled bound-water partitioning, while Mironov and Savin (2016) adapted the same spectroscopic architecture to Alaskan peat (SOM $\geq 70\,\%$), introducing organic-specific relaxation parameters and a wet-ice branch. Mironov et al. (2020) further refined the mineral branch by making both clay fraction and dry density explicit inputs to the spectroscopic coefficients. Zhang et al. (2010) took a different approach by parameterizing residual unfrozen water as a power law in temperature, deriving the empirical coefficients from the soil specific surface area. Each of these models remains calibrated over a specific and limited subset of soil types, frequency bands, or temperature conditions.

Broadband permittivity datasets spanning the mineral-to-peat continuum with complete freeze-thaw coverage are scarce. Existing calibration studies typically target either a single satellite frequency band (Bircher et al., 2016; Mironov et al., 2019) or unfrozen conditions (Dobson et al., 1985; Hallikainen et al., 1985; Park et al., 2019), and systematic multi-frequency comparisons of DMM remain rare. Zhang et al. (2020) compared five models against mineral soils at C-band and found that model performance diverges when

texture or moisture conditions deviate from the original calibration range. Zhang et al. (2023) evaluated nine models within the SMAP retrieval framework over organic soils in Alaska, concluding that separate mineral and organic model branches are needed for operational retrievals. Neither study, however, spans the full combined parameter space of multiple frequency bands, a continuous SOM gradient from mineral to peat, and freeze-thaw temperatures. Northern organic soils, spanning boreal peatlands and Arctic tundra, store a major fraction of high-latitude soil carbon and are undergoing marked shifts in seasonal freeze-thaw regimes under ongoing warming (Yu, 2012; Hugelius et al., 2014; Chen et al., 2022), yet they remain poorly represented in DMM calibration studies relative to mineral soils (Bircher et al., 2016; Park et al., 2019; Zhang et al., 2023). For snow retrieval algorithms such as those envisioned for the TSMM, soil permittivity enters directly as a boundary condition in radiative transfer simulations (Montpetit et al., 2025). An inadequate DMM over organic soils therefore propagates into Snow Water Equivalent (SWE) estimation errors.

The objective of this study is to evaluate eight DMM against a new permittivity database spanning five frequency bands from L-band (1.5 GHz) to Ku-band (17.25 GHz), built from 18 soils ranging from mineral (SOM $\leq 6\%$) to a near-pure sphagnum organic substrate, each prepared at four VWC levels and eight temperature steps, yielding 2880 permittivity measurements in total. A Random Forest (RF) regressor, trained on the same input variables as the DMM, was included as a data-driven reference to contextualize model performance and identify the dominant input variables associated with permittivity variations across the SOM gradient. The measurements were acquired using the wideband large-aperture Open-Ended Coaxial Probe (OECP) described in Gélinas et al. (2025), following a controlled freeze-thaw cycle from $-20\,^{\circ}\mathrm{C}$ to $20\,^{\circ}\mathrm{C}$. The corresponding dataset is made openly available to support future DMM development and the calibration of satellite retrieval algorithms.

4.5 Methodology

This section first describes the sample collection method and preparation protocol, followed by the description of the probe and measurement protocol.

4.5.1 Sample collecting

Soil samples were collected using plumbing PVC cylinders with dimensions of 10 cm by 10 cm for a total volume of $785.40\,\mathrm{cm}^3$. One end of each cylinder was sharpened to facilitate sampling and minimize soil compaction during collection. The samplers were driven into the soil using a hammer and a sacrificial piece of wooden 2x4, and the core was extracted using

a garden trowel without altering the soil layering. The extraction targeted the uppermost 8 to 10 cm of the soil profile, as this surface horizon has the greatest influence on microwave remote sensing signal (Njoku and Entekhabi, 1996). After sampling, each core was weighed to determine its field-moist bulk density. Finally, both ends of the cylinders were capped with PVC plumbing caps to ensure watertight transport and storage.

Sites

The soil samples were collected from multiple locations across Canada between 2021 and 2024 in order to maximize the diversity of soil types, textures, and SOM content. Figure 4.1 summarizes the sample origins as well as the general biome and ecotype associated with each sampling site. The primary selection criterion was to span a continuous gradient from mineral to organic soils rather than to characterize any individual site. Two control samples were included, namely a commercial construction sand consisting of approximately 100 % sand and a sphagnum-moss potting substrate consisting of approximately 100 % SOM. These control materials were included because the field campaign did not yield samples representative of either predominantly sandy mineral soils or extremely high-SOM soils. In total, the database includes 16 samples from 6 locations and two control samples, for a total of 18 samples.

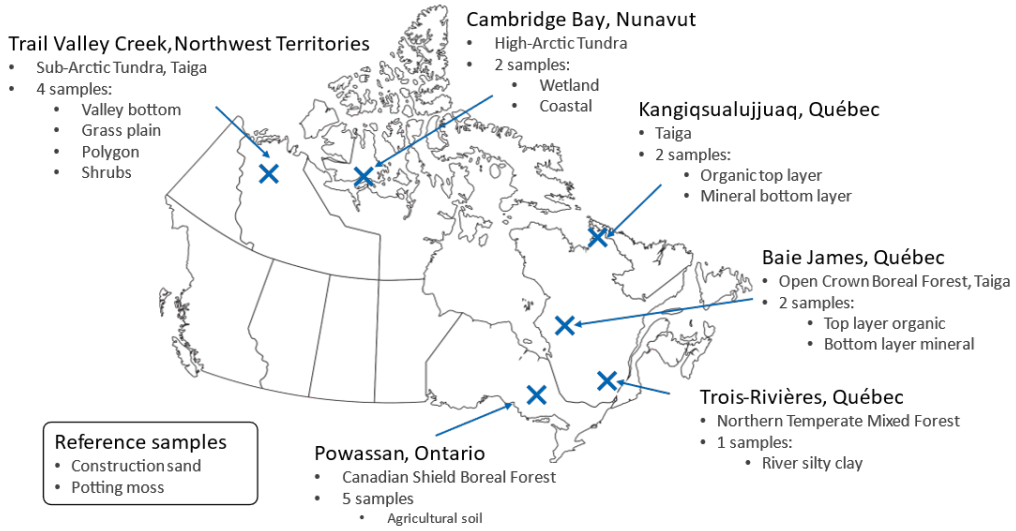


FIGURE 4.1 – Map summarizing the provenance, biome and ecotypes of the different samples included in the database.

Table 4.1 summarizes the range of soil properties across the 18 samples, grouped by the four SOM classes used throughout this study. The dataset spans a wide range of organic matter content, from near-pure sand (1.2 %) to near-pure peat (95.4 %), but the distribution is skewed toward the lower end, with 9 of 18 soils falling below 10 % SOM and the medium class containing only 3 samples. Clay content is similarly concentrated at the

low end (median 2.7 %, maximum 10.2 %), reflecting the silt-dominated textures typical of the sampled subarctic sites. Bulk density and saturation VWC vary inversely with SOM, from 1.41 g cm^{-3} and 0.23 on the mineral end to 0.16 g cm^{-3} and 1.97 on the high-SOM end.

TABLE 4.1 – Range of soil properties across the 18 samples, grouped by SOM class. Values are reported as minimum–maximum.

Class (SOM interval)	n	SOM (%)	Clay (%)	Sand (%)	ρ_b (g cm^{-3})	Saturation VWC (cm^3 cm^{-3})
Mineral (≤ 6)	5	1.2 to 5.6	0.4 to 10.2	9.7 to 95.5	1.10 to 1.41	0.23 to 0.43
Low ($]6, 10]$)	4	6.4 to 7.9	1.2 to 7.0	7.2 to 66.7	0.97 to 1.21	0.30 to 0.55
Medium ($]10, 20]$)	3	10.7 to 11.8	2.5 to 5.7	13.9 to 38.0	0.84 to 1.09	0.41 to 0.61
High (> 20)	6	52.0 to 95.4	2.1 to 2.7	6.1 to 28.9	0.16 to 0.42	0.60 to 1.97
Overall	18	1.2 to 95.4	0.4 to 10.2	6.1 to 95.5	0.16 to 1.41	0.23 to 1.97

Sample preparation

All samples were prepared using the same standardized protocol to ensure reproducibility. Samples were first oven-dried at 105 °C for at least 48 h until completely dry (Topp and Ferré, 2002). This temperature is sufficient to remove all free and adsorbed water while preserving the organic matter content of the soil (Heiri et al., 2001). The dried samples were then reduced to powder using a mortar and pestle and thoroughly mixed to break soil aggregates and produce a texturally homogeneous mixture suitable for repeatable dielectric measurements. A small subsample (approximately 50 mL) was sieved through a 2 mm mesh and set aside for SOM determination and texture analysis. The remaining soil was distributed equally into four 240 mL Mason jars, weighed and compacted to a target bulk density consistent with values reported in the literature for the corresponding soil composition class. While field-moist weights were recorded to characterize in-situ conditions, samples were recompacted to these target densities to ensure the database provides standardized reference points for microwave emission models while minimizing the impact of potential structural disturbances during transport. The four moisture levels prepared were oven-dried, fully saturated with deionized distilled water, and two intermediate levels at approximately one-third and two-thirds of the saturation water mass. To prepare the saturated samples, deionized distilled water was slowly added by mass to the oven-dried soil until water visibly pooled on the surface, at which point the jar was hermetically sealed. For high-organic-matter samples, additional water was added iteratively at 24 h intervals until no further absorption was observed, owing to the elevated water retention capacity of organic soils. The VWC, denoted m_v, was computed from the added water mass m_w using the density of pure deionized water ($\rho_w = 0.998$ g cm^{-3} at

20 °C) and the total soil volume V_s in the jar:

$$m_v = \frac{m_w}{\rho_w V_s} \tag{4.1}$$

The prepared jars were then used for the dielectric measurements described in Section 4.5.2, after which the reserved subsamples were characterized for SOM and texture.

4.5.2 Measurements

Temperature cycle

The four Mason jar samples prepared with various volumetric moisture levels were placed in a controlled temperature freezer (CFX3 95DZ, Dometic) for a freezing cycle. The freezer was initially set to 20 °C, then the temperature was decreased stepwise following the sequence 20 °C, 10 °C, 4 °C, 1 °C, −1 °C, −4 °C, −10 °C and finally −20 °C. Each temperature step was maintained for 24 to 48 h before measurements were conducted to ensure full thermal equilibration of the samples. This protocol was designed to characterize permittivity in fully frozen and fully thawed states. The freeze-thaw transition itself was not the primary focus of this study. At each temperature step, the permittivity of the samples was measured using an OECP described in Gélinas et al. (2025). The OECP is a large aperture open-ended coaxial probe designed for soil permittivity measurements, with a diameter of 13.2 mm and a conductive core diameter of 4 mm. The probe was connected to a one port Vector Network Analyzer (VNA) (R180, Copper Mountain® Technologies), and the usable spectrum analyzed here covered 0.5 to 18 GHz with a frequency step of 4 MHz. A two-step Short Open Load (SOL) calibration was performed before each measurement session following the detailed procedure described in Gélinas et al. (2025). The first step employed the manufacturer-supplied calibration kit applied at the VNA output port, immediately before the probe connector, setting the calibration reference plane at that interface. The second step was a probe-face SOL calibration in which the short standard was a custom copper cap machined to match the exact probe geometry, the open standard was air, and the load standard was a saline solution at 35 g kg^{-1}. Two test liquids (a saline solution at 20 g kg^{-1} and methanol with a purity above 95 %) were measured after calibration to verify accuracy. This calibration was performed at each temperature step at or above 0 °C. Below freezing, liquid standards could not be used and the calibration obtained at the last above-zero step was applied.

To ensure a good representation of the permittivity of the samples, at least 5 measurements were taken for each sample at each temperature step, and the average permittivity was computed for analysis. Temperature was monitored throughout the experiment using three independent sensors, namely the built-in thermocouple of the freezer, a secondary

thermometer recording the air temperature inside the chamber, and a probe thermometer inserted directly into the soil samples to record actual soil temperature. The temperature of the probe thermometer was used as the reference for analysis, as it most accurately reflects the thermal state of the soil. Approximately 30 min before each measurement session, the probe was placed in the freezer to ensure thermal equilibration, preventing surface melting of the sample upon contact. Sample temperatures were recorded at each step with an accuracy of 0.5 °C. Afterwards, erroneous measurements were identified and removed by inspecting the broadband permittivity spectrum from 0.5 to 18 GHz. Spectra exhibiting physically inconsistent behavior, characteristic of multi-mode excitation in the sample, were discarded. This type of measurement failure was most frequent near 0 °C, which further reinforces the focus on fully frozen and fully thawed states rather than the transition itself. To reduce computational load, the raw spectra were then resampled to a uniform frequency grid with 100 MHz increments. The resampled spectra were subsequently smoothed using a rolling window average with a window size equal to 8.33 % of the total frequency range, following the same procedure as described in Gélinas et al. (2025). For this work, the average permittivity was computed for five frequency bands of interest for remote sensing missions and the future TSMM (see Table 4.2).

TABLE 4.2 – Frequency bands (±0.25 GHz) on which the average permittivity was computed with examples of relevant satellite-based sensors.

Band	Frequency	Satellite example	Reference
L-band	1.5 GHz	SMOS (1.4 GHz)	(Kerr et al., 2010)
C-band	6.9 GHz	RSAT-2 (5.3 GHz)	(Morena et al., 2004)
X-band	10.65 GHz	TSX (9.65 GHz)	(Werninghaus and Buckreuss, 2010)
Ku-band 1	13.5 GHz	TSMM (13.5 GHz)	(Derksen et al., 2019; Garnaud et al., 2019)
Ku-band 2	17.2 GHz	TSMM (17.2 GHz)	(Derksen et al., 2019; Garnaud et al., 2019)

Soil texture and SOM

Once all permittivity measurements were completed, the reserved subsamples set aside during preparation were used to determine SOM and soil texture. The SOM was measured by Loss on Ignition (LOI). The reserved subsample was placed in crucibles and heated in a muffle furnace at 500 °C for 8 h (Heiri et al., 2001). The SOM was then calculated as the percentage of mass lost during combustion, following Equation 4.2

$$\mathrm{OM} = \frac{m_{\mathrm{initial}} - m_{\mathrm{final}}}{m_{\mathrm{initial}}} \times 100\% \tag{4.2}$$

where m_{initial} is the mass of the soil sample before combustion and m_{final} is the mass after combustion.

Afterwards, the particle size distribution was determined using the United States Department of Agriculture (USDA) soil taxonomy system (Soil Survey Staff, 2022) with a laser particle sizer (ANALYSETTE 22 MicroTec Plus, Fritsch GmbH - Milling and Sizing) after dispersing the soil in water. Hydrogen peroxide (H_2O_2) pre-treatment for SOM removal prior to dispersion was evaluated on a subset of high-SOM samples. As no reaction was observed, indicating that SOM did not interfere with particle dispersion in these samples, the pre-treatment was omitted for all remaining analyses.

4.6 Random Forest permittivity model

A RF regressor was included as a non-parametric statistical baseline to bound the predictability of the dataset, without imposing a predefined mixing geometry or phase-partition scheme. It was used here as a comparative tool rather than as a replacement for physically based models.

Separate RF regressors were fitted for ε' and ε'' using the scikit-learn library (Pedregosa et al., 2011), with seven input variables, namely VWC, T, ρ_b, SOM, clay fraction, sand fraction, and frequency. To evaluate generalization, a repeated random hold-out procedure was applied over 12 independent train-test splits, each reserving 20 % of the observations for testing. Splitting was grouped by soil sample identifier, meaning that all measurements from a given sample (across all temperatures, frequencies, and VWC levels) remained entirely in either the training or the test partition, thereby preventing data leakage between the two sets. Each split produced a test-set R^2, and the split closest to the median R^2 across the 12 runs was selected as the representative result for the comparisons that follow.

In addition to this overall model, separate RF regressors were fitted on the frozen and thawed subsets to examine state-specific variable importance. These subset models were used only for descriptive interpretation of predictor importance and were not included in the model comparison.

4.7 Dielectric mixing models

In addition to the RF baseline, the complex permittivity measured by the OECP, $\varepsilon^* = \varepsilon' - i\varepsilon''$, was compared against eight dielectric mixing models selected to span the principal controls in the dataset, namely freeze-thaw dynamics, mineral soil texture, and organic matter content. The models are organized into two groups. The first includes those capable of representing permittivity across the freeze-thaw transition, and the second includes those calibrated for unfrozen conditions only. For brevity, each model is referred to by its first author's name and year in parentheses after this section.

4.7.1 Phase transition able models

The Mironov et al. (2010), Mironov and Savin (2016), and Mironov et al. (2020) formulations all build on the GRMDM of Mironov et al. (2004), which expresses the bulk soil response in terms of the complex refractive index $n^* = \sqrt{\varepsilon^*}$:

$$n_s^* - 1 = \sum_q v_q \left(n_q^* - 1 \right) \tag{4.3}$$

where v_q is the volumetric fraction of phase q (dry soil, bound water, or unbound water/ice) and the bound-to-unbound partition is governed by texture-dependent moisture thresholds. The dielectric response of each water-like phase follows a multi-relaxation Debye form:

$$\varepsilon_p^*(f,T) = \varepsilon_{\infty,p} + \sum_r \frac{\Delta\varepsilon_{p,r}(T)}{1 + i2\pi f \tau_{p,r}(T)} + i\frac{\sigma_p(T)}{2\pi\varepsilon_0 f} \tag{4.4}$$

where $\Delta\varepsilon_{p,r}$ and $\tau_{p,r}$ are the relaxation strength and time of mode r, and σ_p is the phase conductivity. The temperature dependence of these spectroscopic parameters is what allows the Mironov family to reproduce the sharp decrease in ε' and the associated loss changes across the freezing point.

Mironov et al. (2010) applies this framework to mineral soils, where clay content controls the bound-water threshold and ice progressively replaces excess pore water below 0 °C. Mironov and Savin (2016) extends the same spectroscopic architecture to highly organic Alaskan peat (SOM $\geq 70\,\%$ by mass), introducing three moisture regimes and an organic-specific wet-ice branch for the frozen state. Dedicated organic parameterization is needed because the large surface area and polar functional groups of organic material bind a greater water fraction than mineral particles, leaving a larger proportion unfrozen below 0 °C and producing a more gradual permittivity transition. Mironov et al. (2020) addresses the same freeze-thaw transition for mineral Arctic soils, making both clay fraction and dry density explicit drivers of the spectroscopic coefficients.

Zhang et al. (2010) approaches the freeze-thaw problem differently by deriving the frozen permittivity from the residual unfrozen-water content, parameterized as a power law in temperature,

$$m_u(T) = A\,|T - T_f|^{-B} \tag{4.5}$$

where m_u is the unfrozen water content, T_f is the freezing temperature, and the empirical coefficients A and B are derived from the soil specific surface area, itself a linear function of clay, silt, and sand fractions. For $T < T_f$, the liquid fraction from Eq. 4.5 is combined with ice through a refractive mixing rule analogous to that of Dobson et al. (1985). The model carries no explicit organic-matter correction, as the specific-surface-area parameterization is texture-based only, and was originally validated at the Advanced Microwave Scanning

Radiometer for EOS (AMSR-E) frequencies (6.9, 10.65, 18.7 and 36.5 GHz) on mineral-dominated soils.

4.7.2 Unfrozen only models

Park et al. (2019) extends the mineral-soil mixing model of Park et al. (2017) to organic-bearing soils by making hydraulic thresholds explicit functions of organic matter content. Specifically, the wilting point w_{wp} (the minimum VWC at which plants can extract water) and porosity p (the volumetric void fraction of the soil matrix) are derived from texture and SOM through pedotransfer functions. For the intermediate moisture regime $w_{wp} < m_v \leq p$, the effective real permittivity is computed as a volume-weighted sum of solid, bound water, free water, and air:

$$\varepsilon'_{\text{eff}} = 0.8\left[(1-p)\varepsilon'_{\text{soil}} + m_v\left(r_b\varepsilon'_{\text{bound}} + r_f\varepsilon'_{\text{free}}\right) + (p-m_v)\varepsilon'_{\text{air}}\right] \tag{4.6}$$

where m_v is the VWC, p is porosity, and r_b and r_f are the bound- and free-water fractions shifting linearly between the wilting point w_{wp} and p. For the dry regime $m_v \leq w_{wp}$, all soil water is treated as bound. Above p, the model assumes a super-saturated soil with free water fully replacing the bound fraction. Organic matter enters primarily through w_{wp}:

$$w_{wp} = 0.02982 + 0.089\, v_{\text{clay}} + 0.00786\,\text{OM} \tag{4.7}$$

where v_{clay} is the clay fraction and OM is expressed in percent. Bulk density is likewise estimated from OM using a linear pedotransfer function with a lower floor:

$$\rho_b = \max(-0.039\,\text{OM} + 1.2301,\ 0.05) \tag{4.8}$$

This formulation spans the full SOM gradient from mineral to peat, but carries no temperature dependence and no frozen-soil branch.

Hallikainen et al. (1985) and Dobson et al. (1985) are frequency- and texture-dependent models calibrated on unfrozen mineral soils at approximately room temperature. Hallikainen (1985) is a regression model calibrated at nine discrete frequencies between 1.4 to 18 GHz, whereas Dobson (1985) uses a semi-empirical power-law mixing relation with texture-dependent exponents and conductivity corrections.

Following earlier Topp-type polynomial approaches for organic soils (Topp et al., 1980; Roth et al., 1992), Bircher et al. (2016) fitted separate cubic polynomials for both ε' and ε'' from resonant cavity measurements at 1.26 GHz. The calibration dataset covers peat, tundra, and boreal forest floor samples collected across northern Europe and Siberia, and the model uses VWC as its sole predictor, requiring no texture or density inputs.

4.7.3 Summary of Applicability Limits and Out-of-Range Use

No retained model is calibrated across the full parameter space covered by the present dataset, which combines mineral and organic soils, frozen and thawed states, and five microwave bands from L-band to Ku-band. Table 4.3 therefore summarizes both the original calibration domains and the practical limits adopted in the present implementation. The retained set comprises four freeze-thaw formulations (Mironov (2010), Mironov (2016), Mironov (2020), and Zhang (2010)) and four unfrozen baselines (Park (2019), Hallikainen (1985), Dobson (1985), and Bircher (2016)). In the comparisons that follow, this table was used to identify whether a prediction lies within the nominal calibration range, outside it by extrapolation, or on a soil class different from the one for which the model was developed.

TABLE 4.3 – Summary of the calibration and practical applicability limits for the dielectric mixing models retained in this study. Frequency in GHz, temperature in °C, and SOM as a mass fraction. Values reflect the original publications unless the implementation used here imposes a narrower practical domain, which is noted in the last column.

Model	**Freq.** (GHz)	T (°C)	**SOM fraction**	**Soil type**	**Notes**
Mironov et al. (2010)	0.3–26.5	−30–30	0–0.05	Mineral, frozen/thawed	Mineral frozen/thawed GRMDM; requires clay fraction and T
Mironov and Savin (2016)	0.05–16	−30–25	0.70–1.0	Organic, frozen/thawed	Alaskan peat (SOM $\geq 70\,\%$ by mass); requires ρ_b
Mironov et al. (2020)	0.05–15	−30–25	0–0.05	Mineral, frozen/thawed	Texture- and density-aware mineral TD-MRSDM; requires clay fraction and ρ_b
Zhang et al. (2010)	6.9–36.5	−20–20	≈ 0	Mineral, frozen/thawed	Power-law $m_u(T)$ for $T < 0\,°\mathrm{C}$; original validation at four AMSR-E channels
Park et al. (2019)	1.0–2.0	≈ 20	0–1.0	Mineral and organic, unfrozen	OM-aware hydraulic thresholds; L-band only; requires sand, silt, clay, OM, and T
Hallikainen et al. (1985)	1.4–18	≈ 22	0–0.05	Mineral, unfrozen	Calibrated at nine discrete frequencies; sand 5–52 %, clay 8–47 %
Dobson et al. (1985)	1.4–18	≈ 22	0–0.05	Mineral, unfrozen	Requires sand, clay, ρ_b; ρ_b constrained to 1.1–1.8 $\mathrm{g\,cm^{-3}}$
Bircher et al. (2016)	1.0–2.0	2–25	0.20–1.0	Organic surface layers, unfrozen	L-band empirical fit for organic soils; predicts both ε' and ε'' without texture or ρ_b inputs

Among the eight models, Mironov (2010, 2016, 2020) and Zhang (2010) are the only

formulations able to represent frozen conditions, whereas Park (2019), Hallikainen (1985), Dobson (1985), and Bircher (2016) are calibrated for unfrozen conditions only.

Table 4.4 summarizes how predictions produced outside the calibration domains listed above were interpreted for each model type, including cases where a model is applied to a soil class different from the one for which it was calibrated. Out-of-range predictions are shown with muted styling in the temperature and VWC sweep figures and marked with an asterisk in the legend. For the goodness of fit heatmaps, out-of-range predictions are marked with diagonal gray lines.

TABLE 4.4 – Interpretation of predictions obtained outside the nominal calibration domains for the retained DMM. A soil-type mismatch (e.g. a mineral-calibrated model applied to organic soil) is a structural issue independent of the behavior type listed here.

Family	**Models**	**Out-of-range behavior**
Physical	Mironov et al. (2010), Mironov and Savin (2016), Mironov et al. (2020), Zhang et al. (2010)	Constitutive dielectric equations still evaluated; extension physically structured but unconfirmed outside the calibration zone
Semi-empirical (soil type)	Dobson et al. (1985)	Structured mixing equations still evaluated; parameterization valid only for the calibrated soil type and conditions
Semi-empirical (frequency)	Park et al. (2019)	Debye relaxation terms vary with frequency; wilting point and porosity pedotransfer functions calibrated at L-band only. Bound/free water partition not validated above 2 GHz
Empirical (discrete-frequency interpolation)	Hallikainen et al. (1985)	Coefficients defined at 9 discrete frequencies (1.4 to 18 GHz); interpolation is possible within this interval, but no spectral extrapolation is assumed beyond it
Empirical (single-band transfer)	Bircher et al. (2016)	No spectral dependence in the formulation; the L-band empirical fit is applied unchanged at all bands

4.8 Results

The results of the data-driven RF regressor are presented first to establish a statistical reference for the predictability of the dataset. The measured samples were then organized into the four SOM classes defined in Table 4.1, and Table 4.5 lists the corresponding figures for each class. The mineral and high-SOM classes were analyzed in detail in this section since they highlight the most contrasting dielectric behaviors and represent both bounds of the dataset. The low and medium SOM classes, which exhibit intermediate characteristics, are reported in Appendix 4.A.

Table 4.5 – Classification of soil samples based on their SOM and corresponding figure references

Class	VWC sweep	Temperature sweep	R^2 heatmap
Mineral	4.4	4.5	4.6
Low	4.A.2	4.A.3	4.A.4
Medium	4.A.5	4.A.6	4.A.7
High	4.7	4.8	4.9

4.8.1 Random Forest

The predicted versus measured test values from the general RF benchmark, representing the median performance run, show a strong agreement across the full range of ε' ($R^2 = 0.8574$) and ε'' ($R^2 = 0.858$) (Figure 4.2).

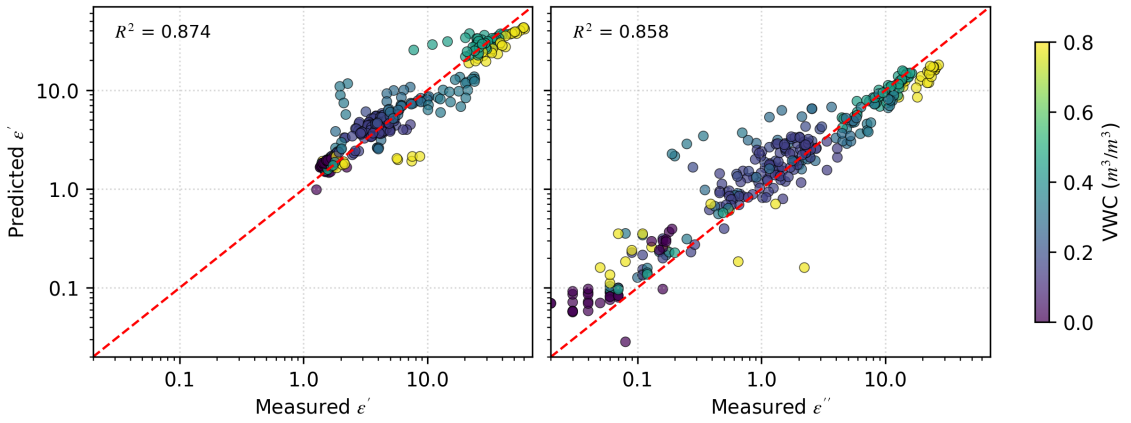


FIGURE 4.2 – RF predicted versus measured complex permittivity (ε', left, and ε'', right) for the left-out test samples

Variable importance scores (Figure 4.3) were computed for the general model based on the same median left-out test samples shown in Figure 4.2 as well as for frozen and thawed sample subgroups to highlight which variables most strongly dictate the dielectric response within specific states. For the overall dataset, VWC and temperature are the two dominant predictors, consistent with VWC governing unfrozen variability and temperature governing the contrast between frozen and thawed states. For the thawed subset, VWC remains dominant while frequency replaces temperature as the second most influential variable, reflecting the stronger spectral dependence once phase-transition effects are removed. The frozen subset shows a more even distribution of importance across the variables, consistent with the reduced dynamic range of permittivity under frozen conditions. These rankings serve as a reference for interpreting the DMM-specific performance gaps in the following subsections. The branching logic of a single representative tree from the overall RF model for ε' is shown in Appendix 4.A.1 (Figure 4.A.1). The root split separates samples by VWC at 0.4, and subsequent nodes partition on temperature, SOM, clay content, frequency, and bulk density, illustrating how the ensemble relies on combinations of all input variables rather than on any single predictor. This hierarchical structure is consistent with the variable importance rankings and confirms that the RF captures both the moisture-driven and freeze-thaw-driven components of the permittivity response.

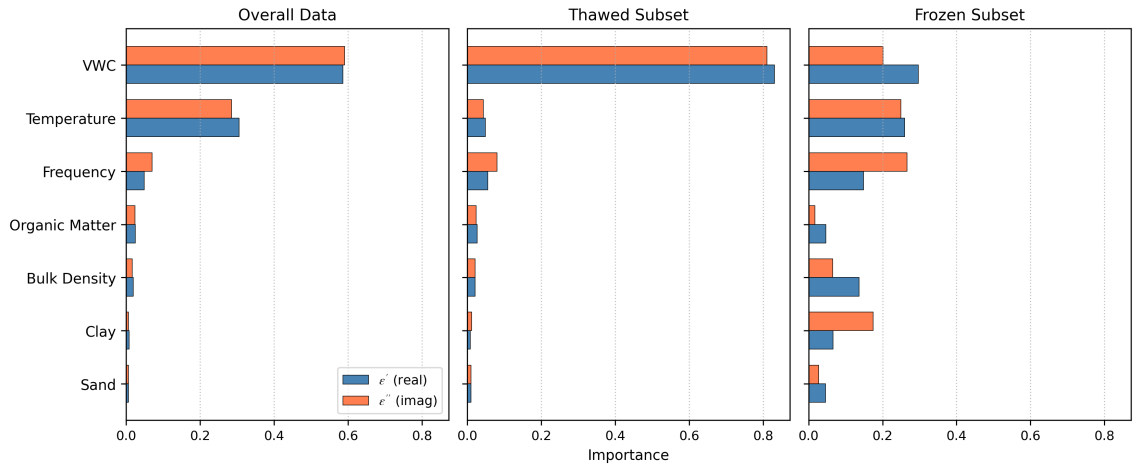


FIGURE 4.3 – Variable importance scores from the three RF models, ranked in descending order based on the Overall data. Higher scores indicate a greater contribution to reducing prediction error.

4.8.2 Mineral samples

Figure 4.4 shows the measured ε' and ε'' as a function of VWC for the mineral samples at the five relevant frequency bands (Table 4.2). The DMM output curves were computed from the average sample properties for each SOM class and frequency band. For this analysis, only the measurements above 4 °C were included to focus on the unfrozen regime and to avoid thermal effects on the permittivity.

Figure 4.4 and Figure 4.6 (bottom panels) together show that all retained models capture the non-linear increase of ε' with VWC, but with markedly different frequency behaviors. The four unfrozen DMM cluster closely for ε' at L-band and fan out progressively toward Ku-band, where the between-model spread is the widest of the unfrozen comparison. Hallikainen (1985) maintains stable ε' across the five bands, while Dobson (1985) and Park (2019) show a steeper decline toward Ku-band, accompanied by a growing negative bias that indicates progressive underestimation of the measured values at higher frequencies. Bircher (2016) shows the opposite trend, with R^2 rising with frequency on these mineral samples. For ε'', all models show low agreement at L-band. Hallikainen (1985) is the most consistent from C-band onward, whereas Bircher (2016) turns negative at the upper Ku-bands. The RF regressor is constant across all frequencies for ε' and ε''. Its accuracy on mineral samples is comparable to that of the mineral-calibrated models, which indicates that the training set adequately represents these soils.

Figure 4.5 and Figure 4.6 (top panels) together characterize model performance across the freeze-thaw transition for the mineral class, with marker color encoding VWC and each curve computed from individual sample properties. All samples with non-zero VWC exhibit the expected freeze-thaw signature, namely a sharp drop in ε' around 0 °C followed by a frozen plateau. ε'' shows a similar pattern. Mironov (2010) shows the closest agreement

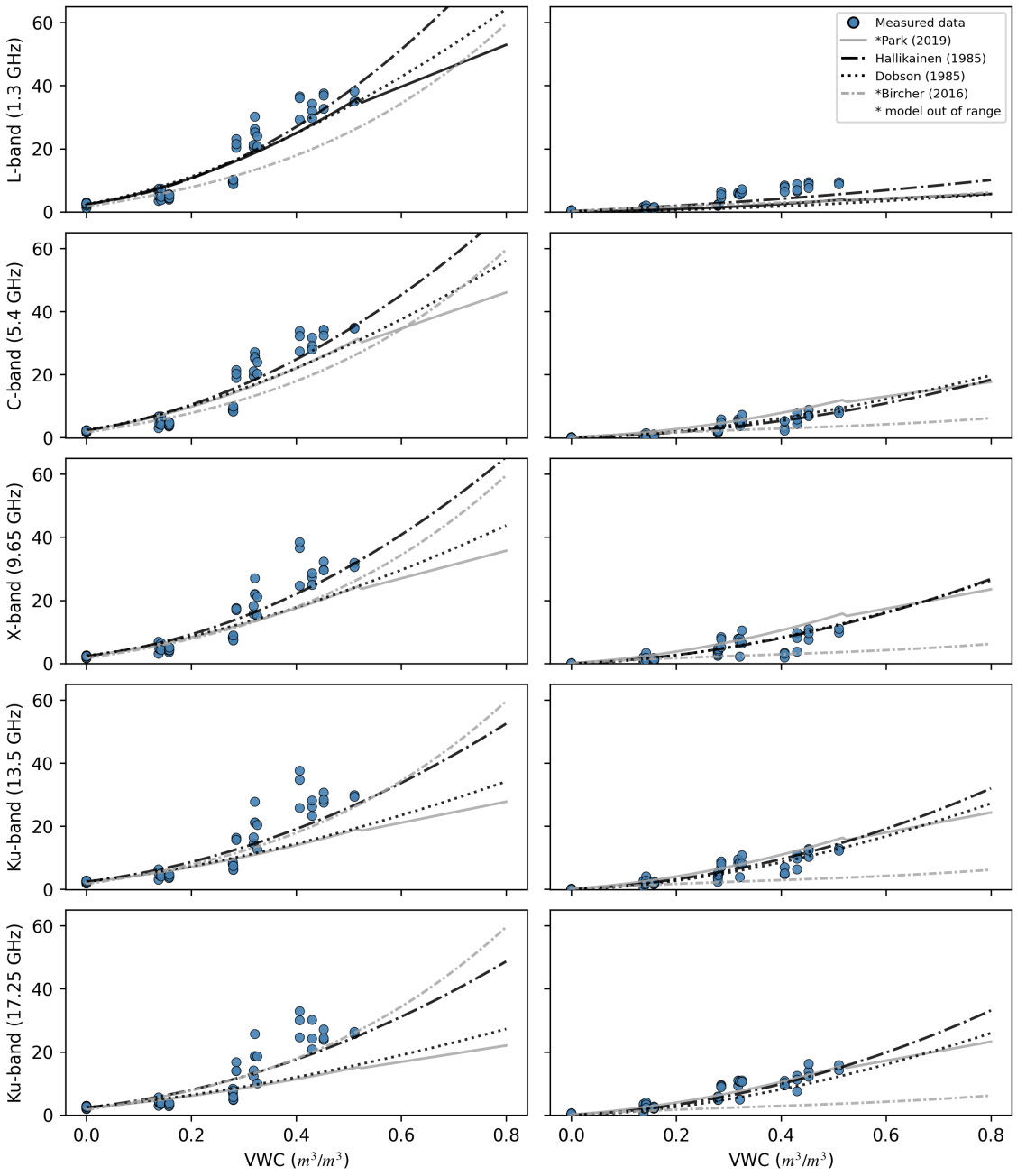


FIGURE 4.4 – Measured real (ε', left panels) and imaginary (ε'', right panels) permittivity as a function of VWC for the mineral samples at five frequency bands for strictly unfrozen soil. Model fits are computed from the same average sample characteristics for each frequency band.

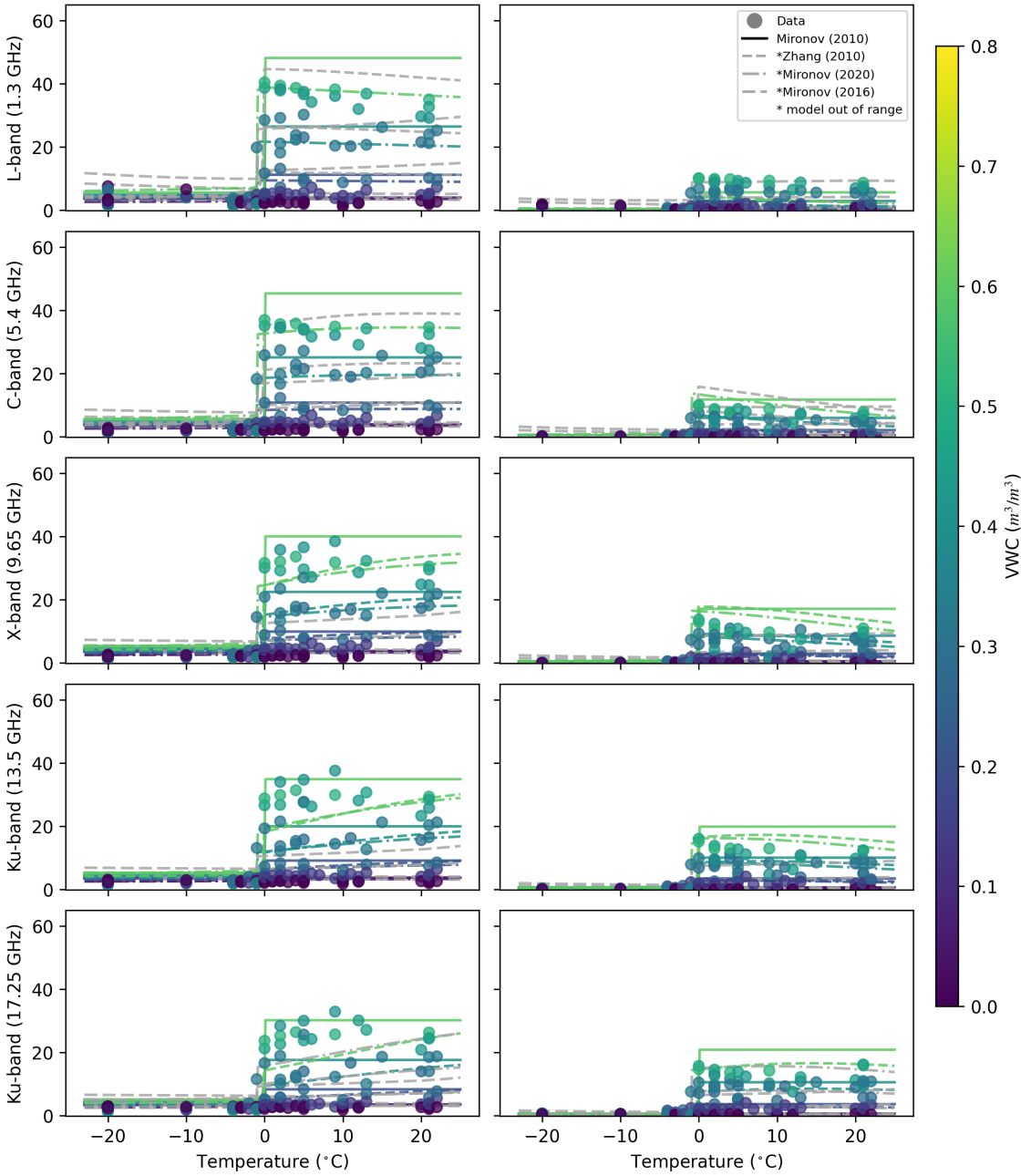


FIGURE 4.5 – Measured (markers) and modeled (lines) ε' (left panels) and ε'' (right panels) as a function of temperature for the mineral samples highlighted by VWC. Model fits are computed sample by sample across the freeze-thaw transition.

for ε' across all bands, while Zhang (2010) and Mironov (2020) decline more steeply with frequency. Mironov (2016), calibrated on peat, shows the lowest agreement throughout. For ε'', all models show low agreement at L-band, with Mironov (2016) reaching the highest R^2 there (0.56). Mironov (2010) shows the strongest agreement from C-band onward. The RF regressor also performs well across the freeze-thaw transition for both ε' and ε'', where it shows lower agreement than Mironov (2010) and Zhang (2010), but higher agreement than the peat-calibrated Mironov (2016) and Mironov (2020).

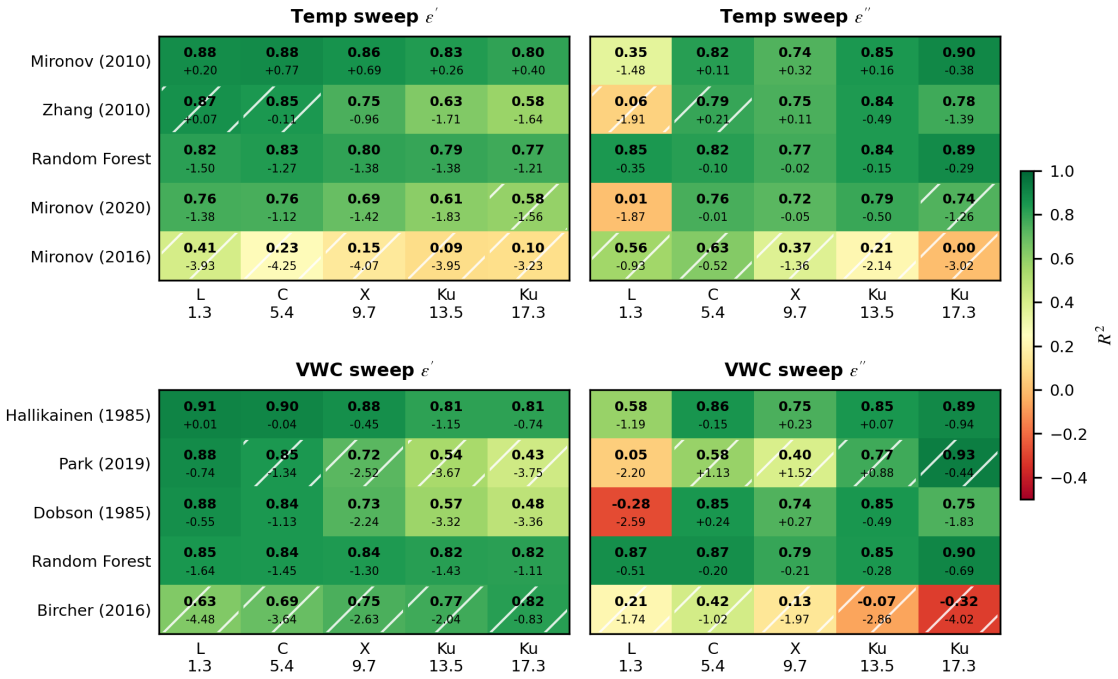


FIGURE 4.6 – Goodness-of-fit heatmap for all DMM evaluated on the mineral class. Each cell reports R^2 (bold) and mean bias (subscript) at each frequency band. Models out of their stated calibration limits are marked with white diagonal lines. Top panels, temperature sweep. Bottom panels, VWC sweep. Color encodes R^2 from green (high) to red (negative).

4.8.3 High SOM samples

Figure 4.7 shows the same relations as Figure 4.4 but for the high-SOM class. The VWC range extends beyond that of the mineral samples, reaching values close to $0.8\,\mathrm{m^3\,m^{-3}}$, which reflects the higher porosity and water-holding capacity of organic-rich soils (Letts et al., 2000). At saturation, ε' exceeds 40 at L-band compared to roughly 30 for the mineral class. Dobson (1985) and Hallikainen (1985) both operate beyond their stated calibration limits (Table 4.3), yet most still capture the general shape of the ε' curve, especially at lower VWC. For ε', Dobson (1985) shows the highest agreement at L-band ($R^2 = 0.92$), with Bircher (2016) at 0.85. The gap between the two closes by C-band, and both fall away at Ku. Bircher (2016) degrades more steeply at the upper bands due to the absence of

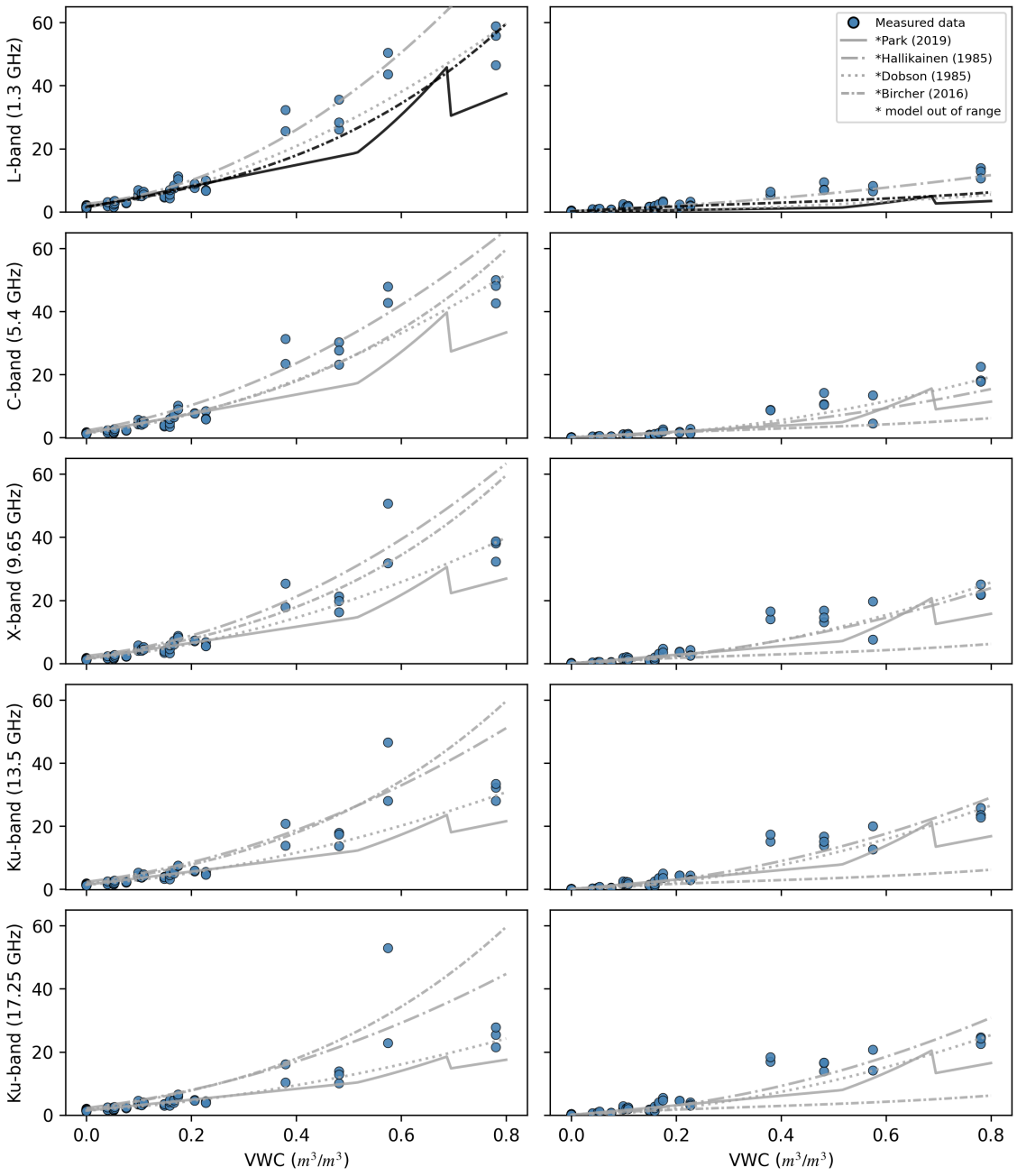


FIGURE 4.7 – Measured real (ε', left panels) and imaginary (ε'', right panels) as a function of VWC for samples with high SOM at five frequency bands. Model fits are computed from the same average sample characteristics for each frequency band.

spectral dependence. Park (2019) shows a nearly linear response at high VWC, performing best on the medium-SOM class instead (Figure 4.A.5). For ε'', Hallikainen (1985) achieves the highest agreement ($R^2 = 0.93$ at L-band), while Dobson (1985) reaches only 0.04 on the same samples. The RF regressor is again more stable across frequencies than the physical models, with R^2 values around 0.7 for both ε' and ε''.

Figure 4.8 presents the temperature sweep for the high-SOM class. Only Mironov (2016) remains within its calibration domain, having been calibrated on peat soils with SOM above 70 %. For ε', Zhang (2010) shows the highest agreement from L- to Ku-13.5, with Mironov (2020) reaching comparable values. At Ku-17 Mironov (2020) is slightly higher. For ε'', Zhang (2010) and Mironov (2020) show low agreement at L-band, whereas Mironov (2016) shows the highest there. Above C-band all three physical models converge to strong agreement. The medium-SOM class (Appendix 4.A) forms the clearest bridge between the mineral and high-SOM behaviors. Zhang (2010) and Mironov (2020) become tied for ε' at L-band, while the ε'' split between Mironov (2016) at L-band and Mironov (2020) at the upper bands persists. At that point, the RF regressor shows the lowest agreement for ε' and ε'', except at L-band for ε''.

4.9 Discussion

4.9.1 Validation within original calibration limits

This study first showed that the database reproduces the expected behavior of the retained DMM when evaluated within their original calibration domains. That validation makes it meaningful to use the same dataset to assess model behavior outside those domains. For the mineral VWC sweep, Hallikainen (1985) and Dobson (1985) both perform well under the near-room-temperature conditions for which they were developed (Figure 4.6, bottom panels). Likewise, Mironov (2010), which was calibrated specifically for frozen and thawed mineral soils, shows the highest agreement on the mineral temperature sweep (Figure 4.6, top panels). Zhang (2010) also performs strongly on this mineral temperature sweep, especially at the lower frequency bands. For the high-SOM temperature sweep, Mironov (2016) is the only retained model remaining fully within its calibration range and it performs well among the freeze-thaw formulations on these high-SOM soils. For the high-SOM VWC sweep, Bircher (2016) and Park (2019) are the only retained unfrozen models operating within their nominal domains. In microwave retrieval studies, the dielectric formulation directly controls the simulated microwave response in radiative transfer models, making soil moisture retrievals inherently sensitive to the model parameterization (Mialon et al., 2015; Wigneron et al., 2017).

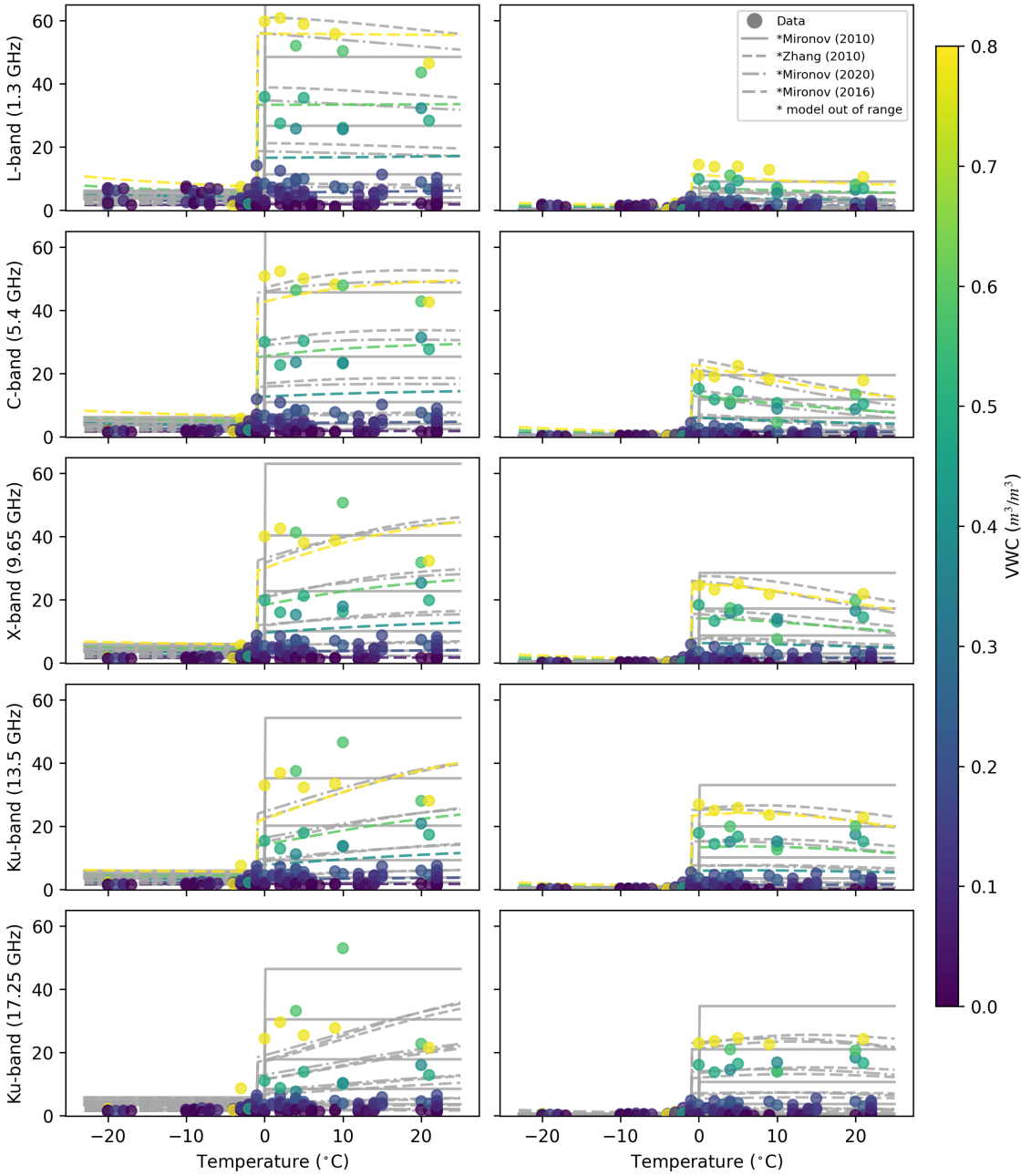


FIGURE 4.8 – Measured and modeled ε' and ε'' as a function of temperature for samples with high SOM. Each line corresponds to one of the selected DMM described in Section 4.7. The difference in agreement between the Zhang model and the Mironov series is most pronounced in this SOM class.

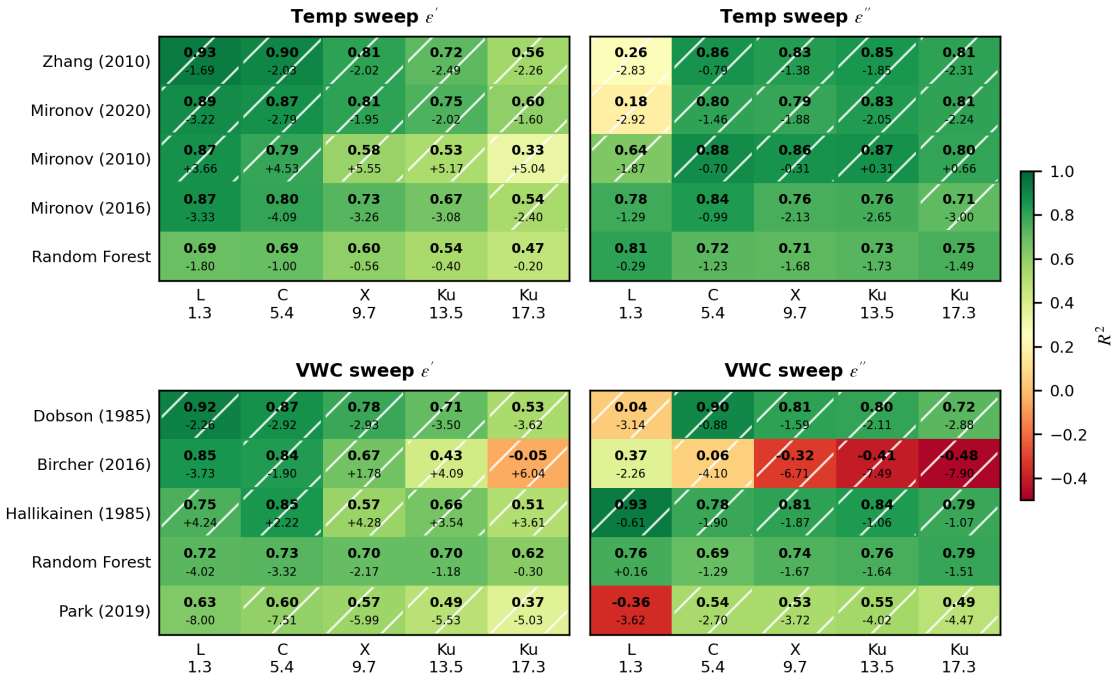


FIGURE 4.9 – Goodness-of-fit heatmap for the high SOM class. Layout and color convention as in Figure 4.6.

4.9.2 Transferability by model family

The four SOM classes allow tracking how each formulation responds as the soil composition moves away from or towards its original calibration conditions. The results are organized here by model family (see Table 4.1), since formulations sharing a common theoretical framework tend to transfer in similar ways.

Empirical models

Hallikainen (1985) and Bircher (2016) represent two complementary ends of the organic-soil calibration spectrum. For the VWC sweep of ε' across the four SOM classes, Hallikainen (1985) follows a steady decline ($R^2 = 0.91, 0.89, 0.75, 0.75$ at L-band across the four SOM classes) but remains able to represent the measured values throughout the gradient. Hallikainen (1985) also performs best on the mineral class at higher frequencies, but as organic matter increases, the model becomes progressively less able to represent the spectral dependence. This is because the organic matter contributes to the bound-water fraction in a way that cannot be captured by the clay-based formulation (Hallikainen et al., 1985). For ε'', Hallikainen (1985) achieves $R^2 = 0.93$ at L-band on the high-SOM class (Figure 4.9) and 0.84 on the medium-SOM class (Figure 4.A.7), the highest values in the VWC sweep. This agreement is unexpected for a mineral-calibrated polynomial. The ε'' coefficients were fitted across five soil types spanning clay fractions from 8 to 47 % (Hallikainen et al., 1985),

giving the regression a numerical envelope wide enough to encompass organic-soil loss values without any physical representation of the organic contribution.

Bircher (2016) shows the complementary pattern, improving from $R^2 = 0.63$ on mineral samples to 0.95 on the medium-SOM class at L-band, consistent with its organic-layer calibration. On mineral and low-SOM samples, ε' agreement actually rises with frequency (R^2 from 0.63 at L-band to 0.82 at Ku-17 on mineral soils, Figure 4.6). Increasing frequency reduces the bulk permittivity of moist soil (Hallikainen et al., 1985) much as increasing SOM does, as both shrink the volume-weighted contribution of high-permittivity free water (Dobson et al., 1985; Park et al., 2019), so the measured values converge toward the model's lower, organic-calibrated predictions without any genuine broadband capability in the formulation. The same frequency–SOM analogy explains the reversal on the medium-SOM class, where L-band yields the strongest agreement ($R^2 = 0.95$, bias -0.31) and the absence of a spectral correction produces increasing overestimation at the upper bands (bias reaching 3.71 at Ku-17, Figure 4.A.7). Bircher (2016) is therefore the only retained formulation whose ε' improves with frequency on part of the dataset, but the improvement is a fortuitous alignment rather than broadband applicability. On the high-SOM class, Bircher (2016) reaches $R^2 = 0.85$ at L-band, compared with 0.92 for Dobson (1985). This is consistent with the model being calibrated on samples with 51 to 95 % organic matter and bulk densities between 0.04 and 0.28 $\mathrm{g\,cm^{-3}}$ (Bircher et al., 2016): the high-SOM soils in this dataset have lower organic fractions and higher bulk densities, producing a different VWC-to-ε' curvature that the cubic polynomial cannot accommodate, as the formulation carries no density or organic-matter degree of freedom (Park et al., 2019). The same structural limitation carries over to ε''. Because the cubic polynomial depends on VWC alone and was calibrated at 1.26 GHz (Bircher et al., 2016), it reproduces the same L-band loss curve at every band, while the measured ε'' rises with the free-water relaxation spectrum (Stogryn, 1971). The resulting discrepancy grows with frequency and drives R^2 toward negative values at the upper bands (e.g. -0.48 at Ku-17 on high SOM).

Semi-empirical models

Dobson (1985) was built entirely on mineral soils, whereas Park (2019) explicitly corrects for organic matter, yet both sustain useful ε' skill across the full SOM gradient. Dobson (1985) maintains $R^2 \geq 0.83$ for ε' at L-band across all four SOM classes (mineral 0.88, low 0.83, medium 0.93, high 0.92), showing that its four-component mixing geometry captures the volume-averaging principle governing ε' even when the solid matrix shifts from mineral to organic (Birchak et al., 1974). The bound-water partitioning, inherited from Wang and Schmugge (1980) and controlled entirely by clay content, becomes physically less representative as organic matter replaces clay as the dominant source of specific surface area, yet the refractive mixing itself remains robust for ε'. This generality does not extend

to ε'' at L-band. Dobson (1985) returns $R^2 = 0.04$ on the high-SOM class and 0.02 on the medium-SOM class, yet recovers to 0.90 and 0.72 at C-band, respectively. At L-band, the predicted loss is dominated by an effective conductivity term that was empirically fitted to mineral-soil texture and scales inversely with frequency (Dobson et al., 1985). When organic matter replaces clay, this term loses its calibration basis. Dobson et al. (1985) themselves note that the model's performance below 4 GHz is limited by the effects of bound water, which is consistent with the recovery observed here from C-band onward. Above C-band, free-water Debye relaxation progressively dominates the loss mechanism (Stogryn, 1971), and since this component depends on temperature and frequency rather than soil composition, the texture-specific error becomes negligible and the model recovers.

Park (2019) peaks on the medium-SOM class ($R^2 = 0.92$ at L-band), where its pedotransfer-based corrections to the wilting point and porosity (Equation 4.7) operate closest to the Alaskan boreal conditions against which the model was validated (Park et al., 2019). On the high-SOM class, however, R^2 drops to 0.63. The linear bulk-density regression (Equation 4.8) reaches its physical floor above roughly 30 % organic matter, the extrapolated wilting point overestimates bound water, and the resulting three-regime mixing geometry produces a nearly linear ε' response that cannot follow the measured curvature at high VWC. The same pedotransfer breakdown carries over to ε''. On the high-SOM class, Park (2019) returns $R^2 = -0.36$ at L-band and stays below 0.55 at every band, with a persistent negative bias (Figure 4.9). Because the overestimated wilting point shifts too much water into the bound-water phase, the predicted loss is systematically lower than observed, and the texture-driven conductivity model offers no correction for organic soils. On the medium-SOM class the model fares better at the upper bands, reaching $R^2 = 0.93$ at Ku-17 (Figure 4.A.7), where free-water Debye relaxation dominates and partly compensates for the partitioning error at lower frequencies.

Physical models

All four physical models handle freeze-thaw transitions, but they rest on two distinct architectures. The Mironov family (2010, 2016, 2020) shares a complex refractive index mixing law in which each water component has its own Debye relaxation parameterized by temperature (Mironov et al., 2004). The three variants differ in target soil type and spectral coverage. Mironov (2010) uses a single-relaxation Debye framework calibrated on mineral soils, Mironov (2016) extends to a multi-relaxation formulation calibrated on Alaskan peat, and Mironov (2020) combines multi-relaxation spectroscopy with a clay-dependent bound-water threshold optimized across three Arctic mineral textures (Mironov et al., 2010; Mironov and Savin, 2016; Mironov et al., 2020). Zhang (2010), by contrast, couples a Dobson-type volumetric mixing model with an empirical unfrozen-water power law (Equation 4.5) calibrated at AMSR-E frequencies on mineral-dominated soils.

For the temperature sweep of ε', the model showing the highest agreement changes systematically across the four SOM classes. Mironov (2010) shows the highest agreement on the mineral class from L- to Ku-band ($R^2 = 0.88$ to 0.80, Figure 4.6) and maintains strong agreement on the low-SOM class (0.87 to 0.69, Figure 4.A.4), consistent with its clay-based bound-water partitioning (Mironov et al., 2010). As organic matter progressively replaces clay as the dominant source of specific surface area (Thompson et al., 1989), this partitioning becomes less representative. At the medium-SOM class, Zhang (2010) and Mironov (2020) show higher agreement ($R^2 = 0.93$ for both at L-band versus 0.81 for Mironov (2010), Figure 4.A.7), and those two maintain the highest agreement on the high-SOM class (Zhang at 0.93, Mironov (2020) at 0.89, Figure 4.9). Zhang (2010) transfers well despite its mineral calibration because the relationship between residual unfrozen water and sub-zero temperature is governed by specific surface area, which increases with both clay and organic content (Williams, 1964). As long as the unfrozen-water estimate is adequate, the mixing step reproduces the dielectric contrast across the freezing point regardless of whether the surface area originates from clay minerals or organic matter (Mironov et al., 2004). That this transferability extends below the model's minimum calibration frequency of 6.925 GHz follows from Zhang's two-step architecture. The unfrozen-water power law (Equation 4.5) depends only on temperature and specific surface area, with no frequency term, so its coefficients apply equally at any band. The mixing step itself is Dobson's refractive model, which was calibrated from 1.4 GHz onward (Dobson et al., 1985), placing L-band within its original range. Zhang (2010) does, however, degrade more steeply above X-band than the Mironov models (R^2 from 0.75 at X to 0.58 at Ku-17 on mineral, 0.81 to 0.56 on high SOM). This is consistent with the C-band mineral comparison of Zhang et al. (2020) and is expected from a model that relies on Dobson's empirical frequency scaling rather than on a spectroscopic Debye framework.

For ε'', L-band proves challenging across all four formulations, but to markedly different degrees. Zhang (2010) and Mironov (2020) return near-zero or negative R^2 at L-band on every class (Zhang at 0.06, -0.16, 0.09, 0.26 across the four classes, and Mironov (2020) at 0.01, -0.12, 0.09, 0.18). For Zhang, this is expected. Calibrated at a minimum of 6.925 GHz, the formulation inherits a Dobson conductivity term but carries no spectroscopic representation of bound-water loss below C-band. Mironov (2020) covers frequencies down to 0.05 GHz, yet its spectroscopic coefficients, optimized on mineral Arctic soils, similarly do not capture L-band loss across the SOM gradient. Mironov (2010) shows noticeably higher agreement ($R^2 = 0.35$ on mineral, 0.51 on medium, 0.64 on high SOM), and Mironov (2016) consistently provides the highest L-band ε'' agreement on the medium- and high-SOM classes ($R^2 = 0.79$ and 0.78, respectively). The multi-relaxation coefficients of Mironov (2016) (Equation 4.4) capture bound-water relaxation more completely at low frequencies, where the relaxation spectrum of tightly held water dominates the loss response regardless of the

solid matrix (Mironov et al., 2009). Above C-band the situation reverses. Mironov (2010) reaches $R^2 = 0.74$–0.90 from X-band onward on mineral soils, and Mironov (2020) follows a similar trajectory, whereas Mironov (2016), optimized for the lower part of the spectrum on peat, becomes less representative at the upper bands ($R^2 = 0.40$ at Ku-17 on medium SOM). This crossover is physically expected. At higher frequencies, free-water relaxation increasingly dominates the loss mechanism (Stogryn, 1971), and the mineral-calibrated models represent this component more accurately.

Data-driven reference

The RF benchmark provides a data-driven reference against which to read the family-level observations. Its variable-importance analysis (Figure 4.3) identifies VWC as the dominant predictor, followed by temperature and SOM, which is consistent with the progressive rather than abrupt character of the agreement differences across the SOM gradient. Across both sweeps and both permittivity components, the RF typically occupies a median position among the retained DMM: certain formulations exceed it on the classes they were calibrated for, while others fall below it. Its agreement is also stable across frequency, in contrast to most DMM, whose accuracy often declines toward the upper bands. On the mineral, low-, and medium-SOM classes, the RF maintains R^2 above 0.75 for ε' at every band on both sweeps (Figures 4.6, 4.A.4, 4.A.7). The high-SOM class is the exception, where the RF drops to $R^2 = 0.62$ for ε' at Ku-17 on the VWC sweep and to 0.47 on the temperature sweep (Figure 4.9), indicating that the high-SOM soils represent the part of the parameter space where the database provides the least information. On the temperature sweep, this degradation is not limited to the RF: all retained formulations also lose agreement at the upper bands on the high-SOM class, suggesting that the measurements themselves become more variable there, possibly due to probe sensitivity to the greater sample heterogeneity of high-organic soils at elevated frequencies. Importantly, on the high-SOM VWC sweep, Bircher (2016), the only retained formulation fully within its calibration range for these soils, reaches $R^2 = 0.85$ at L-band, above the RF at 0.72. Park (2019), which is nominally within range but whose pedotransfer functions collapse at high organic fractions (Section 4.9.2), reaches 0.63. That a well-matched DMM can still exceed the data-driven baseline on these challenging samples confirms that the physically based formulations retain predictive value even at the edge of their calibration domains. For ε'', the picture reverses at L-band, where the RF matches or exceeds every retained DMM across all four classes on the VWC sweep ($R^2 = 0.87$ mineral, 0.70 low, 0.84 medium, 0.76 high) and on the temperature sweep (0.85, 0.83, 0.89, 0.81). This consistent gap indicates that the existing loss-factor formulations, none of which were specifically calibrated for broadband organic conditions, have the widest margin for improvement at low frequencies. The physical models already encode the unfrozen-water physics that governs most of the ε' variance (Mironov et al.,

2004), whereas the loss-factor parameterizations, built from narrower spectral windows, leave a wider gap that a flexible data-driven model can partially fill. This comparison is consistent with the recommendation of Zhang et al. (2023) to treat mineral and organic soils separately over Alaskan organic soils, but the progressive agreement differences across the four classes suggest that the boundary is gradational rather than tied to a single SOM cutoff. The practical implication is that ε' and ε'' may benefit from different formulations in the same radiative transfer chain, especially at L-band and especially below 0 °C (Schwank et al., 2004; Meloche et al., 2021).

4.9.3 Implications for mission parameterization

The family-level and data-driven comparisons presented above can help guide the selection of dielectric formulations in radiative transfer algorithms for current and upcoming microwave missions. Table 4.6 summarizes the key characteristics of the four missions discussed in this section.

TABLE 4.6 – Key characteristics of the microwave missions relevant to this study (Entekhabi et al., 2010; Kerr et al., 2010; Derksen et al., 2019; Garnaud et al., 2019; Jet Propulsion Laboratory, 2019)

Mission	Type	Frequency	Polarization	Resolution	Launch
SMOS	Passive	1.4 GHz (L)	H, V (multi-angle)	43 km	2009
SMAP	Passive	1.41 GHz (L)	H, V	36 km	2015
NISAR	Active	1.26 GHz (L) & 3.2 GHz (S)	HH, VV, HV	3 m–10 m	2025
TSMM	Active	13.5 GHz & 17.2 GHz (Ku)	HH, VV	100 m–500 m	proposed

For L-band soil moisture retrievals over organic northern soils (SMOS, SMAP), the unfrozen VWC sweep shows that several formulations maintain high agreement for ε' across the SOM gradient, with the specific balance between Bircher (2016), Dobson (1985), and Hallikainen (1985) depending on the SOM class and on whether ε' or ε'' is prioritized. For the frozen regime at L-band, the temperature sweep highlights a complementarity between Zhang (2010) for ε' and Mironov (2016) for ε'', consistent with the architectural differences discussed in Section 4.9.2. For dual-frequency Ku-band missions such as the proposed TSMM, where the soil dielectric background matters beneath the snowpack, Mironov (2010) on mineral soils and Mironov (2020) on moderately organic soils offer the broadest spectral coverage, but the Ku-band organic regime remains an open area that none of the retained formulations was designed to cover. The present study was limited to five discrete frequency bands chosen to match existing satellite channels (Table 4.2), yet the wideband OECP probe used for the measurements covers a continuous spectrum from 0.5 GHz to 18 GHz. The same database could therefore be resampled at any frequency within that range, including the S-band of NISAR or its L-band channel, without requiring additional measurements. This spectral flexibility means that the dataset is not tied to the five bands analyzed here

and could support dielectric model evaluation or calibration for future missions operating at intermediate frequencies.

The TSMM retrieval concept relies on inverting soil roughness and permittivity from lower-frequency SAR observations (L-, C-, or X-band) so that the Ku-band forward model can focus on the snowpack contribution alone (Chapter V). That approach presumes a reliable dielectric formulation at both steps, one to convert the low-frequency inversion into a physical soil state and another to predict the Ku-band soil background beneath the snow. The present comparison shows that the Mironov family and Zhang (2010) models provide strong ε' agreement at L- and C-band across the SOM gradient, making them suitable candidates for the low-frequency inversion stage. At Ku-band, however, none of the retained formulations was calibrated for organic or transitional soils under frozen conditions, leaving a gap in the forward-model chain. The RF regressor, which maintains stable agreement across all five bands regardless of SOM class, offers a practical way to fill that gap by providing a Ku-band soil permittivity estimate trained on the same predictor set as the physically based models. A hybrid strategy combining physically based models at lower frequencies with a data-driven model at Ku-band would therefore align the dielectric parameterization with the multi-frequency architecture of the TSMM retrieval chain.

4.9.4 Laboratory limitations and future work

Experimental limitations should nevertheless be kept in mind when interpreting these results. The first is the calibration procedure below 0 °C. The probe aperture calibration could be repeated only at temperatures where the liquid load standard remained unfrozen. All measurements acquired below freezing therefore relied on above-zero calibration, so any subsequent drift in the VNA or probe response could not be corrected explicitly.

Another limit comes from the wideband OECP configuration itself. Heterogeneous materials can excite higher-order modes at the upper end of the frequency range, which may inflate the dielectric constant or produce physically inconsistent spectra (Gélinas et al., 2025). The drying, sieving, mixing, and recompaction steps were used to improve repeatability and reduce those artifacts. That choice was appropriate for building a consistent reference dataset, but it also means that the measurements represent standardized bulk samples rather than undisturbed soil structure. Moreover, sample preparation does not preserve the natural pore and aggregate structure of the soil, which may affect the dielectric response and its relationship with VWC. However, Mironov et al. (2019) showed that the refractive mixing framework accounts for structural changes primarily through dry soil bulk density, and that model errors did not increase noticeably when validated against independently measured undisturbed in situ soils, provided the correct bulk density was used as input.

The phase-transition interval near 0 °C also remains less constrained than the clearly frozen and clearly thawed states. Measurement failures were most frequent in that interval,

where liquid water, ice, and air coexist and make the samples intrinsically more heterogeneous (Mavrovic et al., 2021). The 0.5 °C temperature uncertainty also becomes more consequential there, so the present database is better suited to evaluating model behavior away from the zero-curtain. Finally, each soil was measured at only four moisture levels. This provides a useful first sampling of the VWC response, but four moisture levels remain too sparse to resolve its full shape between oven-dry and saturation. More broadly, with 18 soils the dataset remains limited in size, and its composition is skewed toward low organic-matter and low clay fractions (Table 4.1), leaving the high end of both continua underrepresented. Expanding the sample collection to cover a more uniform distribution of SOM and clay content would strengthen the statistical power of the class-by-class comparisons and reduce the risk that the observed agreement patterns are driven by a few samples at the extremes. The first strategy is to collect additional field samples deliberately targeting the underrepresented portions of the texture space, particularly high-clay mineral and high-organic transitional soils. The second is to complement field samples with synthetic mixtures prepared from commercially available pure-component materials (sand, silt, clay, and organic matter) blended at controlled proportions. Such artificial soils cannot replicate natural aggregate structure, but they allow the dielectric response to be mapped systematically across the composition space at a controlled bulk density. Denser VWC increments and finer temperature steps near 0 °C would improve the characterization of both the unfrozen response and the phase-transition interval, at the cost of a considerably larger measurement efforts. Another source of uncertainty comes from possible vertical moisture profiles within the jars. All permittivity measurements were taken from the top surface, and the samples were not remixed between measurements in order to preserve the target bulk density. In the one-third and two-thirds saturation conditions, some unbound water may therefore have redistributed downward with time, leaving the upper part of the sample drier than the bulk moisture value reported in the dataset. Future work should therefore refine the moisture sampling, better constrain moisture redistribution within the samples, develop calibration procedures that remain valid below freezing, and extend the comparison to less disturbed samples or field measurements.

4.10 Conclusion

This study evaluated eight Dielectric Mixing Model (DMM) against a new broadband permittivity database spanning five frequency bands from L-band (1.5 GHz) to Ku-band (17.25 GHz), 18 soils ranging from mineral to a near-pure organic substrate, four Volumetric Water Content (VWC) levels, and eight temperature steps, yielding 2880 permittivity measurements.

The comparison showed that the retained models performed well within their original

calibration domains and that their performance evolved progressively rather than abruptly across the Soil Organic Matter (SOM) gradient. For frozen conditions, the representation of residual unfrozen water mattered more than the nominal soil class of the calibration dataset, which explains the strong transfer of phase-transition formulations to organic soils. For unfrozen conditions, the main limitations appeared along the SOM gradient and at higher frequencies, where no single formulation covered the full mineral-to-organic range across all five bands. The Random Forest (RF) benchmark, trained on the same input variables, typically occupied a median position among the retained formulations but maintained stable agreement across all five frequency bands. This frequency stability contrasts with the physically based models, whose accuracy often declined toward Ku-band on organic soils. A hybrid strategy pairing physically based models at lower frequencies with a data-driven model at Ku-band could therefore address the dielectric parameterization gap relevant to the proposed Terrestrial Snow Mass Mission (TSMM).

This work provided a benchmark for existing formulations and identified specific gaps that future DMM should address. Because the wideband probe covers a continuous spectrum from 0.5 GHz to 18 GHz, the dataset can be resampled at any frequency within that range, including the S-band of NASA-ISRO Synthetic Aperture Radar (NISAR), and can support the calibration and validation of new DMM for current and future missions such as Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS), Soil Moisture Active Passive (SMAP), NISAR, and the proposed TSMM.

4.11 Acknowledgement

The authors would like to acknowledge the Canadian Space Agency (CSA) (grant number 19FAWATA23), the Fonds de recherche du Québec – Nature et technologies (FRQNT), the Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada (NSERC), and the Northern Scientific Training Program (NSTP) for their financial support. This research was also supported by the Centre for Northern Studies (CEN). The authors also thank Alex Mavrovic, Gabriel Hould Gosselin, Zeinab Akhavan, and Hesam Salmabadi for their help with gathering soil samples across Canada. GitHub Copilot was used for coding assistance, text editing, and quality checking.

4.12 Data availability

The permittivity database generated in this study is openly available on the Borealis repository (Gélinas and Roy, 2026): `https://doi.org/10.5683/SP3/MTINSQ`. The dataset includes raw and processed permittivity measurements and sample metadata.

4.13 Model implementations

The Python code used to implement the eight Dielectric Mixing Model (DMM) and more is available in the `dielectric-mixing` repository on GitHub: `https://github.com/Galex1223/dielectric-mixing`. The repository is currently set to private; access may be requested by contacting the corresponding author.

4.14 References

Birchak JR, Gardner CG, Hipp JE, and Victor JM (1974): « High dielectric constant microwave probes for sensing soil moisture ». *Proceedings of the IEEE* 62.1, pp. 93–98.

Bircher S, Demontoux F, Razafindratsima S, Jonard F, Weihermüller L, Kudra M, Schwank M, Peltoniemi J, Rautiainen K, and Zakharova E (2016): « L-Band Relative Permittivity of Organic Soil Surface Layers—A New Dataset of Resonant Cavity Measurements and Model Evaluation ». *Remote Sensing* 8.12, p. 1024. DOI: 10.3390/rs8121024.

Chen C, Peng X, Frauenfeld OW, Zhao Y, Yang G, Tian W, Li X, Du R, and Li X (2022): « Comprehensive assessment of seasonally frozen ground changes in the Northern Hemisphere based on observations ». *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 127.21, e2022JD037306. DOI: 10.1029/2022JD037306.

Derksen C, Lemmetyinen J, King J, Belair S, Garnaud C, Lapointe M, Crevier Y, Burbidge G, and Siqueira P (July 2019): « A Dual-Frequency Ku-Band Radar Mission Concept for Seasonal Snow ». In: *IGARSS 2019 - 2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. providing. IEEE. DOI: 10.1109/igarss.2019.8898030.

Dobson M, Ulaby F, Hallikainen M, and El-rayes M (Jan. 1985): « Microwave dielectric behavior of wet soil-part II: dielectric mixing models ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* GE-23.1, pp. 35–46. DOI: 10.1109/tgrs.1985.289498.

Entekhabi D, Njoku EG, O'Neill PE, Kellogg KH, Crow WT, Edelstein WN, Entin JK, Goodman SD, Jackson TJ, Johnson J, Kimball J, Piepmeier JR, Koster RD, Martin N, McDonald KC, Moghaddam M, Moran S, Reichle R, Shi JC, Spencer MW, Thurman SW, Tsang L, and Van Zyl J (May 2010): « The Soil Moisture Active Passive (SMAP) Mission ». *Proceedings of the IEEE* 98.5, pp. 704–716. DOI: 10.1109/JPROC.2010.2043918.

Garnaud C, Bélair S, Carrera ML, Derksen C, Bilodeau B, Abrahamowicz M, Gauthier N, and Vionnet V (Jan. 2019): « Quantifying Snow Mass Mission Concept Trade-Offs Using an Observing System Simulation Experiment ». *Journal of Hydrometeorology* 20.1, pp. 155–173. DOI: 10.1175/jhm-d-17-0241.1.

Gélinas A, Filali B, Langlois A, Kelly R, Mavrovic A, Demontoux F, and Roy A (2025): « New Wideband Large Aperture Open-Ended Coaxial Microwave Probe for Soil Dielectric Characterization ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 63, pp. 1–8. DOI: 10.1109/TGRS.2025.3539532.

Gélinas A and Roy A (2026): *Mesures de permittivité complexe des sols en fonction de variations dans le contenu volumétrique en eau et en température*. Version V1. Borealis. DOI: 10.5683/SP3/MTINSQ.

Hallikainen MT, Ulaby FT, Dobson MC, El-Rayes MA, and Wu Lk (Jan. 1985): « Microwave Dielectric Behavior of Wet Soil-Part 1: Empirical Models and Experimental Observations ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* GE-23.1, pp. 25–34. DOI: 10.1109/TGRS.1985.289497.

Heiri O, Lotter AF, and Lemcke G (2001): « Loss on ignition as a method for estimating organic and carbonate content in sediments: reproducibility and comparability of results ». *Journal of Paleolimnology* 25.1, pp. 101–110. DOI: 10.1023/A:1008119611481.

Hugelius G, Strauss J, Zubrzycki S, Harden JW, Schuur EAG, Ping CL, Schirrmeister L, Grosse G, Michaelson GJ, Koven CD, O'Donnell JA, Elberling B, Mishra U, Camill P, Yu Z, Palmtag J, and Kuhry P (2014): « Estimated stocks of circumpolar permafrost carbon with quantified uncertainty ranges and identified data gaps ». *Biogeosciences* 11.23, pp. 6573–6593. DOI: 10.5194/bg-11-6573-2014.

Jet Propulsion Laboratory (2019): *NASA-ISRO SAR (NISAR) Mission Science Users' Handbook*. Tech. rep. JPL 400-1707. Pasadena, California: National Aeronautics and Space Administration.

Kawanishi T, Sezai T, Ito Y, Imaoka K, Takeshima T, Ishido Y, Shibata A, Miura M, Inahata H, and Spencer RW (2003): « The Advanced Microwave Scanning Radiometer for the Earth Observing System (AMSR-E), NASDA's Contribution to the EOS for Global Energy and Water Cycle Studies ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 41.2, pp. 184–194. DOI: 10.1109/TGRS.2002.808331.

Kerr YH, Waldteufel P, Wigneron JP, Delwart S, Cabot F, Boutin J, Escorihuela MJ, Font J, Reul N, Gruhier C, Juglea SE, Drinkwater MR, Hahne A, Martín-Neira M, and Mecklenburg S (May 2010): « The SMOS Mission: New Tool for

Monitoring Key Elements of the Global Water Cycle ». *Proceedings of the IEEE* 98.5, pp. 666–687. DOI: 10.1109/JPROC.2010.2043032.

Letts MG, Roulet NT, Comer NT, Skarupa MR, and Verseghy DL (2000): « Parametrization of peatland hydraulic properties for the Canadian Land Surface Scheme ». *Atmosphere–Ocean* 38.1, pp. 141–160. DOI: 10.1080/07055900.2000.9649643.

Mavrovic A, Lara RP, Berg A, Demontoux F, Royer A, and Roy A (Mar. 2021): « Soil dielectric characterization during freeze–thaw transitions using L-band coaxial and soil moisture probes ». *Hydrology and Earth System Sciences* 25.3, pp. 1117–1131. DOI: 10.5194/hess-25-1117-2021.

Meloche J, Royer A, Langlois A, Rutter N, and Sasseville V (2021): « Improvement of microwave emissivity parameterization of frozen Arctic soils using roughness measurements derived from photogrammetry ». *International Journal of Digital Earth* 0.0, pp. 1–17. DOI: 10.1080/17538947.2020.1836049.

Mialon A, Richaume P, Leroux D, Bircher S, Bitar AA, Pellarin T, Wigneron JP, and Kerr YH (June 2015): « Comparison of Dobson and Mironov Dielectric Models in the SMOS Soil Moisture Retrieval Algorithm ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 53.6, pp. 3084–3094. DOI: 10.1109/tgrs.2014.2368585.

Mironov V and Savin I (2016): « Temperature-dependent spectroscopic dielectric model at 0.05–16 ghz for a thawed and frozen Alaskan organic soil ». In: *Satellite Soil Moisture Retrieval*. Elsevier, pp. 169–186.

Mironov VL, Dobson MC, Kaupp VH, Komarov SA, and Kleshchenko VN (2004): « Generalized refractive mixing dielectric model for moist soils ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 42.4, pp. 773–785. DOI: 10.1109/TGRS.2003.823555.

Mironov VL, Karavayskiy AY, Lukin YI, and Molostov IP (Jan. 2020): « A dielectric model of thawed and frozen Arctic soils considering frequency, temperature, texture and dry density ». *International Journal of Remote Sensing* 41.10, pp. 3845–3865. DOI: 10.1080/01431161.2019.1708506.

Mironov VL, Kosolapova LG, Fomin SV, and Savin IV (2019): « Experimental analysis and empirical model of the complex permittivity of five organic soils at 1.4 GHz in the temperature range from- 30° C to 25° C ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 57.6, pp. 3778–3787.

Mironov VL, Kosolapova LG, and Fomin SV (July 2009): « Physically and mineralogically based spectroscopic dielectric model for moist soils ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 47.7, pp. 2059–2070. DOI: 10.1109/tgrs.2008.2011631.

Mironov VL, Roo RDD, and Savin IV (June 2010): « Temperature-dependable microwave dielectric model for an arctic soil ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 48.6, pp. 2544–2556. DOI: 10.1109/tgrs.2010.2040034.

Montpetit B, Meloche J, Vionnet V, Derksen C, Wooley G, Leroux NR, Siqueira P, Adams JM, and Brady M (2025): « Retrieving Snow Water Equivalent from airborne Ku-band data: The Trail Valley Creek 2018/19 Snow Experiment ». *EGUsphere* 2025, pp. 1–31. DOI: 10.5194/egusphere-2025-2317.

Morena LC, James KV, and Beck J (Jan. 2004): « An introduction to the RADARSAT-2 mission ». *Canadian Journal of Remote Sensing* 30.3, pp. 221–234. DOI: 10.5589/m04-004.

Njoku EG and Entekhabi D (1996): « Passive microwave remote sensing of soil moisture ». *Journal of Hydrology* 184.1–2, pp. 101–129. DOI: 10.1016/0022-1694(95)02970-2.

Park CH, Behrendt A, LeDrew E, and Wulfmeyer V (2017): « New approach for calculating the effective dielectric constant of the moist soil for microwaves ». *Remote Sensing* 9.7, p. 732.

Park CH, Montzka C, Jagdhuber T, Jonard F, De Lannoy G, Hong J, Jackson TJ, and Wulfmeyer V (2019): « A dielectric mixing model accounting for soil organic matter ». *Vadose Zone Journal* 18.1, p. 190036.

Pedregosa F, Varoquaux G, Gramfort A, Michel V, Thirion B, Grisel O, Blondel M, Prettenhofer P, Weiss R, Dubourg V, Vanderplas J, Passos A, Cournapeau D, Brucher M, Perrot M, and Duchesnay É (2011): « Scikit-learn: Machine Learning in Python ». *Journal of Machine Learning Research* 12, pp. 2825–2830.

Picard G, Sandells M, and Löwe H (July 2018): « SMRT: an active–passive microwave radiative transfer model for snow with multiple microstructure and scattering formulations (v1.0) ». English. *Geoscientific Model Development* 11.7, pp. 2763–2788. DOI: 10.5194/gmd-11-2763-2018.

Roth C, Malicki M, and Plagge R (1992): « Empirical evaluation of the relationship between soil dielectric constant and volumetric water content as the basis for calibrating soil moisture measurements by TDR ». *Journal of Soil Science* 43.1, pp. 1–13.

Schwank M, Stahli M, Wydler H, Leuenberger J, Matzler C, and Fluhler H (2004): « Microwave L-band emission of freezing soil ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 42.6, pp. 1252–1261. DOI: 10.1109/TGRS.2004.825592.

Soil Survey Staff (2022): *Keys to Soil Taxonomy*. 13th. Washington, D.C.: United States Department of Agriculture, Natural Resources Conservation Service.

Stogryn A (1971): « Equations for calculating the dielectric constant of saline water ». *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques* 19.8, pp. 733–736.

Thompson ML, Zhang H, Kazemi M, and Sandor JA (1989): « Contribution of Organic Matter to Cation Exchange Capacity and Specific Surface Area of Fractionated Soil Materials ». *Soil Science* 148.4, pp. 250–257. DOI: 10.1097/00010694-198910000-00003.

Topp GC, Davis JL, and Annan AP (1980): « Electromagnetic determination of soil water content: Measurements in coaxial transmission lines ». *Water resources research* 16.3, pp. 574–582.

Topp GC and Ferré PA (2002): « Water Content ». In: *Methods of Soil Analysis, Part 4 — Physical Methods*. Ed. by JH Dane and GC Topp. SSSA Book Series 5. Madison, WI: Soil Science Society of America. Chap. 3.1, pp. 417–545. DOI: 10.2136/sssabookser5.4.c19.

Wang JR and Schmugge TJ (Oct. 1980): « An Empirical Model for the Complex Dielectric Permittivity of Soils as a Function of Water Content ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* GE-18.4, pp. 288–295. DOI: 10.1109/tgrs.1980.350304.

Werninghaus R and Buckreuss S (Feb. 2010): « The TerraSAR-X Mission and System Design ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 48.2, pp. 606–614. DOI: 10.1109/TGRS.2009.2031062.

Wigneron JP, Jackson TJ, O'Neill P, De Lannoy G, Rosnay P de, Walker JP, Ferrazzoli P, Mironov V, Bircher S, Grant JP, Kurum M, Schwank M, Munoz-Sabater J, Das N, Royer A, Al-Yaari A, Al Bitar A, Fernandez-Moran R, Lawrence H, Mialon A, Parrens M, Richaume P, Delwart S, and Kerr Y (2017): « Modelling the passive microwave signature from land surfaces: A review of recent results and application to the L-band SMOS & SMAP soil moisture retrieval algorithms ». *Remote Sensing of Environment* 192, pp. 238–262. DOI: 10.1016/j.rse.2017.01.024.

Williams PJ (1964): « Unfrozen Water Content of Frozen Soils and Soil Moisture Suction ». *Géotechnique* 14.3, pp. 231–246. DOI: 10.1680/geot.1964.14.3.231.

Yu Z (2012): « Northern peatland carbon stocks and dynamics: a review ». *Biogeosciences* 9.10, pp. 4071–4085. DOI: 10.5194/bg-9-4071-2012.

Zhang L, Meng Q, Hu D, Zhang Y, Yao S, and Chen X (2020): « Comparison of different soil dielectric models for microwave soil moisture retrievals ». *International Journal of Remote Sensing* 41.8, pp. 3054–3069.

Zhang L, Zhao T, Jiang L, and Zhao S (Dec. 2010): « Estimate of Phase Transition Water Content in Freeze–Thaw Process Using Microwave Radiometer ». *IEEE*

Transactions on Geoscience and Remote Sensing 48.12, pp. 4248–4255. DOI: 10.1109/TGRS.2010.2051158.

Zhang R, Chan S, Bindlish R, and Lakshmi V (2023): « A Performance Analysis of Soil Dielectric Models over Organic Soils in Alaska for Passive Microwave Remote Sensing of Soil Moisture ». *Remote Sensing* 15.6. DOI: 10.3390/rs15061658.

Appendix 4.A Supplementary Figures

This appendix collects the permittivity figures and goodness-of-fit heatmaps for the low and medium SOM classes, which exhibit intermediate behavior between the mineral and high-Soil Organic Matter (SOM) end members presented in the main text.

4.A.1 Random Forest

Figure 4.A.1 shows the branching logic of a single representative tree from the overall Random Forest (RF) model for ε', truncated at depth 3. The root split on Volumetric Water Content (VWC) at 0.4 separates drier from wetter samples, and subsequent nodes partition on temperature, organic matter, clay content, frequency, and bulk density, illustrating how the ensemble uses combinations of all available input variables rather than relying on any single predictor.

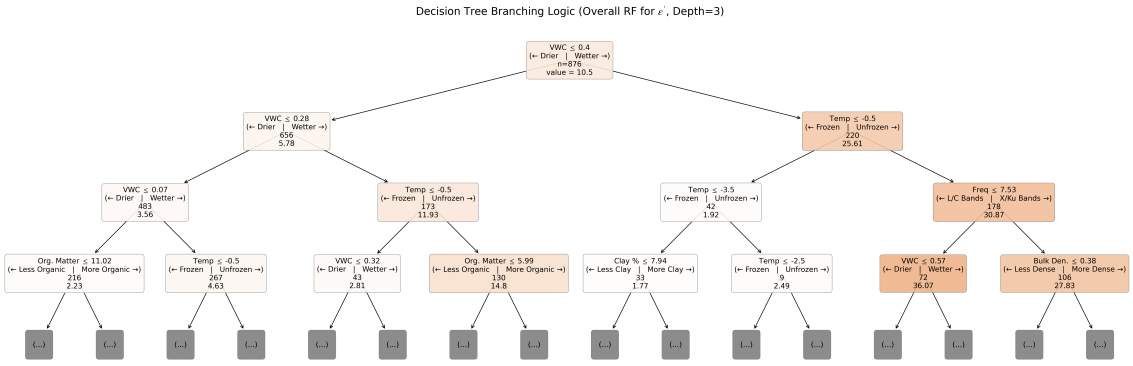


FIGURE 4.A.1 – Branching logic of a single representative tree from the overall RF model for ε', shown to depth 3. Each node displays the split variable, threshold, number of samples (n), and mean predicted value. Shading intensity reflects the mean permittivity at each node.

4.A.2 Low SOM samples

Figures 4.A.2–4.A.4 present the VWC sweep, temperature sweep, and goodness-of-fit heatmap for the low SOM class (SOM $\in]6, 10]$ %, $n = 4$ samples).

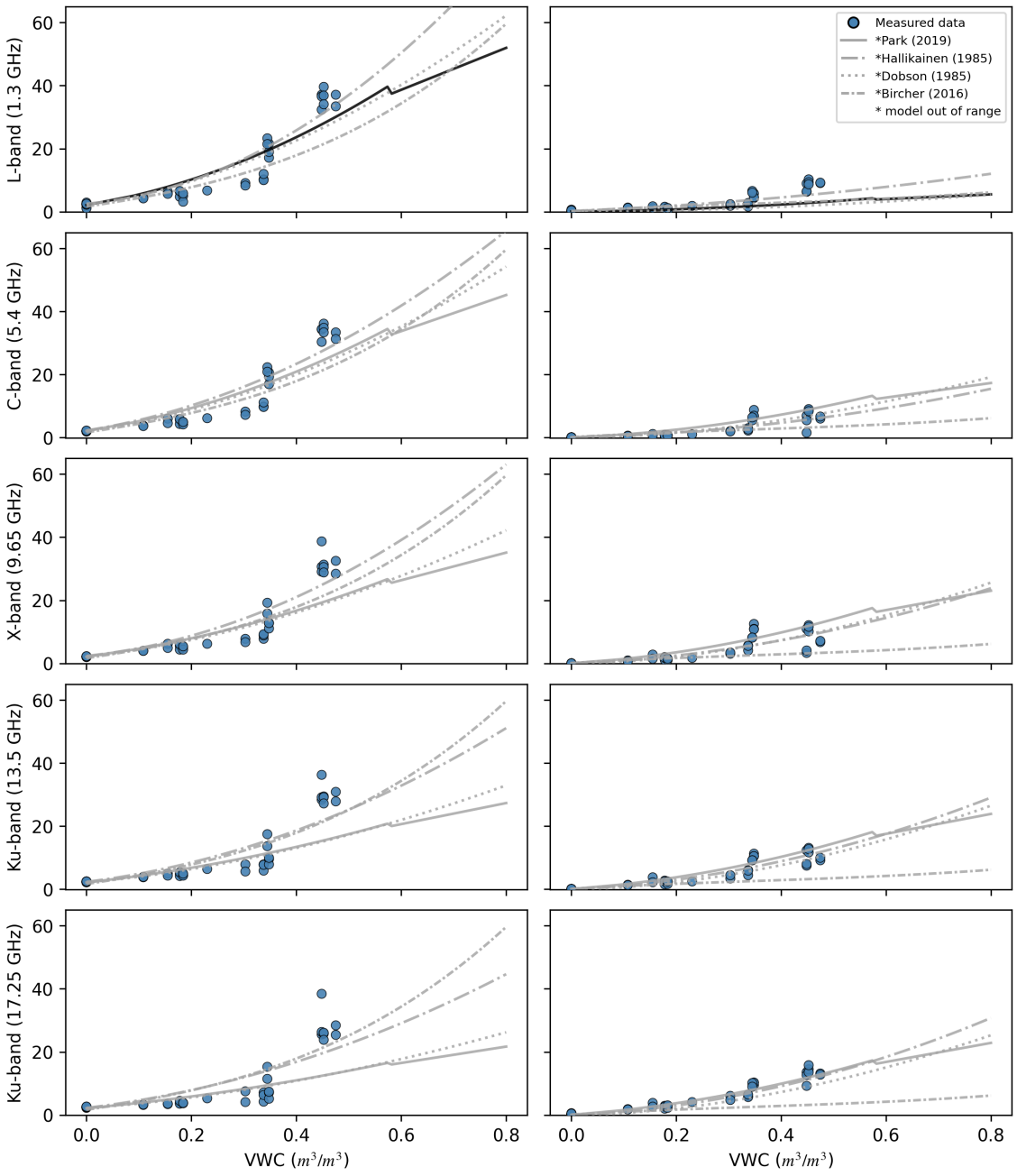


FIGURE 4.A.2 – Measured real (ε', top panels) and imaginary (ε'', bottom panels) permittivity as a function of VWC for samples with low organic matter content (SOM $\in]6, 10]$ %) at five frequency bands. Model curves from Park et al. (2019), Hallikainen et al. (1985), and Dobson et al. (1985) are overlaid.

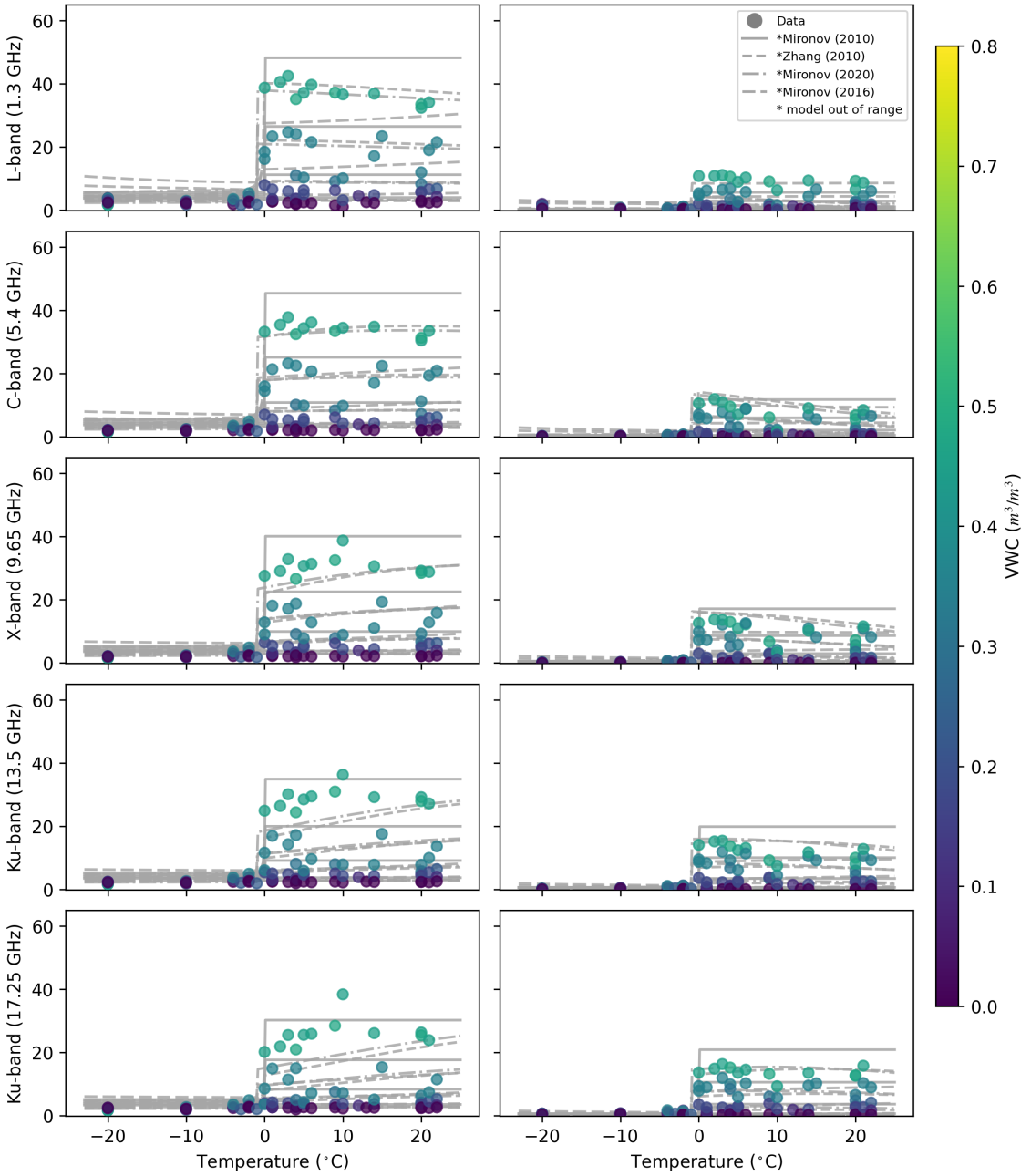


FIGURE 4.A.3 – Measured (markers) and modeled (lines) ε' (top panels) and ε'' (bottom panels) as a function of temperature for samples with low organic matter content at four moisture levels. Each line corresponds to one of the eight DMM described in Section 4.7.

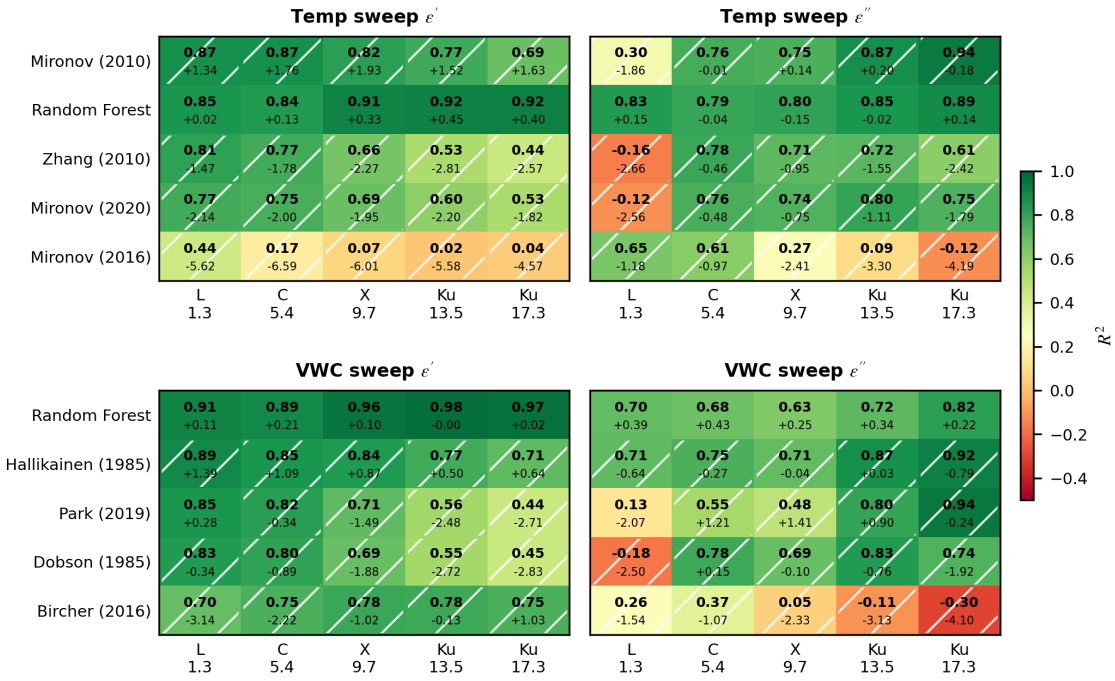


FIGURE 4.A.4 – Goodness-of-fit heatmap for the low SOM class. Layout and color convention as in Figure 4.6.

4.A.3 Medium SOM samples

Figures 4.A.5–4.A.7 present the same three panels for the medium SOM class (SOM $\in]10, 20]$ %, $n = 3$ samples).

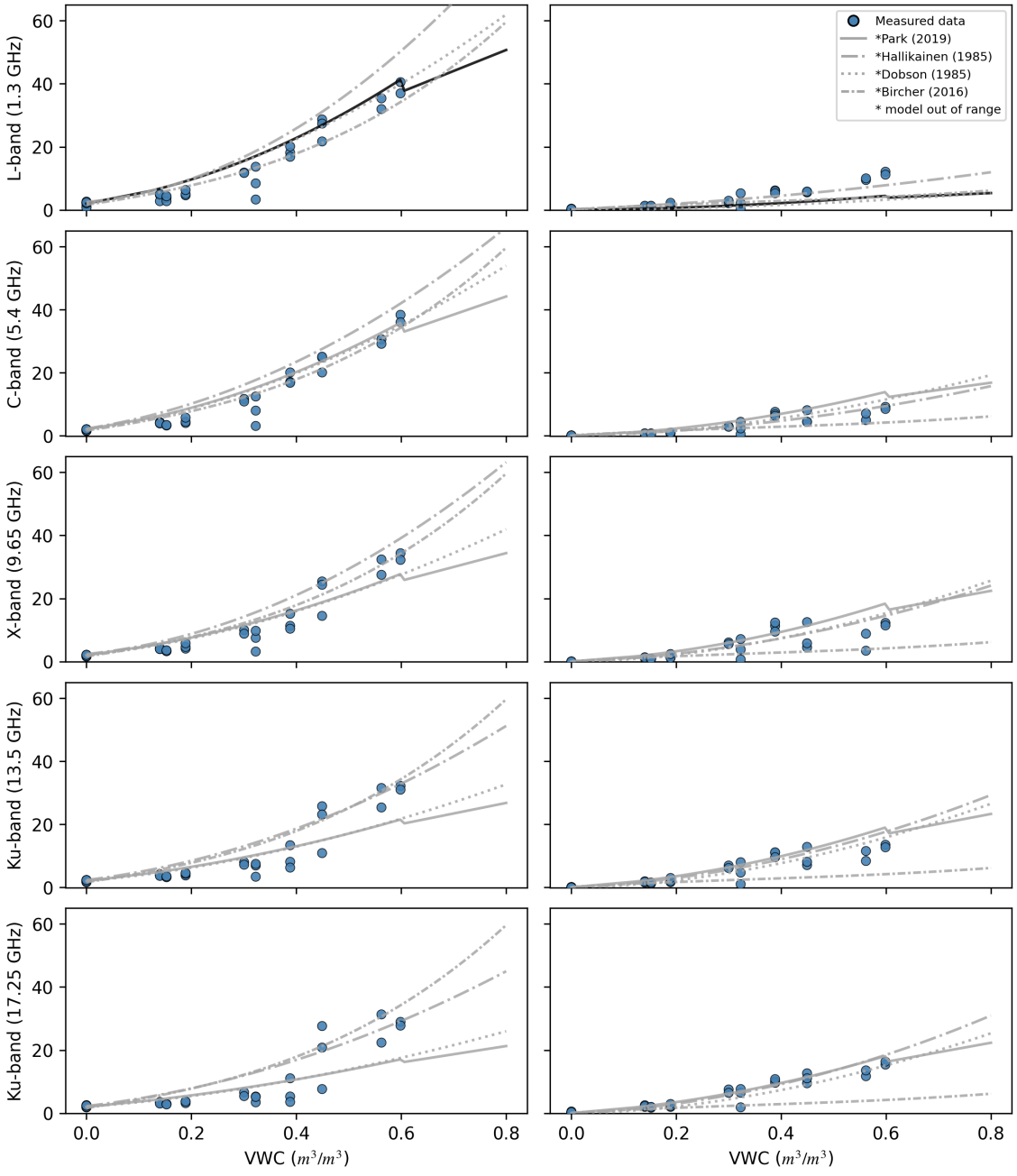


FIGURE 4.A.5 – Measured ε' and ε'' as a function of VWC for samples with medium organic matter content (SOM $\in]10, 20]$ %) at five frequency bands. Model curves as in Figure 4.A.2.

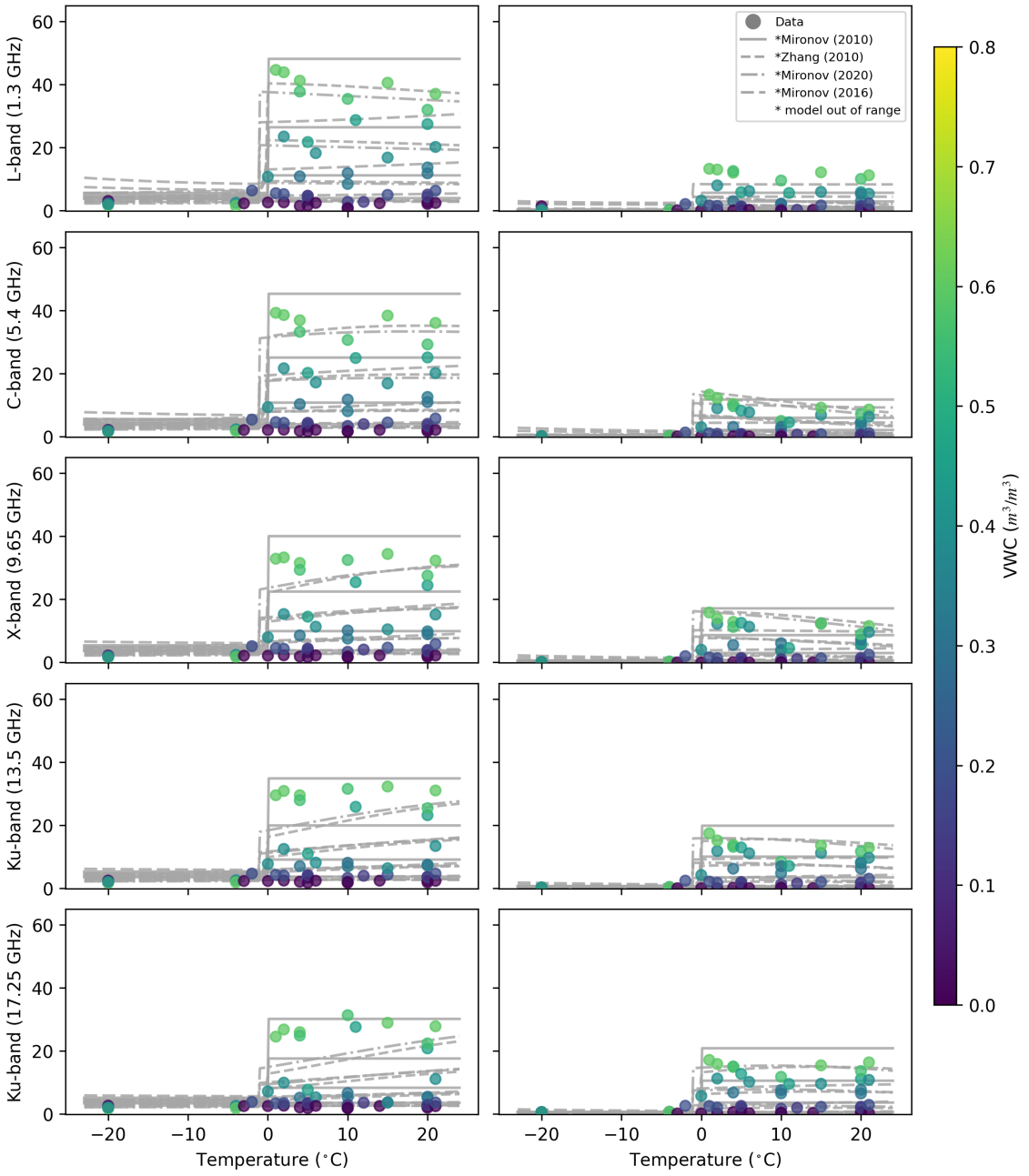


FIGURE 4.A.6 – Measured and modeled ε' and ε'' as a function of temperature for samples with medium organic matter content. Lines and panels as in Figure 4.A.3.

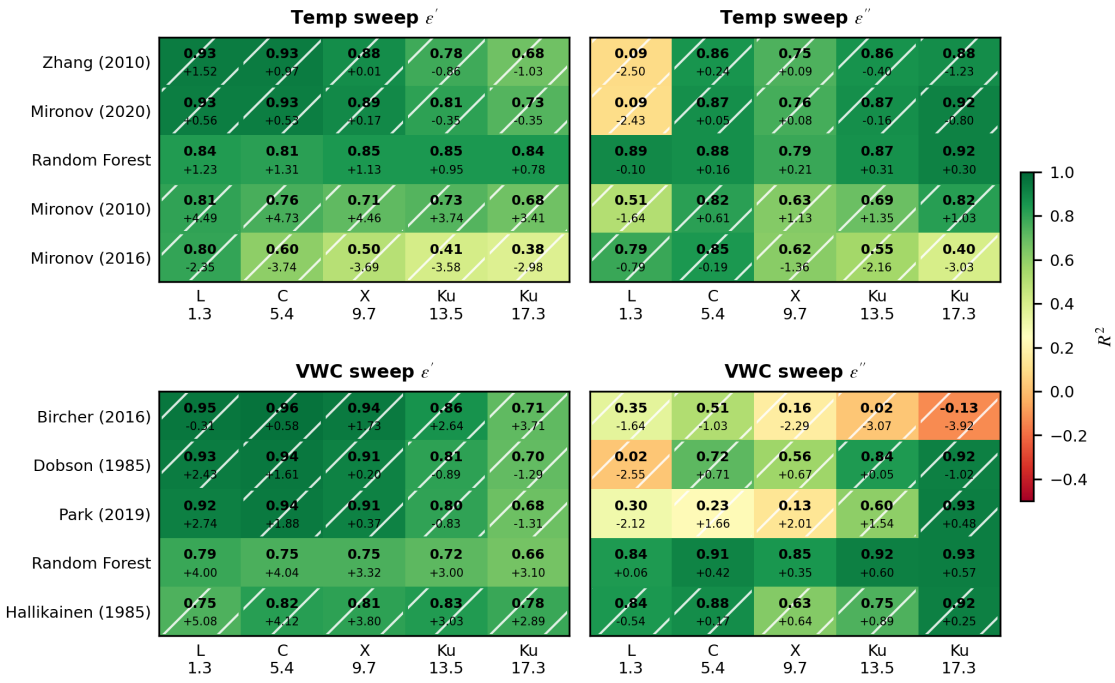


FIGURE 4.A.7 – Goodness-of-fit heatmap for the medium SOM class. Layout and color convention as in Figure 4.6.

Chapitre V

Inversion SAR des propriétés micro-ondes du sol et analyse de sensibilité de la neige par observations SAR multifréquences dans un environnement agro-forestier du nord de l'Ontario

« Soil microwave background retrieval and snow sensitivity from multi-frequency SAR observations over an agro-forested environment in northern Ontario »

Alex Gélinas, Benoît Montpetit, Julien Meloche, Peter Toose, Zeinab Akhavan, Wei Wang, Richard Kelly, Alexandre Langlois et Alexandre Roy

Le contenu de ce chapitre a fait l'objet d'une prépublication dans *EGUsphere* :

A Gélinas et al. (2026) : « Soil microwave background retrieval and snow sensitivity from multi-frequency SAR observations over an agro-forested environment in northern Ontario ». *EGUsphere* 2026, p. 1-27. DOI : 10.5194/egusphere-2026-656

Contenu du chapitre

5.1 Présentation de l'article . . . 106
5.2 Résumé français . . . 107
5.3 Résumé anglais . . . 108
5.4 Introduction . . . 108
5.5 Field data acquisition . . . 111
5.5.1 Study area . . . 111
5.5.2 Data acquisition . . . 111
5.6 Data processing and modelling . . . 114
5.6.1 SAR data processing . . . 114
5.6.2 Snow and soil data processing . . . 115
5.6.3 Modeling with SMRT . . . 116
5.7 Results . . . 118
5.7.1 Meteorological analysis . . . 118
5.7.2 Soil microwave properties inversion . . . 119
5.7.3 Comparison with field data . . . 121
5.7.4 Sensitivity analysis . . . 122
5.8 Discussion . . . 125
5.8.1 Powassan study . . . 125
5.8.2 Effective dielectric constant . . . 126
5.8.3 Effective roughness . . . 127
5.8.4 Sensitivity analysis . . . 128
5.8.5 TSMM perspective . . . 129
5.8.6 Limitations . . . 129
5.8.7 Future work . . . 130
5.9 Conclusion . . . 130
5.10 Acknowledgements . . . 131
5.11 References . . . 132

5.1 Présentation de l'article

Cet article présente l'évaluation d'une méthodologie d'inversion des paramètres du sol sous la neige à partir d'observations Radar à synthèse d'ouverture (SAR) multi-fréquences (bandes L, C et X) acquises par des systèmes aéroportés et satellitaires. Le jeu de données couvre 12 acquisitions radar multi-fréquences réalisées durant l'hiver 2022/2023, accompagnées d'une campagne terrain complète comprenant mesures des caractéristiques physiques micro-ondes du sol, profils de neige et mesures météorologiques. Les systèmes SAR utilisés opèrent à des fréquences micro-ondes qui présentent peu d'atténuation dans le couvert nival, permettant d'accéder aux propriétés diélectriques et de rugosité du sol sous la neige. La méthodologie d'inversion, développée par Montpetit et al. (2024) pour des environnements de toundra arctique est évaluée ici dans un contexte tempéré agro-forestier à Powassan (Ontario), où les cycles de gel/dégel du sol sont fréquents et spatialement variables. Le modèle de transfert radiatif *Snow Microwave Radiative Transfer* (SMRT) a été employé pour simuler la rétrodiffusion, le signal perçu par le SAR en fonction des paramètres du sol et de la stratigraphie neigeuse. La stratégie d'inversion optimise conjointement une rugosité de surface unique par site (invariante dans le temps et en fréquence) et une permittivité du sol variant dans le temps et en fréquence, afin de reproduire les observations multi-capteurs tout en limitant le sur-ajustement. Pour la validation, la sonde de permittivité présentée au Chapitre III a fourni des mesures *in-situ* de permittivité pour chaque fréquence, et des métriques de rugosité ont été extraites de nuages de points LiDAR acquis avant la première accumulation de neige au sol. Les simulations réalisées avec SMRT reproduisent les observations avec un accord global élevé ($R^2 = 0.87$, Erreur quadratique moyenne (RMSE) $= 1.25\,\mathrm{dB}$), confirmant la pertinence de l'approche multi-fréquence pour contraindre les paramètres du sol. Une analyse de sensibilité montre que la rétrodiffusion en bande L est principalement contrôlée par la rugosité de surface, tandis que les bandes C et X sont davantage sensibles à la partie réelle de la permittivité. Une analyse paramétrique séquentielle étend cette hiérarchie vers les bandes Ku du *Cryospheric SAR* (CryoSAR) et de la *Terrestrial Snow Mass Mission* (TSMM), montrant que les contrôles dominants se déplacent progressivement de la rugosité et de la permittivité du sol vers la microstructure et l'épaisseur de la neige à mesure que la fréquence augmente. Nous discutons enfin des limites observées, notamment l'influence des couches de croûte basales, l'hétérogénéité spatiale des caractéristiques du sol et de la neige et les différences d'échelle entre mesures *in-situ* et échelle radar, qui expliquent certaines discordances locales. Les résultats montrent que la méthode peut être appliquée à différents biomes (toundra et milieu agro-forestier) et permet d'estimer des paramètres effectifs du sol représentatifs à l'échelle radar. L'analyse souligne en particulier que la récupération des paramètres de fond du sol à basse fréquence constitue une première étape nécessaire avant l'inversion des propriétés de la neige en bande Ku,

notamment dans les environnements tempérés où les conditions du sol sont spatialement et temporellement variables. Cependant, des limites subsistent, notamment la transposabilité des paramètres optimisés entre bandes (par exemple L vers Ku), les différences d'échelle entre mesures *in-situ* et radar, et les simplifications inhérentes au modèle SMRT. Ces limites justifient l'intégration de modèles de permittivité dépendant de la température et l'extension de campagnes terrain.

5.2 Résumé français

Inverser l'équivalent en eau de la neige (SWE) à partir de signaux Radar à synthèse d'ouverture (SAR) nécessite de découpler efficacement la contribution du signal de la neige de celle du sol sous-jacent. Cette étude évalue une méthodologie d'inversion de paramètres du sol à partir de plusieurs fréquences utilisant le modèle *Snow Microwave Radiative Transfer* (SMRT) dans un environnement agro-forestier tempéré à Powassan, Ontario. En utilisant des observations multi-fréquences de *Cryospheric SAR* (CryoSAR) (bande L), Mission de la constellation Radarsat (RCM) (bande C) et *TerraSAR-X* (TSX) (bande X) acquises pendant la saison hivernale 2022/2023, la rugosité et la permittivité du sol ont été inversées conjointement pour reproduire la rétrodiffusion observée. La stratégie d'inversion, qui optimise une rugosité unique invariante dans le temps par site aux côtés d'une permittivité variable dans le temps, a permis d'obtenir une forte concordance entre les signaux simulés et observés à travers les fréquences (Global $R^2 = 0.87$, Erreur quadratique moyenne (RMSE) =1.25 dB). Les analyses de sensibilité révèlent une hiérarchie claire de contrôles dépendant de la fréquence : la rugosité de surface domine la rétrodiffusion en bande L (en particulier en polarisation VV), la permittivité du sol régit les réponses en bandes C et X, et l'extension de l'analyse pour inclure explicitement les propriétés de la neige montre que les contrôles dominants se déplacent progressivement vers la microstructure et l'épaisseur de la neige en direction de la bande Ku. Les comparaisons avec les mesures in situ indiquent que les paramètres inversés représentent des valeurs effectives à l'échelle du radar ; spécifiquement, la rugosité inversée diffère de la topographie dérivée du LiDAR, suggérant l'influence des propriétés de la couche de neige basale. Malgré les complications découlant de l'hétérogénéité spatiale des propriétés du sol, y compris les cycles de gel/dégel, les résultats démontrent que la récupération basse fréquence des paramètres de fond du sol constitue une première étape nécessaire pour les applications neige, mais qu'une meilleure représentation du couvert nival demeure nécessaire pour exploiter pleinement les observations à haute fréquence dans des environnements tempérés tels que Powassan.

5.3 Résumé anglais

Accurate retrieval of Snow Water Equivalent (SWE) using Synthetic Aperture Radar (SAR) requires effectively decoupling the signal contribution of the snowpack from that of the underlying soil. This study evaluates a multi-frequency soil parameter inversion methodology using the Snow Microwave Radiative Transfer (SMRT) model in a temperate, agro-forested environment in Powassan, Ontario. Using multi-frequency observations from Cryospheric SAR (CryoSAR) (L-band), Radarsat Constellation Mission (RCM) (C-band), and TerraSAR-X (TSX) (X-band) acquired during the 2022/2023 winter season, soil roughness and permittivity were jointly inverted to reproduce observed backscatter. The inversion strategy, which optimizes a single time-invariant roughness per site alongside time-varying permittivity, achieved strong agreement between simulated and observed signals across frequencies (Global $R^2 = 0.87$, Root Mean Squared Error (RMSE) =1.25 dB). Sensitivity analyses reveal a clear frequency-dependent hierarchy of controls: surface roughness dominates L-band backscatter (particularly in VV polarization), soil permittivity governs C- and X-band responses, and extending the analysis to explicitly include snow properties shows that the dominant controls progressively shift to snow microstructure and depth toward Ku-band. Comparisons with in situ measurements indicate that inverted parameters represent effective values at the radar scale; specifically, inverted roughness differs from LiDAR-derived topography, suggesting the influence of basal snow layer properties. Despite complications arising from spatial heterogeneity of soil properties including freeze/thaw cycles, the results demonstrate that low-frequency retrieval of soil background parameters is a necessary first step for snow applications, but that improved representation of the snowpack remains required to fully exploit higher-frequency observations in temperate environments such as Powassan.

5.4 Introduction

Snowpack dynamics play an important role in water resources (Zhang, 2005), hydrological processes (Aygün et al., 2020) and ecosystems health (Pulliainen et al., 2020). Despite its importance, snow is one of the few elements of the hydrological cycle that is not monitored from space with sufficient accuracy to meet the needs of operational applications (Derksen et al., 2019). A key property for monitoring snowpack dynamics is the Snow Water Equivalent (SWE), which represents the amount of meltwater contained in a snowpack column (Vionnet et al., 2021; Belinska et al., 2023). Previous studies have demonstrated the potential of radar backscatter measurements for SWE retrieval, especially at Ku-band frequencies (King et al., 2018; Lemmetyinen et al., 2018; Rutter et al., 2019). The ability of Ku-band Synthetic Aperture Radar (SAR) to estimate SWE at local scales arises from the volume scattering of

radar signals by snow ice crystals (Lemmetyinen et al., 2022; Tsang et al., 2022; Montpetit et al., 2024). To improve our understanding of these snow/radar interactions and allow SWE retrieval from space, Environment and Climate Change Canada (ECCC) and the Canadian Space Agency (CSA) have developed a satellite mission concept, currently known as the Terrestrial Snow Mass Mission (TSMM) (Derksen et al., 2019; Garnaud et al., 2019). TSMM aims to provide high-resolution annual monitoring of snow conditions globally, with a particular focus on Canada and the Northern Hemisphere. The proposed satellite mission would carry a dual-frequency Ku-band SAR operating at (13.500 ± 0.450) GHz and (17.250 ± 0.450) GHz.

In addition to snow/radar interactions, the Ku-band radar signal is also influenced by the soil conditions under the snow. To adequately retrieve SWE, the soil contribution must be accounted for. Tsang et al. (2022) proposed to model the backscatter contribution of the soil from an optimization of soil parameters (surface roughness and dielectric properties) at low frequencies such as L- or C-band. Then, the inverted soil parameters can be used to estimate the soil backscatter contribution for higher frequencies, such as Ku-band. Similarly, a method for inverting effective soil and snow parameters was recently developed by Montpetit et al. (2024) using multi-frequency airborne and satellite radar data and the Snow Microwave Radiative Transfer (SMRT) model (Picard et al., 2018). To parameterize SMRT, they used SAR data from a field campaign conducted in the winter of 2018/2019 around the Trail Valley Creek (TVC) arctic research station near Inuvik in the Northwestern Territories, Canada. An airborne radar system developed and operated by the University of Massachusetts provided the high frequency Ku-band SAR (13.285 GHz). Additional satellite C- and X-band radar data from the RadarSAT-2 (RSAT-2) and TerraSAR-X (TSX) SAR instruments were also acquired throughout the winter season of the TVC campaign. Their approach consisted of inverting the soil parameters (roughness and permittivity) using the low frequency C- and X-band satellite data, which is less sensitive to volume scattering in shallow, non-alpine snow cover (Duguay and Bernier, 2012; Brangers et al., 2024). The inverted soil parameters were then used in SMRT for the inversion of the snow volume scattering parameter at the Ku-band frequency. Montpetit et al. (2024) successfully applied this method to a tundra environment, showing that by optimizing a single soil roughness parameter and a varying soil permittivity for each radar frequency for different sites, it was possible to accurately reproduce the observed backscatter signal using SMRT at C-, X-, and most importantly at Ku-band. The study from Montpetit et al. (2024) focused on a thoroughly frozen tundra soil, which simplifies the soil dielectric properties and reduces the complexity of the soil-snow interface interactions. Indeed, in higher latitudes such as Inuvik, the subnivian soil tends to be frozen for the majority of the winter season, however such conditions are not representative of more southern snow covered regions. In lower latitudes, the soil beneath the snow cover can exhibit both frozen or thawed states, and can swing

back and forth between these states repeatedly during the same winter season (Goodrich, 1982). The changing state of the soil substantially impacts the soil permittivity and how the soil interacts with the radar signal.

The current work builds upon the methodology developed by Montpetit et al. (2024) but focuses on an agro-forested site in Powassan, Ontario, which is an example of southern soil and snow conditions compared to the tundra environment of Inuvik. A data collection campaign using Cryospheric SAR (CryoSAR) (Kelly et al., 2024) took place in Powassan, between fall 2022 and winter 2024 with intensive radar surveys conducted during the winter of 2023 (11 flights on different days between October 2022 and April 2023). CryoSAR is a fully polarimetric dual-frequency airborne radar system operating at L-band ((1.3 ± 0.2) GHz) and Ku-band ((13.5 ± 0.6) GHz) with the Ku frequency band similar to the lower projected TSMM band ((13.500 ± 0.450) GHz). Due to the similarity in frequencies, CryoSAR can be used to support TSMM by developing retrieval algorithms for the mission. Coincident to the airborne radar surveys, in situ measurements were recorded, including soil parameters (temperature, permittivity, roughness), snow information (depth, density, grain type, stratigraphy) and meteorological observations (air temperature, relative humidity, wind speed). In addition to CryoSAR airborne SAR data, observations from satellite SAR instruments from Radarsat Constellation Mission (RCM) at 5.405 GHz and TSX at 9.65 GHz were acquired for multiple dates over the winter.

The objective of this study is to evaluate the inversion approach of soil parameters (roughness and permittivity) from Montpetit et al. (2024) using SMRT with the Powassan campaign data, where the soil states were spatially and temporally variable, leading to potential challenges to the inversion approach. The inverted soil parameters are then used to simulate the SAR backscattering signal using SMRT for all available frequencies (L-, C- and X-band) and compared with the observed radar data to evaluate the performance of the model. The inverted soil parameters are also compared with the ground-based measurements collected during the field campaign to assess the accuracy of the inversion approach. The sensitivity of the modelled SAR backscatter for all three instruments with respect to soil parameters was investigated. A one-at-a-time sensitivity analysis is then performed with SMRT across all frequencies up to the CryoSAR and TSMM Ku-bands to characterize how the dominant controls on backscatter shift from soil to snow properties as frequency increases. Finally, the implications of the method in the context of the TSMM SWE retrievals are discussed.

5.5 Field data acquisition

5.5.1 Study area

The in-situ measurements and CryoSAR radar surveys were conducted over agricultural land in Powassan, Ontario (46.08 °N, 79.34 °W). The area is characterized by mostly flat fields with small hills on the eastern side. At the time of the study, the snow covered fields were not in use, but in the previous growing season of 2022, some fields were used for pasture, while others were used for crops. Soil analyses show the soil is mostly silt and silt loam with low clay and sand content and organic matter content around 10 to 15 %. Zones with permanent soil dielectric probes, soil temperature sensors and snow depth rulers (black squares in Figure 5.1 (b)) were established prior to snow accumulation. These zones remained undisturbed throughout the winter to ensure accurate soil measurements. Snowpits were dug near these undisturbed zones (red triangles in Figure 5.1 (b)) as well as at other areas across the study domain to try and measure a wide range of snow conditions. A temporary HOBO U30 weather station (blue diamond in Figure 5.1 (b)) was also installed in a field to monitor local meteorological conditions throughout the winter season including air temperature, snow depth, wind speed and direction, etc. The first snowfall occurred around mid-November 2022, but a warm spell caused near-complete snowmelt by early December. Permanent snow cover was re-established in mid-December, reaching approximately 18 cm and increasing steadily to 30 to 45 cm during the main SAR acquisition period. Mean snow density from snowpit observations was approximately 244 $\mathrm{kg\,m^{-3}}$, and the snowpack contained ice lenses and basal ice crusts formed during successive freeze-thaw events. All field visits, airborne surveys, and satellite acquisitions used in this study were conducted during this stable accumulation phase. A detailed account of the seasonal snow and soil evolution is provided in Section 5.7.1.

5.5.2 Data acquisition

Multiple site visits were conducted throughout the winter season to collect ground-based measurements, including snow stratigraphy, density, temperature, Specific Surface Area (SSA), and soil permittivity. These measurements were largely coincident with CryoSAR SAR acquisitions, which provided high-resolution (1×1 m) L-band and Ku-band backscatter data over the study area. Additionally, satellite data from TSX and RCM were acquired (Table 5.1). While challenging weather and radar equipment problems limited the number of simultaneous measurements, a valuable dataset consisting of 12 satellite and airborne radar observation dates within $\pm$ 1 month of the March 1st field campaign ground observations was acquired.

The dataset includes soil permittivity measurements, crucial for accurate modelling of

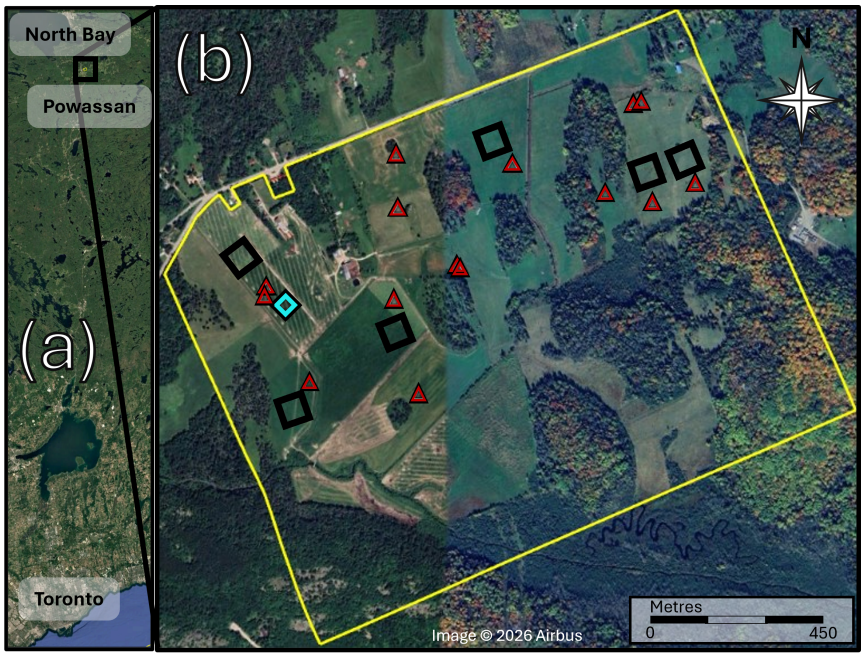


FIGURE 5.1 – (a) General location of Powassan, the yellow area represents the study area; (b) undisturbed zones (black squares), snowpits (red triangles) and weather station (blue diamond) location

the underlying surface and key snowpack properties, such as SWE, snow depth, and density, along with corresponding CryoSAR backscatter measurements. The collected data offers a comprehensive dataset that can be used to support radiative transfer models such as SMRT for TSMM algorithms and SWE retrieval approaches.

Ground-based measurements

In Fall 2022, at the beginning of the campaign, six soil monitoring stations were installed, each equipped with two Stevens HydraProbe (HP) sensors (Stevens Water Monitoring Systems, 50 MHz). The locations of these stations (Figure 5.1 (b)), were selected to capture a range of soil moisture and roughness conditions based on different elevations and land use types. At each soil station, both HP sensors were installed vertically into the soil, measuring soil parameters within the top 0 to 5.7 cm of the soil. A designated undisturbed area was established around each soil station to maintain pristine snow conditions and prevent interference with the instruments. The values recorded by each HP at each undisturbed site's soil station were averaged together for analysis. These sensors provided continuous measurements of the soil dielectric constant and temperature throughout the winter season at 30 min intervals.

Snowpits were excavated near these undisturbed zones and other representative locations to provide ground reference measurements. Within each snowpit, detailed observations of snow stratigraphy were recorded, along with vertical profiles of temperature, density, and SSA using either the Infrared Integrating Sphere (IRIS) (Montpetit et al., 2012)

or the A2 Photonics IceCube (Gallet et al., 2009). At most of the snowpit sites, Snow Micropenetrometer (SMP) (Proksch et al., 2015) profiles were also gathered near the vertical temperature, density, and SSA profiles and in an area surrounding the snowpits. An Open-Ended Coaxial Probe (OECP) able to measure the dielectric properties of a material from 1 to 18 GHz was also used to measure the soil permittivity (Gélinas et al., 2025) during the March 1st campaign.

Remote-sensing data

The CryoSAR instrument, a dual-frequency quad-polarization (HH, HV, VH, VV) SAR operating at (1.3 ± 0.2) GHz and (13.5 ± 0.6) GHz, is a modular system adaptable to various aircraft platforms. The instrument was mounted on a Cessna 208B Grand Caravan. The system is capable of making polarimetric backscatter measurements with a ground range resolution of 1×1 m in range and azimuth at an altitude of 1500 m. The noise floor for the L-band instrument is approximately -28 dB. In-field L-band and Ku-band corner reflectors were positioned for backscatter calibration. Figure 5.2 illustrates the flight paths followed during the multiple CryoSAR radar surveys. Track 4 was used for the SAR acquisition data since this track is optimal for the L-band corner reflector target. In addition to the CryoSAR data, satellite SAR data from TSX and RCM was used.

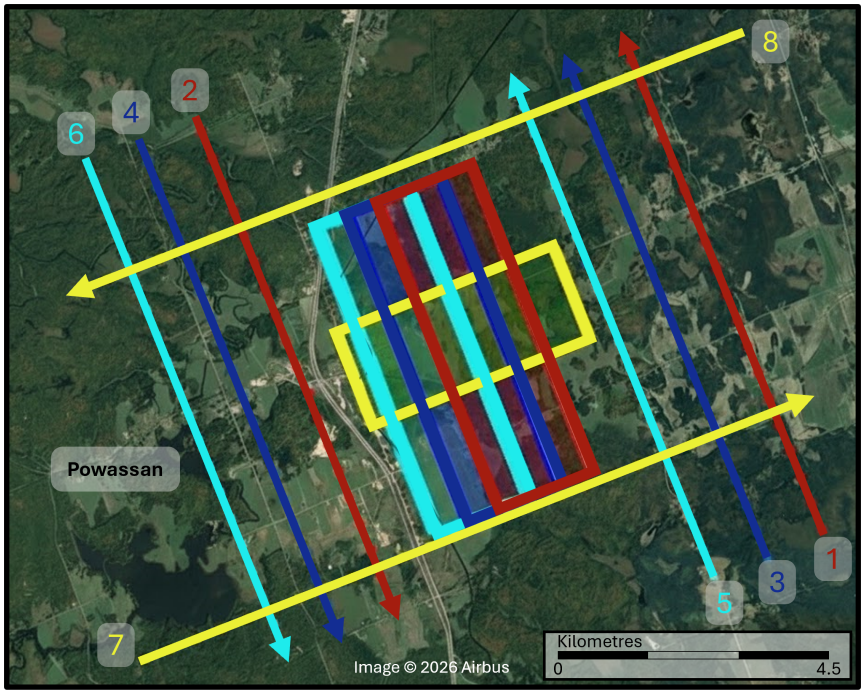


FIGURE 5.2 – Flight paths and swath coverage of the airborne SAR over the studied area. The same lines were kept for all the surveys.

Before the first snowfall of the season, bare-ground drone-based LiDAR surveys were conducted to produce a high resolution digital elevation model, to establish a baseline for

TABLE 5.1 – Radar frequencies and acquisition dates used in this study. The TSMM rows are projected mission bands and therefore have no acquisition dates.

Sensor	Center Freq.	Bandwidth	Acquisition dates (2023) / usage
CryoSAR-L	1.3 GHz	0.2 GHz	Mar 01, Mar 03, Mar 15, Mar 30
RCM-C	5.405 GHz	0.1 GHz	Feb 16, Feb 22, Mar 02, Mar 10, Mar 16
TSX-X	9.65 GHz	0.3 GHz	Feb 20, Feb 28, Mar 03
CryoSAR-Ku	13.5 GHz	0.6 GHz	
TSMM-Ku1	13.5 GHz	0.450 GHz	Snow sensitivity only
TSMM-Ku2	17.25 GHz	0.450 GHz	

subsequent snow depth mapping, and to characterize soil surface roughness. A DJI Matrice 210 V2 drone was equipped with Green Valley International's LiAir V LiDAR (LIVOX mid-40) operating at a wavelength of 905 nm with a field of view of 38.4°. The drone flew at an altitude of 30 m over 80 × 80 m zones centered on each snowpit, for a total point density of 1400 pts/m^2.

5.6 Data processing and modelling

This section describes the processing steps required to prepare all of the field data for input into SMRT: including the SAR signal processing and calibration, the snow measurements and the soil parameters. Then, the modelling algorithm used to invert the soil parameters and a sensitivity analysis of the soil conditions are explained.

5.6.1 SAR data processing

Processing of the airborne SAR data was done using MetaSAR Pro software which focuses each acquisition track and geometrically and radiometrically corrects the SAR data. The L-band corner reflector was mid-swath and provided a suitable target to calibrate the data to within about 1 dB absolute calibration accuracy. As part of this processing chain, the radar signal was corrected for local incidence angle using available High Resolution Digital Elevation Model (HRDEM) (NRCan, 2025) and multi-looked to reduce the impact of speckle noise. A spatial average of 20 × 20 m centered around each snowpit location for all instruments (CryoSAR, RCM, and TSX) and all dates (see Table 5.1) was applied to link the SAR observations to ground measurements. The averaging area size was chosen to balance spatial representativeness and minimize land cover heterogeneity effects within the undisturbed areas. This step ensured that the SAR backscatter values for each sensor were at the same scale to compare with the simulated values from SMRT.

5.6.2 Snow and soil data processing

The field visit on March 1st, 2023, provided the most comprehensive field measurement dataset with simultaneous CryoSAR acquisitions. The snowpit measurements recorded from this date were used as input for the snow representation during the modelling steps for all 12 SAR observation dates, because they included all of the necessary snow information needed (layer thickness, density, temperature and SSA).

Snowpack measurements

Due to the variable temperature and weather of the 2023 winter season, a complex snowpack developed with multiple ice lenses and a substantial ice crust at the bottom layer for some locations within the study domain. For the purpose of this study, the number of layers were aggregated in the snowpack by grain type and averaged to reduce the number of similar layers while preserving the overall snowpack structure.

Soil properties

For comparison purposes, the seasonal evolution of soil permittivity from the HP sensors were averaged for the two sensors at each undisturbed site. This spatial average was then used to extract the daily average on March 1st, 2023, for comparison purposes. In addition, the soil dielectric properties were also measured with the OECP during the snowpit excavations on March 1st, 2023. For each snowpit, the underlying soil was measured at least 5 times in a $3 \times 3\,\mathrm{m}$ area and averaged to account for soil heterogeneity. Since the coaxial probe measures a continuous spectrum from 1 to 18 GHz, an average over the frequency ranges summarized in Table 5.1 was extracted to compare with the inverted soil parameters.

For each snowpit location, the soil roughness parameters, Root Mean Squared Height (RMSH) and Correlation Length (l_c), were extracted from the LiDAR point cloud acquired on November 15, 2022 before snowfall. A $20 \times 20\,\mathrm{m}$ subset of the lidar point cloud was extracted for each area of interest. The roughness parameters were then calculated using a plug-in tool named Roughness from Point Cloud Profiles (Chabot et al., 2018). This tool is available in Whitebox Geospatial Analysis Tools (GAT) software version 3.4.0 (Lindsay, 2016). The tool was run in azimuth mode at 7.5 degree increments, and functions by sampling point elevations along a series of profiles drawn across the $20 \times 20\,\mathrm{m}$ LiDAR point cloud subset. Each profile was 20 m in length, spaced a part by 0.5 m, and sampled at 0.01 m producing a distribution of roughness metrics based on azimuth for each area of interest. The mean RMSH and minimum l_c for each area of interest were then calculated and used to compute the Mean Square Slope $(\mathrm{MSS})_{\mathrm{LiDAR}}$ (Eq. 5.1).

$$\mathrm{MSS}_{\mathrm{LiDAR}} = 2\left[\frac{\mathrm{RMSH}}{l_c}\right]^2 \tag{5.1}$$

5.6.3 Modeling with SMRT

For the SMRT simulations, the electromagnetic model used was Improved Born Approximation (IBA) (Mätzler and Wiesmann, 1999), alongside the Discrete Ordinate and Eigenvalue Solver (DORT) radiative transfer solver (Picard et al., 2004; Picard et al., 2013). The snow microstructure was represented by an exponential autocorrelation function model, and the soil scattering model used the geometrical optics approximation with static complex permittivity to be optimized.

Inversion model

The soil parameter inversion was performed using a least-squares minimization approach to minimize the cost function J (Eq. 5.2) defined as the sum of the squared differences between the observed σ^0_{obs} and simulated σ^0_{sim} for the different radar frequencies available for each date per site. This approach led to the optimization of one MSS per site for the entire winter, and the permittivity (real and imaginary parts) per date/frequency. The optimization's initial values x_0 were set to: mss = 0.01, $\varepsilon' = 12$, and $\varepsilon'' = 5$ and were identical for all sites and dates. The least-squares approach allowed the algorithm to set boundaries for the inversion parameters: mss $\in [0.001, 1]$, $\varepsilon' \in [2, 58]$, and $\varepsilon'' \in [0.1, 25]$. The boundaries for the permittivity values were chosen based on the literature (Dobson et al., 1985; Bircher et al., 2016; Gélinas et al., 2025), from completely dry or frozen values to nearly over saturated soil conditions. The values for the MSS boundaries were selected to cover a wide range of possible soil roughness conditions, leaving a large margin for the parameter optimization (see Section 5.8.3).

$$J = \sum_{i=1}^{N} \left(\sigma^0_{\text{obs},i} - \sigma^0_{\text{sim},i} \right)^2 \tag{5.2}$$

During the optimization process, it was observed that for some sites, the cost function could be minimized by varying only the soil roughness parameter while keeping the soil permittivity close to the initial guess values. To prevent this behavior and ensure a realistic inversion of the soil parameters, a penalty term based on the Tikhonov method was added to the cost function for the permittivity parameters (Eq. 5.3). This penalty term allowed the algorithm to avoid biasing the optimization towards only one of the parameters by adding a small cost for solutions deviating from the initial guess values.

$$\begin{aligned} J = \sum_{i=1}^{N} \Bigg\{ & \left(\sigma^0_{\text{obs},i} - \sigma^0_{\text{sim},i} \right)^2 \\ & + \lambda \left[\left(\varepsilon'_i - \varepsilon'_{0,i} \right)^2 + \left(\varepsilon''_i - \varepsilon''_{0,i} \right)^2 \right] \Bigg\} \end{aligned} \tag{5.3}$$

where λ is the regularization parameter set to 1×10^{-4} to give the optimization more confidence in the observed data rather than the initial guess values, and $N = 12$ is the number of observation dates.

Sensitivity analysis

To test the sensitivity of the radar backscatter to the soil parameters, a sensitivity analysis was performed using the SALib library (Herman and Usher, 2017; Iwanaga et al., 2022). The analysis was based on the Sobol method (Sobol', 2001), which is a variance-based sensitivity analysis technique that quantifies the contribution of each input parameter to the output variance. For this analysis, the input parameters were the soil roughness (MSS) and soil permittivity (real and imaginary parts), and the output was the simulated backscatter coefficient (σ^0) from SMRT in HH and VV polarizations. Instead of using all inverted soil parameters as input for the sensitivity analysis, the problem was simplified by studying the effect of applying a scaling factor to the MSS, and two scaling factors to all inverted ε', and ε'' values per site. The scaling factor for MSS varied between 0.5 to 1.5, while the scaling factors for ε' and ε'' varied between 0.75 to 1.25. Since the inverted soil permittivity values already varied for each date and frequency, applying a scaling factor allowed to study the overall sensitivity of the backscatter to changes in soil permittivity without increasing the dimensionality of the problem.

A grid type sensitivity analysis was also performed to visualize the effect of changing the soil parameters on the backscatter values using an average snowpack from the Powassan dataset. For this analysis, the MSS was varied between 0.03 to 0.3 with 0.015 size steps, while ε' was varied between 2 to 60 with 2 and ε'' was set to 8. The backscatter values were then simulated for all combinations of the three parameters, using SMRT for both HH and VV polarizations. Since the geometrical optics approximation used in SMRT depends on the frequency only indirectly through the permittivity, no frequency variation was applied for this analysis.

A one-at-a-time experiment was conducted using a single-layer snowpack parameterized from the Powassan snowpit observations, varying one parameter at a time from L- to Ku-band while holding all others at their baseline values. Two contrasting soil states, representing frozen and unfrozen/wet conditions, were used to bracket the range of soil backgrounds encountered at the site. The swept parameters included soil permittivity, soil roughness, snow density, snow depth, and the exponential correlation length of the snow microstructure. Baseline values for the snow parameters were set to the means observed in the Powassan snowpits: $\rho = 244\,\mathrm{kg\,m^{-3}}$, $p_{ex} = 0.21\,\mathrm{mm}$, and snow depth of 0.34 m. The upper bound of the exponential correlation length sweep was set to 0.70 mm — just above the maximum value observed in the Powassan snowpits (0.58 mm) — to remain within the validity domain of the IBA formulation at Ku_2. Beyond this threshold, the single-scattering

albedo predicted by IBA becomes unphysical at 17.25 GHz, indicating that the largest grain sizes observed in these temperate snow conditions already approach the upper limit of the perturbative scattering regime at this frequency (Picard et al., 2022).

5.7 Results

5.7.1 Meteorological analysis

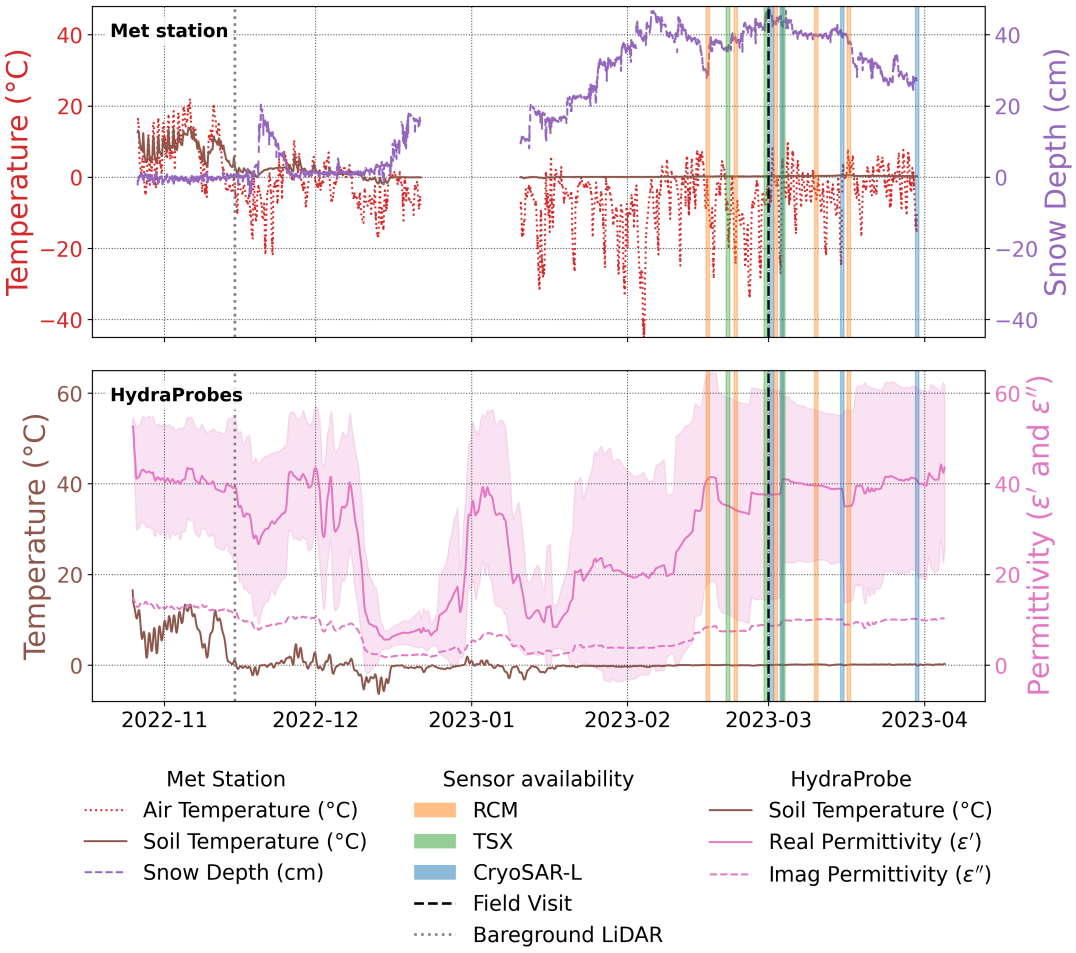


FIGURE 5.3 – The top graph shows soil and air temperatures with snow depth, recorded by the weather station throughout the season. The airborne and spaceborne acquisition dates are highlighted with colored bars; the field-visit and bareground LiDAR date are also shown. The gap in the met station time series was due to a power loss, but it did not coincide with any site visits. The bottom graph shows the average real and imaginary soil permittivity and temperature measured by the Stevens HP for all probes at all sites. The shading around the real permittivity represents one standard deviation above and below the average value.

Figure 5.3 presents the time series of the different permanently installed meteorological and soil monitoring sensors in the Powassan fields throughout the winter season. It is important to note that a frozen soil generally exhibits a significantly lower real permittivity

(typically between 2 and 4) compared to a thawed soil (which can range from 10 to over 30 depending on moisture content) (Mironov et al., 2010). The first permanent snowfall occurred around mid-November 2022, accompanied by a gradual decrease in air and soil temperatures, as registered by both the weather station and the HP. Afterwards, a warm spell occurred at the end of November and early December, causing a significant snowmelt event and multiple freeze-thaw cycles in the soil. According to the HP measurements, the soil experienced a first frozen period for about one week during the second week of December, where the average soil real permittivity dropped to values below 10 for the first time (representing frozen soil conditions). This decrease in soil permittivity coincides with the air temperature dropping below freezing, along with gradual snow accumulation of approximately 18 cm, as indicated by the automated snow depth measurements from the local weather station. This resulted in a frozen, snow-covered soil condition persisting until the end of December. This frozen period was followed by another warm spell in early January, causing the soil to thaw. Colder weather returned in mid-January, with increasing snow accumulating and the soil entering a two week period of freeze/thaw cycles. By the end of January, the snow reached a depth of approximately 40 cm and its insulating properties muted the impact of consistently colder air temperatures on the soil, leading to persistent soil temperatures around 0 °C. However, as the soil temperature remained constant around the freezing point, the soil permittivity kept fluctuating between frozen and thawed conditions until mid-February before eventually stabilizing into a state where the real permittivity showed values strictly above 10 (thawed) for the remainder of the winter season. The soil conditions coinciding with the SAR acquisition dates (see Table 5.1) and the March 1st field survey date were in a mixed state, where some undisturbed sites were partially frozen and others partially unfrozen and wet or dry. These observations and measurements highlight the complex and dynamic nature of the thermal and dielectric properties of the soil during the winter season, providing the unique opportunity to both run and evaluate a model-based inversion approach to estimate effective soil parameters at the scale of the radar observations. These thermal and dielectric soil properties are crucial for understanding the interactions between the radar backscattering signal and the snowpack when trying to retrieve SWE.

5.7.2 Soil microwave properties inversion

The optimization was performed one site at a time using all available frequencies (CryoSAR, RCM, and TSX), resulting in inverting a single soil roughness MSS value per site for the entire winter alongside a time-varying soil permittivity for the 12 SAR acquisition dates. Figure 5.3 shows that the snow accumulation remained relatively stable throughout the SAR acquisition dates, with snow depth ranging from 30 cm to 45 cm, which further supports the choice to use the March 1st snow survey observations to represent

the snowpack in SMRT for all SAR measurements. Figure 5.4 shows the comparison between the different SAR platform radar-observed backscattering and forward simulated backscattering coefficients after the inversion of soil parameters.

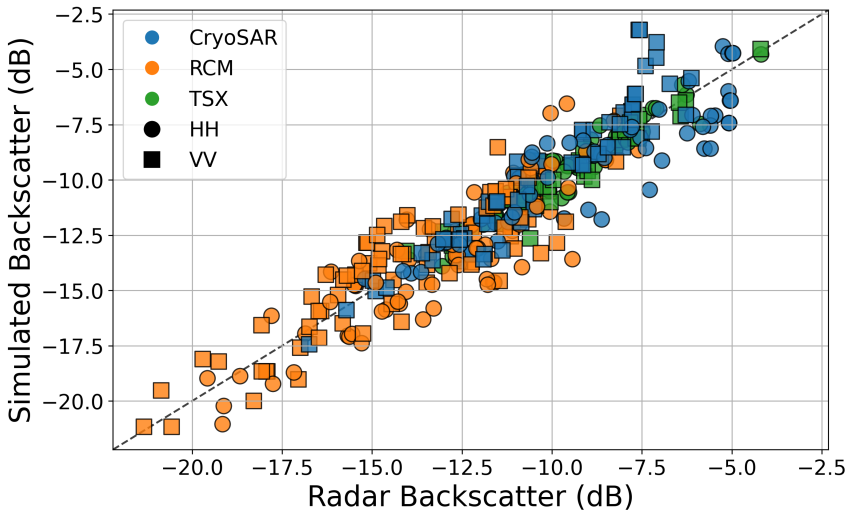


FIGURE 5.4 – Comparison between simulated and observed SAR backscatter for all sensors at all dates and sites for both polarizations

Table 5.2 summarizes the statistics of the optimization results for each radar system and polarization. The Root Mean Squared Error (RMSE) and bias are reported in dB.

TABLE 5.2 – Optimization statistics for Figure 5.4; column *General* computes the statistics for all three sensors; row **All** computes the statistics for both polarization; the cell for **All**/*General* represent the global statistics. RMSE and bias are in dB.

	General	CryoSAR	RCM	TSX
VV	R^2 (0.88)	0.84	0.77	0.92
	RMSE (1.23)	1.32	1.43	0.57
	Bias (-0.20)	-0.46	-0.17	0.12
HH	R^2 (0.85)	0.74	0.76	0.92
	RMSE (1.28)	1.34	1.52	0.56
	Bias (0.33)	0.44	0.44	0.01
All	R^2 (0.87)	0.81	0.77	0.92
	RMSE (1.25)	1.33	1.47	0.56
	Bias (0.07)	-0.01	0.13	0.06

Generally, the optimization showed results with R^2 values above 0.74 and RMSE values below 1.52 dB for all radars and polarizations. These results show that the forward model reproduced the observed backscatter with good accuracy after inverting both soil parameters (roughness and permittivity). The bias values are also relatively low, indicating that there is no significant systematic error in the optimization. Additionally, limiting the optimization to a single soil roughness MSS per site for the whole winter season prevented overfitting the data and ensured that the resulting optimized soil parameters remained physically

meaningful. Indeed, giving the inversion algorithm too much freedom by inverting one MSS per site, per date yielded poorer results than the more constrained method used.

5.7.3 Comparison with field data

Figure 5.5 presents the comparison between the inverted soil permittivity from the optimization and the field measurements from both the HP and the OECP. A first noteworthy observation is that the measured permittivity values show a strong variation between sites due to the heterogeneous soil, terrain, elevation conditions found within the study area. The inverted permittivity values follow the expected trends of decreasing with increasing frequency which also fits with the field measurement trend. However, the inverted permittivity values tend to be lower than the OECP measurements, with less variability noted between undisturbed sites.

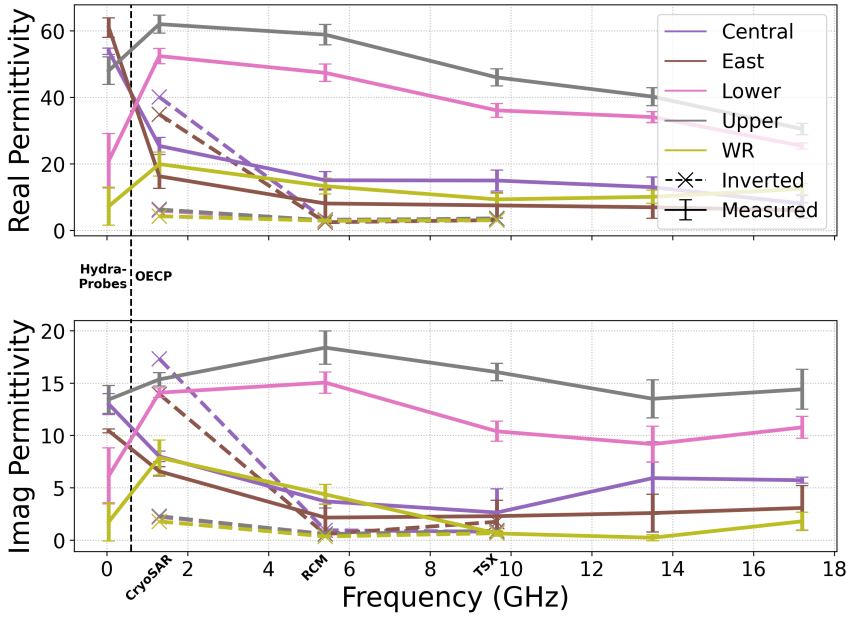


FIGURE 5.5 – Comparison of inverted permittivity results with in situ measurements from the HP (50 MHz, left of the black dashed line) and the OECP (1 to 18 GHz, right of the black dashed line)

Figure 5.6 shows the comparison between the inverted soil roughness $\mathrm{MSS}_{\mathrm{inv}}$ from the optimization and the $\mathrm{MSS}_{\mathrm{LiDAR}}$ calculated from the LiDAR data acquired before snowfall for March 1st snowpit survey sites. It should be noted that the $\mathrm{MSS}_{\mathrm{LiDAR}}$ values use the average RMSH and minimum l_{c} over the 20×20 m area centered on each snowpit. Considering the average l_{c} instead of the minimum would lead to much lower MSS values, and the LiDAR roughness values would be orders of magnitude lower than the inverted values. Figure 5.6 also includes coloration based on the snowpack bottom layer density measured in the snowpit during the March 1st survey campaign, as well as the grain type of the bottom layer. The four sites with the highest inversion error showed the presence

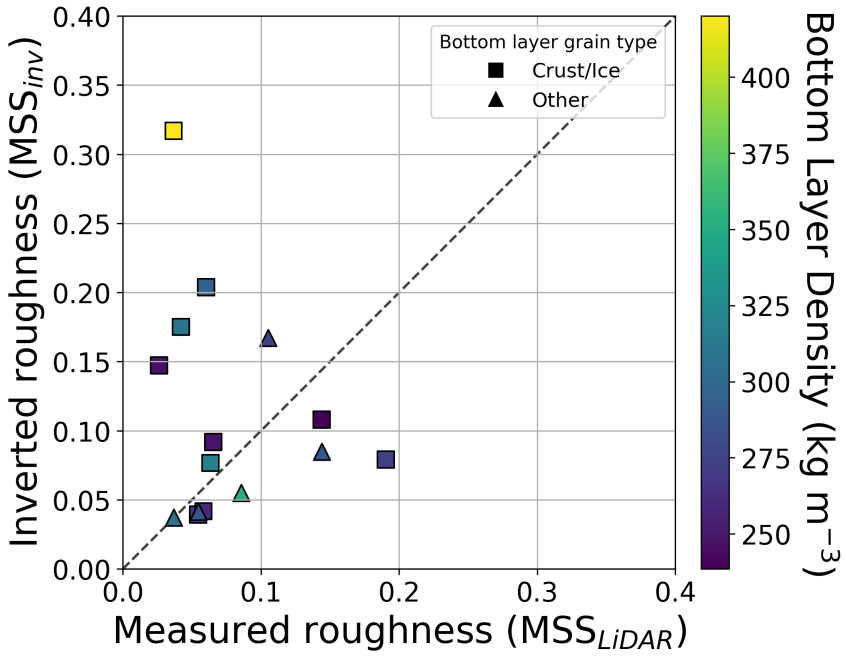


FIGURE 5.6 – Comparison of inverted roughness with field data from pre-snow LiDAR surveys for selected sites colored by snowpack bottom layer density, highlighting the nature of the bottom layer.

of an ice crust at the snow-soil interface, and among these, the site with the most error exhibited a very dense bottom layer (440 kg m^{-3}). It is also important to note that sites with Crust/Ice bottom layer type with the smaller densities (below 300 kg m^{-3}) are likely due to measurement limitations, where either the bottom crust layer was too thin for accurate measurement and inadvertently included other grain types, or the sampled crust was interlaced with grass, vegetation, and pores, resulting in underestimated density values. These thinner layers also have inverted MSS values closer to the LiDAR measured roughness, which further supports the idea that the presence of a thicker crust at the bottom of the snowpack can influence the SAR backscatter.

5.7.4 Sensitivity analysis

Figure 5.7 presents the results of the Sobol sensitivity analysis for the three soil parameters (MSS_{inv}, ε', and ε'') at the three radar frequencies (C-, L-, and X-bands) and both polarizations (HH and VV). The Sobol indices shown in the heatmap represent the total effect of each parameter on the backscattering coefficient, with higher values indicating a greater influence. The total Sobol index for each parameter is calculated by summing the first-order and higher-order effects, providing a comprehensive measure of each parameter's contribution to the variability in the backscattering signal. The analysis reveals that the soil roughness MSS_{inv} has the highest influence on the backscattering coefficient for the CryoSAR L-band SAR, particularly in VV polarization. For the RCM and TSX, the real

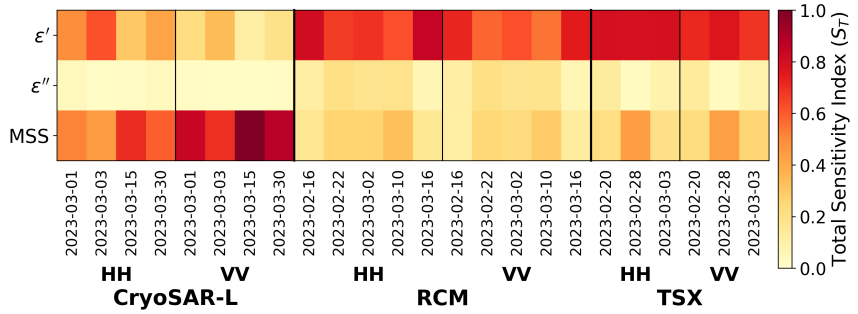


FIGURE 5.7 – Sobol sensitivity analysis heatmap for soil parameters for the different SAR platforms and two polarizations measured in this study

part of the soil permittivity (ε') has a more significant impact on the backscattering, with slightly more influence on the HH polarization. The imaginary part of the soil permittivity (ε'') shows a relatively low influence across all frequencies and polarizations.

Figure 5.8 shows the results of the grid type sensitivity analysis. Here the imaginary part of the soil permittivity (ε'') was held constant at a value of 8 while varying the real part of the soil permittivity (ε') and the soil roughness $\mathrm{MSS}_{\mathrm{inv}}$ across a slightly extended range between the minimum and maximum inverted values ($\mathrm{MSS}_{\mathrm{inv}} \in [0.03, 0.3]$ and $\varepsilon' \in [2, 60]$). The heatmaps illustrate how changes in these two parameters affect the backscattering coefficient simulated by SMRT for HH and VV polarizations. The vertical colored lines

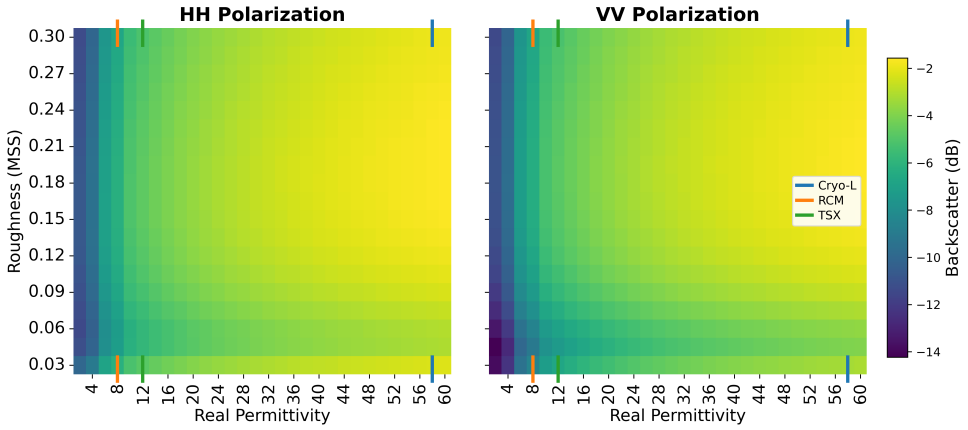


FIGURE 5.8 – Heatmap of backscattering coefficient sensitivity for a sensitivity analysis of SMRT to soil parameters for an average snowpack from the 2023 Powassan campaign

drawn on the top and bottom axes in Figure 5.8 for each SAR platform show the maximum permittivity values obtained from the inversion for each radar frequency. This means that the area to the left of each line represents the range of soil parameters that were explored during the inversion for each radar system, with $\varepsilon' \in [2, \sim 5]$ representing a frozen soil state. In general, both polarizations exhibit similar trends, with the backscattering coefficients increasing with higher soil roughness and permittivity values. However, VV polarization shows a more pronounced sensitivity to changes in soil roughness, particularly for low

permittivity values (frozen or dry soil conditions) compared to HH polarization. For a given permittivity higher than 20, the backscatter shows lower values for the VV polarization for roughness values below 0.12, hence the VV configuration at the permittivity values available to the L-band sensor shows a greater sensibility to the roughness values.

The one-at-a-time sensitivity analysis was used to evaluate how the relative contribution of the soil and snow evolves from L- to Ku-band (Figure 5.9). In this diagnostic experiment, a simplified single-layer snowpack was constructed using baseline values derived from the Powassan snowpit measurements ($\rho = 244\,\mathrm{kg\,m^{-3}}$, $p_{ex} = 0.21\,\mathrm{mm}$, depth $= 0.34\,\mathrm{m}$, MSS $= 0.1$), and each parameter was varied independently while all others were held fixed. Two contrasting soil states were considered: a frozen soil ($\varepsilon' = 3$, $\varepsilon'' = 0.5$) and an unfrozen wet soil ($\varepsilon' = 15$, $\varepsilon'' = 5$). The simulated response at low frequencies remains strongly controlled by the soil parameters. Under frozen conditions, the real part of the soil permittivity produces the largest variations in simulated backscatter across the frequency range and its dynamic range still decreases toward Ku-band. The MSS response is also strong at L- and C-band, but weakens at the highest frequencies. Under unfrozen wet soil conditions, the response is dominated by MSS at all frequencies, with soil permittivity showing comparatively little variation.

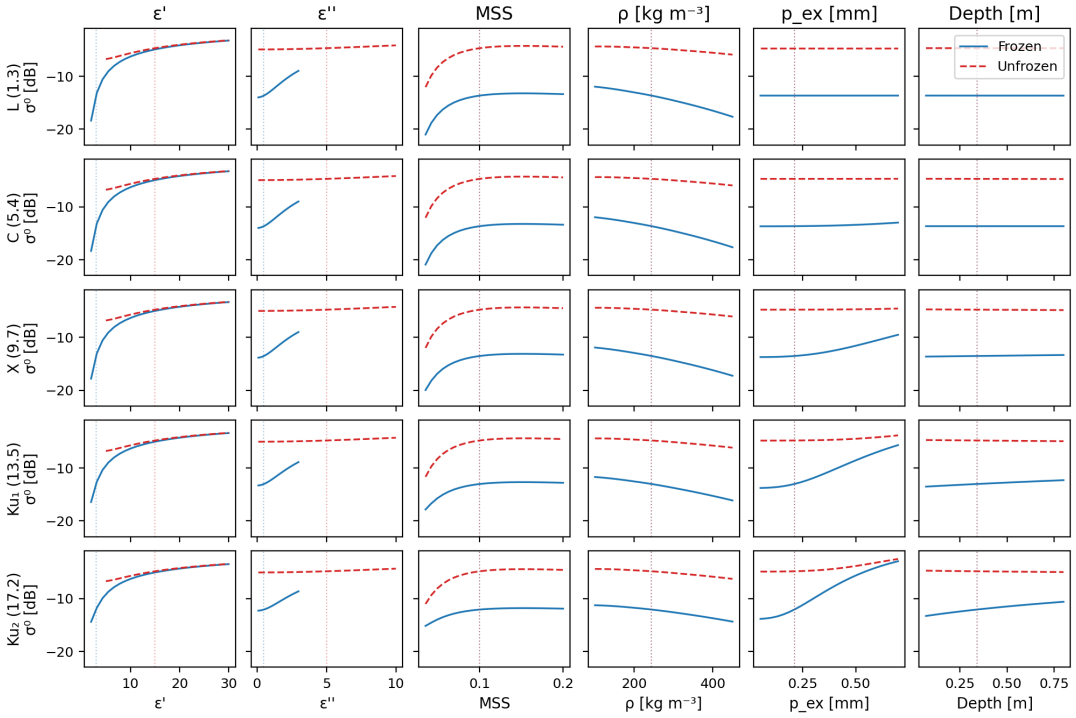


FIGURE 5.9 – One-at-a-time sensitivity of simulated backscatter to soil and snow parameters from L- to Ku-band. Curves are shown for frozen and unfrozen soil states using a single-layer Powassan snowpack with all non-varied parameters held at baseline values (dotted vertical lines).

Among the snow parameters, the exponential correlation length shows the clearest

frequency-dependent increase in sensitivity. Its response is nearly flat at L- and C-band. It becomes visible from X-band and reaches its largest amplitude at Ku_1 and Ku_2, especially for frozen soil. Snow depth follows the same tendency but with a weaker amplitude, mainly under frozen conditions. Snow density behaves differently. Increasing density monotonically decreases simulated backscatter under frozen conditions at all frequencies. The largest variations occur at L- and C-band, and the effect weakens toward Ku-band. Under unfrozen conditions, the density response is small and weakly decreasing relative to the MSS response (Figure 5.9).

The transition is also visible in the frequency-parameter response surfaces for frozen and unfrozen soil cases (Figure 5.10). Large differences between the frozen and unfrozen panels indicate that the soil state remains an important control on the simulated backscatter. Where the two panels become more similar, the response is less dependent on the soil background. This occurs most clearly for p_{ex} toward Ku-band. Snow depth shows a weaker Ku-band increase, while soil permittivity and MSS retain the strongest contrasts between soil states at lower frequencies.

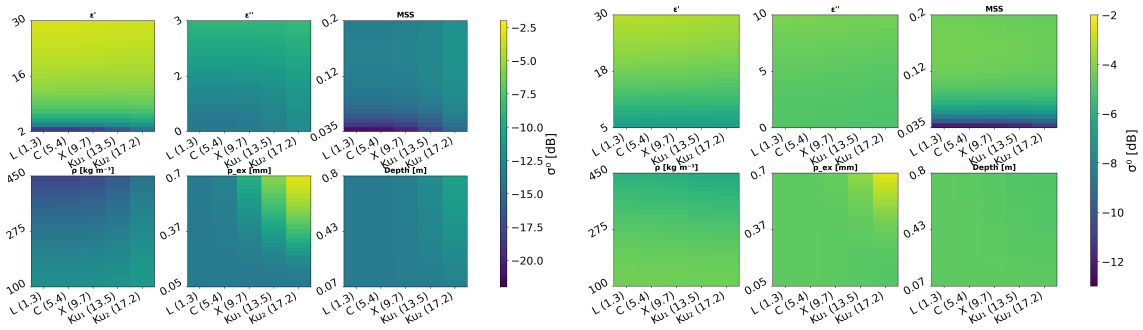


FIGURE 5.10 – Frequency-parameter response surfaces for the one-at-a-time analysis under frozen (left) and unfrozen (right) soil states. Each panel shows the response to one varied parameter while the single-layer snowpack remains at baseline conditions.

5.8 Discussion

5.8.1 Powassan study

The field campaign conducted in Powassan during the winter of 2022/2023 provided the opportunity to collect a comprehensive dataset of in-situ and remote sensing soil and snow measurements over a temperate snow-covered agricultural area. Compared to Montpetit et al. (2024)'s winter campaign of 2018/2019 in a tundra environment, this study offers more variable dielectric soil conditions. The fact that local soil conditions varied both spatially and in time during this study offers the unique opportunity to test the

TABLE 5.3 – Penetration depth values estimation for frozen ($\varepsilon = 2.5 - 0.5i$) and unfrozen moist ($\varepsilon = 30 - 10i$) soil conditions for the SAR systems used in this study.

Frequency	Penetration Depth (cm)	
(GHz)	Frozen	Unfrozen
1.3 (CryoSAR)	11.9	2.1
5.405 (RCM)	2.8	0.5
9.65 (TSX)	1.6	0.3

robustness of inverting effective soil parameters under a snow cover, using lower frequency SAR measurements.

5.8.2 Effective dielectric constant

This study highlights the on-going challenge of assessing the soil state using both airborne and space-based measurements and validating them with in-situ point-based ground observations, (OECP and HP), due to issues of scale (see Figure 5.5). The HP stations, although they were placed at different representative locations within the study area, did not necessarily represent the fine spatial horizontal heterogeneity of the soil conditions. Another aspect is the range in vertical variability of soil properties within the soil column, which might not be captured by the HP measurements that provide a single integrated measurement of soil moisture and temperature within the top 0 to 5.7 cm of the soil. On the other hand, the OECP allowed measuring the horizontal spatial heterogeneity of the soil surface within the snowpit footprint by acquiring multiple measurements, but the 3×3 m snowpit footprint might still not have been representative of the 20×20 m footprint of the airborne/spaceborne scales. Also, the fact that the OECP only acquires measurements at the very surface of the soil (0.5 to 0.75 cm for a dry medium and $\sim$0.3 cm for a water saturated medium (Gélinas et al., 2025)) can lead to discrepancies when trying to compare with the retrieved soil parameters by low-frequency microwave remote sensors due to the deeper soil penetration depths of these SAR platform instruments. Indeed, the signal penetration depth for microwave SAR can be approximated (Ulaby et al., 1982).

Table 5.3 shows penetration depth values for typical soil dielectric properties observed during the field campaign at the different radar frequencies used in this study with values ranging from approximately 0.3 cm to 12 cm depending on the soil conditions and radar frequency. Another factor in the discrepancies observed between the inverted permittivity values and the ground-based measurements could be the presence of measurement artifacts, such as multi-moding effects in the OECP measurements, which can lead to overestimation of the dielectric constant (Gélinas et al., 2025). Nonetheless, Figure 5.4 shows that it is possible to invert soil properties at a given frequency with good accuracy (RMSE = 1.25 dB). This study confirms the challenges of scaling ground observations to the scales of different platforms.

The study highlight the relevance of using a model-based inversion approach to estimate effective soil parameters at the scale of the radar observations. By optimizing the soil parameters to best fit the SAR observations, the inverted parameters can be considered as effective parameters that represent the soil conditions at the scale of the radar measurements.

5.8.3 Effective roughness

An important part of this study was to evaluate the possibility of inverting a single soil roughness parameter that would represent the soil surface conditions for the multiple radar instruments considered. Accounting for the variability and complexity of soil surfaces for the study site in Powassan, it was important to leave the optimization boundaries sufficiently open to represent these variations.

Figure 5.6 shows that the inverted soil roughness values are in the same order of magnitude as those derived from the LiDAR data, although discrepancies remain. This suggests that the scales captured by the LiDAR data may not fully represent the effective roughness perceived by the SAR instruments, and thus the MSS_{inv} values can be considered as an effective roughness parameter. Several factors could explain the discrepancies observed between the inverted roughness values and those derived from the LiDAR data. First, since the SAR penetration depth varies with the permittivity of the soil and the frequency (Ulaby et al., 1982), the effective roughness perceived by the radar signal could be affected by both. This means that the soil roughness sensed by the SAR instruments may differ from that measured by the LiDAR, which only captures the surface topography. Indeed, the majority of the fields were covered with overlying vegetation, therefore the roughness parameters retrieved by LiDAR may not capture the fine scale roughness within the soil that affects the SAR signal. Another factor to consider is the nature of the bottom layer of the snowpack at the time of the campaign. Figure 5.6 includes coloration based on the snowpack bottom layer density measured in the snowpit during the early March campaign, as well as the grain type of the bottom layer. It appears that sites with a higher bottom layer density that were either melt-freeze crusts or ice layers tend to have higher MSS_{inv} values compared to the LiDAR-derived values. This further supports the idea that inverted values represent an effective version of the ground-based measurements, which has the added ability of being able to dynamically adapt and account for local changes to surface roughness that may change overtime.

In the work of Montpetit et al. (2024), the inverted soil roughness values were found to be centered around $MSS_{inv} = 0.01$ with very little variation for the TVC tundra site. This value is lower than those found in this study for the Powassan site, which is likely due to the agricultural versus tundra environments. Another study by Meloche et al. (2021) used *Structure from Motion* (SfM) to invert soil roughness from a camera operating in the visible spectrum over multiple sites in the Canadian Arctic near Cambridge Bay (Nunavut) and

compared them with inverted roughness values using the geometrical optics formulation. They reported that field measured values were lower compared to roughness values obtained from an inversion algorithm based on passive microwave. Lee and Walker (2022) used an approach similar to the one presented in this study to invert soil roughness from Sentinel-1 SAR data over agricultural fields in Southern Australia. They found a value of $MSS_{inv} = 0.18$ which is consistent with the roughness values presented in this study. However, their study was conducted in an area without snow cover.

5.8.4 Sensitivity analysis

The sensitivity analysis presented in Figure 5.7 provides insights into the relative influence of soil parameters on the backscattering coefficient at different radar frequencies and polarizations. The results indicate that the soil roughness MSS_{inv} has the highest influence on the backscattering coefficient for CryoSAR L-band SAR, particularly in VV polarization. This suggests that at L-band frequencies, the surface roughness plays a significant role in determining the backscattering characteristics. For the RCM and TSX, the real part of the soil permittivity (ε') has a more significant impact on the backscattering, especially in HH polarization.

This is further supported by the grid type sensitivity analysis presented in Figure 5.8. Indeed, the sensor lines in the heatmaps show the range of real permittivity, where the lines represent the maximum value that was reached during the optimization process for the different radar frequencies used in this study. The heatmaps show that for RCM and TSX, there is little variation in the backscattering coefficient along the y-axis (soil roughness MSS_{inv}). The greater variation happens along the x-axis (real part of the soil permittivity ε'). This indicates that for these higher frequency radars, the backscatter signal is more sensitive to changes in soil permittivity than to changes in surface roughness. For CryoSAR, the heatmaps show a more balanced sensitivity to both parameters with variation in backscattering coefficient along both axes. Future inversion studies could consider these sensitivity results to prioritize which parameters to optimize based on the radar frequency and polarization being used.

The one-at-a-time sensitivity analysis links these soil-focused results to the Powassan configuration considered here and to its relevance for TSMM. Under these temperate snow and variable soil conditions, the lower-frequency inversions constrain the soil background, but they do not fully determine the Ku-band response. For this specific configuration, increasing frequency shifts the simulated backscatter sensitivity toward snow microstructure and, more weakly, snow depth. This supports a two-step retrieval strategy for Powassan. Lower-frequency observations first constrain the soil background. Ku-band observations can then be interpreted with a stronger focus on snow properties. This hierarchy should therefore be interpreted for the Powassan case rather than as a general ordering for all

snow and soil conditions. Different snowpacks and more stable soil regimes, such as those considered by Montpetit et al. (2024) and Montpetit et al. (2025), may lead to a different sensitivity balance.

The clearest snow response is associated with the exponential correlation length p_{ex}. Its sensitivity increases toward Ku_1 and Ku_2, which makes it a more realistic inversion target than snow density in this experiment. Snow depth follows the same tendency but with a weaker signal. Density remains poorly conditioned because its response is negative under frozen soil and weak under unfrozen wet soil. This interpretation is consistent with Montpetit et al. (2013), who showed that permittivity contrasts between layers can strongly affect the microwave response of layered snowpacks. It should therefore be constrained with ancillary information rather than retrieved alone.

These results extend the tundra-based approach of Montpetit et al. (2024) to a more variable temperate agricultural site. At Powassan, the soil alternated between frozen and unfrozen states, which makes the lower-frequency soil constraint more difficult. This variability also makes the constraint more important. For TSMM, the added value of the approach is therefore not limited to retrieving effective soil parameters. It also identifies which snow properties can realistically be targeted once the soil contribution has been decoupled.

5.8.5 TSMM perspective

This study shows that it is possible to retrieve soil properties under the snow cover using lower-frequency SAR measurements with good accuracy. Together, the inversion and one-at-a-time sensitivity analysis suggest that this soil constraint is a necessary first step before Ku-band SWE retrieval can be performed in Powassan. The method described by Montpetit et al. (2024) can therefore be applied outside tundra conditions, but the propagation of effective soil parameters toward Ku-band must be treated carefully in temperate environments. By estimating the soil properties first, retrieval algorithms can reduce the dimensionality of the subsequent snow inversion and focus on the snow parameters that dominate the Ku-band response (Montpetit et al., 2025).

5.8.6 Limitations

While this study demonstrates the feasibility of inverting soil parameters under snow cover using multi-frequency SAR data, several limitations should be acknowledged. First, the inversion approach relies on the accuracy of the SMRT model, which may have inherent limitations in representing complex soil and snow interactions. Picard et al. (2018) mentioned that more work is required in SMRT to correctly represent snow on the ground in active microwave remote sensing since current model formulations are primarily designed for

passive microwave applications. The simplified one-at-a-time experiment is also limited by the validity range of the IBA formulation. The largest correlation lengths observed in the Powassan snowpits approach this limit at Ku_2, so the strongest microstructure responses should be interpreted cautiously. The geometrical optics representation of the soil surface scattering implemented in SMRT and used for this study is primarily valid for very rough surfaces compared to the radar wavelength. Some surfaces in this study might not fully meet this criterion, especially at lower frequencies such as the L-band for surfaces with low MSS values. This further explains the difference between the L-band optimization and the C- and X-bands. Another limitation lies in the temporal mismatch between the SAR acquisitions and the ground-based measurements. Although efforts were made to minimize this mismatch by selecting SAR acquisitions close to the March 1st field site visit, soil and snow conditions can change rapidly due to weather events, potentially affecting the accuracy of the comparisons.

5.8.7 Future work

Because the snow sensitivity analysis remained diagnostic, the next step is to test whether the Powassan dataset can be used to retrieve snow parameters from the CryoSAR Ku-band data. This would involve using the low-frequency inverted soil parameters as inputs and optimizing snow parameters with a similar inversion approach as Montpetit et al. (2025). The full approach was demonstrated by Montpetit et al. (2024) and Montpetit et al. (2025) in a tundra environment, and applying it to the Powassan site would further validate its usage across different biomes. Additionally, future work will explore the application of this inversion methodology to other sites with varying soil types, climate conditions, and more challenging topographies (mountainous regions, boreal forests, etc.) to further test the robustness of the approach. Finally, the ability of surface scattering models to represent the cross-polarized signal will be investigated, and the same inversion methodology will be applied to optimize the SAR backscatter.

5.9 Conclusion

This study applied a soil microwave parameter inversion methodology using the Snow Microwave Radiative Transfer (SMRT) model to an agro-forested site dataset from the 2022/2023 winter season, building upon the previous work conducted in a tundra environment by Montpetit et al. (2024). The inversion of soil roughness and permittivity using multi-frequency radar data from Cryospheric SAR (CryoSAR), Radarsat Constellation Mission (RCM), and TerraSAR-X (TSX) demonstrated the capability of the approach to accurately reproduce the observed backscattering signals across different frequencies with

$R^2 \geq 0.74$, Root Mean Squared Error (RMSE)$\leq$1.52 dB and low bias from the model. The study also highlighted the importance of constraining the soil background parameters for accurate interpretation of Ku-band backscatter in temperate snow-covered environments, where soil conditions can be highly variable due to freeze-thaw cycles and moisture changes. These results highlight its potential usage for future satellite missions operating at different frequencies, such as Terrestrial Snow Mass Mission (TSMM).

Based on this work, future inversion frameworks should explicitly represent the time-evolving soil background permittivity (freeze/thaw and moisture-driven dielectric changes), since assuming a static soil state can bias retrievals in rapidly varying temperate conditions. Considering a single soil roughness value throughout the winter season is also recommended where no significant disturbance (plowing, excavating, etc.) is observed. To further test the approach and improve our understanding of soil and snow interactions with radar signals, future work will look at applying the methodology to different sites with varying soil types, climate conditions and topographies.

Finally, this study highlights the reliability of the soil parameter inversion approach using SMRT across different environments and soil conditions. The successful application of this methodology to the Powassan site demonstrates its potential for broader applications in snow monitoring and remote sensing.

5.10 Acknowledgements

OpenAI's ChatGPT, Anthropic's Claude and Google's Gemini were used in this work as assistance in the writing and editing process. The authors would like to acknowledge the financial support of the Canadian Space Agency (CSA) FAST 2019 Grant No. 19FAWATA23, the Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada (NSERC), the Fonds de recherche du Québec – Nature et technologies (FRQNT) and the Collaboration and Innovation Fund (FCI). The authors would like to thank everyone involved in the data collection campaigns at Powassan, including the teams from Environment and Climate Change Canada (ECCC), the University of Waterloo, the Université de Sherbrooke, and the Université du Québec à Trois-Rivières as well as Arvids Silis and Micheal Davey from the same organization. The authors also thank the Centre for Northern Studies (CEN) for funding opportunities. Special thanks go to Markus Wand at Wand Family Farm, who allowed us access to their lands for field measurements and assisted us during the multiple field visits.

5.11 References

Aygün O, Kinnard C, and Campeau S (June 2020): « Impacts of climate change on the hydrology of northern midlatitude cold regions ». en. *Progress in Physical Geography: Earth and Environment* 44.3, pp. 338–375. DOI: 10.1177/0309133319878123.

Belinska K, Fischer G, Parrella G, and Hajnsek I (2023): « The Potential of Multi-frequency Spaceborne DInSAR Measurements for the Retrieval of Snow Water Equivalent ». *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 17, pp. 2950–2962. DOI: 10.1109/JSTARS.2023.3345139.

Bircher S, Demontoux F, Razafindratsima S, Jonard F, Weihermüller L, Kudra M, Schwank M, Peltoniemi J, Rautiainen K, and Zakharova E (2016): « L-Band Relative Permittivity of Organic Soil Surface Layers—A New Dataset of Resonant Cavity Measurements and Model Evaluation ». *Remote Sensing* 8.12, p. 1024. DOI: 10.3390/rs8121024.

Brangers I, Marshall HP, De Lannoy G, Dunmire D, Mätzler C, and Lievens H (2024): « Tower-based C-band radar measurements of an alpine snowpack ». *The Cryosphere* 18.7, pp. 3177–3193. DOI: 10.5194/tc-18-3177-2024.

Chabot M, Lindsay J, Rowlandson T, and Berg AA (2018): « Comparing the Use of Terrestrial LiDAR Scanners and Pin Profilers for Deriving Agricultural Roughness Statistics ». *Canadian Journal of Remote Sensing* 44.2, pp. 153–168. DOI: 10.1080/07038992.2018.1461559.

Derksen C, Lemmetyinen J, King J, Belair S, Garnaud C, Lapointe M, Crevier Y, Burbidge G, and Siqueira P (July 2019): « A Dual-Frequency Ku-Band Radar Mission Concept for Seasonal Snow ». In: *IGARSS 2019 - 2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. providing. IEEE. DOI: 10.1109/igarss.2019.8898030.

Dobson M, Ulaby F, Hallikainen M, and El-rayes M (Jan. 1985): « Microwave dielectric behavior of wet soil-part II: dielectric mixing models ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* GE-23.1, pp. 35–46. DOI: 10.1109/tgrs.1985.289498.

Duguay Y and Bernier M (2012): « The Use of RADARSAT-2 and TerraSAR-X Data for the Evaluation of Snow Characteristics in Subarctic Regions ». *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pp. 3556–3559. DOI: 10.1109/IGARSS.2012.6350650.

Gallet JC, Domine F, Zender CS, and Picard G (Aug. 2009): « Measurement of the specific surface area of snow using infrared reflectance in an integrating

sphere at 1310 and 1550 nm ». English. *The Cryosphere* 3.2, pp. 167–182. DOI: 10.5194/tc-3-167-2009.

Garnaud C, Bélair S, Carrera ML, Derksen C, Bilodeau B, Abrahamowicz M, Gauthier N, and Vionnet V (Jan. 2019): « Quantifying Snow Mass Mission Concept Trade-Offs Using an Observing System Simulation Experiment ». *Journal of Hydrometeorology* 20.1, pp. 155–173. DOI: 10.1175/jhm-d-17-0241.1.

Gélinas A, Filali B, Langlois A, Kelly R, Mavrovic A, Demontoux F, and Roy A (2025): « New Wideband Large Aperture Open-Ended Coaxial Microwave Probe for Soil Dielectric Characterization ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 63, pp. 1–8. DOI: 10.1109/TGRS.2025.3539532.

Goodrich LE (Nov. 1982): « The influence of snow cover on the ground thermal regime ». *Canadian Geotechnical Journal* 19.4, pp. 421–432. DOI: 10.1139/t82-047.

Herman J and Usher W (Jan. 2017): « SALib: An open-source Python library for Sensitivity Analysis ». *The Journal of Open Source Software* 2.9. DOI: 10.21105/joss.00097.

Iwanaga T, Usher W, and Herman J (May 2022): « Toward SALib 2.0: Advancing the accessibility and interpretability of global sensitivity analyses ». *Socio-Environmental Systems Modelling* 4, p. 18155. DOI: 10.18174/sesmo.18155.

Kelly R, Thompson A, Wang W, Akhavan Z, Welch J, Toose P, Derksen C, Montpetit B, and Meta A (July 2024): « The Airborne Cryospheric SAR System (CryoSAR): Characterizing Cold Season Hydrology Using Ku and L-Band Polarimetric SAR Observations ». In: *IGARSS 2024 - 2024 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. ISSN: 2153-7003, pp. 6559–6561. DOI: 10.1109/IGARSS53475.2024.10642350.

King J, Derksen C, Toose P, Langlois A, Larsen C, Lemmetyinen J, Marsh P, Montpetit B, Roy A, Rutter N, and Sturm M (Sept. 2018): « The influence of snow microstructure on dual-frequency radar measurements in a tundra environment ». *Remote Sensing of Environment* 215, pp. 242–254. DOI: 10.1016/j.rse.2018.05.028.

Lee JH and Walker J (June 2022): « Inversion of soil roughness for estimating soil moisture from time-series Sentinel-1 backscatter observations over Yanco sites ». *Geocarto International* 37.7, pp. 1850–1862. DOI: 10.1080/10106049.2020.1805030.

Lemmetyinen J, Cohen J, Kontu A, Vehviläinen J, Hannula HR, Merkouriadi I, Scheiblauer S, Rott H, Nagler T, Ripper E, Elder K, Marshall HP, Fromm

R, Adams M, Derksen C, King J, Meta A, Coccia A, Rutter N, Sandells M, Macelloni G, Santi E, Leduc-Leballeur M, Essery R, Menard C, and Kern M (Sept. 2022): « Airborne SnowSAR data at X and Ku bands over boreal forest, alpine and tundra snow cover ». *Earth System Science Data* 14.9, pp. 3915–3945. DOI: 10.5194/essd-14-3915-2022.

Lemmetyinen J, Derksen C, Rott H, Macelloni G, King J, Schneebeli M, Wiesmann A, Leppänen L, Kontu A, and Pulliainen J (Feb. 2018): « Retrieval of Effective Correlation Length and Snow Water Equivalent from Radar and Passive Microwave Measurements ». en. *Remote Sensing* 10.2, p. 170. DOI: 10.3390/rs10020170.

Lindsay J (2016): « Whitebox GAT: A case study in geomorphometric analysis ». *Computers & Geosciences* 95, pp. 75–84. DOI: 10.1016/j.cageo.2016.07.003.

Mätzler C and Wiesmann A (Dec. 1999): « Extension of the Microwave Emission Model of Layered Snowpacks to Coarse-Grained Snow ». en. *Remote Sensing of Environment* 70.3, pp. 317–325. DOI: 10.1016/S0034-4257(99)00047-4.

Meloche J, Royer A, Langlois A, Rutter N, and Sasseville V (2021): « Improvement of microwave emissivity parameterization of frozen Arctic soils using roughness measurements derived from photogrammetry ». *International Journal of Digital Earth* 0.0, pp. 1–17. DOI: 10.1080/17538947.2020.1836049.

Mironov VL, Roo RDD, and Savin IV (June 2010): « Temperature-dependable microwave dielectric model for an arctic soil ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 48.6, pp. 2544–2556. DOI: 10.1109/tgrs.2010.2040034.

Montpetit B, King J, Meloche J, Derksen C, Siqueira P, Adam JM, Toose P, Brady M, Wendleder A, Vionnet V, and Leroux NR (2024): « Retrieval of snow and soil properties for forward radiative transfer modeling of airborne Ku-band SAR to estimate snow water equivalent: the Trail Valley Creek 2018/19 snow experiment ». *The Cryosphere* 18.8, pp. 3857–3874. DOI: 10.5194/tc-18-3857-2024.

Montpetit B, Meloche J, Vionnet V, Derksen C, Wooley G, Leroux NR, Siqueira P, Adams JM, and Brady M (2025): « Retrieving Snow Water Equivalent from airborne Ku-band data: The Trail Valley Creek 2018/19 Snow Experiment ». *EGUsphere* 2025, pp. 1–31. DOI: 10.5194/egusphere-2025-2317.

Montpetit B, Royer A, Langlois A, Cliche P, Roy A, Champollion N, Picard G, Domine F, and Obbard R (2012): « New shortwave infrared albedo measurements for snow specific surface area retrieval ». en. *Journal of Glaciology* 58.211, pp. 941–952. DOI: 10.3189/2012JoG11J248.

Montpetit B, Royer A, Roy A, Langlois A, and Derksen C (2013): « Snow microwave emission modeling of ice lenses within a snowpack using the microwave emission

model for layered snowpacks ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 51.9, pp. 4705–4717.

NRCan (2025): *High Resolution Digital Elevation Model (HRDEM) - CanElevation Series*. URL: https://open.canada.ca/data/en/dataset/957782bf-847c-4644-a757-e383c0057995 (visited on 12/12/2025).

Picard G, Brucker L, Roy A, Dupont F, Fily M, Royer A, and Harlow C (July 2013): « Simulation of the microwave emission of multi-layered snowpacks using the Dense Media Radiative transfer theory: the DMRT-ML model ». English. *Geoscientific Model Development* 6.4, pp. 1061–1078. DOI: 10.5194/gmd-6-1061-2013.

Picard G, Le Toan T, Quegan S, Caraglio Y, and Castel T (Aug. 2004): « Radiative transfer modeling of cross-polarized backscatter from a pine forest using the discrete ordinate and eigenvalue method ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 42.8, pp. 1720–1730. DOI: 10.1109/TGRS.2004.831229.

Picard G, Löwe H, and Mätzler C (Mar. 2022): « Brief communication: A continuous formulation of microwave scattering from fresh snow to bubbly ice from first principles ». English. *The Cryosphere Discussions*, pp. 1–9. DOI: 10.5194/tc-2022-63.

Picard G, Sandells M, and Löwe H (July 2018): « SMRT: an active–passive microwave radiative transfer model for snow with multiple microstructure and scattering formulations (v1.0) ». English. *Geoscientific Model Development* 11.7, pp. 2763–2788. DOI: 10.5194/gmd-11-2763-2018.

Proksch M, Mätzler C, Wiesmann A, Lemmetyinen J, Schwank M, Löwe H, and Schneebeli M (Aug. 2015): « MEMLS3&a: Microwave Emission Model of Layered Snowpacks adapted to include backscattering ». English. *Geoscientific Model Development* 8.8, pp. 2611–2626. DOI: 10.5194/gmd-8-2611-2015.

Pulliainen J, Luojus K, Derksen C, Mudryk L, Lemmetyinen J, Salminen M, Ikonen J, Takala M, Cohen J, Smolander T, and Norberg J (May 2020): « Patterns and trends of Northern Hemisphere snow mass from 1980 to 2018 ». *Nature* 581.7808, pp. 294–298. DOI: 10.1038/s41586-020-2258-0.

Rutter N, Sandells MJ, Derksen C, King J, Toose P, Wake L, Watts T, Essery R, Roy A, Royer A, Marsh P, Larsen C, and Sturm M (Nov. 2019): « Effect of snow microstructure variability on Ku-band radar snow water equivalent retrievals ». *The Cryosphere* 13.11, pp. 3045–3059. DOI: 10.5194/tc-13-3045-2019.

Sobol' I (2001): « Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo estimates ». *Mathematics and Computers in Simulation*

55.1. The Second IMACS Seminar on Monte Carlo Methods, pp. 271–280. DOI: 10.1016/S0378-4754(00)00270-6.

Tsang L, Durand M, Derksen C, Barros AP, Kang DH, Lievens H, Marshall HP, Zhu J, Johnson J, King J, Lemmetyinen J, Sandells M, Rutter N, Siqueira P, Nolin A, Osmanoglu B, Vuyovich C, Kim E, Taylor D, Merkouriadi I, Brucker L, Navari M, Dumont M, Kelly R, Kim RS, Liao TH, Borah F, and Xu X (Sept. 2022): « Review article: Global monitoring of snow water equivalent using high-frequency radar remote sensing ». *The Cryosphere* 16.9, pp. 3531–3573. DOI: 10.5194/tc-16-3531-2022.

Ulaby FT, Moore RK, and Fung AK (1982): *Microwave Remote Sensing: Active and Passive. Volume 2: Radar Remote Sensing and Surface Scattering and Emission Theory*. Vol. 2. Dedham, MA: Artech House.

Vionnet V, Mortimer C, Brady M, Arnal L, and Brown R (Sept. 2021): « Canadian historical Snow Water Equivalent dataset (CanSWE, 1928–2020) ». *Earth System Science Data* 13.9, pp. 4603–4619. DOI: 10.5194/essd-13-4603-2021.

Zhang T (2005): « Influence of the seasonal snow cover on the ground thermal regime: An overview ». en. *Reviews of Geophysics* 43.4. DOI: 10.1029/2004RG000157.

Chapitre VI

Conclusion générale

Contenu du chapitre

6.1 Synthèse et apports 137
6.2 Retour sur les objectifs et hypothèses 138
6.3 Limites et perspectives. 139

6.1 Synthèse et apports

Cette thèse avait pour objectif général d'améliorer la représentation de la contribution du sol sous la neige dans les modèles utilisés pour l'inversion du équivalent en eau de la neige (SWE) à partir d'observations Radar à synthèse d'ouverture (SAR). La contribution du sol est souvent traitée comme une condition aux limites du problème de transfert radiatif, alors qu'elle dépend elle-même de processus physiques variables dans le temps et dans l'espace. Sous un manteau nival, le sol peut être gelé, partiellement gelé ou non gelé. Il peut aussi présenter une forte hétérogénéité dans sa composition en matière organique et modifier la réponse radar par sa permittivité, sa rugosité et l'état de l'interface sol-neige. Les objectifs posés dans cette thèse étaient donc de comprendre comment la représentation du sol conditionne la qualité de l'inversion micro-onde.

La thèse suit une progression logique, de la mesure en laboratoire vers l'utilisation de la démarche dans une chaîne d'inversion radar. Un premier volet a porté sur le développement et la calibration d'une sonde large bande. Un deuxième a servi à constituer une base de données diélectrique et à évaluer la transférabilité de plusieurs Modèle de mélange diélectrique (DMM) sur des sols minéraux et organiques, gelés ou non gelés, de la bande L à la bande Ku en utilisant les données générées par la sonde de permittivité. Un troisième a appliqué, puis étendu, une méthodologie d'inversion déjà publiée afin d'intégrer la paramétrisation du sol dans une chaîne de modélisation directe et d'inversion radar sous neige.

L'apport principal de cette thèse est de montrer que la représentation du sol ne peut pas être réduite à une valeur fixe ou à une hypothèse secondaire lorsque l'on vise l'inversion du SWE par radar. La thèse relie pour cela un outil de mesure large bande, une base de données de permittivité et une approche d'inversion radar dans un même cadre d'analyse. Les mesures de permittivité montrent que le choix du DMM est déterminant, car la réponse du sol varie fortement avec la fréquence, la température, le contenu volumétrique en eau et la fraction organique. Les spectres continus obtenus permettent ainsi de comparer les formulations existantes sur un même gradient de fréquence, de température, de Contenu volumétrique en eau (VWC) et de matière organique. Cette comparaison met en évidence le caractère graduel de la transition entre sols minéraux et organiques, montre qu'aucune formulation unique ne couvre correctement tout l'espace étudié et souligne qu'il faut distinguer la performance sur la partie réelle et sur la partie imaginaire de la permittivité. L'inversion radar prolonge ensuite cette analyse dans un contexte de télédétection active. Elle montre que la rugosité peut être traitée comme un paramètre effectif fixé dans le temps et entre les fréquences pour stabiliser le problème, alors que la variabilité temporelle et fréquentielle du sol est plutôt portée par sa permittivité. La cohérence de la thèse repose donc sur une idée simple. Pour améliorer l'inversion des propriétés de la neige, il faut d'abord mieux contraindre le substrat qui ferme le problème électromagnétique.

6.2 Retour sur les objectifs et hypothèses

Le premier objectif était de développer et valider une Sonde coaxiale à extrémité ouverte (OECP) large bande permettant de mesurer la permittivité de sols hétérogènes sur la plage fréquentielle pertinente pour les applications micro-ondes sur neige. L'hypothèse associée était qu'une sonde coaxiale à grande ouverture, calibrée sur une large plage fréquentielle, permettrait de mesurer de façon répétable la permittivité de sols hétérogènes et de suivre les variations liées à la température, à l'humidité et à la phase de l'eau. Les résultats soutiennent globalement cette hypothèse. La sonde couvre la plage de 0.5 à 18 GHz, présente une erreur de calibration faible sur la plage utile et permet de suivre les contrastes diélectriques associés au gel et au dégel. Les essais de profondeur de pénétration ont aussi mieux défini le volume effectivement sondé. La mesure doit toutefois être interprétée comme une mesure locale, sensible au contact avec l'échantillon et plus délicate aux hautes fréquences dans les milieux hétérogènes. Particulièrement dans les transitions gel/dégel près de 0 °C où le gel partiel des échantillons cause des discontinuités dans la matrice et du bruit sur la mesure. Néanmoins, la sonde s'est révélée être un outil robuste pour caractériser la permittivité de sols minéraux et organiques dans des conditions variées, autant en laboratoire que sur le terrain dans des environnements nordiques.

Le deuxième objectif visait à constituer une base de données multi-fréquences de per-

mittivité des sols couvrant un gradient de matière organique, d'humidité et de température, à l'aide de la sonde large bande, puis à évaluer la transférabilité de modèles de mélange diélectrique. L'hypothèse était que les modèles existants performeraient bien dans leurs domaines de calibration respectifs, mais que leur transférabilité diminuerait lorsque les conditions s'en éloignent, en particulier vers les sols fortement organiques, les fréquences plus élevées et les transitions gel/dégel. Cette hypothèse est confirmée, mais de façon nuancée. La base de données de 2880 mesures a permis d'évaluer huit formulations DMM ainsi qu'un modèle de référence de type Forêt aléatoire (RF) dans un espace où la fréquence, la température et la matière organique varient conjointement. Aucun modèle unique ne couvre de manière robuste l'ensemble du domaine étudié. Les formulations existantes restent pertinentes dans leurs domaines de calibration, mais leur transférabilité se dégrade lorsque la matière organique augmente, que la fréquence s'élève ou que les transitions gel/dégel deviennent dominantes. En conditions gelées, la performance des modèles a davantage dépendu de leur représentation de l'eau non gelée que du type de sol sur lequel ils avaient été calibrés. Le modèle RF a fourni un repère utile, sans pour autant remplacer l'intérêt des formulations physiques lorsqu'elles sont bien adaptées au problème posé.

Le troisième objectif consistait à évaluer l'effet de la paramétrisation du sol, notamment la permittivité et la rugosité, dans une approche d'inversion radar multi-fréquences sous neige utilisant *Snow Microwave Radiative Transfer* (SMRT). L'hypothèse posait qu'une paramétrisation fixant la rugosité de surface tout en permettant à la permittivité de varier dans le temps permettrait de mieux reproduire la rétrodiffusion observée et de mieux isoler la contribution du substrat. Les résultats soutiennent aussi cette hypothèse sur le site de Powassan. L'inversion multi-fréquences a reproduit la rétrodiffusion observée avec des valeurs de R^2 supérieures ou égales à 0.74, des Erreur quadratique moyenne (RMSE) inférieures ou égales à 1.52 dB et des biais faibles. Ils montrent qu'une rugosité effective peut être fixée dans le temps pendant que la permittivité porte la variabilité temporelle du sol. Cette simplification suppose toutefois l'absence de perturbation marquée du sol au cours de la saison et demeure sensible aux hypothèses du modèle de transfert radiatif pour la diffusion de surface. Les paramètres inversés doivent cependant être lus comme des paramètres effectifs, et non comme des mesures directes, car les échelles de la mesure de terrain, du radar et du modèle direct ne coïncident pas.

6.3 Limites et perspectives

Plusieurs limites doivent être gardées en tête pour interpréter la portée des résultats. La première concerne la calibration et les mesures de laboratoire. Pour fournir une valeur de permittivité, la sonde doit être calibrée à l'aide de standards de référence. Dans ce travail, la calibration a été réalisée entre autres à l'aide de standards liquides d'eau saline.

Durant les manipulations expérimentales la calibration a été répétée à plusieurs reprises aux différentes températures visées dans l'expérience. Par contre, la calibration de la sonde n'a pas pu être répétée directement sous 0 °C. Les mesures sous la zone de transition gel/dégel possèdent donc une incertitude plus élevée, d'autant plus que les échantillons eux-mêmes présentent une hétérogénéité accrue à cause du gel partiel. Les échantillons de sol ont aussi été séchés, broyés, tamisés, mélangés et recompactés afin d'assurer la répétabilité. Les résultats doivent donc être lus comme des propriétés de référence de matériaux standardisés plutôt que comme l'image complète d'un sol intact naturel avec des agrégats et une structure particulière.

La deuxième limite concerne l'échantillonnage de l'espace expérimental. Même si la base de données couvre un large gradient de matière organique, elle demeure limitée à 18 sols et à quatre niveaux de VWC. Cela suffit pour identifier les tendances principales, mais pas pour décrire finement toute la courbure de la relation entre m_v et ε^*, surtout près de la saturation. La zone autour de 0 °C demeure également moins bien contrainte, car l'eau liquide, la glace, l'air et l'eau non gelée y coexistent.

La troisième limite concerne le passage de l'échelle du laboratoire à celle du radar. L'OECP mesure les premiers millimètres ou centimètres de sol, alors que les capteurs SAR intègrent une réponse sur une profondeur et une surface beaucoup plus grandes. Les mesures de terrain, les inversions radar et les paramètres de modèle ne représentent donc pas exactement le même volume physique.

Enfin, l'approche dépend de la capacité du modèle direct à représenter correctement la diffusion dans la neige, la réflexion à l'interface et la diffusion de surface. Certaines formulations de rugosité ne sont pas également adaptées à toutes les fréquences et à tous les sites. Les croûtes de glace, les couches basales denses, la végétation résiduelle et les variations rapides de l'état thermique du sol ajoutent aussi des sources d'incertitude.

Les perspectives découlent directement de ces limites. Sur le plan expérimental, la priorité est d'étendre la base de données à un plus grand nombre de sols, en ciblant surtout les portions sous-représentées de l'espace textural. Des pas plus fins de VWC et de température autour de 0 °C permettraient aussi de mieux caractériser la zone de transition. Il faudrait également mieux contraindre la durée de cette période, car l'inertie thermique du sol et le plateau de type *zero-curtain* peuvent maintenir des états partiellement gelés pendant un intervalle prolongé. Des mélanges synthétiques contrôlés pourraient compléter cet effort en aidant à isoler l'effet de chaque composante.

Sur le plan instrumental, il faudrait surtout mieux quantifier les effets de contact et de redistribution de l'eau dans les échantillons. En effet, lors des tests à température supérieure à 0 °C, l'eau liquide peut s'infiltrer dans les interstices de la matrice, davantage pour les échantillons très minéraux, et ainsi modifier la réponse de la sonde. Il serait aussi pertinent de comparer plus systématiquement les mesures sur échantillons préparés avec

des mesures sur carottes intactes ou directement en conditions de terrain afin de valider la représentativité des mesures.

Sur le plan de la modélisation diélectrique, les résultats indiquent que le développement d'un modèle unique couvrant toutes les conditions n'est peut-être pas la voie la plus efficace à court terme. Une approche hybride pourrait être plus réaliste. Les formulations physiques peuvent être privilégiées là où leurs mécanismes sont bien contraints, notamment pour représenter la transition gel/dégel et l'effet de l'eau non gelée. Des approches statistiques pourraient ensuite compléter les domaines moins bien couverts, particulièrement la partie imaginaire de la permittivité en bande L et les sols organiques aux fréquences Ku.

Sur le plan de la télédétection, la prochaine étape consiste à intégrer plus directement la paramétrisation du sol dans les inversions de propriétés de la neige. Il faudra en particulier tester comment des paramètres de sol contraints à plus basse fréquence peuvent améliorer l'inversion avec les observations Ku pertinentes pour *Terrestrial Snow Mass Mission* (TSMM). Il faudra aussi vérifier jusqu'à quel point une approche d'abord appliquée à un sol de toundra fortement gelé se transpose à un milieu agro-forestier comme celui de Powassan. Dans ce contexte, l'état thermique du sol peut varier rapidement et demeurer ambigu à l'échelle du site.

Enfin, les perspectives opérationnelles dépassent le cadre d'un seul site ou d'une seule mission. Les futures chaînes d'inversion devront probablement combiner des mesures multi-fréquences, des modèles directs modulaires et des informations auxiliaires sur la rugosité, la végétation et l'état thermique du sol. Les éléments développés dans cette thèse peuvent servir de base à cette évolution, que ce soit pour TSMM, pour des missions comme *NASA-ISRO Synthetic Aperture Radar* (NISAR), ou pour des approches d'assimilation combinant les observations radar et les modèles de surface.

Financements

Les travaux présentés dans cette thèse ont bénéficié du soutien financier de l'Agence spatiale canadienne (ASC), notamment par la subvention 19FAWATA23, du Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada (NSERC), du Fonds de recherche du Québec – Nature et technologies (FRQNT), du Programme de formation scientifique dans le Nord (NSTP), du Fonds de collaboration et d'innovation (FCI) et du Centre d'études nordiques (CEN). Le programme Mitacs Globalink et le Bureau des relations internationales de l'Université du Québec à Trois-Rivières (UQTR) ont aussi financé un stage à Bordeaux auprès de François Demontoux. Les travaux ont également été soutenus par le programme FONCER CREATE De l'observation de la Terre à distance aux services d'information décisionnelle, en lien avec le NSERC et l'Université de Sherbrooke (UdeS), ainsi que par la bourse Universalis Causa du Décanat des études de l'UQTR.

Références des chapitres 1 et 2

Anderson DM et Tice AR (1972) : « Predicting unfrozen water contents in frozen soils from surface area measurements ». *Highway research record* 393.2, p. 12-18.

Andryieuski A, Kuznetsova S, Zhukovsky S et Kivshar Y (août 2015) : « Water : Promising Opportunities for Tunable All-Dielectric Electromagnetic Metamaterials ». *Scientific Reports* 5, p. 13535. DOI : 10.1038/srep13535.

Aygün O, Kinnard C et Campeau S (juin 2020) : « Impacts of climate change on the hydrology of northern midlatitude cold regions ». en. *Progress in Physical Geography : Earth and Environment* 44.3, p. 338-375. DOI : 10.1177/0309133319878123.

Bingham A et Drinkwater M (juill. 2000) : « Recent changes in the microwave scattering properties of the Antarctic ice sheet ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 38.4, p. 1810-1820. DOI : 10.1109/36.851765.

Bintanja R et Andry O (avr. 2017) : « Towards a rain-dominated Arctic ». en. *Nature Climate Change* 7.4, p. 263-267. DOI : 10.1038/nclimate3240.

Birchak JR, Gardner CG, Hipp JE et Victor JM (1974) : « High dielectric constant microwave probes for sensing soil moisture ». *Proceedings of the IEEE* 62.1, p. 93-98.

Bircher S, Demontoux F, Razafindratsima S, Jonard F, Weihermüller L, Kudra M, Schwank M, Peltoniemi J, Rautiainen K et Zakharova E (2016) : « L-Band Relative Permittivity of Organic Soil Surface Layers—A New Dataset of Resonant Cavity Measurements and Model Evaluation ». *Remote Sensing* 8.12, p. 1024. DOI : 10.3390/rs8121024.

Brogioni M, Macelloni G, Palchetti E, Paloscia S, Pampaloni P, Pettinato S, Santi E, Cagnati A et Crepaz A (nov. 2009) : « Monitoring Snow Characteristics With Ground-Based Multifrequency Microwave Radiometry ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 47.11, p. 3643-3655. DOI : 10.1109/TGRS.2009.2030791.

Brown RD et Mote PW (avr. 2009) : « The response of northern hemisphere snow cover to a changing climate ». *Journal of Climate* 22.8, p. 2124-2145. DOI : 10.1175/2008jcli2665.1.

Callaghan TV, Johansson M, Brown RD, Groisman PY, Labba N, Radionov V, Bradley RS, Blangy S, Bulygina ON, Christensen TR, Colman JE, Essery RLH, Forbes BC, Forchhammer MC, Golubev VN, Honrath RE, Juday GP, Meshcherskaya AV, Phoenix GK, Pomeroy J, Rautio A, Robinson DA, Schmidt NM, Serreze MC, Shevchenko VP, Shiklomanov AI, Shmakin AB, Sköld P, Sturm M, Woo Mk et Wood EF (déc. 2011) : « Multiple Effects of Changes in Arctic Snow Cover ». en. *AMBIO* 40.1, p. 32-45. DOI : 10.1007/s13280-011-0213-x.

Chang ATC, Foster JL, Hall DK, Rango A et Hartline BK (mars 1982) : « Snow water equivalent estimation by microwave radiometry ». en. *Cold Regions Science and Technology* 5.3, p. 259-267. DOI : 10.1016/0165-232X(82)90019-2.

Chen L, Zhang Z, Yue H, Zhuang Y et Zhuang P (2026) : « Experimental and intelligent modelling study on dielectric properties of sandy soil considering temperature, moisture content, and dry density ». *Journal of Applied Geophysics*, p. 106209.

Cohen J et Entekhabi D (mars 2001) : « The influence of snow cover on northern hemisphere climate variability ». *Atmosphere-Ocean* 39.1, p. 35-53. DOI : 10.1080/07055900.2001.9649665.

Cui Y, Xiong C, Lemmetyinen J, Shi J, Jiang L, Peng B, Li H, Zhao T, Ji D et Hu T (juin 2016) : « Estimating Snow Water Equivalent with Backscattering at X and Ku Band Based on Absorption Loss ». en. *Remote Sensing* 8.6, p. 505. DOI : 10.3390/rs8060505.

Derksen C, Lemmetyinen J, King J, Belair S, Garnaud C, Lapointe M, Crevier Y, Burbidge G et Siqueira P (juill. 2019) : « A Dual-Frequency Ku-Band Radar Mission Concept for Seasonal Snow ». In : *IGARSS 2019 - 2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. providing. IEEE. DOI : 10.1109/igarss.2019.8898030.

Dietz AJ, Kuenzer C, Gessner U et Dech S (juill. 2012) : « Remote sensing of snow – a review of available methods ». *International Journal of Remote Sensing* 33.13, p. 4094-4134. DOI : 10.1080/01431161.2011.640964.

Dobson M, Ulaby F, Hallikainen M et El-rayes M (jan. 1985) : « Microwave dielectric behavior of wet soil-part II : dielectric mixing models ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* GE-23.1, p. 35-46. DOI : 10.1109/tgrs.1985.289498.

Dong C (juin 2018) : « Remote sensing, hydrological modeling and in situ observations in snow cover research : A review ». en. *Journal of Hydrology* 561, p. 573-583. DOI : 10.1016/j.jhydrol.2018.04.027.

Entekhabi D, Njoku EG, O'Neill PE, Kellogg KH, Crow WT, Edelstein WN, Entin JK, Goodman SD, Jackson TJ, Johnson J, Kimball J, Piepmeier JR, Koster RD, Martin N, McDonald KC, Moghaddam M, Moran S, Reichle R, Shi JC, Spencer MW, Thurman SW, Tsang L et Van Zyl J (mai 2010) : « The Soil Moisture Active Passive (SMAP) Mission ». *Proceedings of the IEEE* 98.5, p. 704-716. DOI : 10.1109/JPROC.2010.2043918.

Euskirchen ES, Bennett AP, Breen AL, Genet H, Lindgren MA, Kurkowski TA, McGuire AD et Rupp TS (oct. 2016) : « Consequences of changes in vegetation and snow cover for climate feedbacks in Alaska and northwest Canada ». en. *Environmental Research Letters* 11.10, p. 105003. DOI : 10.1088/1748-9326/11/10/105003.

Flach J, Partington K, Ruiz C, Jeansou E et Drinkwater M (avr. 2005) : « Inversion of the surface properties of ice sheets from satellite microwave data ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 43.4, p. 743-752. DOI : 10.1109/TGRS.2005.844287.

Foster JL, Hall DK, Chang ATC et Rango A (1984) : « An overview of passive microwave snow research and results ». en. *Reviews of Geophysics* 22.2, p. 195-208. DOI : 10.1029/RG022i002p00195.

Garnaud C, Bélair S, Carrera ML, Derksen C, Bilodeau B, Abrahamowicz M, Gauthier N et Vionnet V (jan. 2019) : « Quantifying Snow Mass Mission Concept Trade-Offs Using an Observing System Simulation Experiment ». *Journal of Hydrometeorology* 20.1, p. 155-173. DOI : 10.1175/jhm-d-17-0241.1.

Gélinas A, Filali B, Langlois A, Kelly R, Mavrovic A, Demontoux F et Roy A (2025) : « New Wideband Large Aperture Open-Ended Coaxial Microwave Probe for Soil Dielectric Characterization ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 63, p. 1-8. DOI : 10.1109/TGRS.2025.3539532.

Goodrich LE (nov. 1982) : « The influence of snow cover on the ground thermal regime ». *Canadian Geotechnical Journal* 19.4, p. 421-432. DOI : 10.1139/t82-047.

Grody N (2008) : « Relationship between snow parameters and microwave satellite measurements : Theory compared with Advanced Microwave Sounding Unit observations from 23 to 150 GHz ». en. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres* 113.D22. DOI : 10.1029/2007JD009685.

Grogan P et Jonasson S (2006) : « Ecosystem CO2 production during winter in a Swedish subarctic region : the relative importance of climate and vegetation

type ». en. *Global Change Biology* 12.8, p. 1479-1495. DOI : 10.1111/j.1365-2486.2006.01184.x.

Hallikainen MT, Ulaby FT, Dobson MC, El-Rayes MA et Wu Lk (jan. 1985) : « Microwave Dielectric Behavior of Wet Soil-Part 1 : Empirical Models and Experimental Observations ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* GE-23.1, p. 25-34. DOI : 10.1109/TGRS.1985.289497.

Hillel D (2003) : *Introduction to environmental soil physics*. Elsevier.

Hoekstra P et Delaney A (1974) : « Dielectric properties of soils at UHF and microwave frequencies ». en. *Journal of Geophysical Research (1896-1977)* 79.11, p. 1699-1708. DOI : 10.1029/JB079i011p01699.

Kaatze U (1er oct. 1989) : « Complex permittivity of water as a function of frequency and temperature ». EN. *Journal of Chemical and Engineering Data* 34.4, p. 371-374. DOI : 10.1021/je00058a001.

Kerr YH, Waldteufel P, Wigneron JP, Delwart S, Cabot F, Boutin J, Escorihuela MJ, Font J, Reul N, Gruhier C, Juglea SE, Drinkwater MR, Hahne A, Martín-Neira M et Mecklenburg S (mai 2010) : « The SMOS Mission : New Tool for Monitoring Key Elements of the Global Water Cycle ». *Proceedings of the IEEE* 98.5, p. 666-687. DOI : 10.1109/JPROC.2010.2043032.

King J, Derksen C, Toose P, Langlois A, Larsen C, Lemmetyinen J, Marsh P, Montpetit B, Roy A, Rutter N et Sturm M (sept. 2018) : « The influence of snow microstructure on dual-frequency radar measurements in a tundra environment ». *Remote Sensing of Environment* 215, p. 242-254. DOI : 10.1016/j.rse.2018.05.028.

King J, Kelly R, Kasurak A, Duguay C, Gunn G, Rutter N, Watts T et Derksen C (2015) : « Spatio-temporal influence of tundra snow properties on Ku-band (17.2 GHz) backscatter ». en. *Journal of Glaciology* 61.226, p. 267-279. DOI : 10.3189/2015JoG14J020.

Klein L et Swift C (jan. 1977) : « An improved model for the dielectric constant of sea water at microwave frequencies ». *IEEE Journal of Oceanic Engineering* 2.1, p. 104-111. DOI : 10.1109/joe.1977.1145319.

Kunzi KF, Patil S et Rott H (oct. 1982) : « Snow-Cover Parameters Retrieved from Nimbus-7 Scanning Multichannel Microwave Radiometer (SMMR) Data ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* GE-20.4, p. 452-467. DOI : 10.1109/TGRS.1982.350411.

Lacroix P, Legrésy B, Langley K, Hamran SE, Kohler J, Roques S, Rémy F et Dechambre M (2008) : « In situ measurements of snow surface roughness using

a laser profiler ». en. *Journal of Glaciology* 54.187, p. 753-762. DOI : 10.3189/002214308786570863.

Lemmetyinen J, Derksen C, Rott H, Macelloni G, King J, Schneebeli M, Wiesmann A, Leppänen L, Kontu A et Pulliainen J (fév. 2018) : « Retrieval of Effective Correlation Length and Snow Water Equivalent from Radar and Passive Microwave Measurements ». en. *Remote Sensing* 10.2, p. 170. DOI : 10.3390/rs10020170.

Lemmetyinen J, Pulliainen J, Rees A, Kontu A, Qiu Y et Derksen C (juill. 2010) : « Multiple-Layer Adaptation of HUT Snow Emission Model : Comparison With Experimental Data ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 48.7, p. 2781-2794. DOI : 10.1109/TGRS.2010.2041357.

Lemmetyinen J, Schwank M, Rautiainen K, Kontu A, Parkkinen T, Mätzler C, Wiesmann A, Wegmüller U, Derksen C, Toose P, Roy A et Pulliainen J (juill. 2016) : « Snow density and ground permittivity retrieved from L-band radiometry : Application to experimental data ». en. *Remote Sensing of Environment*. Special Issue : ESA's Soil Moisture and Ocean Salinity Mission - Achievements and Applications 180, p. 377-391. DOI : 10.1016/j.rse.2016.02.002.

Leppänen L, Kontu A, Hannula HR, Sjöblom H et Pulliainen J (déc. 2015) : « Sodankylä manual snow survey program ». DOI : 10.5194/gid-5-405-2015.

Liebe HJ, Hufford GA et Manabe T (juill. 1991) : « A model for the complex permittivity of water at frequencies below 1 THz ». *International Journal of Infrared and Millimeter Waves* 12.7, p. 659-675. DOI : 10.1007/bf01008897.

Longepe N, Allain S, Ferro-Famil L, Pottier E et Durand Y (fév. 2009) : « Snowpack Characterization in Mountainous Regions Using C-Band SAR Data and a Meteorological Model ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 47.2, p. 406-418. DOI : 10.1109/TGRS.2008.2006048.

Looyenga H (1965) : « Dielectric constants of heterogeneous mixtures ». *Physica* 31.3, p. 401-406.

Löwe H et Picard G (nov. 2015) : « Microwave scattering coefficient of snow in MEMLS and DMRT-ML revisited : the relevance of sticky hard spheres and tomography-based estimates of stickiness ». English. *The Cryosphere* 9.6, p. 2101-2117. DOI : 10.5194/tc-9-2101-2015.

Luo S, Lu N, Zhang C et Likos W (juin 2022) : « Soil water potential : A historical perspective and recent breakthroughs ». *Vadose Zone Journal* 21. DOI : 10.1002/vzj2.20203.

Luojus K, Pulliainen J, Takala M, Lemmetyinen J, Derksen C et Wang L (2010) : « Snow water equivalent (SWE) product guide ». *Global Snow Monitoring for Climate Research* 1.01.

Luojus K, Pulliainen J, Takala M, Lemmetyinen J, Mortimer C, Derksen C, Mudryk L, Moisander M, Hiltunen M, Smolander T et al. (2021) : « GlobSnow v3. 0 Northern Hemisphere snow water equivalent dataset ». *Scientific Data* 8.1, p. 163.

Macelloni G, Paloscia S, Pampaloni P et Tedesco M (déc. 2001) : « Microwave emission from dry snow : a comparison of experimental and model results ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 39.12, p. 2649-2656. DOI : 10.1109/36.974999.

Mätzler C (jan. 1998a) : « Microwave permittivity of dry sand ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 36.1, p. 317-319. DOI : 10.1109/36.655342.

Mätzler C (1998b) : « Microwave Properties of Ice and Snow ». In : *Solar System Ices*. Sous la dir. de B Schmitt, C De Bergh et M Festou. Dordrecht : Springer Netherlands, p. 241-257. DOI : 10.1007/978-94-011-5252-5_10.

Mätzler C et Wiesmann A (déc. 1999) : « Extension of the Microwave Emission Model of Layered Snowpacks to Coarse-Grained Snow ». en. *Remote Sensing of Environment* 70.3, p. 317-325. DOI : 10.1016/S0034-4257(99)00047-4.

Mavrovic A, Lara RP, Berg A, Demontoux F, Royer A et Roy A (mars 2021) : « Soil dielectric characterization during freeze–thaw transitions using L-band coaxial and soil moisture probes ». *Hydrology and Earth System Sciences* 25.3, p. 1117-1131. DOI : 10.5194/hess-25-1117-2021.

Mavrovic A, Roy A, Royer A, Filali B, Boone F, Pappas C et Sonnentag O (juill. 2018) : « Dielectric characterization of vegetation at L band using an open-ended coaxial probe ». *Geoscientific Instrumentation, Methods and Data Systems* 7.3, p. 195-208. DOI : 10.5194/gi-7-195-2018.

Meloche J, Royer A, Langlois A, Rutter N et Sasseville V (2021) : « Improvement of microwave emissivity parameterization of frozen Arctic soils using roughness measurements derived from photogrammetry ». *International Journal of Digital Earth* 0.0, p. 1-17. DOI : 10.1080/17538947.2020.1836049.

Metsämäki S, Pulliainen J, Salminen M, Luojus K, Wiesmann A, Solberg R, Böttcher K, Hiltunen M et Ripper E (jan. 2015) : « Introduction to GlobSnow Snow Extent products with considerations for accuracy assessment ». en. *Remote Sensing of Environment* 156, p. 96-108. DOI : 10.1016/j.rse.2014.09.018.

Mironov V et Savin I (2016) : « Temperature-dependent spectroscopic dielectric model at 0.05–16 ghz for a thawed and frozen Alaskan organic soil ». In : *Satellite Soil Moisture Retrieval*. Elsevier, p. 169-186.

Mironov VL, Dobson MC, Kaupp VH, Komarov SA et Kleshchenko VN (2004) : « Generalized refractive mixing dielectric model for moist soils ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 42.4, p. 773-785. DOI : 10.1109/TGRS.2003.823555.

Mironov VL, Karavayskiy AY, Lukin YI et Molostov IP (jan. 2020) : « A dielectric model of thawed and frozen Arctic soils considering frequency, temperature, texture and dry density ». *International Journal of Remote Sensing* 41.10, p. 3845-3865. DOI : 10.1080/01431161.2019.1708506.

Mironov V et Savin I (2015) : « A temperature-dependent multi-relaxation spectroscopic dielectric model for thawed and frozen organic soil at 0.05–15 GHz ». *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C* 83, p. 57-64.

Mironov VL, Kosolapova LG, Fomin SV et Savin IV (2019) : « Experimental analysis and empirical model of the complex permittivity of five organic soils at 1.4 GHz in the temperature range from- 30° C to 25° C ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 57.6, p. 3778-3787.

Mironov VL, Kosolapova LG et Fomin SV (juill. 2009) : « Physically and mineralogically based spectroscopic dielectric model for moist soils ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 47.7, p. 2059-2070. DOI : 10.1109/tgrs.2008.2011631.

Mironov VL, Roo RDD et Savin IV (juin 2010) : « Temperature-dependable microwave dielectric model for an arctic soil ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 48.6, p. 2544-2556. DOI : 10.1109/tgrs.2010.2040034.

Mohamed AMO et Paleologos EK (2018) : « Chapter 16 - Dielectric Permittivity and Moisture Content ». In : *Fundamentals of Geoenvironmental Engineering*. Butterworth-Heinemann, p. 581-637. DOI : https://doi.org/10.1016/B978-0-12-804830-6.00016-8.

Montpetit B, King J, Meloche J, Derksen C, Siqueira P, Adam JM, Toose P, Brady M, Wendleder A, Vionnet V et Leroux NR (2024) : « Retrieval of snow and soil properties for forward radiative transfer modeling of airborne Ku-band SAR to estimate snow water equivalent : the Trail Valley Creek 2018/19 snow experiment ». *The Cryosphere* 18.8, p. 3857-3874. DOI : 10.5194/tc-18-3857-2024.

Montpetit B, Meloche J, Vionnet V, Derksen C, Wooley G, Leroux NR, Siqueira P, Adams JM et Brady M (2025) : « Retrieving Snow Water Equivalent from

airborne Ku-band data : The Trail Valley Creek 2018/19 Snow Experiment ». *EGUsphere* 2025, p. 1-31. DOI : 10.5194/egusphere-2025-2317.

Montpetit B, Royer A, Langlois A, Cliche P, Roy A, Champollion N, Picard G, Domine F et Obbard R (2012) : « New shortwave infrared albedo measurements for snow specific surface area retrieval ». en. *Journal of Glaciology* 58.211, p. 941-952. DOI : 10.3189/2012JoG11J248.

Morrison K, Rott H, Nagler T, Rebhan H et Wursteisen P (juill. 2007) : « The SARALPS-2007 measurement campaign on Xand Ku-Band Backscatter of snow ». In : *2007 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. ISSN : 2153-7003, p. 1207-1210. DOI : 10.1109/IGARSS.2007.4423022.

O'Donnell JA, Jorgenson MT, Harden JW, McGuire AD, Kanevskiy MZ et Wickland KP (2012) : « The effects of permafrost thaw on soil hydrologic, thermal, and carbon dynamics in an Alaskan peatland ». *Ecosystems* 15.2, p. 213-229.

Pan J, Zhang L, Wu H, Zhuang J, Zhao S, Zhao T et Jiang L (2012) : « Effect of soil organic substance on soil dielectric constant ». *Journal of Remote Sensing* 16.1, p. 1-24.

Park CH, Behrendt A, LeDrew E et Wulfmeyer V (2017) : « New approach for calculating the effective dielectric constant of the moist soil for microwaves ». *Remote Sensing* 9.7, p. 732.

Park CH, Montzka C, Jagdhuber T, Jonard F, De Lannoy G, Hong J, Jackson TJ et Wulfmeyer V (2019) : « A dielectric mixing model accounting for soil organic matter ». *Vadose Zone Journal* 18.1, p. 190036.

Persson M, Sivakumar B, Berndtsson R, Jacobsen OH et Schjønning P (2002) : « Predicting the dielectric constant–water content relationship using artificial neural networks ». *Soil Science Society of America Journal* 66.5, p. 1424-1429.

Picard G, Brucker L, Roy A, Dupont F, Fily M, Royer A et Harlow C (juill. 2013) : « Simulation of the microwave emission of multi-layered snowpacks using the Dense Media Radiative transfer theory : the DMRT-ML model ». English. *Geoscientific Model Development* 6.4, p. 1061-1078. DOI : 10.5194/gmd-6-1061-2013.

Picard G, Sandells M et Löwe H (juill. 2018) : « SMRT : an active–passive microwave radiative transfer model for snow with multiple microstructure and scattering formulations (v1.0) ». English. *Geoscientific Model Development* 11.7, p. 2763-2788. DOI : 10.5194/gmd-11-2763-2018.

Proksch M, Mätzler C, Wiesmann A, Lemmetyinen J, Schwank M, Löwe H et Schneebeli M (août 2015a) : « MEMLS3&a : Microwave Emission Model of

Layered Snowpacks adapted to include backscattering ». English. *Geoscientific Model Development* 8.8, p. 2611-2626. DOI : 10.5194/gmd-8-2611-2015.

Proksch M, Löwe H et Schneebeli M (2015b) : « Density, specific surface area, and correlation length of snow measured by high-resolution penetrometry ». en. *Journal of Geophysical Research : Earth Surface* 120.2, p. 346-362. DOI : 10.1002/2014JF003266.

Pulliainen J et Hallikainen M (jan. 2001) : « Retrieval of Regional Snow Water Equivalent from Space-Borne Passive Microwave Observations ». en. *Remote Sensing of Environment* 75.1, p. 76-85. DOI : 10.1016/S0034-4257(00)00157-7.

Pulliainen J, Luojus K, Derksen C, Mudryk L, Lemmetyinen J, Salminen M, Ikonen J, Takala M, Cohen J, Smolander T et Norberg J (mai 2020) : « Patterns and trends of Northern Hemisphere snow mass from 1980 to 2018 ». *Nature* 581.7808, p. 294-298. DOI : 10.1038/s41586-020-2258-0.

Ressources Naturelles Canada (14 jan. 2025) : *Détection passivce et active*. Gouvernement du Canada. URL : https://ressources-naturelles.canada.ca/carte-outils-publications/imagerie-satellitaire-donnees-elevation-photos-aeriennes/detection-passive-active (visité le 29/04/2026).

Roth C, Malicki M et Plagge R (1992) : « Empirical evaluation of the relationship between soil dielectric constant and volumetric water content as the basis for calibrating soil moisture measurements by TDR ». *Journal of Soil Science* 43.1, p. 1-13.

Rott H, Cline D, Duguay C, Essery R, Haas C, Macelloni G, Malnes E, Pulliainen J, Rebhan H et Yueh S (juin 2008) : « CoReH2O - A Ku- and X-Band SAR Mission for Snow and Ice Monitoring ». In : *7th European Conference on Synthetic Aperture Radar*, p. 1-4.

Rott H, Yueh SH, Cline DW, Duguay C, Essery R, Haas C, Hélière F, Kern M, Macelloni G, Malnes E, Nagler T, Pulliainen J, Rebhan H et Thompson A (mai 2010) : « Cold Regions Hydrology High-Resolution Observatory for Snow and Cold Land Processes ». *Proceedings of the IEEE* 98.5, p. 752-765. DOI : 10.1109/JPROC.2009.2038947.

Roy A, Picard G, Royer A, Montpetit B, Dupont F, Langlois A, Derksen C et Champollion N (sept. 2013) : « Brightness Temperature Simulations of the Canadian Seasonal Snowpack Driven by Measurements of the Snow Specific Surface Area ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 51.9, p. 4692-4704. DOI : 10.1109/TGRS.2012.2235842.

Rutter N, Sandells MJ, Derksen C, King J, Toose P, Wake L, Watts T, Essery R, Roy A, Royer A, Marsh P, Larsen C et Sturm M (nov. 2019) : « Effect of snow microstructure variability on Ku-band radar snow water equivalent retrievals ». *The Cryosphere* 13.11, p. 3045-3059. DOI : 10.5194/tc-13-3045-2019.

Salmabadi H, Pardo Lara R, Berg A, Mavrovic A, Hanes C, Montpetit B et Roy A (2026) : « In situ monitoring of seasonally frozen ground using soil freezing characteristic curve in permittivity–temperature space ». *The Cryosphere* 20.3, p. 1635-1654.

Sandells M, Essery R, Rutter N, Wake L, Leppänen L et Lemmetyinen J (jan. 2017) : « Microstructure representation of snow in coupled snowpack and microwave emission models ». English. *The Cryosphere* 11.1, p. 229-246. DOI : 10.5194/tc-11-229-2017.

Schuur T (22 nov. 2019) : *Permafrost and the Global Carbon Cycle*. Sous la dir. de NOAA. URL : https://arctic.noaa.gov/report-card/report-card-2019/permafrost-and-the-global-carbon-cycle/ (visité le 29/04/2026).

Schwank M, Stahli M, Wydler H, Leuenberger J, Matzler C et Fluhler H (2004) : « Microwave L-band emission of freezing soil ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 42.6, p. 1252-1261. DOI : 10.1109/TGRS.2004.825592.

Shang JQ, Ding W et Rowe RK (2004) : « Soil characterization using complex permittivity and artificial neural networks ». *Soils and foundations* 44.5, p. 15-26.

Shi J, Xiong C et Jiang L (jan. 2016) : « Review of snow water equivalent microwave remote sensing ». *Science China Earth Sciences* 59.4, p. 731-745. DOI : 10.1007/s11430-015-5225-0.

Soil Survey Staff (2022) : *Keys to Soil Taxonomy*. 13th. Washington, D.C. : United States Department of Agriculture, Natural Resources Conservation Service.

Stiles WH, Ulaby FT et Rango A (juin 1981) : « Microwave Measurements of Snowpack Properties ». *Hydrology Research* 12.3, p. 143-166. DOI : 10.2166/nh.1981.0012.

Stogryn A (1971) : « Equations for calculating the dielectric constant of saline water ». *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques* 19.8, p. 733-736.

Storvold R, Malnes E, Larsen Y, Høgda KA, Hamran SE, Müller K et Langley KA (jan. 2006) : « Sar Remote Sensing of Snow Parameters in Norwegian Areas — Current Status and Future Perspective ». *Journal of Electromagnetic Waves and Applications* 20.13, p. 1751-1759. DOI : 10.1163/156939306779292192.

SuperManu (14 mai 2007) : *File :Onde electromagnetique.svg*. SVG file page for an electromagnetic wave diagram ; own work based on Onde electromagnetique.png. Licensed under CC BY-SA and GFDL according to the file page. Wikimedia Commons.

URL : https://en.wikipedia.org/wiki/File:Onde_electromagnetique.svg (visité le 22/04/2026).

Takala M, Luojus K, Pulliainen J, Derksen C, Lemmetyinen J, Kärnä JP, Koskinen J et Bojkov B (déc. 2011) : « Estimating northern hemisphere snow water equivalent for climate research through assimilation of space-borne radiometer data and ground-based measurements ». en. *Remote Sensing of Environment* 115.12, p. 3517-3529. DOI : 10.1016/j.rse.2011.08.014.

Thompson A, Kelly R et King J (nov. 2019) : « Sensitivity of Ku- and X-Band Radar Observations to Seasonal Snow in Ontario, Canada ». *Canadian Journal of Remote Sensing* 45.6, p. 829-846. DOI : 10.1080/07038992.2019.1704621.

Thompson ML, Zhang H, Kazemi M et Sandor JA (1989) : « Contribution of Organic Matter to Cation Exchange Capacity and Specific Surface Area of Fractionated Soil Materials ». *Soil Science* 148.4, p. 250-257. DOI : 10.1097/00010694-198910000-00003.

Topp GC, Davis JL et Annan AP (1980) : « Electromagnetic determination of soil water content : Measurements in coaxial transmission lines ». *Water resources research* 16.3, p. 574-582.

Tsai YLS, Dietz A, Oppelt N et Kuenzer C (jan. 2019) : « Remote Sensing of Snow Cover Using Spaceborne SAR : A Review ». en. *Remote Sensing* 11.12, p. 1456. DOI : 10.3390/rs11121456.

Tsang L, Durand M, Derksen C, Barros AP, Kang DH, Lievens H, Marshall HP, Zhu J, Johnson J, King J, Lemmetyinen J, Sandells M, Rutter N, Siqueira P, Nolin A, Osmanoglu B, Vuyovich C, Kim E, Taylor D, Merkouriadi I, Brucker L, Navari M, Dumont M, Kelly R, Kim RS, Liao TH, Borah F et Xu X (sept. 2022) : « Review article : Global monitoring of snow water equivalent using high-frequency radar remote sensing ». *The Cryosphere* 16.9, p. 3531-3573. DOI : 10.5194/tc-16-3531-2022.

Tsang L, Pan J, Liang D, Li Z, Cline DW et Tan Y (avr. 2007) : « Modeling Active Microwave Remote Sensing of Snow Using Dense Media Radiative Transfer (DMRT) Theory With Multiple-Scattering Effects ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 45.4, p. 990-1004. DOI : 10.1109/TGRS.2006.888854.

Ulaby F et Long D (2014) : « Microwave radar and radiometric remote sensing ». *(No Title)*.

Ulaby FT, Moore RK et Fung AK (1986) : *Microwave Remote Sensing : Active and Passive*. 3 t. Tomes I, II et III. Norwood, MA : Addison-Wesley Publishing Company et Artech House.

Venäläinen P, Luojus K, Lemmetyinen J, Pulliainen J, Moisander M et Takala M (jan. 2021) : « Implementation of dynamic snow density within GlobSnow snow water equivalent retrieval methodology ». *The Cryosphere*. DOI : 10.5194/tc-2021-15.

Wang JR et Schmugge TJ (oct. 1980) : « An Empirical Model for the Complex Dielectric Permittivity of Soils as a Function of Water Content ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* GE-18.4, p. 288-295. DOI : 10.1109/tgrs.1980.350304.

Watanabe K et Mizoguchi M (2002) : « Amount of unfrozen water in frozen porous media saturated with solution ». *Cold Regions Science and Technology* 34.2, p. 103-110. DOI : 10.1016/S0165-232X(01)00063-5.

Wigneron JP, Jackson TJ, O'Neill P, De Lannoy G, Rosnay P de, Walker JP, Ferrazzoli P, Mironov V, Bircher S, Grant JP, Kurum M, Schwank M, Munoz-Sabater J, Das N, Royer A, Al-Yaari A, Al Bitar A, Fernandez-Moran R, Lawrence H, Mialon A, Parrens M, Richaume P, Delwart S et Kerr Y (2017) : « Modelling the passive microwave signature from land surfaces : A review of recent results and application to the L-band SMOS & SMAP soil moisture retrieval algorithms ». *Remote Sensing of Environment* 192, p. 238-262. DOI : 10.1016/j.rse.2017.01.024.

Williams PJ (1964) : « Unfrozen Water Content of Frozen Soils and Soil Moisture Suction ». *Géotechnique* 14.3, p. 231-246. DOI : 10.1680/geot.1964.14.3.231.

Zhang L, Shi J, Zhang Z et Zhao K (2003) : « The estimation of dielectric constant of frozen soil-water mixture at microwave bands ». In : *IGARSS 2003. 2003 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Proceedings (IEEE Cat. No. 03CH37477)*. T. 4. IEEE, p. 2903-2905.

Zhang L, Zhao T, Jiang L et Zhao S (déc. 2010) : « Estimate of Phase Transition Water Content in Freeze–Thaw Process Using Microwave Radiometer ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 48.12, p. 4248-4255. DOI : 10.1109/TGRS.2010.2051158.

Zhang T (2005) : « Influence of the seasonal snow cover on the ground thermal regime : An overview ». en. *Reviews of Geophysics* 43.4. DOI : 10.1029/2004RG000157.

Zschenderlein L, Luojus K, Takala M, Venäläinen P et Pulliainen J (avr. 2023) : « Evaluation of passive microwave dry snow detection algorithms and application to SWE retrieval during seasonal snow accumulation ». *Remote Sensing of Environment* 288, p. 113476. DOI : 10.1016/j.rse.2023.113476.

Annexe A

Contributions hors thèse

Cette annexe rassemble les contributions scientifiques réalisées pendant le doctorat, mais non intégrées comme chapitres principaux de la thèse.

Toward a better interpretation of the partial least squares regression models for fluoropolymers treated by dielectric barrier discharges at atmospheric pressure **Auteurs : Alex Gélinas**, Jacopo Profili, Faegheh Fotouhiardakani, Williams Marcel Caceres Ferreira, Morgane Laurent, Sethumadhavan Ravichandran et Gaétan Laroche.

Référence : *Plasma Processes and Polymers*, 21(2), 2300098, 2024.

Contribution : conception de l'étude, développement de la méthodologie expérimentale, réalisation des expériences, analyse des données et rédaction du manuscrit.

Using models and remote sensing to support a warning system : diagnosing climate and land use changes in Nahouri, Burkina Faso **Auteurs :** Jawad Ziyad, Estéban Hamel-Jomphe, Amedeo Sghinolfi, Hesam Salmabadi, Azza Gorrab, Alex Mavrovic, Camille Roy, **Alex Gélinas**, Juliette Ortet, David De Courville, Madelaine Rouleau, Yiwaalo Arnaud Bado, Issouf Ouandjagabou et Alexandre Roy.

Référence : *International Journal of Climate Change Strategies and Management*, 18(1), 191–215, 2026.

Contribution : analyse d'une partie des données et contribution à la rédaction du manuscrit.

Evolution of L-band SAR Response for Soil Freeze/Thaw Monitoring : A Case Study Over Snow-Covered Canadian Mid-latitude Agricultural Region **Auteurs :** Zeinab Akhavan, Richard Kelly, Peter Toose, Aaron Thompson, Wei Wang, Benoît Montpetit, **Alex Gélinas** et Alexandre Roy.

Référence : *EGUsphere*, 2026, 1–39, 2026.

Contribution : acquisition des données terrain et contribution à la rédaction du manuscrit.

Laboratory Calibration of TEROS Soil Moisture Sensors with Variable Organic Matter Content in Canadian Boreal Forest Soils **Auteurs :** Azza Gorrab, Hesam Salmabadi, Vincent Maire, Ismaguil Hanadé Houmma, **Alex Gélinas**, Alex Mavrovic, Aaron Berg et Alexandre Roy.

Référence : *Vadose Zone Journal*, soumis en septembre 2025, en révision.

Contribution : acquisition des données en laboratoire et contribution à la rédaction du manuscrit.