

THÈSE DE DOCTORAT EN COTUTELLE

**MESURE ET SUIVI DES TEMPÉRATURES DE SURFACE ET DU PERGÉLISOL
DES MILIEUX ARCTIQUES PAR TÉLÉDÉTECTION SATELLITE**

**THÈSE PRÉSENTÉE À
L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES
ET
L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE
COMME EXIGENCE PARTIELLE DU**

DOCTORAT EN SCIENCES DE L'ENVIRONNEMENT

**PAR
JULIETTE ORTET**

JUILLET 2025

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 À TROIS-RIVIÈRES

DOCTORAT EN SCIENCES DE L'ENVIRONNEMENT

Direction de recherche :

Alexandre Roy

directeur de recherche

Arnaud Mialon

codirecteur de recherche

Jury d'évaluation

Alexandre Roy

directeur de recherche

Arnaud Mialon

codirecteur de recherche

Valérie Le Dantec

Présidente de jury

Christophe Kinnard

Évaluateur interne

Thierry Pellarin

Évaluateur externe

Benoit Montpetit

Évaluateur externe

Hélène Genet

Évaluatrice externe

Marion Leduc Leballeur

Évaluatrice externe

Thèse soutenue le 27 05 2025

Résumé

Le pergélisol, défini comme un sol gelé pendant plus de deux années successives, est un élément clé de l'environnement nordique. La couche active du pergélisol est sujette au dégel saisonnier et est très impactée par le réchauffement de l'Arctique en lien avec le changement climatique. Modifiant hydrologiquement et biogéochimiquement le milieu, le dégel du pergélisol a des conséquences tant environnementales qu'économiques. Il apparaît donc essentiel de développer des méthodes de suivi de l'état de surface du pergélisol (humidité du sol - *Soil Moisture* en anglais - (**SM**) et température du sol (**Tsol**)) sur la vaste étendue des régions arctiques.

La télédétection satellite rend aujourd'hui possible des observations spatiales et temporelles régulières de ces régions. La mission satellitaire Soil Moisture and Ocean Salinity (**SMOS**) mesurent les émissions micro-ondes en bande L, liées aux propriétés physiques du sol, et permet de suivre le **SM** dans de nombreuses zones éco-climatiques. Pourtant, le manque de connaissance des facteurs affectant le signal (tels que la végétation de type toundra ou le manteau neigeux) limite ces mesures pour les environnements arctiques.

Cette thèse a pour but de développer de nouvelles méthodes de suivi de l'humidité et la température du sol en milieu nordique à partir des Température de Brillance (**TB**) **SMOS**. Dans le premier article, les produits satellite **SM** existants sont évalués par rapport à des mesures *in situ*. Cette évaluation souligne les défis et les facteurs des régions arctiques rendant difficiles l'inversion des **SM**. Nous avons adapté le processus d'inversion des **TB SMOS** afin d'améliorer la qualité du produit **SM** pour de tels environnements climatiques. Nous proposons une optimisation conjointe du paramètre de surface du sol ($H_r = 0$) et de l'albédo de simple diffusion de la végétation ($\omega = 0.08$), ainsi que l'utilisation de deux modèles de constantes diélectriques du sol. Le signal des nombreuses étendues d'eau présentes en Arctique est pris en compte dans notre processus d'inversion. Notre modèle, ainsi adapté à l'environnement de toundra arctique, améliore l'accord entre les **SM** issues de **SMOS** et les **SM** *in situ*, mais reste fortement impacté par les étendues d'eau.

Dans le second article, les **Tsol** sont pour la première fois inversées en hiver sous le manteau neigeux dans les milieux nordiques. L'étude propose une meilleure prise en compte de la couche de neige, quasi-transparente en bande L, et de l'interface sol/neige. Un premier modèle fait fit de la présence d'étendues d'eau et un second modèle inclut une méthode de correction pour prendre en compte l'émission des étendues d'eau gelées. Les **Tsol** inversées sont comparées à des **Tsol** *in situ* entre 2012 et 2020 sur 21 sites au Nord de l'Alaska. Pour des sites avec peu d'étendues d'eau, le biais est quasi nul (-0,2°C). Pour les sites avec une fraction d'eau supérieure à 20%, le second modèle permet de réduire le biais, mais la correction fixe au cours de la saison ne permet d'augmenter la corrélation.

Enfin, l'algorithme développé dans le second article a été appliqué à l'ensemble de l'arctique circumpolaire afin d'évaluer les variations spatio-temporelles des **Tsol** depuis 2012. Des tendances pour les **Tsol** et les température de l'air (**Tair**) sont présentées et les résultats mettent en avant les disparités géographiques du réchauffement de la couche active du pergélisol. L'impact du type de végétation sur le manteau neigeux et ses conséquences sur la **Tsol** sont observées sur deux sites de l'Est de l'Eurasie. Nous montrons qu'en zone de toundra arbustive, la **Tsol** est supérieure à celle observée en zone de toundra herbacée.

Les méthodes et résultats de cette thèse dévoilent de nouvelles possibilités pour le suivi de l'état du pergélisol arctique. La télédétection micro-ondes passives en bande L apparaît comme un outil pertinent pour l'étude de l'Arctique, région des plus vulnérables, face aux changements climatiques.

Mots clés : Arctique, Humidité du sol, Pergélisol, SMOS, Température du sol

Abstract

Permafrost, defined as ground frozen for more than two successive years, is a key element of the northern environments. The active layer is subject to seasonal thawing, and is strongly impacted by Arctic warming induced by climate change. Thawing permafrost hydrologically and biogeochemically modifies the environment, with both environmental and economic consequences. It is essential to develop methods for monitoring the permafrost state (Soil Moisture (SM) and Soil Temperature (Tsol)) over the whole Arctic area.

Satellite remote sensing enables regular spatial and temporal observations of these regions. The Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) satellite mission measures L-band microwave emissions linked to the physical characteristics of the soil, making SM monitoring possible in many eco-climatic zones. However, lack of knowledge of the signal affecting factors (such as tundra vegetation or snow cover) limits these measurements for the Arctic environment.

The aim of this thesis is to develop new methods to monitor both soil moisture and temperature in northern environments using SMOS Brightness Temperatures (TB). In the first article, existing satellite SM products are evaluated by *in situ* measurements in arctic and sub-arctic zones. This evaluation highlights the factors making SM inversion difficult in arctic regions. We adapted the TB SMOS inversion process to improve the quality of the SM product for such climatic environments. We propose a joint optimization of the soil surface parameter ($H_r = 0$) and the vegetation simple scattering albedo ($\omega = 0.08$), as well as the use of two soil dielectric constant models. In addition, the emission from the numerous waterbodies present in the Arctic is taken into account in our inversion process. Our model, adapted to the Arctic tundra environment, improves the agreement between SMOS-derived and *in situ* SM, but remains strongly impacted by the waterbodies.

In the second article, Tsol in winter under snow cover are retrieved for the very first time in northern environments. This study relies on taking better account of the snow layer, which is almost transparent at L-band, and of the ground/snow interface. A first model ignores the waterbodies, and a second one includes a correction method to take them into account. Inverted Tsol are compared with *in situ* Tsol between 2012 and 2020 at 21 sites in northern Alaska. For sites with few waterbodies, the bias is almost zero (-0.2°C). For sites more affected by waterbodies (water fraction above 20%), the second model reduces the bias, but the constant correction over the season does not increase the correlation.

Finally, in chapter 5, we applied the algorithm developed in the second article to the whole circumpolar arctic area in order to analyse the spatio-temporal variations of Tsol since 2012. Trends for Tsol and air temperature are presented and our results highlight the geographical disparities in the warming of the permafrost active layer. The impact of vegetation type on snow cover and its consequences on Tsol are observed at two sites in eastern Eurasia. We show that in shrub tundra zones, Tsol are higher than in herbaceous tundra zones.

The methods and results of this thesis reveal new possibilities for monitoring the state of Arctic permafrost. Passive L-band microwave remote sensing appears to be a relevant tool for studying the Arctic, one of the most vulnerable regions to climate change.

Key words : Arctic, Ground temperature, Permafrost, SMOS, Soil moisture

Remerciements

J'ai eu la chance d'être merveilleusement accompagnée tout au long de cette aventure unique qu'est la thèse. Je n'aurais pas assez de ces quelques mots en préambule pour remercier chacun, ainsi j'espère que nos chemins se recroiseront autant que possible pour continuer à partager de beaux moments.

En commençant par la fin, j'aimerais tout d'abord remercier Thierry Pellarin, Benoît Montpetit, Valérie Le Dantec, Christophe Kinnard, Hélène Genet et Marion Leduc-Leballeur qui ont accepté de faire partie de mon jury de thèse. J'ai particulièrement apprécié vos retours sur le manuscrit ainsi que nos échanges lors de la soutenance, qui ont soulevé des questionnements et prises de recul qui laissent entrevoir encore de belles questions de recherche pour les travaux à venir. Je remercie également chaleureusement Alain Royer, Yann Kerr, Simone Bircher-Adrot et Sylvain Mangiarotti qui ont formé mon comité de thèse durant ces quatre années. Nos rencontres régulières ont été des étapes clefs le long du parcours, parfois éprouvant, de la thèse.

Deux immenses mercis à mes deux directeurs de thèse, Arnaud et Alexandre, pour leur encadrement, leur confiance et leur soutien constant. Arnaud, merci pour ton engagement, ton humilité et tes conseils (jamais de bière au-dessus de 7°). Alex, merci pour ta bienveillance, ton enthousiasme et tes recommandations (règle numéro 1 : rester en vie). Vous m'avez permis d'entrer dans le monde de la recherche dans les meilleures conditions, financières, matérielles mais aussi humaines. Merci de m'avoir fait découvrir les conférences pleines de rencontres et le terrain plein d'aventures. Une co-direction ce n'est pas toujours évident (surtout entre deux pays et systèmes universitaires différents), mais que vous avez su mener ça à bien pour m'aider à faire ressortir le meilleure de cette opportunité. Ce n'est que le début de belles années de collaborations CESBIO-UQTR et je suis ravie de savoir qu'ainsi d'autres étudiants auront la chance de vivre une expérience similaire à vos côtés.

Je remercie la communauté micro-ondes passives et cryosphère pour son accueil. Alain et Yann, les dynasties fondées de part et d'autres de l'Atlantique ont de beaux jours devant elles, et certainement jamais trop loin l'une de l'autre. Merci à l'équipe SMOS à Toulouse (mon co-bureau Philippe, Eric, Nemesio, Lara, Safa, Simon, Nitu, Diane, Rémi, Alex, Valentina, César, ...), mais aussi en Suisse (Simone, Mike) et en Finlande (Kimmo, Manu). Si SMOS peut tout faire, c'est surtout grâce à vous ! A special thanks to Christian Mätzler, your work and advices were essential to my thesis.

Un sincère remerciement à l'école doctorale SDU2E (Geneviève Soucail et Adrien Bru) et à l'équipe administrative et gestionnaire du CESBIO (Laura, Émilie, Delphine, Dominique, Ibrahim, Laurence, etc.) pour votre efficacité et votre aide. Merci également à leurs homologues de l'autre côté de l'Atlantique (Catarina, Sébastien et Tanya) et plus particulièrement au RIVE (Chantal, Rachel et Charles) qui ont su aiguiller une française perdue sur le campus de l'UQTR.

Un grand merci aux collègues et amis du CESBIO. J'ai passé autant de bons moments au labo et plus généralement à Toulouse et j'espère bien vous voir très vite en Finlande, les cookies sont déjà prêts. Merci à Arnaud, Tiphaïne, Olivier, Claire, Simon, Flo, Philippe, Jordi, et tous ceux qui aiment le café filtre et les débats matinaux. Merci à Laura, Katya, Simon, Flo, Hélène, Iris, Zoé, Ainhoa, Thibault, Ludo, Sam, Taeken, Youen, Vincent, Diane, Alex, Valentina, Eric, Sylvain, Gaëtan et tous ceux qui aiment les repas tirés de la gamelle, les salades de la cantine,

le café espresso et des anecdotes toujours plus surprenantes ^{1 2 3 4 5 6}. Merci à tous pour les CESBIO plage, les CESBIO Noël et toutes les autres soirées avec un brin de folie. Merci et bravo Valentine, on l'a fait : 100% des thésardes arrivées au CESBIO le 1er septembre 2020 ont décroché leur thèse et surtout une amitié exceptionnelle. Merci à toutes les Coline qui m'inspirent.

Des remerciements tout aussi chaleureux à l'équipe du lab ReMoTE-Nord : 50% de Alex, mais surtout 100% d'une belle gang ! Merci Alex, Alex, Amex, Estéban, Azza, Samuel, Djawad, David et autres compagnons de mini-putt. Des mercis aussi pour nos voisins du GlacioLab (Charlotte, Laurent, Lisane, ...) et nos cousins du GRIMP à Sherbrooke (Charlotte-Solange, (mon) Elise, Erika, Josée-Anne, Caro, Dan, Kris, ...). J'ai beaucoup appris à vos côtés sur le terrain à CamBay, mais aussi un peu sur moi (et sur le café!). A huge thanks to the best tea-chers, Mel Sandells and Nick Rutter.

Milles merci aux plus merveilleux des colocs : Martin, Valentine, Anne. Partager un quotidien avec vous, c'est des souvenirs innombrables et surtout une chance inestimable. Plein de mercis aux copains ENSG et INSA (un mariage réussi !) et tous les autres amis fabuleux. Ce sera toujours un plaisir de se retrouver à Toulouse, en France ou même ailleurs, comme si on ne s'était jamais quitté. Évidemment merci à la famille et la belle-famille qui m'a accueillie un peu partout en France durant ces quatre années, pour prendre l'air, travailler au calme et surtout partager un bon repas. Merci à mes co-auteurs à quatre pattes : Swannita, Nadja, Nabu, Titi et Titou.

Last but not least, merci Hugo Lecomte(-Ortet). Toujours en ta compagnie pour ces belles aventures, tantôt co-thésard, co-auteur (officieux), co-bureau (à Strasbourg ou Toulouse), co-équipier (mais aussi co-ncurrent et co-mpétiteur), co-mmis de cuisine (rétablissons la vérité), co-ach de ping, co-iffeur-géodésien... Bref un copain. C'est pas toujours facile d'être une copine, mais quel bonheur de vivre tout ça à tes côtés. J'aurai l'occasion de te le dire et redire dans les années à venir : rakastan sua (en puhukieli eheh).

-
1. Attention à la mousse !!!
 2. Frites tous les jours à la cantine.
 3. La liberté, c'est manger une orange sous la douche.
 4. Quinconce (en italien *quinconce*), ensemble d'éléments qui alternent sur deux rangs.
 5. Pour vos sorties en montagne, ne consultez pas les caméras en station, ça va vous déprimer.
 6. Pour vos deep stretching, consultez <https://www.arte.tv/fr/videos/RC-014123/arte-reportage/>.

Table des matières

Résumé	1
Abstract	3
Remerciements	5
Glossaire et sigles utiles	10
1 Introduction	1
1.1 Contexte	2
1.2 Problématique	6
1.3 Objectifs et hypothèses	7
1.4 Structure de la thèse	8
2 Cadre théorique	9
2.1 Théorie du signal micro-onde	10
2.1.1 Onde électromagnétique	10
2.1.2 Interactions avec la matière	11
2.1.3 De l'énergie à la température de brillance	11
2.2 Télédétection micro-onde	13
2.2.1 Le domaine des micro-ondes	13
2.2.2 Télédétection active et passive	14
2.2.3 Télédétection instrumentée, aéroportée et satellite	14
2.2.4 Vue générale et historique des missions satellite micro-ondes	15
2.2.5 La mission SMOS	17
2.3 Modélisation des micro-ondes passives en zone de toundra Arctique	19
2.3.1 Modélisation des milieux en zone de toundra Arctique	19
Caractérisation des couches	19
Caractérisation des interfaces	22
Paramétrisation des couches	23
2.3.2 Modèles de transfert radiatif	28
L-band Microwave Emission of the Biosphere (L-MEB) et $\tau - \omega$	28
Microwave Emission Model of Layered Snowpacks (MEMLS) + Two-Stream (2S)	30
De $\tau - \omega$ à 2S	32
Pixel homogène ou hétérogène	32
2.4 Méthode d'inversion	33
2.5 Méthodes d'analyse	34
2.5.1 Caractérisation d'un jeu de données	34
2.5.2 Comparaison de jeux de données	35
Métriques	35
Intervalles de confiance	36

Aggrégation de métriques	36
2.6 Données	37
3 Mesure et suivi de l'humidité du sol par télédétection micro-ondes en zone de pergélisol arctique en été	39
3.1 Présentation de l'article scientifique	40
3.2 Résumé de l'article scientifique en français	40
3.3 Article scientifique 1	41
3.4 Études complémentaires	69
3.4.1 Évaluation des jeux de données satellite selon différentes méthodes	69
Nombre de points considérés dans la série temporelle	70
différence de l'écart quadratique moyenne - <i>Root Mean Square Difference</i> en anglais - (RMSD) selon les différentes méthodes	72
Critère de la p-value	74
3.4.2 Evaluation des jeux de données satellite selon différentes métriques	75
Evaluation par site	75
Evaluation globale	77
3.4.3 Optimisation ω - H_r selon différentes métriques	79
3.4.4 Optimisation ω - H_r pour les sites avec une grande fraction d'eau (> 35%)	84
3.4.5 Interprétation des résultats : mesures <i>in situ</i> et texture du sol	86
4 Mesure et suivi de la température du sol par télédétection micro-ondes en zone de pergélisol arctique en hiver	89
4.1 Présentation de l'article	90
4.2 Motivations et résumé de l'article	91
4.3 Article scientifique 2	92
4.4 Études complémentaires à l'article scientifique	134
4.4.1 Émissions des lacs gelés en hiver	134
Modélisation	135
L3TB SMOS sur des étendues d'eau	138
4.4.2 Constante diélectrique du sol gelé	145
5 Analyse spatio-temporelle circumpolaire des températures du sol sous le manteau neigeux en zone de pergélisol arctique à partir des mesures du satellite SMOS de 2012 à 2023	147
5.1 Introduction	148
5.2 Données	149
5.2.1 Températures du sol	149
5.2.2 Modèle ERA-5	150
5.2.3 Couverture neigeuse	150
5.2.4 Carte de végétation	150
5.3 Méthodes	150
5.3.1 Calcul de moyenne temporelle	150
5.3.2 Anomalies de températures	151
5.3.3 Tendance	151
5.3.4 Calcul de moyenne spatiale	151
5.4 Résultats et discussion	152
5.4.1 Distribution spatiale des Tsol	152
5.4.2 Anomalies des \bar{T}_g SMOS	154
5.4.3 Tendance des \bar{T}_g SMOS	155
5.4.4 Lien avec la végétation	156

5.5 Conclusion et perspectives	160
5.6 Annexe	161
6 Conclusions générales	162
6.1 Résultats	163
6.2 Perspectives	164
6.3 Note finale	166
Bibliographie	171
Annexes	185
A Liste des Figures	185
B Liste des Tableaux	191
C Liste des productions scientifiques	192
D Campagnes de terrain	194

Glossaire et sigles utiles

2S Two-Stream

ADEOS Advanced Earth Observing Satellite

ALRad Aquarius L-band Radiometer

AMSR Advanced Microwave Scanning Radiometer

AMSR-2 Advanced Microwave Scanning Radiometer 2

AMSR-E Advanced Microwave Scanning Radiometer for Earth Observing System

AO Arctic Oscillation

A-SA environnements Arctique et Sub-Arctique

ASCAT Advanced Scatterometer

AVHRR Advanced Very High Resolution Radiometer

CAFF Arctic Council, Conservation of Arctic Flora and Fauna Working Group

CARVE Carbon in Arctic Reservoirs Vulnerability Experiment

CATDS Centre Aval de Traitement des Données SMOS

CAPM Circumpolar Arctic Permafrost Map

CAVM Circumpolar Arctic Vegetation Map

CESBIO Centre d'Études Spatiales de la BIOosphère

CFOSAT China-France Oceanography SATellite

CI intervalle de confiance - *Confidence Interval* en anglais -

CIMR Copernicus Imaging Microwave Radiometer

CMC Centre Météorologique Canadien

CNES Centre Nationale d'Etudes Spatiales

CV Coefficient de Variation

DMSP Defense Meteorological Satellite Program

ECMWF European Centre for Medium-Range Weather Forecasts

ERA5 5^{ème} génération de réanalyse ECMWF

ERS European Remote-Sensing Satellite

ESA Agence Spatiale Européenne - *European Space Agency* en anglais -

ESA CCI ESA Climate Change Initiative

FAO Food and Agriculture Organization

FRESH Fine Resolution Explorer for Salinity, Carbon and Hydrology

GCOM Global Change Observation Mission

GMI GPM Microwave Imager

GNT-P Global Terrestrial Network for Permafrost

GPM Global Precipitation Measurement

IGBP International Geosphere-Biosphere Programme

IMS Interactive Multisensor Snow and Ice Mapping System

IQR écart inter-quartile - *Inter-Quartile Range* en anglais -

ISMN International Soil Moisture Network

ISS station spatiale internationale - *International Space Station* en anglais -

L-MEB L-band Microwave Emission of the Biosphere

LST température de surface - *Land Surface Temperature* en anglais -

LAI Leaf Area Index

MEM Modèle d'Emission Micro-onde

MEMLS Microwave Emission Model of Layered Snowpacks

MIRAS Microwave Imaging Radiometer with Aperture Synthesis

MODIS Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer

NAO Northern Arctic Oscillation

NASA National Aeronautics and Space Administration

NISAR NASA-ISRO Synthetic Aperture Radar

NSCAT NASA Scatterometer

QA4SM Quality Assurance Service for Satellite Soil Moisture Data

RFI interférence des fréquences radio - *Radio Frequency Interference* en anglais -

RMSD différence de l'écart quadratique moyenne - *Root Mean Square Difference* en anglais -

ROS pluie-sur-neige - *Rain-On-Snow* en anglais -

ROSE-L Radar Observing System for Europe at L-band

RTM modèle de transfert radiatif - *Radiative Transfer Model* en anglais -

SASS Seasat-A Scatterometer System

SCAN Soil Climate Analysis Network

SCAT Scanning Scatterometer

SM humidité du sol - *Soil Moisture* en anglais -

SMAP Soil Moisture Active Passive

SMMR Scanning Multichannel Microwave Radiometer

SMOS Soil Moisture and Ocean Salinity

SMOS-HR SMOS High-Resolution

SMOS-IC SMOS INRA-CESBIO

SMRT Snow Microwave Radiative Transfer

SSM/I Special Sensor Microwave/Imager

SNOTEL Snowpack Telemetry

SOC contenu organique du sol - *Soil Organic Content* en anglais, -

STD écart-type - *Standard Deviation* en anglais, -

SWE équivalent en eau de la neige - *Snow Water Equivalent* en anglais -

SWIM Surface Waves Investigation and Monitoring instrument
Tair température de l'air
TB Température de Brillance
Tg - *Ground Temperature* en anglais, -
TMI TRMM Microwave Imager
TRMM Tropical Rainfall Measuring Mission
Tseasurf température de la surface de la mer
TSMM Terrestrial Snow Mass Mission
Tsol température du sol
ubRMSD unbiased RMSD
USGS United States Geological Survey
VOD épaisseur optique de la végétation - *Vegetation Optical Depth* en anglais -
WS Wind Scatterometer

Chapitre
1

Introduction

Sommaire

1.1	Contexte	2
1.2	Problématique	6
1.3	Objectifs et hypothèses	7
1.4	Structure de la thèse	8

1.1 Contexte

L'Arctique est une région définie de façons variables selon les domaines d'étude (Figure 1.1). Ce terme peut désigner la zone géographique au nord du cercle polaire Arctique à la latitude 66°33'N. Il s'agit de la zone qui connaît la nuit polaire, c'est-à-dire au moins 24 heures d'affilée sans lever ni coucher du soleil. L'Arctique ainsi défini couvre 24 millions de km² dont 17 millions forment l'Océan Arctique et ses mers attenantes. Trois millions de km² continentales et environ quatre millions de km² d'îles de superficie variable composent les sept millions de km² de terres émergées arctiques (INSTITUT POLAIRE FRANÇAIS PAUL-ÉMILE VICTOR, 2025). D'un point de vue climatique, l'isotherme 10°C correspond à la ligne par-delà laquelle la température moyenne du mois le plus chaud ne dépasse pas les 10°C (BECK et al., 2018). Ce critère, appelé ligne de Köppen, marque la limite entre le *sub Arctic* au Sud et *low Arctic* et *high Arctic* au Nord. L'Arctique peut en effet aussi être découpé en régions écologiques (SAULNIER-TALBOT et al., 2024)). La ligne de Köppen coïncide en effet avec la « ligne des arbres » qui marque la limite nord du *sub Arctic* défini par la taïga, un biome de forêt boréale à canopée ouverte. Le *low Arctic*, couvert par la toundra, qui entoure le *high Arctic* correspondant au désert polaire. Le désert polaire est très influencé par l'Océan Arctique et les températures y sont très froides, avec une moyenne de moins de 3°C en juillet (DANIËLS et al., 2016). En conséquence, la rare végétation qui s'y trouve est composée de quelques plantes vasculaires, mousses et lichens. La toundra est également un biome où la période végétative est limitée (BLISS et al., 1973). Pour autant, la toundra arbustive est formée de landes à arbustes comprenant de nombreuses espèces de saules herbacés nains et la toundra herbacée est définie par des landes puis des pelouses (Figure 1.2). Ces trois régions (*high Arctic*, *low Arctic* et *sub Arctic*) comprennent de vastes zones de pergélisol (Figure 1.3), ce qui en fait un élément clef de l'environnement arctique.

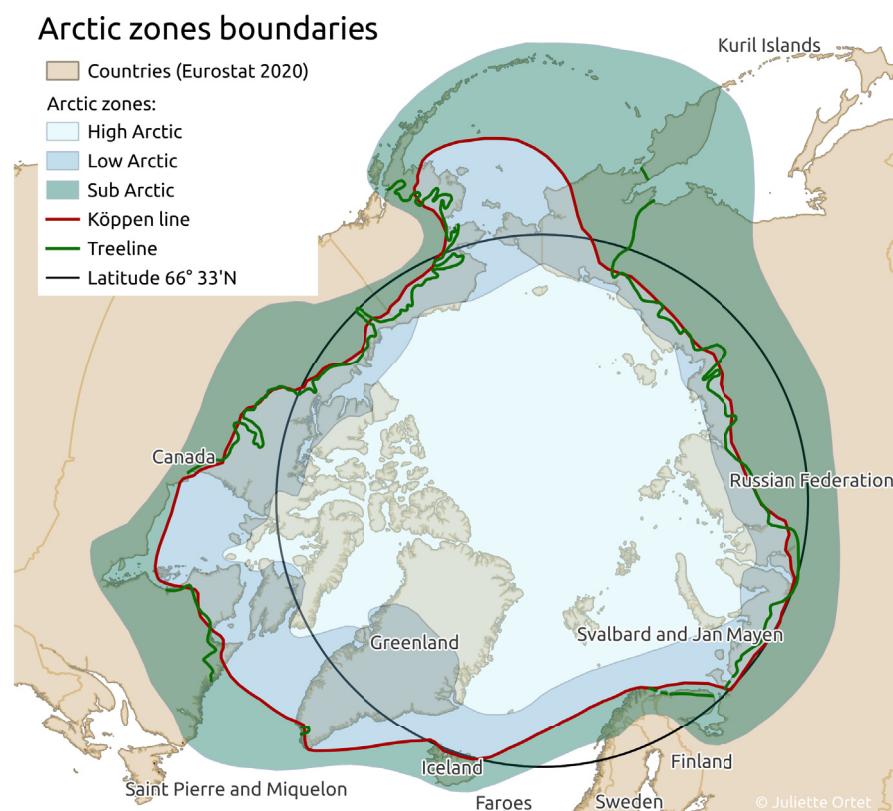


FIGURE 1.1 – Limites des zones arctiques d'après CAVM TEAM, 2003.



FIGURE 1.2 – Classification de la végétation arctique d'après MARTHA RAYNOLDS, 2022.

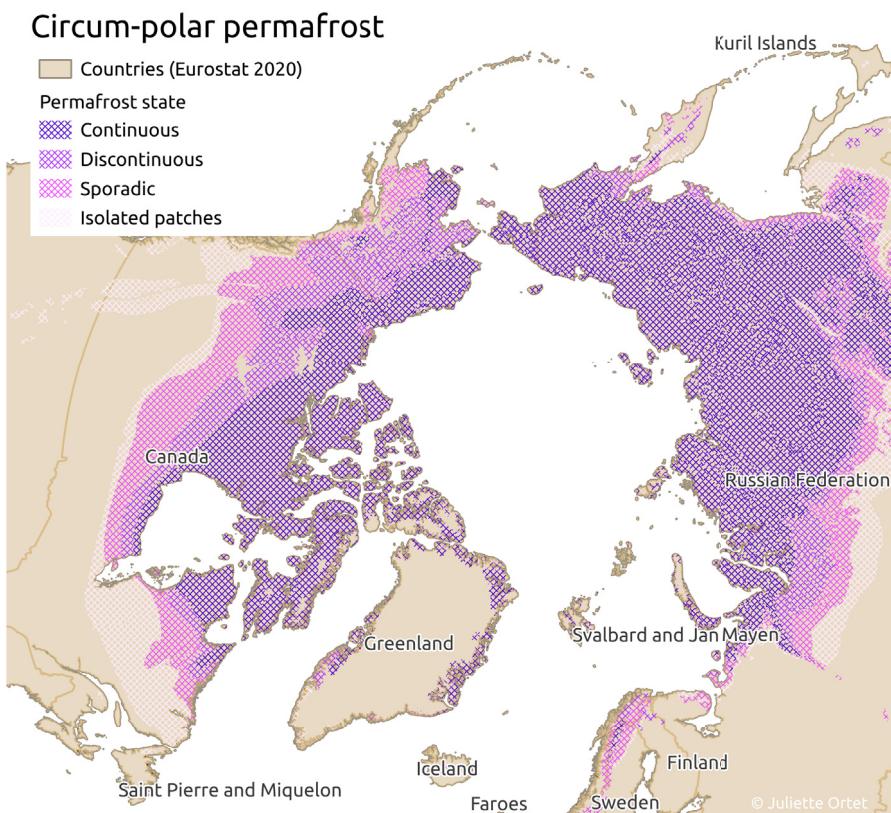


FIGURE 1.3 – Classification du pergélisol d'après HEGINBOTTOM et al., 2002.

Le pergélisol (ou permafrost en anglais) correspond à une couche de sol gelé pendant au moins deux années consécutives. Sa couche supérieure, appelée couche active, est sujette au dégel en été lorsque les températures augmentent (Figure 1.4). En zone arctique, le pergélisol

est essentiellement continu et devient discontinu à sporadique à plus basses latitudes (Figure 1.3) où seule une partie de la surface est constituée de pergélisol. Un paramètre fondamental pour comprendre l'évolution du pergélisol est la température de sa couche active qui lie l'impact des température de l'air ([Tair](#)) à l'évolution des températures du pergélisol en profondeur. Néanmoins, cette caractéristique peut varier dans l'espace en lien avec différents éléments du paysage (végétation, type de sol, topographie, hydrologie) (GRÜNBERG et al., [2020](#)). En été, la couche active du pergélisol dégèle et il est alors possible de définir une humidité du sol - *Soil Moisture* en anglais - ([SM](#)) qui varient également selon l'environnement arctique. En hiver, les température du sol ([Tsol](#)) (ou - *Ground Temperature* en anglais, - ([Tg](#))) sont particulièrement impactées par la neige et sa faible conductivité thermique qui en fait un très bon isolant (Y. ZHANG et al., [2018](#)). Néanmoins la conductivité de la neige peut varier spatialement et temporellement en raison du métamorphisme de la neige (DOMINE et al., [2016](#)) et il est difficile de connaître l'état du pergélisol sous la neige.

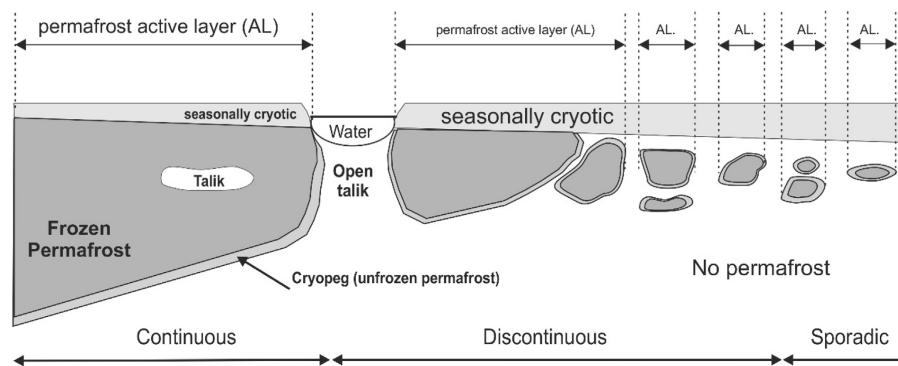


FIGURE 1.4 – Classification du pergélisol (Figure issue de DOBIŃSKI, [2020](#)).

Le changement climatique est couramment associé à l'idée d'un réchauffement. Ce raccourci est particulièrement vrai en Arctique, où les [Tair](#) ont augmenté de presque quatre fois plus que sur le reste du globe entre 1979 et 2021 (RANTANEN et al., [2022](#)). Ce phénomène, appelé amplification arctique, expose les hautes latitudes à des changements radicaux et impacte l'ensemble de l'environnement arctique : la végétation, l'enneigement, et également le pergélisol. L'augmentation des [Tair](#) entraîne le dégel significatif de la couche active du pergélisol (BISKABORN et al., [2019](#)). Le pergélisol disparaît localement en zones appelées *talik* (ROUSE et al., [1997](#)) et la saison de dégel s'allonge (KIMBALL et al., [2004](#)). De plus, l'épaisseur de la couche active du pergélisol augmente. L'objectif de la COP21 d'une augmentation de la [Tair](#) limitée à 2°C pourrait entraîner ainsi une réduction de plus de 40% des zones de pergélisol continu (CHADBURN et al., [2017](#)).

Par-delà ce réchauffement, d'autres impacts du changement climatique sont attendus en Arctique. La végétation de la toundra change selon les [Tair](#), les [Tsol](#) et le [SM](#) et l'évolution de la végétation entraîne un « verdissement » ou un « brunissement » de l'Arctique (respectivement une augmentation ou une diminution de la productivité de la végétation) selon les régions (MYERS-SMITH et al., [2015](#); MYERS-SMITH et al., [2020](#)). La saison de croissance est rallongée en raison de gels tardifs à l'automne et de dégels précoce au printemps (Y. KIM et al., [2012](#)). Des effets de rétro-actions apparaissent comme la réduction des [Tsol](#) en été par le verdissement de l'Arctique et la multiplication des arbustes (DASHTI et al., [2022](#)) ou bien l'assèchement des sols lié à l'évapotranspiration d'une végétation croissante (ZONA et al., [2022](#)). Une augmentation des précipitations est également observée (MASSON et al., [2003](#)), sous forme de pluies et de neige. Des événements de pluie-sur-neige - *Rain-On-Snow* en anglais - ([ROS](#)) surviennent et modifient l'état du manteau neigeux (DOLANT et al., [2018](#)). De plus, il semble qu'un été particulièrement humide avec des pluies extrêmes renforce la dégradation du pergélisol et le dégel de sa couche active (MAGNUSSON et al., [2022](#)).

Pour autant les conséquences de l'ensemble de ces changements climatiques sur la couche active du pergélisol restent mal connues. Les figures 1.5 et 1.6 résument de manières non exhaustives les conséquences attendues du changement climatique respectivement sur le SM et la Tsol de la couche active du pergélisol.

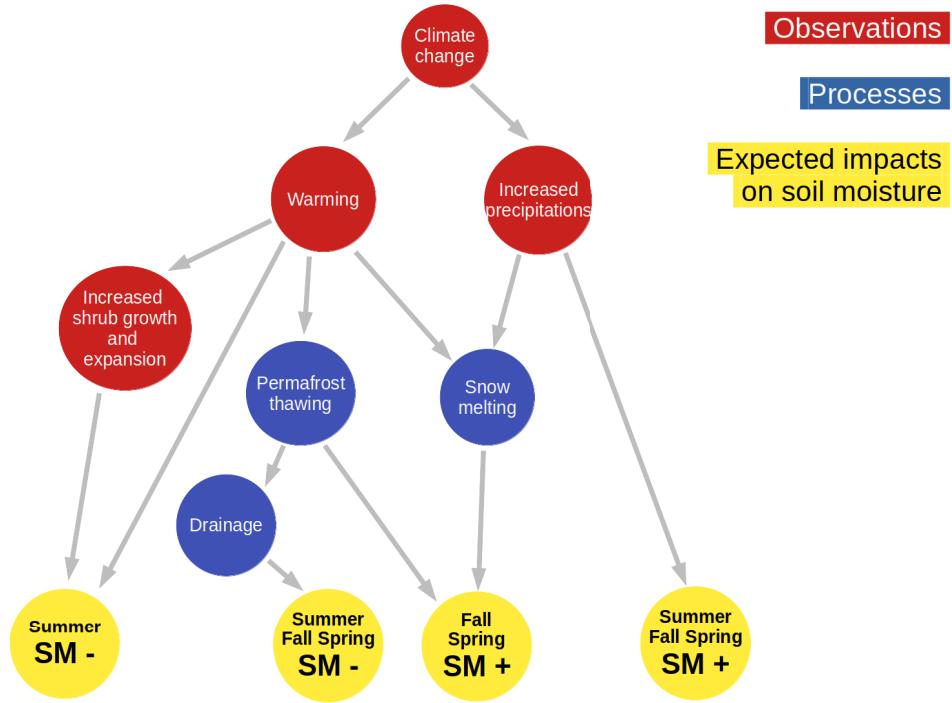


FIGURE 1.5 – Conséquences attendues du changement climatique sur les SM. Un « + » indique une augmentation et un « - » une diminution.

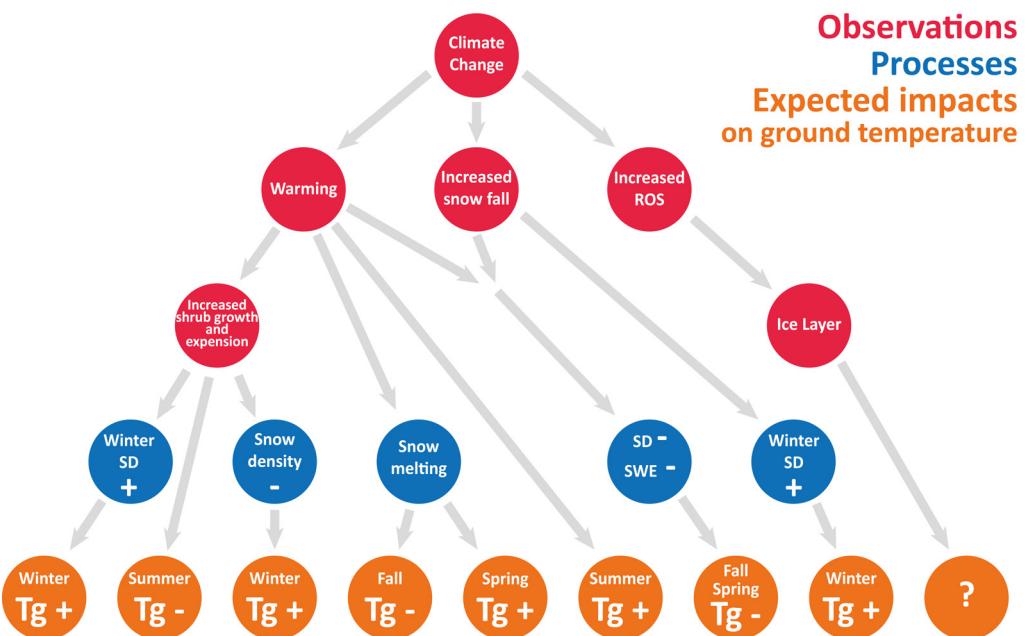


FIGURE 1.6 – Conséquences attendues du changement climatique sur les Tsol (ici appelées T_g) (Figure issue de ROYER, DOMINE et al., 2021). Un « + » indique une augmentation et un « - » une diminution.

Le dégel du pergélisol présente un fort enjeu pour le cycle du carbone, l'hydrologie et la ressource en eau, les infrastructures. L'augmentation des températures de la couche active

pourraient ainsi relancer l'activité microbiennes des sols riches en carbone (STRAUSS et al., 2021) pour relâcher sous forme de gaz à effet de serre (CO_2 et CH_4) ce carbone dans l'atmosphère (NATALI et al., 2019 ; MAVROVIC et al., 2023), et ainsi constituer une boucle de rétroaction positive puissante (SCHUUR et al., 2015). La menace d'une libération dans l'atmosphère de gaz à effet de serre comme le dioxyde de carbone (CO_2) et le méthane (CH_4) est telle que l'on parle de « bombe à retardement du carbone ». Un effet de rétro-action positive avec plus de 220 GtC dans l'atmosphère est attendue en 2200 selon K. SCHAEFER et al., 2014. Mais d'autres études sont plus réservées et souligne la méconnaissance actuelle des conséquences exactes du CO_2 et du CH_4 libérés par le dégel du pergélisol (SCHUUR et al., 2015 ; COOPER et al., 2017). Une autre conséquence majeure du dégel de la couche active du pergélisol est la modification du **SM** (ALA-AHO et al., 2021). En Arctique, les milieux humides représentent près d'un quart des terres émergées et sont particulièrement sensibles au devenir du pergélisol en contexte de changement climatique (KÅRESDOTTER et al., 2021). ANDRESEN et al., 2020 montre qu'un assèchement des sols à long terme est attendu dans les projections de la plupart des modèles météorologiques qui prennent en compte le dégel du pergélisol. En effet, l'eau infiltre alors les couches les plus profondes du sol (LAWRENCE et al., 2015) et l'assèchement du sol en surface ainsi que son réchauffement favorisent les départs de feux (J.-E. KIM et al., 2023). Le **SM** est également un élément limitant pour la production végétale et la séquestration du carbone (ZONA et al., 2022 ; OGDEN et al., 2023). Comme la **Tsol**, le **SM** joue un rôle déterminant dans le cycle du carbone par des effets de rétro-actions (HUMPHREY et al., 2021). De plus, les changements de la physique du sol ont des impacts hydrologiques modifiant l'érosion ainsi que l'écoulement (W. LI et al., 2023). Les infrastructures (ponts, routes, bâtiments...) peuvent alors significativement être fragilisées (ALLARD et al., 2012 ; KOKELJ & JORGENSEN, 2013).

1.2 Problématique

Du fait des enjeux tant environnementaux qu'économiques, le fonctionnement du pergélisol est très étudié (TURETSKY et al., 2020) et la **Tsol** et le **SM** apparaissent comme des éléments clés de l'étude du pergélisol. Une meilleure connaissance de l'état du pergélisol est nécessaire (GROSSE et al., 2011) et cela passe notamment par un plus grand nombre d'observations à l'échelle globale et sur une longue période (SHIKLOMANOV, 2012 ; SCHUUR et al., 2015). En été, le dégel de la couche active peut être observé en quantifiant le **SM**. En hiver, le devenir du pergélisol repose sur une meilleure connaissance du lien entre **Tsol**, végétation et manteau neigeux (GRÜNBERG et al., 2020). Pourtant, il n'existe pas à ce jour de mesures de **Tsol** sous le manteau neigeux sur l'ensemble de l'Arctique.

Alors comment suivre à l'échelle synoptique l'état du pergélisol ? Le maintien d'un vaste réseau de mesures in-situ est complexe en raison de la vaste étendue et les difficiles conditions climatiques des zones nordiques (SHIKLOMANOV, 2012). Des modèles climatiques tels que le modèle 5^{ème} génération de réanalyse ECMWF (**ERA5**) proposent des **SM** et des **Tsol**. Ces dernières sont utilisées pour modéliser l'évolution du pergélisol (ZWIEBACK et al., 2019), mais les biais de ces modèles mènent à une sous-estimation de l'étendue des zones de pergélisol ainsi qu'à une sur-estimation de l'épaisseur de sa couche active, surtout en présence de neige (BURKE et al., 2020 ; CAO et al., 2020 ; HERRINGTON et al., 2024). Il apparaît donc nécessaire de développer de nouvelles méthodes de mesures continues du **SM** et de la **Tsol** adaptées à l'ensemble de la zone arctique. La télédétection satellite permet d'effectuer des mesures spatiales et temporelles régulières. De telles missions sont en plein essor (Landsat, Sentinel, etc.) et ces données sont la plupart du temps rendues librement disponibles par les agences spatiales responsables de ces missions. Cependant, les missions spatiales dans le domaine du visible sont limitées par l'illumination solaire, les perturbations atmosphériques et les effets météorologiques,

comme la présence d'un manteau neigeux.

Les données satellites micro-ondes présentent un grand intérêt pour l'étude de l'environnement nordique (DUGUAY & PIETRONIRO, 2005 ; DU et al., 2019), de part leur couverture tant spatiale que temporelle ainsi que leur accessibilité. Dans le domaine des micro-ondes, un radiomètre embarqué sur un satellite peut mesurer les émissions de la surface terrestre de manière passive (c'est-à-dire en mesurant le signal émis seulement). L'énergie mesurée par les radiomètres micro-ondes est une Température de Brillance (**TB**) qui est proportionnelle à la température physique de la surface observée (DE JEU & OWE, 2003) par le biais de son émissivité. Le domaine des micro-ondes s'étend de quelques centaines de MHz à quelques centaines de GHz, les longueurs d'ondes correspondantes allant de quelques millimètres à quelques dizaines de centimètres. Or, une onde interagit avec des « objets » du même ordre de grandeur que sa longueur d'onde. Les différentes fréquences du domaine des micro-ondes interagissent donc avec différents éléments de la surface des milieux arctiques (e.g. neige, sol, végétation).

Plusieurs missions satellites, parmi lesquelles la mission Soil Moisture and Ocean Salinity (**SMOS**), fournissent des mesures de **SM** à l'échelle globale (Y. H. KERR et al., 2010). Or à cette fréquence l'émissivité d'un sol dégelé est affectée principalement par le **SM**.

Les conditions climatiques particulières des hautes latitudes limitent l'observation de la **Tsol**. La présence de neige est notamment importante en hiver et ne permet pas de mesurer directement l'état du pergélisol. La contribution de la neige est faible pour les émissions aux fréquences mesurées par **SMOS**, en bande L (MÄTZLER, 1987). Il apparaît donc possible de mesurer la **Tsol**, même sous couvert nival.

1.3 Objectifs et hypothèses

L'objectif principal de cette thèse est de développer de nouvelles méthodes adaptées à la zone de pergélisol arctique de mesures régulières des caractéristiques de surface du sol (**SM** en été et **Tsol** en hiver) à partir des observations **SMOS**. Cet objectif principal se décline en trois objectifs spécifiques :

1. Évaluer les produits de **SM** micro-ondes passives en zone arctique en été et proposer un modèle adapté à l'environnement de toundra arctique.
2. Proposer un modèle d'inversion des données **SMOS** permettant de retrouver la **Tsol** sous la neige en hiver en zone de pergélisol arctique.
3. Appliquer l'inversion des **Tsol** sur l'ensemble de l'Arctique pour évaluer l'évolution spatio-temporelle des **Tsol** sous le manteau neigeux depuis 2012.

Ces objectifs sont supportés par les hypothèses suivantes :

1. Il est possible d'utiliser les observations micro-ondes passives satellite pour suivre le **SM** aux hautes latitudes en l'absence de neige et de gel, en optimisant la paramétrisation des modèles de transferts radiatifs micro-ondes pour les régions arctiques.
2. Les mesures satellites en bande L sont peu impactées par le manteau neigeux, ce qui permet de retrouver la **Tsol** sous la neige arctique.
3. En contexte de changement climatique et d'augmentation des **Tair**, la répartition et l'évolution de la **Tsol** en Arctique dépend fortement du manteau neigeux, en raison de son rôle isolant, et de la végétation.

1.4 Structure de la thèse

La thèse débute avec un cadre théorique au chapitre 2 portant sur l'apport de la télédétection micro-onde passive pour l'étude du pergélisol arctique. Les résultats de la thèse sont ensuite divisés en trois chapitres principaux répondant aux objectifs spécifiques. Le chapitre 3 détaille l'évaluation des produits SM issus des données micro-ondes passives en Arctique et l'adaptation d'un modèle d'inversion adaptée à la toundra arctique. Les résultats présentés dans le chapitre 4 portent sur le développement d'un modèle d'inversion dédié à la mesure des Tsol sous le manteau neigeux à partir des observations SMOS. Dans le chapitre 5, l'algorithme d'inversion des Tsol est appliqué sur l'ensemble de l'Arctique afin d'analyser la variabilité spatio-temporelle des Tsol. L'impact des Tair, du manteau neigeux et de la végétation sur la répartition des Tsol est discuté. Enfin, le chapitre 6 apporte une conclusion globale à la thèse et souligne les perspectives futures du suivi du pergélisol par télédétection micro-onde dans les régions arctiques.

Une liste des productions scientifiques de cette thèse (articles et communications scientifiques) se trouve en Annexe C.

Cadre théorique

Sommaire

2.1 Théorie du signal micro-onde	10
2.1.1 Onde électromagnétique	10
2.1.2 Interactions avec la matière	11
2.1.3 De l'énergie à la température de brillance	11
2.2 Télédétection micro-onde	13
2.2.1 Le domaine des micro-ondes	13
2.2.2 Télédétection active et passive	14
2.2.3 Télédétection instrumentée, aéroportée et satellite	14
2.2.4 Vue générale et historique des missions satellite micro-ondes	15
2.2.5 La mission SMOS	17
2.3 Modélisation des micro-ondes passives en zone de toundra Arctique	19
2.3.1 Modélisation des milieux en zone de toundra Arctique	19
2.3.2 Modèles de transfert radiatif	28
2.4 Méthode d'inversion	33
2.5 Méthodes d'analyse	34
2.5.1 Caractérisation d'un jeu de données	34
2.5.2 Comparaison de jeux de données	35
2.6 Données	37

Ce chapitre a pour objectif de définir brièvement les principes physiques et mathématiques sur lesquels s'appuient les travaux de cette thèse. La théorie du signal micro-onde est introduite (Section 2.1) avant d'aborder la télédétection appliquée à ce domaine de fréquences (Section 2.2). Une description non exhaustive des milieux modélisés et de leur paramétrisation est proposée (Section 2.3). L'algorithme dédiée à l'inversion des observations micro-ondes passives en bande L est ensuite détaillée pour une application en zone de toundra (Section 2.4). La Section 2.5 décrit les méthodes d'analyse employées dans les travaux de cette thèse. Enfin les données utilisées au cours de cette thèse sont détaillées en Section 2.6.

2.1 Théorie du signal micro-onde

2.1.1 Onde électromagnétique

Tout corps qui présente une agitation moléculaire est caractérisé par une température thermodynamique supérieure à 0 Kelvin (i.e. -273.15 °C) et émet alors une radiation électromagnétique, sous forme d'une onde au caractère ondulatoire mais également corpusculaire. En effet, l'énergie est transportée par les photons, qui sont des particules sans masse, et peut ainsi se propager dans le vide comme dans la matière. La propagation de ces ondes est décrite par les équations de Maxwell.

Une onde électromagnétique peut, comme son nom l'indique, se décomposer en deux champs : le champ électrique (**E** en V/m) et le champ magnétique (**B** en V/m), qui oscillent dans 2 plans perpendiculaires à la direction de propagation (Figure 2.1).

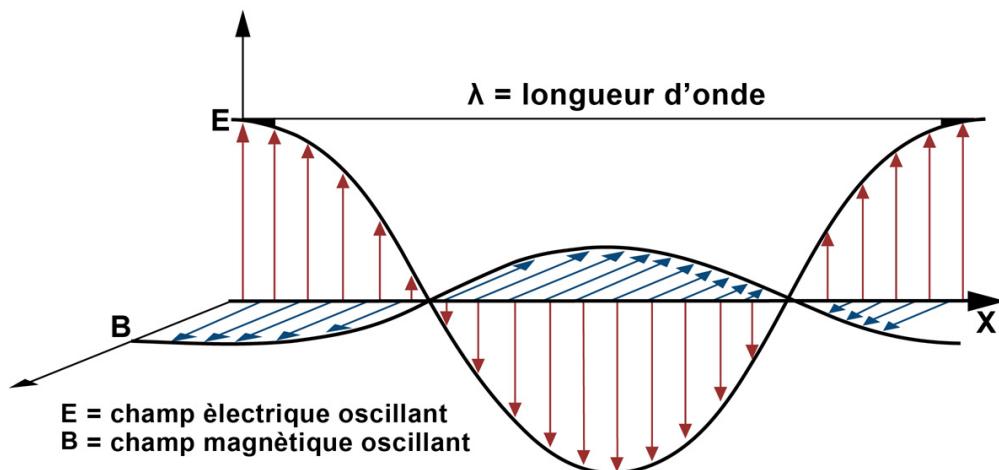


FIGURE 2.1 – Représentation d'une onde électromagnétique se propageant selon la direction de l'axe des x.

La polarisation d'une onde électromagnétique dépend de la direction du champ électrique **E** dans son plan. Quand aucune direction n'est privilégiée, l'onde n'est pas polarisée. Au contraire, quand une direction est favorisée, l'onde est dite polarisée. Une onde se polarise au passage d'une interface en raison des phénomènes de réfraction et réflexion. Deux polarisations sont définies selon la direction de **E** par rapport plan formé par le rayon incident et la normale à la surface, aussi appelé plan d'incidence. Lorsque **E** est perpendiculaire au plan d'incidence, la polarisation est horizontale (E_H). De la même façon, lorsque **E** est parallèle au plan d'incidence, la polarisation verticale (E_V).

Une onde électromagnétique est caractérisée par sa longueur d'onde λ (en mètre) qui est la périodicité spatiale des oscillations. Celle-ci se retrouve en mesurant la distance entre 2 maxima.

La fréquence f (en Hertz) d'une onde électromagnétique correspond au nombre d'oscillations en 1 seconde. La longueur d'onde et la fréquence sont directement liées par la relation $\lambda = \frac{V}{f}$, où V est la vitesse de propagation de l'onde dans un milieu. L'indice du milieu est défini comme le rapport entre cette vitesse et la célérité de la lumière dans le vide ($c \simeq 3 \times 10^8$ m s $^{-1}$) : $n = \frac{c}{V}$. Ainsi, dans le vide, $n = 1$, i.e. $\lambda = \frac{c}{f}$. Le continuum des ondes électromagnétiques, classées selon leur longueur d'onde ou selon leur fréquence, constitue le spectre électromagnétique (Figure 2.2). Cette thèse s'intéresse particulièrement au domaine des micro-ondes qui correspondent à des grandes longueurs d'ondes (1 mm – 1 m), i.e. des basses fréquences (300 MHz – 300 GHz).

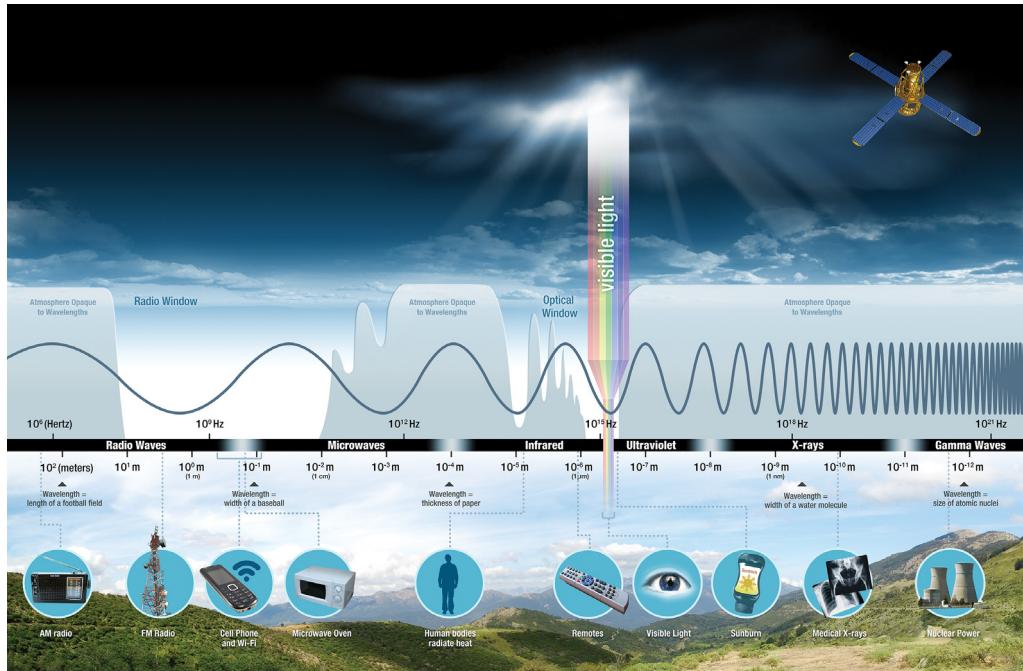


FIGURE 2.2 – Spectre électromagnétique (source web : NASA).

2.1.2 Interactions avec la matière

Une onde électromagnétique interagit avec la matière à travers trois divers processus : la réflexion, la transmission et l'absorption. Pour une même onde incidente, trois coefficients sont définis :

- un coefficient de réflexion r , rapport entre l'énergie réfléchie et l'énergie incidente
- un coefficient de transmission t , rapport entre l'énergie transmise et l'énergie incidente
- un coefficient d'absorption a , rapport entre l'énergie absorbée et l'énergie incidente

La valeur de chacun de ces coefficients est donc comprise entre 0 et 1. Afin de respecter la loi de la conservation de l'énergie, $r + t + a = 1$.

L'absorption d'un rayonnement par un corps s'accompagne par une augmentation de son énergie interne. En réponse, ce corps émet à son tour un rayonnement, à des longueurs d'ondes différentes que le rayonnement initial.

2.1.3 De l'énergie à la température de brillance

Le corps noir, ou modèle du corps parfait, correspond à un objet idéal qui absorberait toute l'énergie électromagnétique incidente ($r = 0, t = 0, a = 1$). L'absorption totale du rayonnement entraîne une augmentation de l'énergie du corps noir, mais aussi une émission d'un rayonnement dont la longueur d'onde et l'intensité sont fonction de la température du corps noir. À l'équilibre thermique, si le corps noir est parfaitement diffusant, l'énergie rayonnée est donc égale à l'énergie

absorbée ($e = a$). La loi de Planck nous donne la luminance énergétique spectrale du corps noir L (en $\text{W m}^{-3} \text{ sr}^{-1}$) :

$$L(\lambda, T) = \frac{2hc^2}{\lambda^5 \left(\exp \left(\frac{hc}{k\lambda T} \right) - 1 \right)} \quad (2.1)$$

avec λ la longueur d'onde (en m), T la température (en K), h la constante de Planck ($h = 6.625 \times 10^{-34} \text{ W s}^2$), c la vitesse de la lumière dans le vide ($c = 2.998 \times 10^8 \text{ m s}^{-1}$) et k la constante de Boltzmann ($k = 1.38 \times 10^{-23} \text{ J K}^{-1}$).

Intégrer $L(\lambda, T)$ sur toutes les longueurs d'ondes permet d'obtenir la luminance d'énergie totale $L(T)$. Comme un corps noir est lambertien, $L(T)$ ne dépend donc pas des directions. La puissance totale rayonnée par unité de surface du corps noir est donnée par la loi de Stephan-Boltzmann qui définit l'émittance du corps noir $M(T)$ (en W m^{-2}) telle que :

$$M(T) = \sigma T^4 \quad (2.2)$$

avec σ la constante de Stefan-Boltzmann ($\sigma = 5.67 \times 10^{-8} \text{ W m}^{-2} \text{ K}^{-4}$) et T est la température (en K).

La loi de Planck (Équation 2.1) nous permet d'obtenir l'émittance spectrale du corps noir $M(\lambda, T)$ (en W m^{-3}) :

$$M(\lambda, T) = \pi L(\lambda, T) = \frac{2\pi hc^2}{\lambda^5 \left(\exp \left(\frac{hc}{k\lambda T} \right) - 1 \right)} \quad (2.3)$$

Pour les grandes longueurs d'ondes ou basses fréquences, $\frac{hc}{k\lambda T} \ll 1$ et par un développement limité :

$$\exp \left(\frac{hc}{k\lambda T} \right) - 1 \simeq \frac{hc}{k\lambda T} \quad (2.4)$$

Pour ce domaine de longueur d'onde, l'approximation de Rayleigh-Jeans s'applique :

$$M(\lambda, T) = \pi \cdot 2 \cdot c \cdot k \cdot \lambda^{-4} \cdot T \quad (2.5)$$

L'émittance du corps noir est donc directement liée à la température du corps noir.

Au contraire du corps noir, la plupart des corps réels n'absorbent pas tout le rayonnement électromagnétique reçu ($a < 1$) ; une partie est réfléchie ($r > 0$) ou transmise ($t > 0$). Ainsi, pour un même rayonnement incident, le corps réel émet une énergie plus faible que le corps noir. L'émittance d'un corps réel est définie telle que :

$$M^{\text{corps réel}}(\lambda, T) = e(\lambda) \cdot M^{\text{corps noir}}(\lambda, T) \quad (2.6)$$

avec e l'émissivité du corps réel.

En appliquant l'approximation de Rayleigh-Jeans :

$$M^{\text{corps réel}}(\lambda, T) = e(\lambda) \cdot \pi \cdot 2 \cdot c \cdot k \cdot \lambda^{-4} \cdot T \quad (2.7)$$

Ici aussi, l'émittance du corps réel $M^{\text{corps réel}}$ est donc directement liée à la température du corps réel T .

La Température de Brillance T_B est définie comme la température qu'aurait un corps noir pour émettre la même quantité d'énergie qu'un corps réel à la même longueur d'onde :

$$M^{\text{corps réel}}(\lambda, T) = \pi \cdot 2 \cdot c \cdot k \cdot \lambda^{-4} \cdot T_B \quad (2.8)$$

Par identification dans les équations 2.7 et 2.8, l'expression de la **TB** est donnée par :

$$T_B(\lambda, T) = e(\lambda) \cdot T \quad (2.9)$$

Conclusion

Dans le domaine des micro-ondes, une **TB** est le produit entre l'émissivité et la température d'un corps réel. Des variations dans les **TB** reflètent des variations d'émissivité et de température du corps. Cette thèse s'intéresse aux variations de **TB** pour suivre les variations d'humidité (qui impacte l'émissivité) et de température du sol en zone de pergélisol arctique.

2.2 Télédétection micro-onde

La mesure des **TB** se fait par télédétection, c'est-à-dire une mesure à distance de l'objet d'étude. Celui-ci définit les choix dans la mesure des **TB** :

- la longueur d'onde (Section 2.2.1)
- le type d'instrument : passif ou actif (Section 2.2.2)
- la plateforme de l'instrument : *in situ*, aéroporté ou satellite (Section 2.2.3)

Diverses missions satellite ont résulté de ces choix (Section 2.2.4), parmi lesquelles la mission **SMOS** (Section 2.2.5).

2.2.1 Le domaine des micro-ondes

Le domaine des micro-ondes s'étend de 300 MHz à 300 GHz. De 300 MHz à 1 GHz se trouvent les ultra-hautes fréquences (UHF) et de 40 GHz à 300 GHz les ondes millimétriques. De 1 GHz à 40 GHz, la fenêtre des micro-ondes est subdivisée en bandes de fréquence nommées par une lettre (voir Tableau 2.1). Les ondes électro-magnétiques interagissent différemment avec les éléments du système Terre (atmosphère, surface terrestre) selon leur fréquence. La figure 2.3 présente la sensibilité des fréquences allant de 0 à 40 GHz, à plusieurs paramètres que sont l'humidité du sol, la vapeur d'eau, le contenu en eau de la végétation, la rugosité de surface et l'eau liquide présente dans les nuages. Selon leur fréquence, les micro-ondes sont également sensibles au manteau neigeux et à ses caractéristiques (contenu en eau, densité, profondeur, température...) (MÄTZLER & WIESMANN, 2012 ; F. ULABY & LONG, 2014). Contrairement aux méthodes d'imagerie optique, les capteurs dans le domaine des micro-ondes ne dépendent pas de l'illumination solaire, ce qui permet les observations de jour comme de nuit. Par ailleurs, pour la majorité des longueurs d'onde, leur faible sensibilité aux conditions atmosphériques offre l'avantage d'une couverture par tout temps.

Bande	L	S	C	X
Fréquence (GHz)	1-2	2-4	4-8	8-12
Longueur d'onde (cm)	30-15	15-7.5	7.5-3.8	3.8-2.5
Bande	Ku	K	Ka	
Fréquence (GHz)	12-18	18-26.5	26.5-40	
Longueur d'onde (cm)	2.5-1.6	1.6-1.1	1.1-0.8	

TABLE 2.1 – Bandes de fréquence micro-onde entre 1 et 40 GHz.

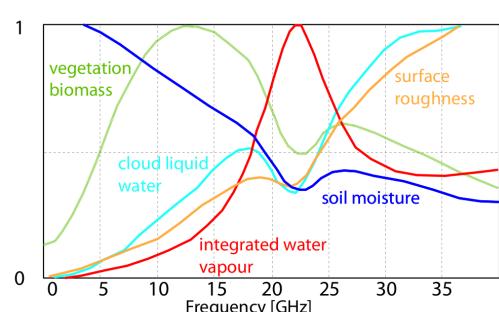


FIGURE 2.3 – Sensibilité à différents éléments du système Terre en fonction de la longueur d'onde observée (Y. KERR & BRETON, 1990).

2.2.2 Télédétection active et passive

Dans le domaine des micro-ondes, les mesures peuvent être effectuées de manière active ou passive. Une mesure active est effectuée par un radar (acronyme de l'anglais *RAdio Detection And Ranging*) et une mesure passive par un radiomètre. Les instruments actifs émettent une onde électro-magnétique et mesurent le signal induit en retour. Le ratio entre les signal émis puis reçu donne le coefficient de rétro-diffusion σ_0 , qui est fonction des caractéristiques de la scène observée. Le signal présentent effectivement des variations d'intensité et de polarisation. En plus du coefficient de rétro-diffusion, la mesure du délai entre émission et réception permet d'établir la distance entre le radar et sa cible. On parle de diffusomètres pour les instruments qui s'intéressent aux profils de rétro-diffusion à une dimension et d'altimètres pour les instruments utilisant le temps de retour pour des applications topographiques. Les instruments micro-ondes passifs mesurent quant à eux l'émission de la scène observée. Cette radiation pour une longeur d'onde s'exprime en terme de TB (Section 2.1.3).

Actifs ou passifs, un défi majeur pour les instruments opérants dans les micro-ondes se situe au niveau de la résolution d'observation. En effet, en télédétection, la résolution spatiale d'un instrument dépend de sa taille et de la longueur d'onde utilisée. Dans le domaine des micro-ondes, les longueurs d'onde sont grandes (Section 2.2.1) par rapport à la taille des antennes souvent limitée par la plateforme de l'instrument (Section 2.2.3). Les radars à synthèse d'ouverture (SAR, en anglais *synthetic aperture radar*) ont un large faisceau qui permet un chevauchement des empreintes successives de l'instrument. Les multiples observations obtenues pour chaque point permettent de reconstruire une image telle qu'observée par une plus grande antenne. En radiométrie passive, plusieurs antennes peuvent aussi être utilisées afin d'obtenir également des observations redondantes et ainsi synthétiser un instrument plus grand (MARTÍN-NEIRA et al., 2014).

2.2.3 Télédétection instrumentée, aéroportée et satellite

Les instruments micro-ondes tant passifs que actifs peuvent être déployés sur différentes plateformes, qui conditionnent les résolutions radiométrique, spatiale et temporelle des mesures effectuées. Tout d'abord, des tours instrumentées permettent des observations à l'échelle locale (RAUTIAINEN et al., 2012 ; LEMMETYINEN et al., 2016). Bien que ponctuelles spatialement, ces mesures peuvent être effectuées régulièrement et une calibration et maintenance de l'instrument est possible (même si parfois contraignante). Celui-ci n'est pas restreint en terme de taille, ce qui permet une meilleur résolution radiométrique. La résolution spatiale reste cependant limitée par une empreinte au sol souvent petite. En zone de pergélisol arctique, les sites instrumentés sont peu nombreux, souvent difficiles d'accès et mis à rudes épreuves par les conditions météorologiques. Toujours à l'échelle locale, l'utilisation de drones permet de faire une cartographie (HOUTZ et al., 2020 ; KAISER et al., 2022). Les instruments sont cependant très limités en terme de taille et de poids, impactés par les conditions météorologiques (HASAN et al., 2022) et les campagnes de mesures sont ponctuelles. A l'échelle régionale, des mesures aéroportées peuvent être faites (ZRIBI et al., 2011). Cela nécessite la correction et le géoréférencement des acquisitions en vol. La taille de l'instrument (et donc les résolutions spatiale et radiométrique) est limitée par la capacité de l'avion et les campagnes de mesures sont restreintes dans le temps et très coûteuses économiquement et environnementalement.

Peu de projets s'appuient sur des radiomètres en bande L en Arctique à l'échelle locale ou régionale. Le site de Sodankylä (Finlande) est équipé d'un radiomètre en bande L en forêt boréale (RAUTIAINEN et al., 2012). Le projet MOACC (Multidisciplinary Observatory for Arctic Climate Change and Extreme Events Monitoring, voir <https://grimp.ca/project/moacc/>) prévoit l'installation d'un radiomètre bande L à Ikaluktuktiaq (Nunavut, Canada). Un projet de maîtrise a permis une première évaluation de l'instrument et sa mise en oeuvre sur le site

(voir <https://aaltodoc.aalto.fi/items/b572ed55-c12c-4aa3-b304-9d63ba57ce57>). En Antarctique, DOMEX-2 (MACELLONI et al., 2013) a mené à des mesures de TB en bande L, notamment pour la calibration de **SMOS**.

Seules les missions satellites permettent d'effectuer des mesures régulières à l'échelle globale. Des observations micro-ondes satellites peuvent être réalisées sur l'ensemble de l'Arctique en quelques jours. Les zones les plus au Nord sont même susceptibles d'être observées plusieurs fois par jour en raison de la géométrie des orbites polaires (ENTEKHABI et al., 2010 ; Y. H. KERR et al., 2010 ; MACELLONI et al., 2018 ; DONLON et al., 2023). Ces missions sont cependant peu nombreuses. Le coût de développement et de maintenance de missions d'observations spatiales est un premier frein à leur multiplication. Par ailleurs dans un contexte de changement climatique, la société entière est amenée à repenser son empreinte environnementale. Il en va de même pour les activités scientifiques spatiales (Séminaire de Prospective Scientifique du CNES, voir https://sps2024.com/wp-content/uploads/CNES_RapportSPS2024.pdf). La pollution induite par un satellite d'observation (au décollage et en fin de vie) notamment est non négligeable. Il paraît donc essentiel de valoriser les données d'une mission satellite à travers plusieurs applications.

2.2.4 Vue générale et historique des missions satellite micro-ondes

Utilisant différentes longueurs d'onde et types d'instrument, de nombreuses missions satellite micro-ondes ont été ou sont encore en activité. La table 2.2 donne une synthèse non exhaustive de ces missions. Les activités concernant les océans s'intéressent principalement à leur température et vents de surface (ex : Scanning Multichannel Microwave Radiometer (**SMMR**), Advanced Microwave Scanning Radiometer for Earth Observing System (**AMSR-E**), Advanced Microwave Scanning Radiometer 2 (**AMSR-2**)), leur salinité (ex : **SMOS**, Aquarius) ou leur topographie (ex : European Remote-Sensing Satellite (**ERS**)-1/2, Surface Waves Investigation and Monitoring instrument (**SWIM**)). L'application principale des diffusomètres est la mesure des vents en domaine océanique (ex : SeaWinds). Les observations micro-ondes sont également utilisées dans le suivi de la glace de mer (ex : Special Sensor Microwave/Imager (**SSM/I**), **SMOS**). Le domaine d'application principal sur les continents est l'humidité du sol (ex : **SMOS**, Soil Moisture Active Passive (**SMAP**), Advanced Scatterometer (**ASCAT**))). Les missions **SMOS** et **SMAP** s'intéressent également au contenu en eau de la végétation à l'échelle globale (WIGNERON et al., 2021 ; SALAZAR-NEIRA et al., 2023 ; BOITARD et al., 2024). Les régions arctiques et boréales continentales sont la plupart du temps écartées des zones d'étude principale de ces missions. Pourtant quelques applications concernent directement la cryosphère. En Antarctique, les observations **SMOS** sont utilisées pour retrouver la température de la calotte glaciaire (MACELLONI et al., 2019) ainsi que les zones de fonte (LEDUC-LEBALLEUR et al., 2020). Un produit de contenu en eau du manteau neigeux (Snow Water Equivalent, SWE) est dérivé des observations **SMMR** et **SSM/I** (TAKALA et al., 2011). Quelques missions s'intéressent également à la température de surface - *Land Surface Temperature* en anglais - (**LST**) (ex : **SSM/I**) (FILY, 2003) ou au gel/dégel (ex : **SMOS**, **SMAP**) (RAUTIAINEN et al., 2016 ; MUZALEVSKIY & RUZICKA, 2020) mais aucune ne se penche sur la température du sol sous la neige.

TABLE 2.2 – Caractéristiques principales des missions satellite micro-ondes (adapté de FRAPPART et al., 2020)

Satellite	Capteur	Type	Bandé	Fréquence (GHz)	Résolution spatiale (km)	Période d'activité
Seasat	SMMR	Passif	C, X, K, Ka	6.63, 10.69, 18.6-21.0, 37.0	27, 46, 91, 148	07/1978 - 10/1978
Nimbus-7	SMMR	Passif	C, X, K, Ka	6.63, 10.69, 18.6-21.0, 37.0	27, 46, 91, 148	10/1978 - 02/1995
DMSP	SSM/I	Passif	K, Ka, W	19.35-22.235, 37.0, 85.5	25 (and 12.5)	since 06/1987
TRMM	TMI	Passif	X, K, Ka, W	10.7, 19.4-21.3, 37.0, 85.5	5 to 45	12/1997 - 06/2015
ADEOS-II	AMSR	Passif	K, Ka, W	19.35-22.235, 37.0, 85.5	5.4 to 56	12/2002 - 10/2003 SST / SM
Aqua	AMSR-E	Passif	C, X, K,	6.925, 10.65, 18.7-23.8,	5.4 to 56	05/2002 - 12/2011
Coriolis	Windsat	Passif	C, X, K, Ka	6.8, 10.7, 18.7-23.8, 37.0	8 to 40	since 01/2003
SMOS	MIRAS	Passif	L	1.41	40	since 11/2009
Aquarius	ALRad	Passif	L	1.413	36	06/2011 - 06/2015
GCOM-W1	AMSR-2	Passif	C, X, K,	6.925-7.3, 10.65, 18.7-23.8,	5.4 to 56	since 05/2012
GPM	GMI	Passif	Ka, W	36.5, 89.0	4.4 to 19.4	since 03/2014
SMAP	L-band Radiometer	Passif	W, mm	89.0, 165.5-183.31		
SEASAT	SEASAT	Actif	L	1.413	40	since 02/2015
ERS-1	WS	Actif	Ku	14.599	~50	07/1978 - 10/1978
ERS-2	WS	Actif	C	5.3	50	07/1991 - 03/2000
ADEOS-I	NSCAT	Actif	C	5.3	50	04/1995 - 09/2011
QuikSCAT	SeaWinds	Actif	Ku	13.995	25, 50	08/1996 - 06/1997
ADEOS-II	ASCAT	Actif	Ku	13.4	~25	06/1999 - 11/2009
METOP-A	ASCAT	Actif	Ku	13.4	~25	12/2002 - 10/2003
Aquarius	ASCAT	Actif	C	5.255	25, 50	since 10/2006
METOP-B	ASCAT	Actif	L	1.26	36	06/2011 - 06/2015
METOP-C	ASCAT	Actif	C	5.255	25, 50	since 09/2012
OCEANSat-2	SCAT	Actif	C	5.255	25, 50	since 11/2018
ISS	RapidScat	Actif	Ku	13.515	~15	since 09/2014
CFOSAT	SCAT	Actif	Ku	13.4	12 to 50	since - 09/2016
CFOSAT	SWIM	Actif	Ku	13.256	50	06/2011 - 06/2015
				13.525	down to ~7	06/2011 - 06/2015

2.2.5 La mission **SMOS**



FIGURE 2.4 – Vue d'artiste du satellite **SMOS** (Agence Spatiale Européenne - *European Space Agency* en anglais - ([ESA](#)))

La mission satellite Soil Moisture and Ocean Salinity ([SMOS](#)) est opérée conjointement par l'Agence Spatiale Européenne - *European Space Agency* en anglais - ([ESA](#)) et par le Centre Nationale d'Etudes Spatiales ([CNES](#)), en tant que mission d'observation de la Terre (Earth Explorer). Si son lancement a eu lieu le 2 novembre 2009, les premières données opérationnelles ont été rendues disponibles en mai 2010. Le satellite [SMOS](#) suit une orbite héliosynchrone à 758 km d'altitude, c'est-à-dire que le satellite repasse au dessus d'un point donné de la Terre toujours à la même heure. En phase ascendante, [SMOS](#) passe l'équateur au nadir à 06h00 (heure locale solaire). En phase descendante, la passage à l'équateur est à 18h00. Pour chaque orbite (ascendante et descendante), le temps de revisite maximal (résolution temporelle) est de 3 jours à l'Équateur, mais les pôles sont observés plusieurs fois par jour. La résolution spatiale des observations est de 43 km en moyenne. La mission [SMOS](#) a pour objectifs initiaux la cartographie à l'échelle globale de l'humidité des sols des surfaces continentales (SM) et de la salinité des océans (OS). Les informations concernant les produits de la mission [SMOS](#) au sein de ce document se concentrent sur les surfaces continentales.

Le capteur embarqué par [SMOS](#), Microwave Imaging Radiometer with Aperture Synthesis ([MIRAS](#)), est un radiomètre constitué d'une structure en Y. Soixante-neuf antennes élémentaires sont réparties sur les trois bras qui mesurent chacun 4 m de longueur pour 25 cm de large. La corrélation entre les signaux de tous les couples d'antennes permet de reconstruire l'image des [TB](#) correspondant à la scène observée par interférométrie. Cette technique permet de rendre la résolution spatiale de MIRAS équivalente à celle d'une unique antenne de 9 m de diamètre. L'instrument est incliné de 32.5° par rapport au nadir, ce qui lui permet de faire des mesures entre 0 et 60° utilisées dans le cadre de cette thèse. MIRAS opère en bande L à une fréquence $f = 1.413$ GHz, i.e. longueur d'onde $\lambda = 21$ cm, très sensible à l'humidité du sol (Figure 2.3), mais peu à l'atmosphère. Cette fréquence a également moins d'interaction avec la végétation (Figure 2.3) que les plus hautes fréquences. Par ailleurs, en bande L, la neige sèche peut être considérée comme transparente (SCHWANK et al., 2015; LEMMETYINEN et al., 2016; ROY et al., 2017).

La mission [SMOS](#) résulte en plusieurs jeux de données qui peuvent être identifiés par niveau (ou level) dont les caractéristiques sont rappelées de manière non exhaustives :

- Level 0 :
Les données L0 correspondent aux données brutes mesurées par l'instrument.
- Level 1 :
 - Les données L1a sont appelées visibilités, il s'agit des corrélations entre les antennes élémentaires.
 - Les données L1b résultent en une image reconstruite à partir des visibilités (appelée snapshot) des **TB** dans le plan de l'antenne.
 - Les données L1c géolocalisent et rassemblent les **TB** acquises à différents angles d'incidence. L'**ESA** distribue les produits L1c par demi-orbite sur une grille en projection ISEA 4H9V (Icosahedral Snyder Equal Area) de 15 km de résolution.
- Level 2 :
Les données L2 résultent de l'inversion des données L1c vers des paramètres géophysiques (par exemple l'humidité du sol pour le produit L2 SM). Comme les L1c, elles sont diffusées par l'**ESA** sous forme de demi-orbite sur la grille ISEA 4H9V à 15 km (SAHR et al., 2003).
- Level 3 :
Les données L3 relèvent d'une synthèse temporelle et spatiale des données de niveau 1, permettant d'obtenir une carte globale tous les trois jours (en orbite ascendante d'une part et descendante d'autre part). Les produits L3 sont projetés sur la grille EASE Grid v2.0 à une résolution de 25 km (BRODZIK et al., 2012) globale (EPSG : 6933) ou polaire (EPSG : 6931). Les données L3 **TB** correspondent au profil de **TB** multi-angulaire pour chaque point de la grille. Des paramètres géophysiques inversés sont aussi disponibles au niveau 3, tels que les données L3 SM diffusées par le CATDS ou le produit Freeze-Thaw diffusé par l'**ESA**.
- Level 4 :
Les données L4 correspondent à des applications des données **SMOS**, combinées avec des données supplémentaires issues d'autres missions satellite ou de modèles. Un exemple est le produit **SMOS**-CryoSat merged Sea Ice Thickness Level 4 qui rassemble les épaisseurs de glace de mer issues des satellites **SMOS** et Cryosat sur la grille EASE-Grid 2.0 en projection polaire.

Conclusion

Le satellite **SMOS** observe l'ensemble de la zone arctique en moins de trois jours depuis 2010. Son radiomètre opère en bande L, très sensible à l'humidité du sol et peu impactée par le manteau neigeux. L'inversion des **TB SMOS** permet de suivre l'évolution de l'humidité à l'échelle globale et sur une longue période temporelle. Les **TB SMOS** présentent donc un potentiel pour le suivi de l'état du pergélisol arctique.

2.3 Modélisation des micro-ondes passives en zone de toundra Arctique

Le passage des [TB](#) mesurées aux variables géophysiques d'intérêt se fait grâce à l'inversion d'un modèle de transfert radiatif - *Radiative Transfer Model* en anglais - ([RTM](#)). Celui-ci décrit la scène observée selon certains paramètres et variables physiques. Sa transcription mathématique permet d'aboutir à une équation de transfert radiatif qui peut être inversée. La plupart des [RTM](#) en micro-ondes passives consistent en une succession de couches horizontales. La paramétrisation de ces couches (Section [2.3.1](#)) ainsi que de leurs interactions (Section [2.3.1](#)) peut se faire de différentes façons. Le signal reçu par le radiomètre du satellite provient de l'ensemble des éléments dont la température est supérieure à 0 K dans la scène observée. Dans le cadre de la toundra arctique, les milieux suivants sont à considérer :

- l'atmosphère,
- le sol,
- la végétation ,
- la neige,
- les étendues d'eau, comprenant de l'eau liquide et/ou de la glace.

Il appartient également de bien définir les interactions aux interfaces de ces milieux. Nous présentons ici deux [RTM](#) largement utilisés pour l'inversion des observations [SMOS](#) : L-band Microwave Emission of the Biosphere ([L-MEB](#)) (combiné au $\tau - \omega$) et Microwave Emission Model of Layered Snowpacks ([MEMLS](#)) ainsi que le Two-Stream ([2S](#)) (Section [2.3.2](#)).

2.3.1 Modélisation des milieux en zone de toundra Arctique

Les milieux sont modélisés selon des paramètres physiques (température, permittivité, diffusion volumique) qui sont définis dans cette section. Les valeurs attribuées à ces paramètres selon les milieux sont ensuite détaillées dans la présente section également.

Caractérisation des couches

Température

La température est une des sept grandeurs mesurées par une unité du Système International des Unités (SI). La définition de la température s'appuie sur des concepts de la mécanique statistique à l'échelle microscopique et des concepts et lois de la thermodynamique classique à l'échelle macroscopique (BOER, [1965](#) et Chapitre 1 de QUINN, [1990](#)). Nous résumons ici brièvement les principes qui définissent la notion température :

- À l'échelle microscopique : Pour un système composé de nombreuses particules, la température est liée à l'agitation microscopique des particules. La température est inversement proportionnelle à la constante de Boltzmann k qui détermine la distribution de l'énergie entre les particules ($T = \theta/k$ avec θ qui caractérise la distribution des particules).
- À l'échelle macroscopique : Lorsque deux systèmes sont en contacts, ils échangent de l'énergie thermique (appelée chaleur) jusqu'à atteindre l'équilibre thermique. Le flux de chaleur suit toujours la même direction : des hautes vers les basses températures. Ainsi, deux systèmes à l'équilibre thermique l'un par rapport à l'autre ont un paramètre thermodynamique (ou d'état) qui a la même valeur : la température.

La température est donc définie par rapport à un système de référence. Plusieurs échelles existent, cette thèse utilise celle de Kelvin et celle de Celsius. La loi de passage entre ces deux échelles est $T(K) = 273.15 + T(^{\circ}\text{C})$. L'émission totale mesurée résulte des émissions de plusieurs couches de l'objet observé. Ainsi la température effective T_{eff} d'un objet dépend des températures T_i des n couches considérées : $T_{\text{eff}} = f(T_i)$ avec i allant de 1 à n . Un milieu est donc caractérisé par sa température effective, fonction de plusieurs couches à la température considérée comme homogène. Si le milieu est considéré comme homogène, $T_{\text{eff}} = T$. Dans le cadre de cette thèse, la température effective est considérée comme homogène dans tous les milieux, à l'exception du sol en été.

Permittivité ou constante diélectrique

Cette thèse s'intéresse uniquement à des milieux naturels considérés comme non-magnétiques, i.e. la perméabilité magnétique est égale à $\mu = \mu_0 = 4\pi \times 10^{-7}$ H/m. Un milieu est caractérisé par son indice n (Section 2.1.1) mais également par sa permittivité ε . La permittivité d'un milieu permet de caractériser ses propriétés diélectriques dans le domaine des micro-ondes. Il s'agit d'une valeur complexe qui se définit telle que (Équation E.2, F. T. ULABY et al., 1986) :

$$\varepsilon = \varepsilon' + i \varepsilon'' \quad (2.10)$$

avec ε' la constante diélectrique et ε'' le facteur de pertes diélectrique du milieu. Ainsi :

$$\varepsilon'' = \frac{\sigma}{\omega \epsilon_0} \quad (2.11)$$

avec σ la conductivité du milieu, $\omega = 2\pi f$ la fréquence angulaire et $\epsilon_0 = 8.85 \times 10^{-12}$ F/m la permittivité du vide. Notons qu'il existe deux conventions de notation pour la constante diélectrique :

- convention issue de la physique : $\varepsilon = \varepsilon' + i \varepsilon''$
- convention issue de l'ingénierie électrique : $\varepsilon = \varepsilon' - j \varepsilon''$

Dans cette thèse, la convention "physique" est utilisée. Par abus de langage, nous utilisons aussi bien permittivité et constante diélectrique pour désigner ε .

La permittivité est reliée à l'indice de réfraction n du milieu par la formule suivante (Équation E.3, F. T. ULABY et al., 1986) :

$$\varepsilon = n^2 \quad (2.12)$$

L'indice n du milieu étant également complexe, $n = n' + i n''$ (Équation E.4, F. T. ULABY et al., 1986), on montre que (Équation E.5a-b, F. T. ULABY et al., 1986) :

$$\varepsilon' = (n')^2 - (n'')^2 \quad (2.13)$$

$$\varepsilon'' = 2 n' n'' \quad (2.14)$$

et (Équation E.6a-b, F. T. ULABY et al., 1986) :

$$n' = \operatorname{Re} \{ \sqrt{\varepsilon} \} \quad (2.15)$$

$$n'' = | \operatorname{Im} \{ \sqrt{\varepsilon} \} | \quad (2.16)$$

Par ailleurs, l'impédance intrinsèque d'un milieu se définit telle que (Équation 2.62, F. ULABY et LONG, 2014) :

$$\eta_c = \sqrt{\frac{\mu_0}{\varepsilon_0 \varepsilon}} = \frac{\eta_0}{\sqrt{\varepsilon}} \quad (2.17)$$

où η_0 est l'impédance intrinsèque du vide.

La constante de propagation du milieu γ , sa constante d'atténuation α et sa constante de phase β sont définies telles que (Équations 2.55, 2.56a, 2.56b, F. ULABY et LONG, 2014) :

$$\gamma = \alpha - i \cdot \beta \quad (2.18)$$

$$\alpha = -\omega \sqrt{\mu \epsilon_0} \operatorname{Im} \left\{ \sqrt{\epsilon} \right\} \quad (2.19)$$

$$\beta = \omega \sqrt{\mu \epsilon_0} \operatorname{Re} \left\{ \sqrt{\epsilon} \right\} \quad (2.20)$$

Des approximations peuvent être faites dans le cas d'un milieu sans perte ($\sigma = 0$), d'un milieu avec peu de pertes ($\epsilon'' \ll \epsilon'$) ou d'un bon conducteur ($\epsilon''/\epsilon' \gg 1$) (voir Table 2-1 F. ULABY et LONG, 2014).

La profondeur d'émission pour une longueur d'onde λ dans un milieu est définie telle que (Équation 2.64, F. ULABY et LONG, 2014) :

$$\delta_e = \frac{1}{2\alpha} \quad (2.21)$$

Dans le cadre de cette thèse, la permittivité est considérée comme homogène dans l'ensemble d'une couche. Des modèles existent cependant pour caractériser une couche hétérogène (F. ULABY et LONG, 2014, Section 4.4 Dielectric mixing models for heterogeneous materials).

Diffusion volumique

Lors de sa diffusion dans un milieu, l'onde électromagnétique est perturbée par deux processus : l'absorption et la diffusion. Pour un milieu uniforme, le coefficient d'extinction μ_e (en m^{-1}) se définit comme :

$$\mu_e = \mu_a + \mu_s \quad (2.22)$$

avec μ_a (en m^{-1}) le coefficient d'absorption et μ_s (en m^{-1}) le coefficient de diffusion.

L'albédo de simple diffusion ω (adimensionnel) est :

$$\omega = \frac{\mu_s}{\mu_e} \quad (2.23)$$

et la loi de Beer-Lambert donne l'épaisseur optique τ :

$$\tau = \int_0^d \mu_e \, dx \quad (2.24)$$

où d est l'épaisseur du milieu.

Les milieux peuvent être classés selon leur albédo de simple diffusion ω et leur épaisseur optique τ (Figure 2.5). Pour un milieu très absorbant, $\omega \rightarrow 0$, tandis que pour un milieu diffusant, $\omega \rightarrow 1$. Plus τ augmente, moins le signal sera transmis et plus il pourra être diffusé. Un milieu est considéré comme quasi transparent pour $\tau \leq 1$. Dans un milieu très diffusant et peu absorbant, c'est la diffusion volumique simple qui domine. Lorsque la diffusion diminue ou que l'absorption augmente, la diffusion est dite multiple. La transmissivité t et la réflectivité r internes du milieu sont utilisées pour décrire la diffusion multiple.

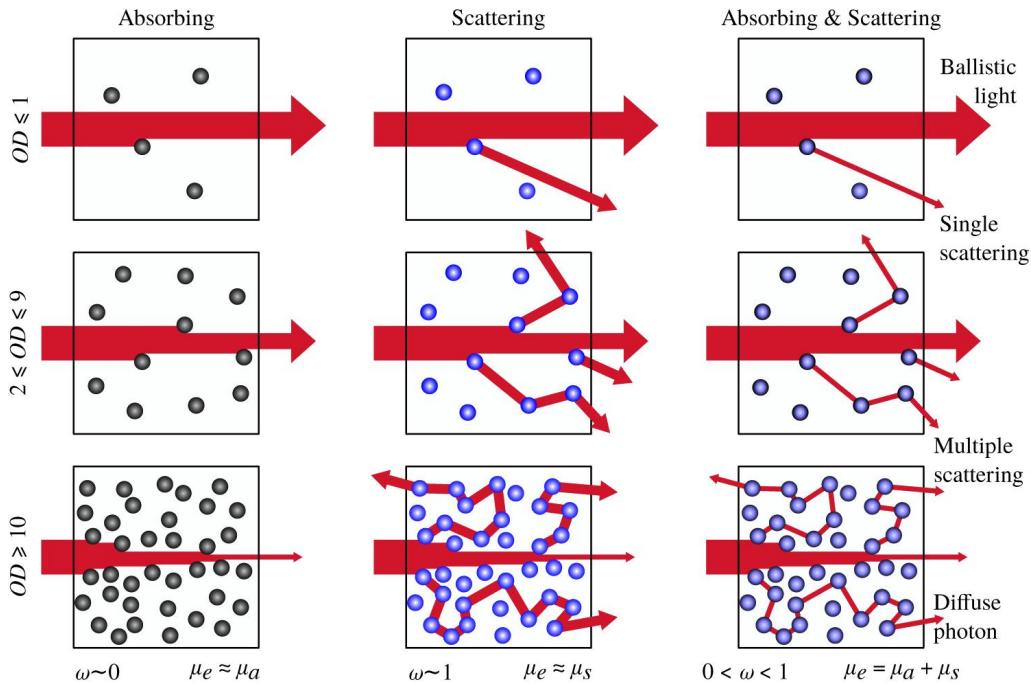


FIGURE 2.5 – Classification des milieux selon τ (ici appelé OD (Optical Depth)) et ω (JÖNSSON & BERROCAL, 2020).

Caractérisation des interfaces

A l'interface entre deux milieux, dont l'indice de réfraction est différent, une onde électromagnétique plane va faire face à deux phénomènes : la réflexion et la réfraction.

- Réflexion

La première loi de la réflexion de Snell-Descartes indique que le rayon incident et le rayon réfléchi sont dans un même plan, appelé plan d'incidence. La seconde loi de la réflexion de Snell-Descartes entre deux milieux n et $n+1$ les angles incident et réfléchi sont égaux en valeur absolue ($\theta_n = -\theta_{n+1}$).

Cas d'une surface plane

La réflectivité d'une surface plane entre deux couches n et $n+1$ est donnée par les coefficients de réflexion de Fresnel, qui sont dépendant de la polarisation $p = H, V$ (Table 2-5 F. ULABY et LONG, 2014) :

$$s_n^{H*}(\theta) = \left| \frac{\eta_{n+1} \cos \theta_n - \eta_n \cos \theta_{n+1}}{\eta_{n+1} \cos \theta_n + \eta_n \cos \theta_{n+1}} \right|^2 \quad s_n^{V*}(\theta) = \left| \frac{\eta_{n+1} \cos \theta_{n+1} - \eta_n \cos \theta_n}{\eta_{n+1} \cos \theta_{n+1} + \eta_n \cos \theta_n} \right|^2 \quad (2.25)$$

Cas d'une surface non-plane

Plusieurs formulations permettent de tenir compte de la non planarité de l'interface entre deux milieux. A 1.4 GHz, WANG et CHOUDHURY, 1981 propose un modèle empirique qui considère les effets de surface (parmi lesquels la rugosité) pour la réflexion. Le modèle H-Q-N s'exprime tel que :

$$s_n^p(\theta) = \left[(1 - Q_r) s_{n(\theta)}^{p*} + Q_r s_n^{q*}(\theta) \right] \times \exp \left(-H_r \cos^{N_p^r}(\theta) \right) \quad (2.26)$$

où p et q sont les deux polarisations ($q = H$ (resp. V) quand $p = V$ (resp. H)). Les effets de surface sont pris en compte avec quatre paramètres :

- H_r est le paramètre de rugosité effective. Celui-ci rend non seulement compte de la rugosité géométrique de la surface mais également de l'hétérogénéité spatiale engendrée par les caractéristiques de la surface (par exemple l'humidité du sol (ESCORIHUELA et al., 2007)).
- Q_r est le rapport de mélange de polarisation.
- N_r^H et N_r^V sont les paramètres de dépendance angulaire.

- Réfraction

La première loi de la réfraction de Snell-Descartes indique que le rayon incident et le rayon réfracté sont dans un même plan, appelé plan d'incidence. La seconde loi de la réfraction de Snell-Descartes entre deux milieux n et $n+1$ donne :

$$\gamma_n \sin \theta_n = \gamma_{n+1} \sin \theta_{n+1} \quad (2.27)$$

L'angle de déviation dû à la réfractivité peut donc être calculé comme :

$$\theta_n = \arcsin \left(\frac{\gamma_{n+1}}{\gamma_n} \sin \theta_{n+1} \right) \quad (2.28)$$

avec γ la constante de propagation du milieu (Équation 2.18).

Ainsi, pour des milieux sans perte ($\epsilon''_n = \epsilon''_{n+1} = 0$), l'angle de déviation due à la réfractivité de l'interface entre les couches n et $n+1$ est donné par (Équation 37 in WIESMANN et MÄTZLER, 1999) :

$$\theta_n = \arcsin \left(\frac{\sqrt{\epsilon'_{n+1}}}{\sqrt{\epsilon'_n}} \sin (\theta_{n+1}) \right) \quad (2.29)$$

Paramétrisation des couches

La paramétrisation des couches utilisées dans les RTM de cette thèse et la valeur associée de chacun des paramètres sont détaillées ici. Quelques paramétrisations classiques sont également présentées bien qu'elles n'aient pas été utilisées au cours de cette thèse. Une description plus approfondie des paramétrisations associées aux milieux naturels peut être trouvée à travers les ouvrages suivants :

- F. ULABY et LONG, 2014 : Microwave Radar and Radiometric Remote Sensing - Chapter 4 : Microwave Dielectric Properties of Natural Earth Materials
- MÄTZLER, 2006 : Thermal Microwave Radiation : Applications for Remote Sensing - Chapter 5 : 'Dielectric properties of natural media'

De plus, Y. KERR et al., 2020 abordent de multiples paramétrisations dans le cadre d'applications des données SMOS.

- Atmosphère et rayonnement galactique

L'atmosphère est définie selon les paramètres suivants :

- $T_{B,sky}$ est le rayonnement galactique ou émission du fond du ciel,
- $T_{B,atm}$ est l'émission de l'atmosphère,
- τ_{atm} est l'épaisseur optique de l'atmosphère (coefficient d'atténuation). Ici une diffusion simple dans l'atmosphère est considérée.

Aux longueurs d'ondes observées par **SMOS**, en bande L à 1.413 GHz, il existe trois sources principales d'émission galactique : le fond diffus cosmologique (en anglais cosmic microwave background CMB), l'émission de raies discrètes due à l'hydrogène et l'émission continue de radio-sources discrètes (LE VINE & ABRAHAM, 2004). Le fond diffus cosmologique est un signal résultant de l'origine de l'univers, dont la valeur est quasi constante dans l'espace et le temps (2.7 K). Par ailleurs, l'hydrogène neutre présente une transition atomique hyperfine dans la fenêtre d'observation de **SMOS** dont l'émission est généralement limitée à moins de 2 K. S'ajoute à ces émissions galactiques un signal très variable dans l'espace qui est du à l'émission continue de radio-sources discrètes (par exemple, Cassiopée ou la constellation du Cygne). LE VINE et ABRAHAM, 2004 ont proposé une carte du bruit induit par le rayonnement galactique dont l'erreur est estimée à 0.5 K. Bien que cette carte soit intégrée au processus d'inversion des produits **SMOS** L2 (Y. KERR et al., 2020), le bruit galactique n'a que très peu d'influence sur le signal des zones émergées. Dans cette thèse, le rayonnement galactique est considéré égal à la constante du fond diffus cosmologique $T_{B,\text{sky}} = 2.7 \text{ K}$.

L'atmosphère émet également à 1.413 GHz et PELLARIN, 2003 a montré que les émissions ascendante et descendante peuvent être supposées égales. En bande L, quatre composants de la colonne atmosphérique sont généralement considérés : l'atmosphère sèche, la vapeur d'eau, les nuages et la pluie. Les effets en bande L des nuages d'eau ou de glace sont négligés. Les événements de pluies extrêmes (10 mm h^{-1}) devraient faire l'objet d'une alerte, mais de tels événements sont rares à l'échelle globale et quasi inexistant pour les zones d'études de cette thèse. Seules l'atmosphère sèche et la vapeur d'eau sont donc considérées pour calculer les radiations atmosphériques en bande L. Pour chacune de ces composantes, il est possible de calculer le coefficient d'absorption linéaire (Y. KERR et al., 2020). L'émission principale de l'atmosphère sèche provient de la molécule d'oxygène. Pour la vapeur d'eau, l'absorption des molécules d'eau est prise en compte. L'émission de l'atmosphère et son épaisseur optique se décomposent comme :

$$T_{B,\text{atm}} = T_{B,\text{O}_2} + T_{B,\text{H}_2\text{O}} \quad (2.30)$$

$$\tau_{\text{atm}} = \tau_{\text{O}_2} + \tau_{\text{H}_2\text{O}} \quad (2.31)$$

Le calcul de chacune de ces variables est détaillé dans la section 3.1.5.1.2 de Y. KERR et al., 2020. Les données auxiliaires prises en compte sont la température de l'air proche de la surface (T_{air} en K), la pression à la surface (P_0 en millibar) et le contenu total de la vapeur d'eau précipitable (VWC en kg m^{-2}) et obtenues dans les fichiers de données auxiliaires European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF).

PELLARIN, 2003 et SCHWANK et al., 2015 proposent deux approches empiriques :

$$T_{B,\text{atm}} = \exp(5.051 + 0.001727 \cdot T_{\text{air}} + 0.00192 \cdot q_{\text{air}} - 0.0069 \cdot h) \quad (2.32)$$

$$\tau_{\text{atm}} = \exp(-4.011 - 0.2193 \cdot h - 0.00334 \cdot T_{\text{air}} + 0.0145 \cdot r) \quad (2.33)$$

où T_{air} est la température de l'air (en K), q_{air} est l'humidité spécifique de l'air sur la colonne atmosphérique (en g kg^{-1}), h est l'altitude (en km) et r est la quantité de précipitations (en mm h^{-1}).

A titre d'exemple, la Figure 2.6 tracent les $T_{B,\text{atm}}$ et τ_{atm} obtenus pour les trois méthodes énoncées, pour les angles d'observations de **SMOS**, i.e. entre 0 et 60°. Les valeurs des paramètres sont $T_{\text{air}} = 263.15 \text{ K}$, $P_0 = \text{mBar}$, $VWC = \text{kg m}^{-2}$, $q_{\text{air}} = 10 \text{ g kg}^{-1}$, $h = 0 \text{ km}$ et $r = 0 \text{ mm h}^{-1}$. Pour tous les angles d'incidence, la différence de $T_{B,\text{atm}}$ entre Y. KERR et al., 2020 et les méthodes empiriques est inférieure à 0.7 K. La différence en τ_{atm} augmente avec l'angle d'incidence mais est au plus de 0.01 (c'est-à-dire au premier ordre $T_{B,\text{TOA}} = e^{-\tau_{\text{atm}}} \cdot T_B = 0.99 \cdot T_B$, Équation 2.35). La formulation de Y. KERR et al., 2020 a été utilisée dans le cadre des travaux de cette thèse.

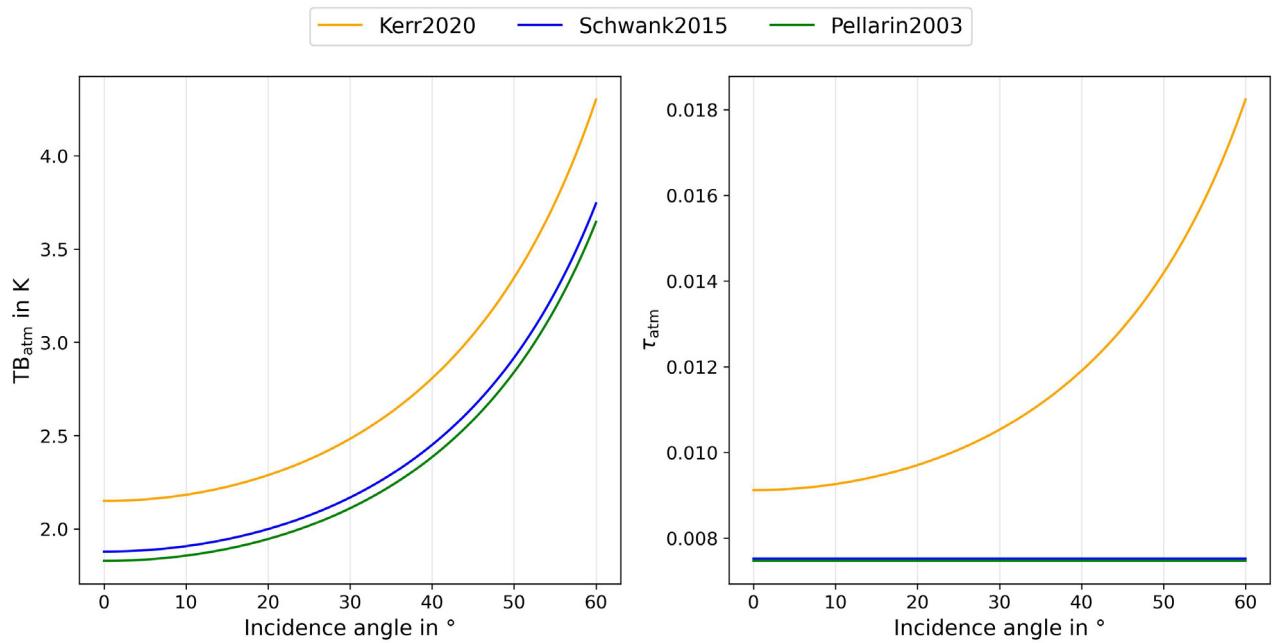


FIGURE 2.6 – Contribution atmosphérique ($T_{B,\text{atm}}$ et τ_{atm}) calculés selon plusieurs formulations : Y. KERR et al., 2020, SCHWANK et al., 2015, PELLARIN, 2003.

Conclusion

En bande L, la contribution du fond du ciel et de l'atmosphère est faible mais ne peut être ignorée. Les modèles utilisés dans cette thèse prennent en compte l'émission $T_{B,\text{atm}}$ et l'épaisseur optique τ_{atm} de l'atmosphère ainsi que le rayonnement galactique $T_{B,\text{sky}}$.

- Sol

Le sol est défini selon les paramètres suivants :

- ϵ_g est la constante diélectrique / permittivité,
- T_g est la température du sol.

Le suivi de l'humidité du sol par télédétection micro-onde est répandu (missions **SMOS**, **SMAP**, **ASCAT** par exemple) et s'appuie sur le fort contraste entre la constante diélectrique d'un sol sec ($\epsilon' \leq 4$) et celle de l'eau liquide ($\epsilon' \simeq 86$) (F. ULABY & LONG, 2014). En outre, la permittivité du sol dépend de sa texture (pourcentage de sable, d'argile ou de limon, contenu en sol organique), de sa masse volumique et de sa température. De nombreux modèles ont été appliqués à l'échelle globale (WANG & SCHMUGGE, 1980 ; DOBSON et al., 1985 ; V. MIRONOV et al., 2009 ; BIRCHER, ANDREASEN et al., 2016 ; PARK et al., 2017). La couche active du perglisol arctique dont il est question dans cette thèse est caractérisée par un contenu en sol organique élevé et des températures parfois négatives. Si quelques modèles de constantes diélectriques sont adaptés aux sols organiques (BIRCHER, ANDREASEN et al., 2016 ; PARK et al., 2019), peu de modèles s'intéressent aux sols gelés (V. L. MIRONOV et al., 2015). Les mesures *in situ* sont également rares (HALLIKAINEN et al., 1985 ; GÉLINAS et al., 2025) alors que les cycles de gel/dégel sont encore largement méconnus (MAVROVIC et al., 2020 ; PARDO LARA et al., 2020).

La température du sol retrouvée à partir d'observations en bande L est une température effective, c'est-à-dire qu'elle correspond à l'ensemble des températures de la couche de sol à laquelle est sensible le capteur. Plusieurs modèles proposent de définir cette température

effective en fonction des températures physiques du sol à différentes profondeurs (CHOUDHURY et al., 1982 ; WIGNERON et al., 2001 ; HOLMES et al., 2006 ; WIGNERON et al., 2008 ; Lv et al., 2014). Ceux-ci sont établis à partir de quelques sites et appliqués à l'échelle globale, mais aucun n'est réellement adapté aux zones de pergélisol arctique.

Conclusion

Dans le modèle du premier article de cette thèse, deux formulations de constante diélectrique du sol sont comparées en zone de toundra arctique (V. MIRONOV et al., 2009 et BIRCHER, ANDREASEN et al., 2016).

Dans le modèle du second article de cette thèse, le sol est considéré gelé (ε_g est une constante) et la variable inversée est la température effective du sol T_g .

- Eau liquide

L'eau liquide est définie selon les paramètres suivants :

- ε_w est la constante diélectrique / permittivité,
- T_w est la température de l'eau.

La permittivité de l'eau liquide pure suit le modèle « double-Debye » (LIEBE et al., 1991) qui comprend une dépendance à la température pour $T_w \geq 0^\circ\text{C}$. La permittivité de l'eau liquide peut ensuite être liée à la salinité qui affecte essentiellement les pertes (ε''_w) (MÄTZLER, 2006) (Figure 2.7).

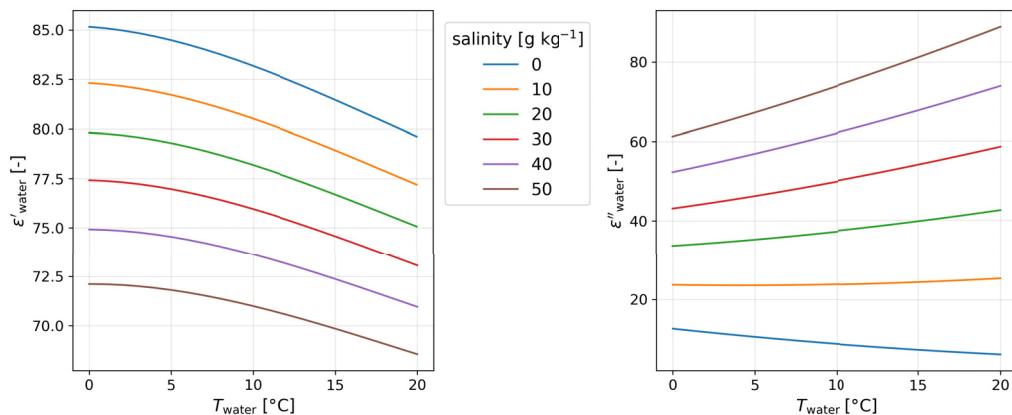


FIGURE 2.7 – Permittivité (partie réelle à droite et partie imaginaire à gauche) de l'eau liquide selon sa salinité (LIEBE et al., 1991 ; MÄTZLER, 2006).

En été, la température des étendues d'eau en zone arctique est correlée avec la température de l'air (ATTIAH et al., 2023) et évolue peu selon un gradient vertical (HUANG et al., 2017)). La température des étendues d'eau en zone arctique diminue en période de gel avant d'atteindre un plancher sous la glace, $T_w \simeq 2^\circ\text{C}$ (DUGUAY & PIETRONIRO, 2005).

Conclusion

Dans cette thèse, la permittivité de l'eau liquide est considérée comme constante $\varepsilon_w = 86 + 13 i$ et les effets de la salinité ne sont pas pris en compte. En été, la température de l'eau est approximée à la température du sol en surface. En hiver, la température de l'eau sous la glace est considérée comme constante $T_w = 2^\circ\text{C}$.

- Végétation

La végétation est définie selon les paramètres suivants :

- T_C est la température de la végétation,
- en cas de diffusion simple : τ est l'épaisseur optique de la végétation - *Vegetation Optical Depth* en anglais - (**VOD**), ω est l'albedo de simple diffusion,
- en cas de diffusion multiple : t_C est la transmissivité interne de la végétation et r_C est la réflectivité interne de la végétation.

La température de la végétation T_C est généralement approximée à la température de l'air à 2 m de hauteur issue des modèles (par exemple **ECMWF**). De nombreuses études visent à optimiser ω pour les données **SMOS** (KURUM, 2013 ; AL BITAR et al., 2017 ; CHAUBELL et al., 2020 ; WIGNERON et al., 2021). En zone de toundra arctique, les valeurs de ω varient selon les études (Table II de CHAUBELL et al., 2020). Le **VOD** est à la fois associé à la biomasse et à la teneur en haut de la végétation. Des travaux cherchent à mieux comprendre les variations de τ en zones arctique et sub-arctique où la végétation fait face à des cycles de gel/dégel (ROY et al., 2020 ; SCHWANK et al., 2024).

Conclusion

La végétation est uniquement considérée dans le modèle du premier article de cette thèse, qui s'intéresse au cas de diffusion simple. Le paramètre ω y est optimisé pour la végétation de tundra arctique.

- Neige sèche

Dans cette thèse, seule la neige dite « sèche » est modélisée, c'est-à-dire lorsque la neige peut être considérée comme un mélange d'air et de glace seulement, sans inclusion d'eau liquide. Au contraire, le comportement de la neige dite mouillée ou humide...

La neige sèche est définie selon les paramètres suivants :

- ϵ_{snow} est la constante diélectrique / permittivité,
- ρ_{snow} est la densité du manteau neigeux,
- t_{snow} est la transmissivité interne de la neige et r_{snow} est la réflectivité interne de la neige.

En bande L, la température de la neige sèche n'est pas nécessaire en raison de la très faible absorption du manteau neigeux (MÄTZLER, 1987). De fait, la transmissivité de la neige peut être considérée comme totale ($t_{\text{snow}} = 1$) pour une réflectivité nulle ($r_{\text{snow}} = 0$). Ainsi, la constante diélectrique de la neige sèche est considérée sans perte ($\epsilon''_{\text{snow}} \leq 1.2 \cdot 10^{-4}$) (SCHWANK et al., 2015). Sa partie réelle est calculée en fonction de la densité du manteau neigeux ρ_{snow} (Figure 2.8). En Arctique, la densité de la neige varie spatialement, verticalement et temporellement selon de nombreux paramètres (par exemple : vent, végétation, topographie) (DERKSEN et al., 2014 ; ROYER, DOMINE et al., 2021 ; ROYER, PICARD et al., 2021).

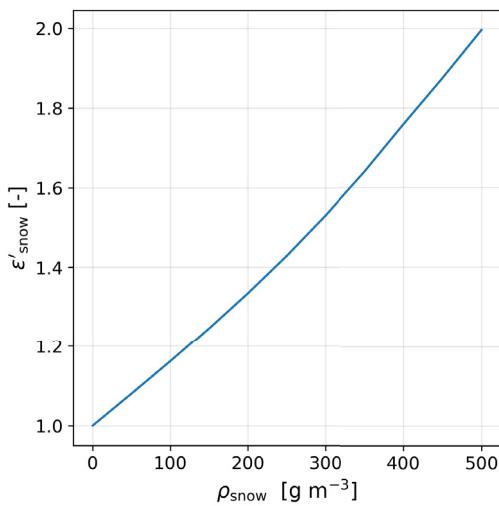


FIGURE 2.8 – Constante diélectrique de la neige sèche $\varepsilon'_{\text{snow}}$ en fonction de sa densité (SCHWANK et al., 2015).

Conclusion

La neige sèche est uniquement considérée dans le modèle du second article de cette thèse. Sa constante diélectrique, sans perte ($\varepsilon''_{\text{snow}} = 0$) dépend de la densité du manteau neigeux. Elle est supposée transparente ($t_{\text{snow}} = 1$, $r_{\text{snow}} = 0$) mais avec un impact sur l'impédance et les interfaces.

- Glace

La glace est définie selon les paramètres suivants :

- ε_{ice} est la constante diélectrique / permittivité
- diffusion multiple : t_{ice} est la transmissivité interne de la glace et r_{ice} est la réflectivité interne de la glace

Tout comme pour la neige, la glace peut être considérée comme sèche lorsqu'elle ne comprend aucune eau liquide. Dans ce cas, la transmissivité ($t_{\text{ice}} = 1$) est également complète avec une réflectivité nulle ($r_{\text{ice}} = 0$) et sa permittivité est définie comme constante avec $\varepsilon_{\text{ice}} = \varepsilon'_{\text{ice}} = 3.18$ (MÄTZLER, 2006). Pour autant cette hypothèse peut être questionnée au cours de la saison où des brèches entraînantes des inclusions d'eau dans la glace peuvent être observées (ADAMS & LASENBY, 1985). Par ailleurs, des colonnes tubulaires de bulles peuvent apparaître lors de la formation de la glace (MURFITT et al., 2023).

Conclusion

Comme la neige, la glace est uniquement considérée dans le modèle du second article de cette thèse. Bien que transparente ($t_i = 1$, $r_i = 0$), sa permittivité est considérée comme constante $\varepsilon_{\text{ice}} = 3.18$. Les effets d'impédance aux interfaces sont pris en compte.

2.3.2 Modèles de transfert radiatif

L-MEB et $\tau - \omega$

L'algorithme d'inversion des données SMOS de niveau 2 et niveau 3 utilise le L-MEB (Y. H. KERR et al., 2012). Le L-MEB comprenant trois couches horizontales : le sol, la végétation et

l'atmosphère (Figure 2.9) (WIGNERON et al., 2003; WIGNERON et al., 2007). Chaque couche est décrite par les paramètres suivants :

- atmosphère : température de brillance de l'atmosphère ($T_{B,atm}$), épaisseur optique (τ_{atm})
- végétation : température effective (T_c), épaisseur optique (τ) et albédo de simple diffusion (ω)
- sol : température effective (T_g)

Les réfléxitivités aux interfaces sont respectivement s_0^p entre le sol et la végétation et s_1 entre la végétation et l'atmosphère. L'interface entre le sol et la végétation est considérée comme une surface non plane (Équation 2.26) et sa réfléxitivité s_0 peut être calculée en fonction de plusieurs paramètres du sol (par exemple : constante diélectrique ϵ_g , humidité du sol SM). La végétation est décrite selon le modèle $\tau - \omega$ (MO et al., 1982) qui est dit d'ordre 0, seules l'émission directe et une réflexion sont prises en compte. L'hypothèse est faite qu'il n'y a pas de réflexion multiples dans la végétation (Figure 2.5). La végétation est approximée à une « soft layer », c'est-à-dire que les effets de réflexion à l'interface entre la canopée et l'atmosphère sont négligés ($s_1^p = 0$). La réfraction est aussi négligée, en conséquence l'angle θ observée par le satellite est égal à l'angle incident à l'interface végétation atmosphère, c'est-à-dire égal à l'angle transmis à l'interface sol végétation.

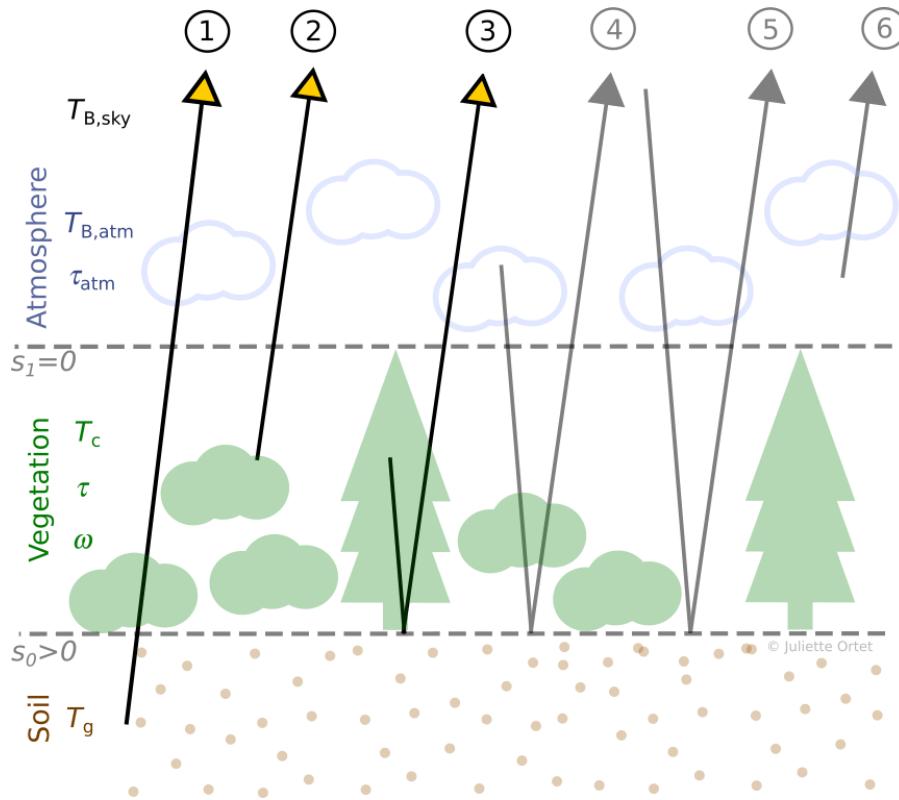


FIGURE 2.9 – Modèle de transfert radiatif L-MEB comprenant le modèle de végétation $\tau - \omega$. Les flèches représentent les émissions prises en compte. Celles qui sont grisées ne sont pas prises en compte dans SMOS INRA-CESBIO (SMOS-IC).

Les émissions considérées sont donc les suivantes (Y. KERR et al., 2020) :

1. émission ascendante du sol atténuee par la végétation : $(1 - s_0)e^{-\tau} T_g$
2. émission ascendante de la végétation : $(1 - \omega)(1 - e^{-\tau}) T_c$
3. émission descendante de la végétation réfléchie sur le sol : $(1 - \omega)(1 - e^{-\tau})s_0 e^{-\tau} T_c$

4. émission descendante de l'atmosphère réfléchie sur le sol : $e^{-\tau} s_0 e^{-\tau} T_{B,\text{atm}}$

5. émission descendante du fond du ciel réfléchie sur le sol : $e^{-\tau_{\text{atm}}} e^{-\tau} s_0 e^{-\tau} T_{B,\text{sky}}$

La **TB** est obtenue en sommant ces contributions :

$$\begin{aligned} T_B = & (1 - s_0) e^{-\tau} T_g \\ & + (1 - \omega)(1 - e^{-\tau})(1 + s_0 e^{-\tau}) T_c \\ & + e^{-\tau} s_0 e^{-\tau} T_{B,\text{atm}} \\ & + e^{-\tau_{\text{atm}}} e^{-\tau} s_0 e^{-\tau} T_{B,\text{sky}} \end{aligned} \quad (2.34)$$

Dans le cadre d'observations satellite, il faut également prendre en compte l'émission ascendante de l'atmosphère $T_{B,\text{atm}}$ (6 dans la Figure 2.9) et l'impact de l'opacité $e^{-\tau_{\text{atm}}}$ de l'atmosphère traversée par les **TB** ascendantes. La **TB** au niveau du capteur, en anglais « Top-Of-Atmosphere » (TOA), s'obtient de la façon suivante :

$$T_{B,\text{TOA}} = T_{B,\text{atm}} + T_B \cdot e^{-\tau_{\text{atm}}} \quad (2.35)$$

Notez que les contributions de l'atmosphère (en émission et en opacité) sont parfois négligées ($T_{B,\text{atm}} = 0$, $\tau_{\text{atm}} = 0$), comme dans **SMOS-IC** (FERNANDEZ-MORAN et al., 2017). La $T_{B,\text{TOA}}$ devient donc :

$$T_{B,\text{TOA}} = (1 - s_0) e^{-\tau} T_g + (1 - \omega)(1 - e^{-\tau})(1 + s_0 e^{-\tau}) T_c \quad (2.36)$$

MEMLS + 2S

Le modèle **2S** est un **RTM** d'ordre 1, qui considère donc des réflexions et réfractions multiples (SCHWANK et al., 2014; SCHWANK et al., 2019). Son développement s'appuie sur le **RTM MEMLS** (WIESMANN & MÄTZLER, 1999) dédiée au manteau neigeux. MÄTZLER et WIESMANN, 2012 décrit les équations pour un modèle à N-couches. Un exemple est donné ici pour illustrer son application en zone d'eau libre (Figure 2.10). Le modèle considéré comprend quatre couches horizontales superposées : atmosphère, neige, glace, eau liquide. Seule l'interface entre l'eau et la glace est définie comme non plane (Équation 2.26). A noter qu'en zone de pergélisol, les couches glace et eau sont remplacées par une couche de sol gelé.

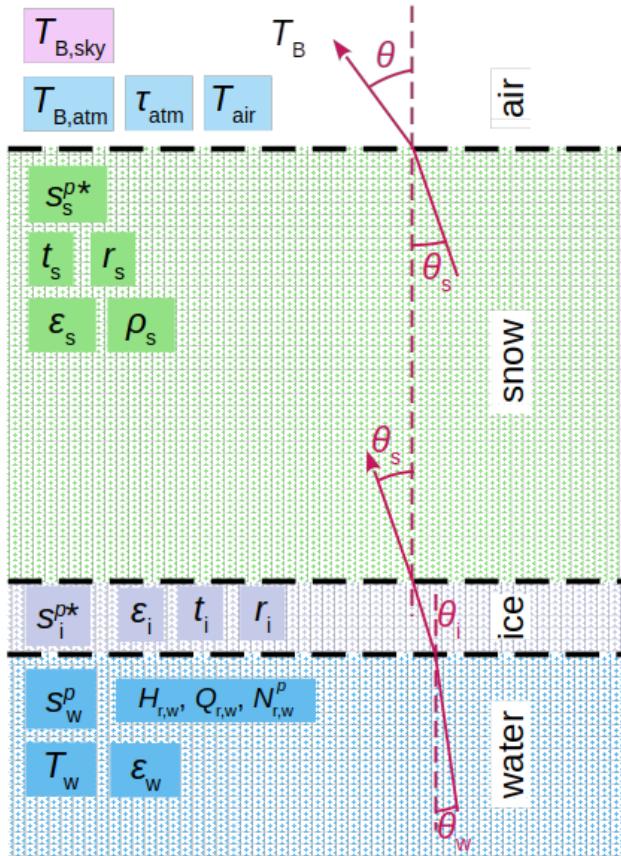


FIGURE 2.10 – Modèle « snow on ice on water ».

Notez que dans les formules suivantes, la polarisation p n'est pas mentionnée, le même calcul s'applique pour les deux polarisations p en utilisant les paramètres correspondants.

La TB résultante du modèle « snow on ice on water » s'obtient de la manière suivante :

$$T_B = (I - M_5)^{-1} \left(M_3 (I - M_1)^{-1} E + F \right) \quad (2.37)$$

avec

$$I = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (2.38)$$

$$M_1 = \begin{pmatrix} r_i \cdot s_w & t_i \cdot (1 - s_i^*) \\ 0 & r_s \cdot s_i^* \end{pmatrix} \quad (2.39)$$

$$M_2 = \begin{pmatrix} t_i \cdot s_i^* & 0 \\ r_s \cdot (1 - s_i^*) & t_s \cdot s_s^* \end{pmatrix} \quad (2.40)$$

$$M_3 = \begin{pmatrix} t_i \cdot s_w & r_i \cdot (1 - s_i^*) \\ 0 & t_s \cdot s_i^* \end{pmatrix} \quad (2.41)$$

$$M_4 = \begin{pmatrix} r_i \cdot s_i^* & 0 \\ t_s \cdot (1 - s_i^*) & r_s \cdot s_s^* \end{pmatrix} \quad (2.42)$$

$$M_5 = M_3 \left((I - M_1)^{-1} \right) + M_4 \quad (2.43)$$

$$E = \begin{pmatrix} 0 \\ t_s \cdot (1 - s_s^*) \cdot (T_{B,atm} + T_{sky} \cdot e^{-\tau_{atm}}) \end{pmatrix} \quad (2.44)$$

$$F = \begin{pmatrix} t_i \cdot (1 - s_w) \cdot T_w \\ 0 \end{pmatrix} \quad (2.45)$$

De manière analogue au L-MEB (Équation 2.35), la TB au niveau du capteur satellite s'obtient de la façon suivante :

$$T_{B,TOA} = T_{B,atm} + T_B \cdot e^{-\tau_{atm}} \quad (2.46)$$

De $\tau - \omega$ à 2S

SCHWANK et al., 2018 propose une formule empirique de passage des paramètres τ et ω du modèle $\tau - \omega$ aux paramètres t et r du modèle 2S (Figure 2.11). La transmissivité t varie peu selon ω et diminue quand τ augmente. La réflectivité r est maximale pour un grand τ et un grand ω . Elle diminue grandement avec la diminution de ω et plus légèrement avec la diminution de τ .

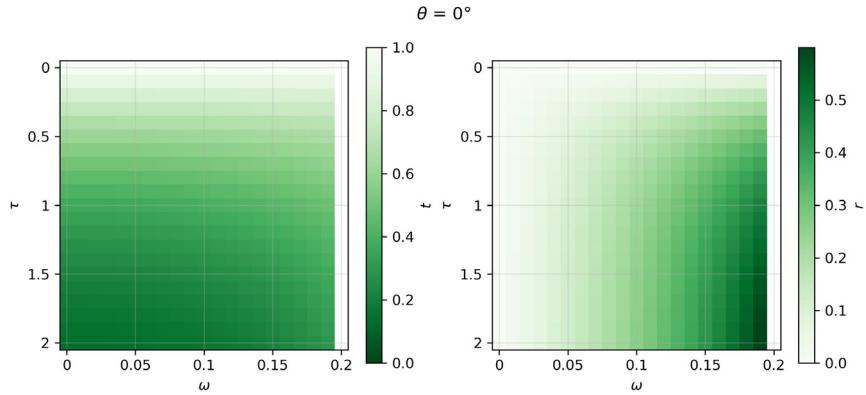


FIGURE 2.11 – Passage des variables $\tau - \omega$ à $t - r$ pour un angle $\theta = 0^\circ$ d'après les formules de SCHWANK et al., 2018.

Pixel homogène ou hétérogène

Le champ de vue de SMOS peut être modélisé de deux façons :

- la scène est considérée comme homogène (Figure 2.12a). Le signal observé est associé à l'émission d'une seule classe C . Ainsi :

$$T_B = T_{B,C} \quad (2.47)$$

- la scène est considérée comme hétérogène (Figure 2.12b), elle est composée de N classes C_i de fraction respective ν_i . Le signal observé est associé à la sommes des émissions des N classes C_i . Ainsi :

$$T_B = \sum_{i=1}^N (\nu_i \times T_{B,C_i}) \quad (2.48)$$

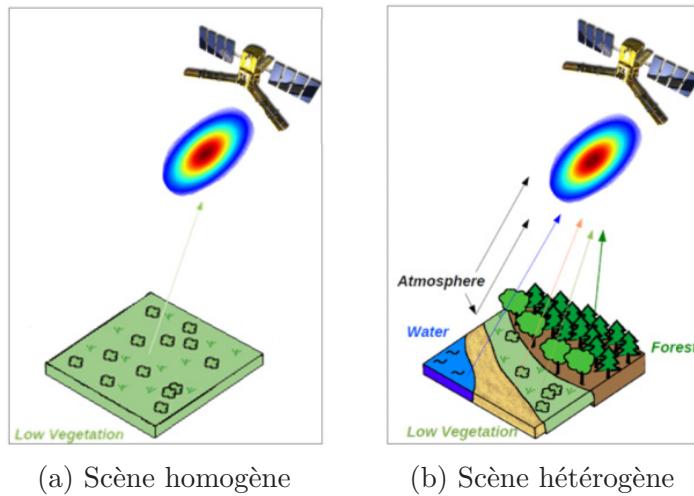


FIGURE 2.12 – Différentes considérations de la scène dans la modélisation du champ de vue de SMOS (adapté de LEROUX, 2012).

Conclusion

Modélisation de la toundra arctique en été :

- RTM d'ordre 0 type L-MEB associé au $\tau\text{-}\omega$
- couches : sol, végétation, atmosphère et eau
- interface non-plane : sol/végétation
- pixel homogène et pixel hétérogène

Modélisation de la toundra arctique en hiver :

- RTM d'ordre 1 type 2S et MEMLS
- couches : sol, neige, atmosphère, eau et glace
- interfaces non-plane : sol/neige et eau/glace
- pixel homogène et pixel hétérogène

2.4 Méthode d'inversion

L'inversion des TB mesurées afin d'obtenir nos variables d'intérêt (SM , T_g) consiste à comparer les TB mesurées par l'instrument et les TB modélisées dans le RTM en faisant évoluer itérativement la valeur des variables d'intérêt. L'algorithme de Levenberg-Marquardt est une implémentation de manière itérative de la minimisation de cette différence (MARQUARDT, 1963). La librairie Python *scipy* propose une implémentation de fonctions de minimisation, dont l'algorithme de Levenberg-Marquardt.

Une fonction de coût est utilisée de sorte à minimiser l'écart entre TB mesurées et TB modélisées. La fonction de coût prend en compte une pondération par les incertitudes associées aux TB mesurées et aux valeurs *a priori* des variables.

$$CF(v_{1 \dots n}) = \sum_{p, \theta_k} \left(\frac{T_{B, \text{obs}}^p(\theta_k) - T_{B, \text{sim}}^p(\theta_k, v_i)}{\sigma(T_B^p(\theta_k))} \right)^2 + \sum_{i=1}^n \frac{(v_{i0} - v_i)^2}{\sigma(v_i)^2} \quad (2.49)$$

$T_{B, \text{obs}}^p$ et $T_{B, \text{sim}}^p$ sont les TB observées et simulées pour les polarisations horizontales ($p = H$)

et verticales ($p = V$) et à différents angles d'incidence θ_k . v_{i0} est la valeur à priori et v_i la valeur inversée de la variable i . $\sigma(T_B^p(\theta))$ et $\sigma(v_i)$ sont respectivement les incertitudes associées aux TB et aux n variables v_i .

L'inversion peut être libre des *a priori* en supprimant le second terme de la fonction de coût associé aux n variables. La valeur de l'écart-type des variables $\sigma(v_i)$ peut être fixée comme très large. L'incertitude sur les TB $\sigma(T_B^p(\theta))$ peut dépendre ici de la polarisation p et de l'angle θ . Cette incertitude dépend bien entendu de nombreux facteurs de l'environnement (par exemple de la couverture du sol), ce qui la rend variable tant dans l'espace que dans le temps. L'algorithme d'inversion des données SMOS utilise l'écart-type donné dans les TB de niveau 3.

Dans le cadre exploratoire de cette thèse, les fonctions de coût suivantes ont été utilisées :

— Article 1 : ORTET et al., 2024

$$CF(SM, \tau) = \sum_{p, \theta_k} \left(\frac{T_{B, \text{obs}}^p(\theta_k) - T_{B, \text{sim}}^p(\theta_k, SM, \tau)}{\sigma(T_B^p(\theta_k))} \right)^2 \quad (2.50)$$

La écart-type - *Standard Deviation* en anglais, - (STD) des L3 TB $\sigma(T_B^p)$ est fixée à 1.5 K pour les deux polarisations H et V et pour tous les angles.

— Article 2 : ORTET et al., 2025

$$CF(T_g) = \sum_{p, \theta_k} \left(\frac{T_{B, \text{obs}}^p(\theta_k) - T_{B, \text{sim}}^p(\theta_k, T_g)}{\sigma(T_B^p(\theta_k))} \right)^2 \quad (2.51)$$

La STD des L3 TB $\sigma(T_B^p)$ est calculée à partir de la précision radiométrique et la STD de la moyenne des mesures pour chaque intervalle d'angles d'observation k .

Ces fonctions de coût permettent une inversion libre de la valeur des variables *a priori* et correspondent donc à l'Équation 2.49 avec $\sigma(v_i) \rightarrow +\infty$.

2.5 Méthodes d'analyse

2.5.1 Caractérisation d'un jeu de données

Un jeu de données X est composée de n estimateurs x de la variable d'intérêt (par exemple la SM ou la Tsol). L'estimateur x correspond à la somme de la valeur réelle t de la variable et d'une erreur d'estimation e_x , soit :

$$x = t + e_x \quad (2.52)$$

Ce jeu de données peut être décrit selon plusieurs statistiques descriptives.

La **moyenne** de X est définie telle que :

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (2.53)$$

La moyenne dépend donc de l'ensemble de la distribution et est affectée par les valeurs extrêmes du jeu de données.

L'**écart type** (STD) est obtenu de la manière suivante :

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (2.54)$$

Lorsque le jeu de données X est une série temporelle, la **STD** traduit sa dynamique. La variance est définie comme le carré de la **STD**, c'est-à-dire $\text{var}_x = \sigma_x^2$.

Le **coefficient de variation** (CV) (P. ZHANG et al., 2023) caractérise la variabilité d'un jeu de données :

$$\text{CV}_x = \frac{\sigma_x}{\bar{x}} \quad (2.55)$$

La **médiane** divise le jeu de données étudié en deux groupes égaux, 50% des observations ont une valeur inférieure à la médiane. Contrairement à la moyenne, la médiane n'est pas sensible aux valeurs extrêmes. Dans un cas gaussien, c'est-à-dire quand la distribution est normale, la médiane et la moyenne sont égales. De la même façon que la médiane, un **quantile** N divise le jeu de données en suite ordonnée de valeurs en N parties égales. Les quartiles correspondent à une division en 4 parties. La différence entre le premier quartile (Q1) et le troisième quartile (Q3) est appelé **écart inter-quartile - Inter-Quartile Range en anglais - (IQR)**. Les déciles et les centiles correspondent respectivement à une division en 10 et 100 respectivement.

2.5.2 Comparaison de jeux de données

Métriques

Les métriques les plus communément utilisées dans le cadre de validation ou de comparaison de séries temporelles d'humidité et de température du sol sont présentées ici (de manière non exhaustive).

Soient deux jeux de données indépendants X et Y.

La **différence de l'écart quadratique moyenne - Root Mean Square Difference en anglais - (RMSD)** représente l'accord global entre X et Y :

$$RMSD = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (2.56)$$

Notez que le terme Root Mean Square Error (RMSE) (ENTEKHABI et al., 2010) implique qu'un des jeux de données est considéré comme vrai tandis que le second est estimé. Dans le cadre de cette thèse, l'humidité (resp. la température) du sol obtenue *in situ* ou par télédétection correspond dans les deux cas à une estimation de l'humidité (resp. la température) du sol réelle. Nous préfèrons donc l'utilisation du terme **RMSD**.

Le **biais** correspond au biais moyen entre X et Y :

$$Bias = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i) \quad (2.57)$$

La **unbiased RMSD (ubRMSD)** caractérise l'accord entre les deux jeux de données débiaisés :

$$ubRMSD = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ((x_i - \bar{x}) - (y_i - \bar{y}))^2} \quad (2.58)$$

Il existe alors la relation :

$$ubRMSD = \sqrt{RMSD^2 - Bias^2} \quad (2.59)$$

Le **coefficient de corrélation de Pearson (R)** représente les similarités entre les deux jeux de données :

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2(y_i - \bar{y})^2}} \quad (2.60)$$

Le coefficient de corrélation de Pearson R est généralement associé à une **p-value** (ou valeur-p). Celle-ci correspond à la probabilité d'observer un R différent de zéro lors d'un tirage aléatoire répété au sein du jeu de données étudié. Une faible p-value (≤ 0.05) impliquerait un niveau de significativité élevé du R précédemment obtenu.

En introduisant un troisième jeu de données Z, indépendant des deux premiers, une analyse par triple collocation peut également être utilisée (GRUBER et al., 2016).

Intervalles de confiance

Pour chacune des métriques précédentes, des **intervalle de confiance - Confidence Interval en anglais - (CI)**, définis à un certain niveau de confiance N, peuvent être calculés. Ces CI sont obtenus grâce à une formulation directe (Équations 14, 15 et 17 de GRUBER et al., 2020 pour le biais, la ubRMSD et le R respectivement) ou à l'aide d'une méthode bootstrap (Section 3.6.2. de GRUBER et al., 2020). Pour un jeu de données X comptant n observations, un jeu de données bootstrap est obtenu en effectuant un tirage avec remise de n éléments du jeu de données original. La métrique est recalculée pour chaque ré-échantillonnage statistique du jeu de données. Ces opérations sont répétées un certain nombre de fois afin d'obtenir une distribution des métriques. Le quantile N de la distribution des métriques correspond à la borne du CI de niveau de confiance N.

Aggrégation de métriques

Il est parfois utile dans une analyse d'agréger des métriques obtenues sur plusieurs jeux de données. Les métriques calculées peuvent par exemple être directement moyennées lorsqu'il s'agit de valeurs additives. Ce n'est donc pas le cas pour le coefficient de corrélation R, qui doit être moyenné selon la méthode de ALEXANDER, 1990.

En revanche, dans tous les cas, une représentation de la distribution statistique des métriques est possible sous forme de boîtes à moustaches (GRUBER et al., 2020) (Figure 2.13 en gris). Si ces métriques sont données avec des CI, ceux-ci sont également présentées par des boîtes à moustache (Figure 2.13 en orange et en bleu).

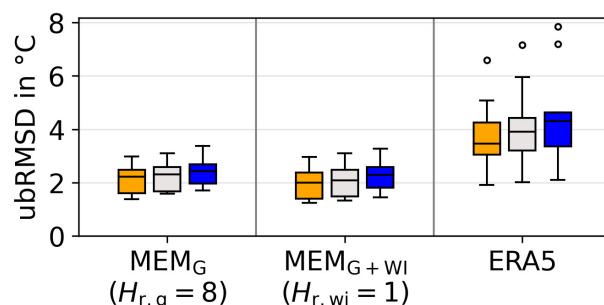


FIGURE 2.13 – Comparaison de la ubRMSD des Tsol issues de deux RTM et du modèle ERA5 par rapport à des Tsol *in situ* sur 21 sites de références (ORTET et al., 2025). La boîte à moustache grise correspond à la distribution des ubRMSD, la orange à la distribution des CI à 5% et la bleu à la distribution des CI à 95%.

2.6 Données

Chaque jeu de données utilisées dans le cadre de cette thèse est présenté dans les articles ou études dans lesquels il intervient. Il convient donc de s'y référer pour une description étendue des caractéristiques du jeu de données ainsi que pour les éventuels traitements qui lui sont appliqués. Le tableau 2.3 propose une synthèse des jeux de données utilisées en les listant, accompagnée de leur numéro de version, d'une référence et des articles ou études de cette thèse qui les utilisent.

TABLE 2.3 – Tableau récapitulatif des différentes données utilisées par chapitre

Nom	Version	Référence	Chapitre		
ISMN - SNOTEL	v1	LEAVESLEY et al., 2010	3		
SM	v1	BOIKE et al., 2020	3		
Données <i>in situ</i>					
Tsol	v1	LAFLEUR et HUMPHREYS, 2018	3		
ISMN - SCAN	v1	LEAVESLEY et al., 2010	4		
USGS	v1	G. L. SCHAEFER et al., 2007 URBAN, 2017	4		
TB	SMOS L3 TB SMOS L3 SM SMOS L2 SM	v330 v338 v700	CATDS, 2024 CATDS, 2016	3, 4, 5	
Données satellites micro-ondes			EUROPEAN SPACE AGENCY, 2021		
SM	SMOS-IC SM SMAP L3 SMP SMAP L3 SM PE ESA CCI SM	v2 v8 v5 v08.1	WIGNERON et al., 2021 ONEILL et al., 2021a ONEILL et al., 2021b DORIGO et al., 2017	3	
Autres données satellites	Couverture du sol Texture du sol	ESA CCI landcover Soil-Grids	DEFOURNY, P. et al., 2023 POGGIO et al., 2021	3, 4, 5	
Cartes	Végétation Pergélisol	CAVM CAPM	v1 et v2 v2	5	
			CAVM TEAM, 2003; MARTHA RAYNOLDS, 2022 HEGINBOTTOM et al., 2002	5	
Données de modèles	Tsol	ECMWF ERA5 ECMWF ERA5 ECMWF	v330 v1 v330 v1 v330	RICHAUME et al., 2005; RICHAUME et al., 2008 HERSBACH, H. et al., 2023 RICHAUME et al., 2005; RICHAUME et al., 2008 HERSBACH, H. et al., 2023 RICHAUME et al., 2005; RICHAUME et al., 2008	3 4, 5 3, 4 5 3
	Tair		v1		
	Tseasurf		v1		
	Hauteur de neige	CMC	v1	BROWN et BRASNETT, 2010	5

Mesure et suivi de l'humidité du sol par télédétection micro-ondes en zone de pergélisol arctique en été

Sommaire

3.1	Présentation de l'article scientifique	40
3.2	Résumé de l'article scientifique en français	40
3.3	Article scientifique 1	41
3.4	Études complémentaires	69
3.4.1	Évaluation des jeux de données satellite selon différentes méthodes	69
3.4.2	Evaluation des jeux de données satellite selon différentes métriques	75
3.4.3	Optimisation $\omega - H_r$ selon différentes métriques	79
3.4.4	Optimisation $\omega - H_r$ pour les sites avec une grande fraction d'eau (> 35%)	84
3.4.5	Interprétation des résultats : mesures <i>in situ</i> et texture du sol	86

3.1 Présentation de l'article scientifique

L'article a été soumis à la revue scientifique International Journal of Digital Earth le 1er mars 2024, a été accepté pour publication le 22 juillet 2024 et a été publié le 4 août 2024. L'article y est présenté de façon intégrale tel que publié. La numérotation des lignes, sections, figures, tableaux et équations est indépendante du reste de la thèse. Les références citées dans cet article ne sont pas répétées à la bibliographie générale de la thèse.

Contribution en tant que premier auteur : Conception et planification de l'étude. Traitement et analyse des données. Rédaction du manuscrit.

Référence complète de l'article :

Juliette Ortet, Arnaud Mialon, Yann Kerr, Alain Royer, Aaron Berg, Julia Boike, Elyn Humphreys, François Gibon, Philippe Richaume, Simone Bircher-Adrot, Azza Gorrab & Alexandre Roy (2024) Evaluating soil moisture retrieval in Arctic and sub-Arctic environments using passive microwave satellite data, International Journal of Digital Earth, 17 :1, 2385079, DOI : [10.1080/17538947.2024.2385079](https://doi.org/10.1080/17538947.2024.2385079)

3.2 Résumé de l'article scientifique en français

La humidité du sol - *Soil Moisture* en anglais - (**SM**) est un élément clef des environnements Arctique et Sub-Arctique (**A-SA**), grandement affectés par le changement climatique. Il apparaît donc essentiel de développer des méthodes de suivi du **SM** des régions arctiques.

Dans un premier temps, cette étude évalue six jeux de données de **SM** issus de données satellitaires micro-ondes passives, en utilisant 13 stations de mesures terrain de **SM** à travers le Nord-Ouest de l'Amérique. Les données satellite les plus en accord avec les données *in situ* sont issues du satellite Soil Moisture Active Passive (**SMAP**), avec la plus petite différence de l'écart quadratique moyenne - *Root Mean Square Difference* en anglais - (**RMSD**), (**RMSD** = $0.07 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$) et le plus grand coefficient de corrélation de Pearson moyen ($R = 0.55$). Le R moyen est similaire ($R = 0.55$) pour les données ESA Climate Change Initiative (**ESA CCI**), mais la valeur du R varie d'avantage selon les sites. L'évaluation met en avant des résultats mitigés pour les sites avec une grande fraction d'étendues d'eau.

Dans un second temps, nous détaillons et évaluons également une inversion du **SM** à partir des températures de brillance Soil Moisture and Ocean Salinity (**SMOS**), basée sur le modèle $\tau - \omega$. Deux modèles de constantes diélectriques (Mironov et Bircher) sont testés et une paramétrisation de la rugosité du sol ($H_r = 0$) et de l'albédo de simple diffusion ($\omega = 0.08$) est proposée. Une méthode de correction de la fraction d'étendues d'eau est également mise en place, mais son apport reste limité. Les métriques obtenues avec les données issues de nos inversions ($\text{RMSD} = 0.08 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ et $R = 0.41$) sont meilleures que celles avec les données **SMOS**, mais restent surpassées par le jeu de données **SMAP**.

La télédétection satellitaire micro-onde passive semble donc adaptée au suivi de l'humidité du sol dans les **A-SA**, mais des facteurs affectant le signal (végétation de toundra, rugosité, étendue d'eau) limitent ces applications. Une approche dédiée pour ces milieux doit être considérée et cette étude propose une optimisation de paramètres améliorant la qualité des données de **SM** pour de tels environnements climatiques. La présence d'étendues d'eau reste cependant un facteur limitant pour la méthode proposée.

3.3 Article scientifique 1



International Journal of Digital Earth

Taylor & Francis
Taylor & Francis Group

ISSN: (Print) (Online) Journal homepage: www.tandfonline.com/journals/tjde20

Evaluating soil moisture retrieval in Arctic and sub-Arctic environments using passive microwave satellite data

Juliette Ortet, Arnaud Mialon, Yann Kerr, Alain Royer, Aaron Berg, Julia Boike, Elyn Humphreys, François Gibon, Philippe Richaume, Simone Bircher-Adrot, Azza Gorrab & Alexandre Roy

To cite this article: Juliette Ortet, Arnaud Mialon, Yann Kerr, Alain Royer, Aaron Berg, Julia Boike, Elyn Humphreys, François Gibon, Philippe Richaume, Simone Bircher-Adrot, Azza Gorrab & Alexandre Roy (2024) Evaluating soil moisture retrieval in Arctic and sub-Arctic environments using passive microwave satellite data, International Journal of Digital Earth, 17:1, 2385079, DOI: [10.1080/17538947.2024.2385079](https://doi.org/10.1080/17538947.2024.2385079)

To link to this article: <https://doi.org/10.1080/17538947.2024.2385079>



© 2024 The Author(s). Published by Informa UK Limited, trading as Taylor & Francis Group



[View supplementary material](#)



Published online: 04 Aug 2024.



[Submit your article to this journal](#)



[View related articles](#)



[View Crossmark data](#)

Full Terms & Conditions of access and use can be found at
<https://www.tandfonline.com/action/journalInformation?journalCode=tjde20>

Evaluating soil moisture retrieval in Arctic and sub-Arctic environments using passive microwave satellite data

Juliette Ortet ^{a,b,c}, Arnaud Mialon  ^b, Yann Kerr  ^b, Alain Royer  ^d, Aaron Berg  ^e, Julia Boike  ^{f,g}, Elyn Humphreys  ^h, François Gibon  ^b, Philippe Richaume  ^b, Simone Bircher-Adrot ⁱ, Azza Gorrab ^{a,c} and Alexandre Roy ^{a,c}

^aDépartement des sciences de l'environnement, Université du Québec à Trois-Rivières, Quebec, Canada; ^bCentre d'Etudes Spatiales de la BIOsphère, CESBIO Université de Toulouse (CNES/CNRS/INRAE/IRD/UT3), Toulouse, France;

^cCentre d'études nordiques, Québec, Quebec, Canada; ^dDépartement de géomatique appliquée, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Canada; ^eDepartment of Geography, Environment and Geomatics, University of Guelph, Guelph, Ontario, Canada; ^fAlfred Wegener Institute (AWI), Helmholtz Centre for Polar and Marine Research, Potsdam, Germany; ^gGeography Department, Humboldt-Universität zu Berlin, Berlin, Germany; ^hDepartment of Geography & Environmental Studies, Carleton University, Ottawa, Ontario, Canada; ⁱMeteo Swiss, Payerne, Switzerland

ABSTRACT

Soil Moisture (SM) is a key parameter in northern Arctic and sub-Arctic (ASA) environments that are highly vulnerable to climate change. We evaluated six SM satellite passive microwave datasets using thirteen ground-based SM stations across Northwestern America. The best agreement was obtained with SMAP (Soil Moisture Active Passive) products with the lowest RMSD (Root Mean Square Difference) ($0.07 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$) and the highest R (0.55). ESA CCI (European Space Agency Climate Change Initiative) also performed well in terms of correlation with a similar R (0.55) but showed a strong variation among sites. Weak results were obtained over sites with high water body fractions. This study also details and evaluates a dedicated retrieval of SM from SMOS (Soil Moisture and Ocean Salinity) brightness temperatures based on the $\tau - \omega$ model. Two soil dielectric models (Mironov and Bircher) and a dedicated soil roughness and single scattering albedo parameterization were tested. Water body correction in the retrieval shows limited improvement. The metrics of our retrievals ($\text{RMSD} = 0.08 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ and $R = 0.41$) are better than SMOS but outperformed by SMAP. Passive microwave satellite remote sensing is suitable for SM retrieval in the ASA region, but a dedicated approach should be considered.

ARTICLE HISTORY

Received 1 March 2024

Accepted 22 July 2024

KEYWORDS

Arctic and sub-Arctic; CCI; L-band; SMAP; SMOS; soil moisture

1. Introduction

Soil Moisture (SM) is the amount of water stored in the unsaturated soil layer (Seneviratne et al. 2010). In 2010, the GCOS (Global Climate Observing System) classified SM as an essential climate variable as it is an integral and dynamic part of the hydrological cycle (Wagner et al. 2012). At global, regional and local scales, SM takes part in multiple aspects of the soil–vegetation–atmosphere

CONTACT Juliette Ortet  juliette.ortet@uqtr.ca  Département des sciences de l'environnement, Université du Québec à Trois-Rivières, Trois-Rivières, Quebec G9A 5H7, Canada; Centre d'Etudes Spatiales de la BIOsphère, CESBIO Université de Toulouse (CNES/CNRS/INRAE/IRD/UT3), Toulouse 31401, France; Centre d'études nordiques, Québec, Quebec G1V 0A6, Canada

© 2024 The Author(s). Published by Informa UK Limited, trading as Taylor & Francis Group
This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>), which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. The terms on which this article has been published allow the posting of the Accepted Manuscript in a repository by the author(s) or with their consent.

interaction and is highly impacted by climate change (Berg and Sheffield 2018; Seneviratne et al. 2010). In the Arctic and sub-Arctic (hereafter called A-SA) regions, water resources vary and impact both fauna and flora. For example, Ackerman et al. (2017) and Zona et al. (2023) showed that the SM decrease associated with temperature increase may limit vegetation growth in tundra environments. Hence, the carbon cycle in the A-SA area is highly sensitive to SM changes in the active layer of the permafrost (Falloon et al. 2011; Lawrence et al. 2015). The future of SM in permafrost regions and its impact on carbon-climate feedbacks remains unclear as climate models disagree when predicting the hydrological regime in these regions (Andresen et al. 2020). Accurately monitoring SM is thus essential despite the challenges related to the SM strong temporal and spatial variability in these regions (Ochsner et al. 2013).

Remote sensing of SM has shown great potential at L-band (typical frequency = 1400–1427 GHz, wavelength $\lambda \simeq 21$ cm). Passive microwave remote sensing consists in measuring the earth's microwave emissions as brightness temperature (TB). The microwave emission at L-band is highly sensitive to liquid water in soil and vegetation because of the high dielectric constant of water (Ulaby, Moore, and Fung. 1981). At the same time, it is sensitive to the effective soil temperature, the surface roughness and the above-ground vegetation. All these interactions must be considered in a Radiative Transfer Model (RTM). The $\tau - \omega$ model accounts for vegetation effects, both attenuation and emission, due to transmissivity (optical depth -- τ) and scattering (effective single scattering albedo - ω) (Mo et al. 1982). The signal's estimated soil penetration depth is generally associated with the top 5 cm (Schmugge 1983), but some studies estimated a smaller (e.g. 2 cm) or larger (e.g. 10 cm) depth as the signal penetration varies according to the SM content and soil characteristics (Escorihuela et al. 2010; Lv et al. 2018). Passive microwave satellites follow a sun-synchronous orbit and have a high temporal revisit frequency of three days at the equator. The temporal resolution improves with latitude, reaching an optimum of multiple passes per day over the A-SA regions. SMOS (Soil Moisture and Ocean Salinity) and SMAP (Soil Moisture Active Passive) satellite missions are operating at L-band frequency and provide several SM global datasets. ESA CCI (European Space Agency Climate Change Initiative) also processes several SM datasets resulting in merged SM datasets: active only, passive only and merged active-passive.

However, none of these products offers dedicated parameterization for A-SA regions and sufficient validation is still lacking in these regions. The many water bodies in these regions lead to difficulties in SM retrievals with passive microwave observations. Water bodies such as lakes and rivers or coastal territories cover a huge part of the northern regions in North America (Pekel et al. 2016). High spatial heterogeneity in the large passive microwave satellite footprint (~ 40 km 2) and the low TB emissions for water bodies hinder SM retrieval (Kerr et al. 2010). Also, soils in A-SA environments generally contain higher contents of organic matter, implying specific water storage and drainage systems (Bakian-Dogaheh et al. 2022; Rawls et al. 2003), which further impacts the L-band signal (Yi et al. 2022). Finally, tundra vegetation is variable and dynamic in a climate change context (Myers-Smith et al. 2020), but its interaction with microwave emissions is not well quantified.

This study aims to investigate the performance of satellite-based passive microwave SM retrievals over A-SA environments in Northwestern North America. The first objective is to evaluate several SM datasets (SMOS, SMAP, ESA CCI) by comparing with *in situ* measurements. The second objective aims at adapting an RTM and an inversion approach to improve SM retrieval over A-SA environments. More specifically, we considered three important components of the SM retrieval in A-SA environments: (1) accounting for water bodies in our simple retrieval approach, (2) finding an adequate soil dielectric constant, (3) improving the single scattering albedo (ω) and soil roughness (H_r) parametrization and assess their impact on SM retrievals. Finally, we compared SM obtained with the new parameterization with the evaluated satellite and with *in situ* SM datasets.

2. Materials

2.1. In situ dataset

In this study, we gathered several measurements to establish an *in situ* SM database over the A-SA region (Figure 1 and Table 1). *In situ* SM measurements include data from across Canada and Alaska (USA) based on accessibility and environmental conditions. The *in situ* dataset mainly comes from the open-access International Soil Moisture Network (ISMN) (Dorigo et al. 2021) database. It provides SM measurements over several stations in Northern America. The few SM stations in the A-SA are provided mostly by the SNOTEL (Snowpack Telemetry) (Leavesley et al. 2010) network. Eleven of the thirteen sites of this study are part of this network providing SM at different depths in the soil horizon using Hydra Probe sensors (Table 1). The SNOTEL *in situ* SM measurements are not derived using a calibration for organic material, but rather using the probes' factory calibration. Datasets from Trail Valley Creek (Northwest Territories, Canada) (Boike et al. 2023) and Daring Lake (Northwest Territories, Canada) stations completed our data (Lafleur and Humphreys 2018). For Trail Valley Creek, SM is derived from relative permittivity measurements with a Time Domain Reflectometry (TDR) Campbell Scientific CS630 probe and using a mixing model not dedicated to organic soils (Boike et al. 2018). The Daring Lake site is monitored at eight locations using Campbell Scientific CS616 probes based on no soil-specific calibration. L-band is mainly sensitive to the surface soil layer, hence only measurements conducted at a depth of 5 cm or 2 in (i.e. 5.08 cm) in the soil were considered. These measurements are widely used to validate L-band remote sensing data (Gruber et al. 2020) as they provide the best match between the soil volume

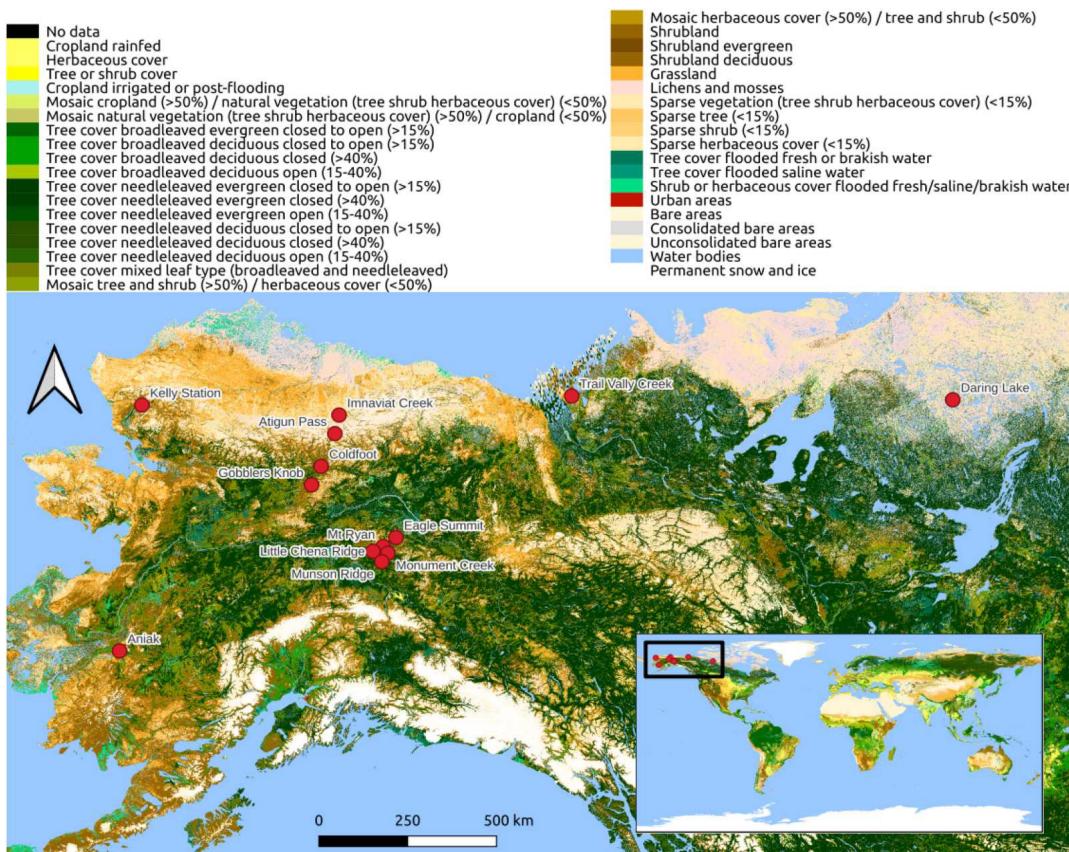


Figure 1. Distribution of the 13 ground-based SM stations network used as reference in this study (background: ESA CCI L4 map at 300 m, Version 2.0.7 (2015) ESA 2017). Coordinates location is specified in Table 1.

Table 1. Locations and availability of the study ground-based SM stations.

Site	Latitude (in °)	Longitude (in °)	Date period	Reference
Imnaviat Creek	68.62	-149.30	2010.10.24–2019.10.14	Leavesley et al. (2010)
Atigun Pass	68.13	-149.48	2007.08.08–2019.11.22	Leavesley et al. (2010)
Coldfoot	67.25	-150.18	2005.03.09–2021.07.30	Leavesley et al. (2010)
Gobblers Knob	66.75	-150.67	2006.10.01–2019.10.14	Leavesley et al. (2010)
Eagle Summit	65.49	-145.41	2006.10.01–2019.10.14	Leavesley et al. (2010)
Mt Ryan	65.25	-146.15	from 2011.10.04	Leavesley et al. (2010)
Kelly Station	67.93	-162.28	from 2011.07.22	Leavesley et al. (2010)
Aniak	61.58	-159.58	2012.09.21–2019.10.14	Leavesley et al. (2010)
Little Chena Ridge	65.12	-146.73	from 2011.10.04	Leavesley et al. (2010)
Monument Creek	65.08	-145.87	from 2011.10.24	Leavesley et al. (2010)
Munson Ridge	64.85	-146.21	from 2011.10.17	Leavesley et al. (2010)
Trail Valley Creek	68.75	-133.50	2016.08.27–2019.08.02	Boike et al. (2023)
Daring Lake	64.87	-111.58	2010.01.01–2023.05.01	Lafleur and Humphreys (2018)

measured by a probe and the penetration depth of L-band among the few *in situ* SM measurements available. The sites investigated in this study are representative of high-latitude regions. These regions are quite challenging for SM estimates due to water bodies and high organic soil content. Sites with flat topography were selected to ensure the low impact of topography on L-band measurements (Kerr et al. 2003; Mialon et al. 2008). Section 3.1 details the method for processing the measurements time series.

2.2. Satellite SM datasets

Table 2 sums up the main characteristics of the satellite SM datasets used in this study. In this paper, morning (AM) and afternoon (PM) orbits are considered separately for each satellite product, as they differ significantly due to diurnal hydrological variations (Kerr et al. 2016). Section 3.1 details the data filtering procedure.

2.2.1. SMOS

On November 2, 2009, the European Space Agency (ESA) launched the SMOS satellite. Its payload consists of 69 elementary antennas arranged on a Y-shaped structure. SMOS is on a near-polar sun-synchronous orbit with ascending/descending passes at 6 a.m./6 p.m. and a temporal resolution of twice every three days at the equator. For each overpass, several observations are acquired over a range of incidence angles. In A-SA, the revisit time of a satellite with a near-polar orbit is much shorter (up to 10 times per day). Consequently, in this study, we have at least one SM retrieval per day. The overpass time of the SMOS satellite in A-SA is not exactly the same as for the equator, but rather at 7 a.m./9 p.m. The retrieval accuracy in the morning and the afternoon may vary because of different temperature gradients. Radio Frequency Interferences (RFI) also impact differently ascending and descending passes.

The SMOS Level 3 (L3) brightness temperatures are top-of-atmosphere TB provided in vertical (*V*) and horizontal (*H*) polarizations (Al Bitar et al. 2017). For our retrievals specifically adapted to

Table 2. Grids and temporal samplings of the satellite SM datasets.

	Grid	Grid sampling	Temporal sampling
SMAP L3 P	EASE 2.0 grid, Global	36 km	6 a.m. and 6 p.m.
SMAP L3 PE	EASE 2.0 grid, Global	9 km	6 a.m. and 6 p.m.
SMOS L2	ISEA4-9 grid, Global	15 km	6 a.m. and 6 p.m.
SMOS L3	EASE 2.0 grid, Global	25 km	6 a.m. and 6 p.m.
SMOS-IC	EASE 2.0 grid, Global	25 km	6 a.m. and 6 p.m.
CCI	0.25° regular grid	0.25°	Daily mean

A-SA environments, we used the SMOS Level 3 TB version 330 (Cabot 2016), sampled on the global (Equal Area Scalable Earth) EASE 2.0 grid obtained from the Centre Aval de Traitement des Données SMOS (CATDS). Our SM retrieval process was based on the daily nominal dataset with both H and V polarizations and for both ascending and descending orbits. The L3 TB are provided for specific observation angles θ from 0° to 55° binned over 5-degree intervals; each 5-degree angle bin contains averaged multi-angular measurements. Besides H and V TB values for each grid point, the L3 TB datasets provide pixel radiometric accuracy and RFI flags that may be used to filter the satellite measurements before the inversion. However, there are very few RFI in the A-SA region except before May 2012 (Aksoy and Johnson 2013) and after 2023, which are not considered in our study.

SMOS official retrieval products are based on the L-MEB (L-band Microwave Emission of the Biosphere) model as a 0th-order Radiative Transfer Model (RTM). L-MEB includes the $\tau - \omega$ model, which accounts for vegetation effects, parameterized by the optical depth τ and the single scattering albedo ω . In a 2-parameter approach, the SMOS inversion simultaneously retrieves the SM and the Vegetation Optical Depth (VOD), assuming they are the same at both polarizations.

In this study, we compared different SM satellite datasets. For SMOS, the three datasets used are the ESA SMOS L2 SM v700 (2021), the CATDS SMOS L3 SM v338 (CATDS 2016) and the SMOS-IC v2 (Wigneron et al. 2021) datasets. The SMOS L2 SM v700 are delivered for half orbit on the Icosahedron Snyder Equal Area (ISEA) Aperture 4 Hexagonal (ISEA4H) (Talone et al. 2015) grid system having a sampling of $\simeq 15$ km internodes' distances (Kerr et al. 2012). The land cover used to produce the SMOS L2 SM v700 is a simplified version of the International Geosphere-Biosphere Programme (IGBP) classification (Broxton et al. 2014). The SMOS L3 SM v338 dataset is sampled on the EASE 2.0 global grid of 25 km sampling at 30° latitude. Note that the SMOS Level 3 operational algorithm is based on the Level 2 algorithm with a few changes: it includes temporal processing (Al Bitar et al. 2017). The SMOS-IC (SMOS-INRA-CESBIO) v2 dataset results from the inversion of the SMOS Level 3 TB. SMOS-IC SM are provided on same grid as the SMOS L3 SM dataset: the EASE 2.0 global grid with a sampling at 25 km at 30° latitude. In the SMOS-IC algorithm, the basic concept is the same as for L2 with the exception that each pixel is considered homogeneous (a single $\tau - \omega$ model is applied). Look-Up Tables (LUT) and auxiliary datasets are used with calibrated vegetation and soil parameters for different land cover classes (Wigneron et al. 2021). Note that even if the sampling grids may differ depending on the products, the basic native resolution is always the same at ~ 40 km.

2.2.2. SMAP

The SMAP satellite was launched by the National Aeronautics and Space Administration (NASA) on January 31, 2015. An L-band radiometer and a synthetic aperture radar were on board, but unfortunately the latter faced an irrevocable failure on July 7, 2015. Similarly to SMOS, the SMAP satellite follows a polar near-sun-synchronous orbit which enables an equivalent revisit time of two to three days but the ascending/descending passes are opposite at 6 p.m./6 a.m. (i.e. around 9 a.m./7 p.m. in northern A-SA). The radiometer has a fixed incidence angle of 40° .

The SMAP SM retrieval algorithm currently uses the Dual Channel Algorithm (DCA) (Chaubell et al. 2020), which considers brightness temperatures in H and V polarizations from the SMAP Level 1B Brightness Temperature dataset (L1BTB). Radiative transfer equations used for SMAP are very similar to those of the SMOS algorithm (L-MEB and $\tau - \omega$). Each pixel is considered as a uniform surface. In the official SMAP retrieval products, the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) allows establishing a linear relationship with the vegetation water content and a vegetation opacity estimation to finally retrieve SM and VOD simultaneously (O'Neill, Bindlish et al. 2021). In this study, the two considered SMAP gridded datasets are SMAP L3 SM P (Soil Moisture Active Passive L3 Soil Moisture Passive) Version 8 (O'Neill, Chan, Njoku, Jackson, Bindlish and Chaubell 2021) and SMAP L3 SM PE (Soil Moisture Active Passive L3 Soil Moisture Passive Enhanced) Version 5 (O'Neill, Chan, Njoku, Jackson, Bindlish, Chaubell and Colliander 2021).

The SMAP L3 SM P Version 8 dataset O'Neill, Chan, Njoku, Jackson, Bindlish and Chaubell (2021) is a daily global composite obtained from the half-orbit SMAP L2 SM P dataset. The SMAP L3 datasets are daily global maps that also contain several inversion static auxiliary data (e.g. radar water fraction or land cover). The SMAP L3 SM P dataset grid is the 36 km global EASE 2.0 grid (Brodzik et al. 2012), which is close to the native radiometer resolution of \sim 40 km. Composite datasets are obtained by reconstructing TB for each pixel of the grid. The global EASE 2.0 grid preserved the areas (here, $36 \times 36 \text{ km}^2$), rather than the distances, so the shape of the pixels varies from one site to another along the latitudes. It results in a higher vertical length at the poles and raises the issue of the representativeness of such shaped pixels as the SMAP acquisitions are resampled to the EASE 2.0 grid pixel shape (Wrona et al. 2017). A precise consideration of the pixel area is crucial to account for water fraction contributions in the resulting TB.

SMAP also provides an enhanced interpolation of the original SMAP Level 1B Brightness Temperature dataset (L1B TB) providing a higher spatial sampling. Similarly to the SMAP L2 SM P official product, a SMAP L2 SM PE passive dataset is computed and to obtain the SMAP L3 SM PE Version 5 official product (O'Neill, Chan, Njoku, Jackson, Bindlish, Chaubell and Colliander 2021). For the SMAP Enhanced L3 SM dataset (Chan and Dunbar 2021), the TB are over-sampled to the 9 km global EASE 2.0 grid (Brodzik et al. 2012), though the measurements are still provided by an instrument of \sim 40 km resolution. For homogeneous areas, the satellite dataset's agreement with *in situ* measurements remains correct when using a finer grid, as Colliander et al. (2018) and Madelon et al. (2023) indicate. However, significant differences may arise for heterogeneous areas if the radiometer resolution is higher than the sampling grid.

2.2.3. CCI SM

The ESA CCI SM dataset (hereafter called CCI) is the first long-term global SM dataset derived from satellite data. Meeting the requirements of Climate Data Records (CDR) datasets, it provides daily SM for more than 40 years on a 0.25° regular grid. Its extensive temporal and spatial resolutions are ensured by the combination of microwave SM retrievals obtained from both active and passive sensors (Dorigo et al. 2017). The SM retrievals rely on the Land Parameter Retrieval Model (LPRM) (Owe, De Jeu, and Holmes 2008) for passive sensors and the TU-Wien change detection method (Naeimi et al. 2009; Wagner, Lemoine, and Rott 1999) for active sensors. Based on their respective error characteristics, the obtained PASSIVE and ACTIVE products are merged into a COMBINED product (Dorigo et al. 2017), obtained from up to ten microwave sensors (including SMOS and SMAP), operating over frequencies from 1.4 GHz to 19.4 GHz (Gruber et al. 2019). We use the COMBINED Version 08.1 dataset (Dorigo et al. 2023) consisting of a daily dataset provided on a grid with a 0.25° regular longitude/latitude spacing.

2.3. Other datasets

2.3.1. Land cover

The performance of the SM datasets over the study sites is investigated in relation to the land cover (Table 3), as the latter impacts the retrieved SM. The land cover fraction is obtained from the ESA CCI L4 map at 300 m, Version 2.0.7 (2015) (ESA 2017) using a 40 km diameter buffer zone around each SMOS L3 node. This roughly corresponds to a 3 dB cut-off that accounts for the instrumental resolution at L-band. To help the analysis, we gather the study sites into study groups based on the major land covers found within the 40 km buffer zone. For most sites, the water fraction is under 10%, but for Trail Valley Creek and Daring Lake sites, the water fraction is above 30% (see Appendix). Since water bodies significantly impact TB measurements and thus SM retrieval at L-band (Kerr et al. 2012), both Trail Valley Creek and Daring Lake were assigned to a dedicated study group ('HighWF' group). The vegetation interactions with passive microwave emissions cannot be ignored, that is why the other groups depend on the vegetation type. 'SpVeg' stands for sparse vegetation and encompasses sites with high fractions of the classes Grassland, Lichen and Mosses

Table 3. Study sites land cover fractions extracted from the ESA CCI L4 map at 300 m, Version 2.0.7 (2015) (ESA 2017) using a 40 km diameter buffer around each SMOS L3 node. Study groups are established based on the major land covers in the site environment.

Study group	Site	Tr.n.(15) ¹	Tr.n.(40) ²	Tr.m. ³	Tr.Sh.(50) /He(50) ⁴	Sh. ⁵	Gr. ⁶	Li.Mo. ⁷	S.v.(15) ⁸	W. ⁹
<i>SpVeg</i>	Imnaviat Creek	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.24	0.02	0.71	0.01
	Atigun Pass	0.01	0.01	0.00	0.00	0.02	0.03	0.34	0.33	0.01
	Coldfoot	0.19	0.05	0.05	0.11	0.35	0.09	0.01	0.10	0.00
	Gobblers Knob	0.23	0.09	0.01	0.14	0.31	0.04	0.01	0.16	0.00
<i>Shrub</i>	Eagle Summit	0.15	0.04	0.00	0.15	0.38	0.09	0.00	0.17	0.00
	Mt Ryan	0.21	0.08	0.00	0.19	0.29	0.08	0.01	0.14	0.00
	Kelly Station	0.05	0.02	0.00	0.03	0.42	0.15	0.09	0.09	0.03
	Aniak	0.04	0.02	0.14	0.09	0.26	0.18	0.00	0.04	0.08
<i>TreeCov</i>	Little Chena Ridge	0.19	0.49	0.19	0.01	0.05	0.01	0.00	0.02	0.00
	Monument Creek	0.20	0.49	0.09	0.07	0.08	0.01	0.01	0.03	0.00
	Munson Ridge	0.18	0.47	0.14	0.06	0.09	0.01	0.00	0.03	0.00
<i>HighWF</i>	Trail Valley Creek	0.04	0.01	0.00	0.02	0.27	0.08	0.03	0.14	0.42
	Daring Lake	0.03	0.02	0.00	0.01	0.00	0.00	0.21	0.38	0.36

¹ Tree cover needleleaved evergreen closed to open (> 15%).

² Tree cover needleleaved evergreen closed (> 40%).

³ Tree cover mixed leaf type (broadleaved and needleleaved).

⁴ Mosaic tree and shrub (> 50%) / herbaceous cover (< 50%).

⁵ Shrubland.

⁶ Grassland.

⁷ Lichens and mosses.

⁸ Sparse vegetation (tree shrub herbaceous cover) (< 15%).

⁹ Water bodies.

and Sparse vegetation. ‘*TreeCov*’ groups the sites whose major ESA CCI classes imply high tree coverage. ‘*Shrub*’ group gathers the sites dominated by the ESA CCI Shrubland class fraction. No permanent snow nor ice conditions appear according to ESA CCI L4 map.

2.3.2. Soil properties

SM retrieval performances should be interpreted with respect to soil properties, as the dielectric model considers it in the retrieval process. In the RTM used in this study (see Section 3.3), the soil dielectric model requires the clay content fraction as input. The various soil property information (clay fraction, sand fraction, soil organic content, and bulk density) are extracted from SoilGrids 250 m v2.0 (Poggio et al. 2021) for the 0–5 cm soil layer (Table 4). Similarly to the land cover, a 40 km diameter buffer is considered around each SMOS L3 node. The study sites appear to be quite homogeneous, with high Soil Organic Carbon (SOC) content with respect to the SoilGrid

Table 4. Study sites soil characteristics at 0–5 cm for a 40 km diameter buffer around each SMOS L3 node extracted from SoilGrids.

Study group	Site	Clay (%)	Sand (%)	SOC (g kg ⁻¹)	Bulk density (g cm ⁻³)
<i>SpVeg</i>	Imnaviat Creek	15.8	35.0	262.3	0.39
	Atigun Pass	16.3	32.8	185.0	0.46
	Coldfoot	10.1	31.5	199.5	0.42
	Gobblers Knob	9.6	26.9	204.7	0.40
<i>Shrub</i>	Eagle Summit	10.1	28.9	231.0	0.36
	Mt Ryan	10.2	21.3	195.9	0.29
	Kelly Station	9.3	24.9	228.4	0.30
	Aniak	10.5	29.1	238.4	0.33
<i>TreeCov</i>	Little Chena Ridge	9.5	24.1	220.8	0.28
	Monument Creek	13.1	25.7	229.4	0.43
	Munson Ridge	6.6	18.7	180.0	0.50
<i>HighWF</i>	Trail Valley Creek	14.9	13.2	51.0	0.31
	Daring Lake	6.1	27.2	44.0	0.34

250 m v2.0 mean at global scale ($\simeq 40 \text{ g kg}^{-1}$) (Poggio et al. 2021). The sites from the ‘HighWP’ group have the lower SOC content ($\simeq 50 \text{ g kg}^{-1}$, i.e. four times lower than that of the other sites mean value). While Trail Valley Creek has the lowest percentage of sand, Daring Lake has the lowest clay percentage.

2.3.3. Scene physical temperatures

The SMOS L3 TB ECMWF (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts) auxiliary data contains various surface variables, such as surface physical temperatures, provided on the same EASE 2.0 global grid with an interpolation at the exact satellite overpass time. Soil temperatures at 0–7 cm and 28–100 cm depths are respectively used as soil surface and deep temperatures. The canopy temperature is assumed to be similar to the air temperature at 2 m above the ground. In this study, in addition to soil and air temperatures, we needed to define the water bodies’ physical temperature to be able to include their contribution to the TB. We assumed that water bodies’ physical temperature were equal to the sea surface temperature provided by ECMWF. After testing our model’s sensibility, variations of a few K in the ECMWF surface temperatures were negligible in the inversion process. We also noticed that ECMWF surface temperatures were quite close to the *in situ* ones at each site.

3. Methods

In this study, we first compared the existing SM datasets and evaluated their performance over all sites. Then, we tested four configurations of RTM for water body fraction and soil dielectric model to retrieve SM from SMOS L3 TB. Finally, we optimized the parametrization of the single scattering albedo (ω) and surface roughness (H_r) over the sites.

3.1. Data processing

For each site, we considered one probe and one satellite footprint. At Daring Lake, we considered the mean value of all the 8-probe network measurements (Gruber et al. 2020; Jackson et al. 2010). Each site included an *in situ* instrument that measures SM at 5 cm depth, with measurements routinely acquired every hour (except for periods when sensors failed). ISMN flags with ‘G’ the data considered of good quality. The availability of both *in situ* and satellite data defined the period covered by this study. SMOS and SMAP satellites provided us with SM datasets from 2010 and 2015 respectively, whereas *in situ* measurements for most previously selected sites end in 2019. Our study spans from 2015 to 2019. The *in situ* datasets were filtered considering meteorological conditions, as snow and frozen ground make the SM retrievals uncertain. Consequently, we only kept summertime data (no snow cover, unfrozen soil and positive air temperature, based on available data from sites’ additional sensors). For all the sites, summertime encompasses at least the July–August period, and depending on the site, it extends from mid-May to end of October. Each SM satellite retrieval was compared to the nearest *in situ* measurement. Satellite data with an absolute time difference exceeding 30 minutes between the satellite and *in situ* probe measurements was discarded as suggested by Montzka et al. (2021).

The SM values (expressed as $\text{m}^3 \text{ m}^{-3}$) were restricted to the [0, 1] range, and each satellite dataset was filtered following their respective quality control flags. For SMAP L3 P and PE, high quality is considered with a retrieval quality flag set to 0 or 8 (Chan and Dunbar 2021; O’Neill, Bindlish et al. 2021). ESA CCI dataset only provides SM values when no data inconsistency is detected, i.e. a flag value of 0 or 8 (the latter accounting for barren ground). Both SMOS L2 and SMOS L3 contain a RFI probability obtained from past RFI events detected for each SMOS node. Additionally, both datasets encompass a Chi2 probability value for each SM that accounts for the fit quality, from modeled TB versus SMOS observed TB (Kerr et al. 2020). SM retrievals were only kept when RFI Prob < 0.1 and Chi 2 Prob > 0.05 . In the case of SMOS-IC, a threshold value of 8 K was applied to the Root Mean

Square Error (RMSE) value between the measured and the modeled TB data (Wigneron et al. 2021). As for the SMOS L3 TB dataset used in our enhanced retrieval process, all the TB bins with mean angles from 0 to 60° with a 5° step were considered. TB data with an RFI ratio (which corresponds to the sum of the RFI flag divided by the sum of the satellite views) above 0.1 were discarded.

3.2. Metrics

The *in situ* measurement dynamics were evaluated using:

- the mean value (mean) of an SM time series:

$$\text{SM}_{\text{mean}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{SM}_i \quad (1)$$

- the standard deviation (STD), which represents the dynamic of a SM time series:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\text{SM}_i - \text{SM}_{\text{mean}})^2} \quad (2)$$

- the coefficient of variation (CV) (Zhang et al. 2023), which characterizes the variability in changes for a SM time series:

$$\text{CV} = \frac{\sigma}{\text{SM}_{\text{mean}}} \quad (3)$$

For each site, the coefficient of variation of the *in situ* dataset remained similar before and after the temporal matching with the satellite datasets. The sites highly vary regarding climate conditions and sensor types. Their respective calibration also differ from one site to another (although ISMN tried to reach a certain consistency Dorigo et al. 2021).

The accuracy of the existing and newly developed satellite SM datasets was evaluated using four commonly used statistical indicators as defined by Gruber et al. (2020): the Root Mean Square Deviation (RMSD), the bias, the absolute bias and the Pearson correlation coefficient (R). The RMSD represents the global agreement between two time series. In this study, the RMSD was the reference metric to determine the best parameterization in our retrieval process to obtain an SM value in the A-SA, as the RMSD corresponds to a mission performance criterion (for both SMOS and SMAP). The Pearson correlation coefficient (R) represents the temporal dynamic similarities between two time series. A focus was also kept on the R that is bias insensitive and highlights the ability of a dataset to reflect the SM dynamic. The bias is the mean value of all the biases between the separate two time series. The absolute bias is the mean of the absolute values of the biases between the separate two time series.

These metrics were computed yearly for each dataset. Yearly scores then allowed obtaining the global metrics at one site. Similarly, global metrics for one SM dataset were obtained by averaging yearly scores at all sites. Note that Pearson correlation coefficient R is not an additive value. Hence, it was averaged as in Alexander (1990). The p -value was used to determine the significance level. The correlation was considered non-significant for $p > 0.05$ (Albergel et al. 2011; Gruber et al. 2020). For each satellite dataset and each year, only time series over a certain site that passed the significance test of p -value < 0.05 were kept in the analysis and used for the global metrics average.

3.3. SMOS SM inversion parameterization for A-SA environment

Our SMOS SM retrieval was based on the L-MEB which uses the $\tau - \omega$ vegetation model. In this configuration, a homogeneous vegetation layer extends over a soil layer with a rough surface. The resulting surface TB can be divided into three contributions: the soil emission attenuated by vegetation (Equation 6), the direct vegetation emission (Equation 5) and the vegetation emission reflected by the soil and then attenuated by vegetation (Equation 4). TB at a given angle of incidence (θ) and polarization ($p = H$ or $p = V$) can be written as:

$$\text{TB}_{(p,\theta)} = (1 - \omega_p)(1 - \gamma_{(p,\theta)}) T_C \gamma_{(p,\theta)} r_{G(p,\theta)} \quad (4)$$

$$+ (1 - \omega_p)(1 - \gamma_{(p,\theta)}) T_C \quad (5)$$

$$+ (1 - r_{G(p,\theta)}) \gamma_{(p,\theta)} T_G \quad (6)$$

where ω_p and $\gamma_{(p,\theta)}$ are the vegetation single scattering albedo and attenuation factor respectively, $r_{G(p,\theta)}$ is the soil reflectivity and T_C and T_G are the vegetation and soil effective temperatures. The soil effective temperature T_G was processed based on a surface temperature ($T_{\text{soil_surf}}$) and a deep temperature ($T_{\text{soil_deep}}$) according to Kerr et al. (2020):

$$T_G = T_{\text{soil_deep}} + C_t \times (T_{\text{soil_surf}} - T_{\text{soil_deep}}) \quad (7)$$

with

$$C_t = \min \left\{ \left(\frac{SM}{0.3} \right)^{0.3}, 1 \right\} \quad (8)$$

For isotropic conditions, the vegetation attenuation factor can be expressed as in Mo et al. (1982):

$$\gamma_{(\tau,\theta)} = \exp \left(\frac{-\tau}{\cos(\theta)} \right) \quad (9)$$

where τ is the optical depth at nadir (i.e. $\theta = 0^\circ$), which is independent of the polarization and the incidence angle.

The rough soil reflectivity can be empirically expressed as in J. R. Wang and Choudhury (1981):

$$r_{G(p,\theta)} = \left[(1 - Q_r) r_{G(p,\theta)}^* + Q_r r_{G(q,\theta)}^* \right] \times \exp(-H_r \cos^{N_{r(p)}}(\theta)) \quad (10)$$

where p and q are the two polarizations (q is H (resp V) when p is V (resp H)). $r_{G(p,\theta)}^*$ is the smooth soil reflectivity computed using the Fresnel equations (Ulaby, Moore, and Fung. 1981) and the soil permittivity. Besides soil moisture and temperature, the soil relative permittivity (referred to as permittivity after) depends on soil dielectric properties driven by the soil texture (sand, clay, organic content) (Mironov, Kosolapova, and Fomin 2009) (see Section 3.3.2). The soil roughness effects are taken into account with four parameters (H_r , Q_r , N_{rh} and N_{rv}) (J. R. Wang and Choudhury 1981) (see Section 3.3.3). Table 5 summarizes the main modeling elements of each SM dataset algorithm.

3.3.1. Water bodies

To deal with the water body fraction in the A-SA, the SMOS L3 TB were corrected for the respective open water emission before the retrieval. We tested two configurations for water fraction: either *NoWF* for which the pixel was considered homogeneous with only the main soil surface and no water body, or *WF* for which a water body fraction based on the ESA CCI land cover map was considered in the TB calculation. The total TB measured by the SMOS instrument is a weighted sum of the TB related to each class of emitters in the antenna's footprint. The water bodies' TB contribution was subtracted from the measured TB (11). Considering a certain water fraction *WF* in the

Table 5. Key components of the SM dataset algorithms for the specificities of northern A-SA.

	SMAP L3 P/PE	SMOS L2/L3	SMOS-IC	Tested models
Reference	O'Neill, Bindlish et al. (2021), Chan and Dunbar (2021)	Kerr et al. (2012), Al Bitar et al. (2017)	Wigneron et al. (2021)	–
Soil dielectric constant	Mironov $\epsilon_m = f(\text{SM}, T, \text{clay})$	Mironov or Bircher $\epsilon_m = f(\text{SM}, T, \text{clay})$ $\epsilon_b = f(\text{SM})$	Mironov $\epsilon_m = f(\text{SM}, T, \text{clay})$	Mironov or Bircher $\epsilon_m = f(\text{SM}, T, \text{clay})$ $\epsilon_b = f(\text{SM})$
Soil roughness H-Q-N modeling	$H_r = f(\text{IGBP})$ Chaubell et al. (2020)	$H_r = f(\text{IGBP})$ $H_r = 0.1$ for low veg.	$H_r = f(\text{IGBP})$ $N_{rh} = -1$ for low veg.	$H_r \in [0, 0.9]$ with 0.1 step
$Q_R = 0$	$N_{rh} = N_{rv} = 0$	$H_r = 0.3$ for forests $N_{rh} = 2, N_{rv} = 0$	$N_{rh} = 1$ for forests $N_{rv} = -1$	$N_{rh} = 2, N_{rv} = 0$
Single scattering albedo $\omega_H = \omega_V = \omega$	$\omega = f(\text{IGBP})$ Chaubell et al. (2020)	$\omega = f(\text{IGBP})$ $\omega = 0.08$ for low veg. $\omega = 0.06\text{--}0.08$ for forests	$\omega = f(\text{IGBP})$	$\omega \in [0, 0.14]$ with 0.01 step
Water fraction	TB correction $w\text{fraction} = f(\text{IGBP})$	fixed contribution in the inversion $w\text{fraction} = f(\text{IGBP})$	filter over 10%	TB correction $w\text{fraction} = f(\text{IGBP})$ $w\text{fraction} = f(\text{CCI})$

footprint:

$$\text{TB}_{\text{waterfree}} = \frac{(\text{TB} - (\text{WF} \times \text{TB}_{\text{water}}))}{(1 - \text{WF})} \quad (11)$$

with:

$$\text{TB}_{\text{water}} = \epsilon_{\text{water}} \times T_{\text{water}} \quad (12)$$

The water emissivity ϵ_{water} was computed as pure water emissivity (Kerr et al. 2020) and the water physical temperature T_{water} was taken from the sea surface temperature provided by the SMOS L3 TB ECMWF auxiliary data. The water fraction was extracted from the ESA CCI land cover map (ESA 2017).

3.3.2. Soil dielectric properties

The reflectivity of bare smooth soil is given by the Fresnel reflection coefficients (Ulaby, Moore, and Fung. 1981):

$$r_{G(H,\theta)}^* = \left| \frac{\cos(\theta) - \sqrt{\epsilon_s - \sin^2(\theta)}}{\cos(\theta) + \sqrt{\epsilon_s - \sin^2(\theta)}} \right|^2 \quad r_{G(V,\theta)}^* = \left| \frac{\epsilon_s \cos(\theta) - \sqrt{\epsilon_s - \sin^2(\theta)}}{\epsilon_s \cos(\theta) + \sqrt{\epsilon_s - \sin^2(\theta)}} \right|^2 \quad (13)$$

where ϵ_s is the soil permittivity – also known as the soil dielectric constant – and depends on the soil dielectric properties that are driven by the soil texture such as sand, clay and organic content.

For soils, several dielectric models at L-band – relating the dielectric constant to the soil water content – exist (Table 5). The semi-empirical Mironov dielectric model (Mironov, Kosolapova, and Fomin 2009) is based on three inputs (SM, soil effective temperature and clay content) and showed a good overall performance for SMOS (Mialon et al. 2015). The Bircher dielectric model (Bircher, Andreasen et al. 2016) was developed for organic soils, with smaller bulk densities and higher porosities that lead to higher water-holding capacities. The Bircher organic soil dielectric model uses a 3rd order polynomial in SM and results in an empirical model using no auxiliary parameters. While Bircher is specifically designed for soil with high SOC content, it performs similarly to the Mironov model for mineral soil (Bircher, Andreasen et al. 2016). In this paper, we used both Mironov and Bircher approaches (hereafter called *Mironov* and *Bircher*).

3.3.3. Soil roughness

The reflectivity of rough soil was computed from the reflectivity of bare smooth soil with four parameters to account for the soil roughness effects (Equation 10). H_r is the effective roughness parameter which is related to the spatial heterogeneity of the soil surface and spatial variations of the dielectric constant at the surface and within the soil (Escorihuela et al. 2007; Saleh et al. 2006). Q_r stands for the polarization mixing ratio (J. R. Wang et al. 1983) and N_{rh} and N_{rv} account for angular effects. As several studies suggest (Escorihuela et al. 2007; Montpetit et al. 2015), Q_r was set equal to 0. $N_{rh} = 2$ and $N_{rv} = 0$ to account for an exponentially increasing dependence of the roughness on the angle of observation for the H polarization only (Choudhury et al. 1979; J. R. Wang and Choudhury 1981). A H_r coefficient for each land cover class was usually defined in SM retrieval processes (Table 5). Besides various calibrations (Al Bitar et al. 2017; Chaubell et al. 2020; Kerr et al. 2012; Wigneron et al. 2021), the differences of N_{rh} and N_{rv} values impact the H_r values for each dataset and SMOS has a larger range of H_r values (from 0.1 to 0.3) than SMAP (from 0.11 to 0.16). For the present study, H_r values on a range of 0 to 0.9 with an iteration step of 0.1 were tested to maximize the performance over the A-SA environment.

3.3.4. Single scattering albedo

In the $\tau - \omega$ model, ω is the vegetation single scattering albedo. The dependence of ω on θ is neglected and ω currently does not have polarization dependence, i.e. $\omega_h = \omega_v = \omega$. In most retrieval processes, ω is defined as a function of the vegetation type (Table 5). SMOS L2 and L3 SM consider ω equal to 0.08 except for forests where ω is set to 0.06 or 0.08. SMOS-IC rather uses ω equal to $\simeq 0.1$ for low vegetation and ω equal to 0.06 over forests. SMAP DCA algorithm is based on Chaubell et al. (2020) calibration for each land cover class. In this study, ω values in a range of 0 to 0.14 with a 0.01 step were tested to find the best one for the A-SA environment.

3.3.5. Cost function

A 2-parameter inversion of the previously described model enabled to derive both SM and VOD by minimizing the following cost function:

$$CF = \sum \frac{(TB_{obs}(p, \theta) - TB_{sim}(p, \theta))^2}{\sigma(TB)^2} \quad (14)$$

where for both polarizations ($p = H$ and $p = V$) and at various incidence angles θ , $TB_{obs}(p, \theta)$ and $TB_{sim}(p, \theta)$ are the observed and simulated brightness temperatures respectively. $\sigma(TB)$ stands for the standard deviation of the TB and its value was set at 1.5 K for this study. Unlike Kerr et al. (2012), no additional term was considered in the cost function on the initial conditions of the derived parameters. The derived parameters are thus independent from the initial conditions. The retrieved VOD was not investigated in this study as the scope of this paper is to retrieve SM.

4. Results

4.1. SM datasets evaluation

4.1.1. Overall evaluation

A first analysis was made on the performance of each dataset over all sites from ‘SpVeg’, ‘Shrub’ and ‘TreeCov’ groups (Table 6). The sites from the ‘HighWF’ group were considered separately (see Section 4.1.2) due to the high impact of water bodies in the retrievals. The number of collocated SM observations with *in situ* SM used to compute the performance metrics is variable across the SM datasets from 1146 (SMAP L3 P PM) up to 1947 (SMOS L2 AM). The differences came from the varying satellite observations, the filtering method and the significance of test results for each dataset. AM datasets performed better than PM datasets regarding RMSD. Moreover, all datasets showed higher R values and lower bias for the AM products. The RMSD performances of all the

Table 6. SM datasets performance evaluation for both AM and PM observations against *in situ* measurements of all sites (except for the 'HighWF' group) for summertime from 2015 to 2019. For each year and each dataset, only time series that passed the significance test of p -value < 0.05 were considered. Bold data in the table highlight the values corresponding to the best result for each metric.

Dataset	RMSD ($\text{m}^3 \text{ m}^{-3}$)	Bias ($\text{m}^3 \text{ m}^{-3}$)	Absolute bias ($\text{m}^3 \text{ m}^{-3}$)	R	Number of SM retrievals
SMOS L2 AM	0.095	-0.012	0.071	0.436	1947
SMOS L2 PM	0.100	0.033	0.075	0.398	1885
SMOS L3 AM	0.095	0.005	0.063	0.400	1900
SMOS L3 PM	0.104	0.032	0.075	0.267	1351
SMOS-IC AM	0.070	-0.003	0.051	0.501	1703
SMOS-IC PM	0.077	0.003	0.058	0.436	1521
SMAP L3 P AM	0.063	0.022	0.048	0.552	1695
SMAP L3 P PM	0.068	0.036	0.049	0.413	1146
SMAP L3 PE AM	0.066	0.021	0.050	0.554	1855
SMAP L3 PE PM	0.073	0.012	0.049	0.390	1491
CCI	0.102	0.060	0.091	0.554	1783

datasets ranged from $0.104 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ (SMOS L3 PM) down to $0.063 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ (SMAP L3 P AM). SMAP L3 PE AM showed a good RMSD performance ($0.066 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$). SMOS-IC AM ($0.070 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$) showed a better RMSD than SMOS-L2 AM and SMOS-L3 AM ($0.095 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$). CCI RMSD was higher ($0.102 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$) than any AM dataset. The R -value range went from 0.267 (SMOS L3 PM) up to 0.554 (SMAP l3 PE AM). SMAP L3 P AM, SMAP L3 PE AM and CCI outperformed the SMOS datasets in terms of R ($R > 0.550$). SMOS-IC AM provided the best R among the SMOS datasets ($R = 0.501$). SMOS L2 AM R (0.436) was slightly better than SMOS L3 AM R (0.400). For all PM datasets, the bias was slightly positive and lower than $0.04 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$, except for the CCI ($0.060 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$). CCI also showed the highest absolute bias ($0.091 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$), followed by SMOS L2 and SMOS L3 datasets ($\approx 0.70 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$) and SMOS-IC and SMAP datasets ($\approx 0.050 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$). Hence, SMAP L3 PE AM seemed to be the best overall dataset as it exhibited the best performance for the R and top performances for the RMSD and the absolute bias.

4.1.2. Site-specific evaluation

The SM measurements' variability and sensibility were characterized by the mean SM, the associated standard deviation and the coefficient of variation (CV) (Figure 2). The larger the CV, the more significant the variability in SM. Note that the mean and median values were similar for all the sites (mean difference of $0.05 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$). For *in situ* measurements, the mean SM value varied between the sites from $0.052 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ in Mount Ryan up to $0.336 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ in Daring Lake. Mount Ryan STD was

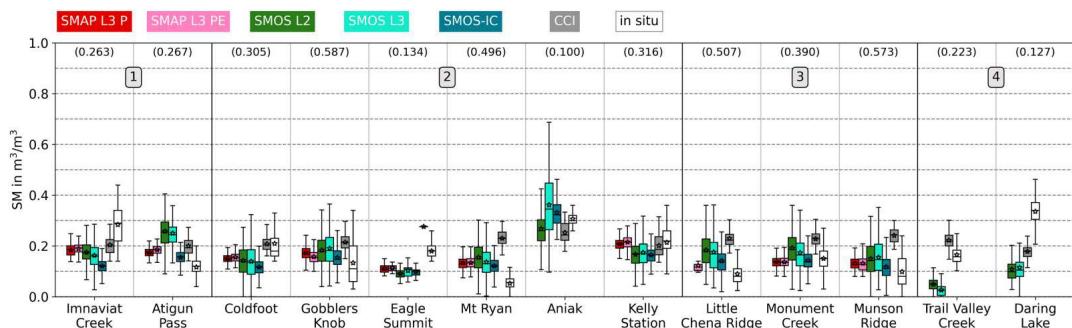


Figure 2. Site-specific characterization of the satellite products and *in situ* measurements. The box extends from the first quartile (Q1) to the third quartile (Q3) of the time series (Tukey 1977). The median is marked with a line and a star represents the mean value. The whiskers extend from Q1– $1.5 \times$ the inter-quartile range (IQR = Q3–Q1) to Q3 + $1.5 \times$ IQR. Points symbolize outliers out of the whiskers. The values in brackets on top correspond to the CV (Equation 3) of the *in situ* time series. The sites are grouped according to their land cover group: (1) SpVeg, (2) Shrub, (3) TreeCov, (4) HighWF (Table 3).

also the smallest ($0.026 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$) when the highest value was reached for Gobblers Knob site ($0.078 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$). The CV varied from 0.100 to 0.587. Concerning the SM satellite products, the mean SM values are in a similar range (from $0.026 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ to $0.362 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$), while STD can be twice higher (up to $0.133 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ for SMOS L3 at Aniak). The SMOS SM (SMOS L2, SMOS L3 and SMOS-IC) show an STD (from $0.017 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ to $0.133 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$) similar to the STD of in situ measurements (between $0.024 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ and $0.075 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$) and higher than SMAP (SMAP L3 P and SMAP L3 PE) and CCI (from $0.16 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ to $0.045 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$). It suggests that SMOS SM datasets better catch the SM dynamics. CCI SM mean values remain close to $0.2 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$.

Further analysis of the RMSD for each AM satellite dataset over each respective site is shown in Figure 3. The RMSD reached at each site ranged from $0.026 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ (SMAP L3 PE at Coldfoot) to $0.155 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ (SMOS L2 at Daring Lake). Except for the high water body fraction sites (Trail Valley Creek and Daring Lake), the site-specific performances were similar to the overall performance. Similar to all site analysis, the SMAP L3 P and SMAP L3 PE yielded the best RMSD, followed by SMOS-IC, SMOS L3 and SMOS L2, while CCI RMSD exhibits high variability between the sites. The CCI product showed one of the smallest RMSD at some sites (i.e. Imnaviat Creek or Trail Valley Creek), but also the highest RMSD for the ‘TreeCov’ sites and some of the ‘Shrub’ sites (i.e. Gobblers Knob and Mount Ryan). SMAP L3 P and SMAP L3 PE RMSD were very similar for the ‘Shrub’ and ‘TreeCov’ groups. However, SMAP L3 P outperformed SMAP L3 PE for ‘SpVeg’. For ‘HighWF’ sites, SMOS-IC, SMAP L3 P and SMAP L3 PE datasets provided no SM. SMOS L2 and SMOS L3 RMSD went up to $0.243 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ while CCI dataset considerably minimized the RMSD and showed the only significant results.

4.2. SM retrievals

In our new SMOS L3 TB inversion, four configurations were tested (NoWF Mironov, NoWF Bircher, WF Mironov and WF Bircher) with the different ω and H_r combinations. The results appear as a matrix of RMSD between simulated and measured SM for each configuration. Only AM results appear here as PM has a similar behavior (as in Section 4.1), while AM showed a slightly better overall performance. In all configurations, we obtained 2530 retrievals.

4.2.1. Best configuration for the A-SA tundra

The first iterative process was performed on sites with low water fraction, i.e. removing Trail Valley Creek and Daring Lake (Figure 4 and Table 7). The best RMSD between *in situ* and SMOS L3 retrieved SM was obtained without water correction using the Bircher dielectric model with the ω/H_r couple (0.08/0). Using the Mironov dielectric model, the RMSD value was minimized setting the ω/H_r couple to (0.08/0.1), also without water correction. For both Mironov and Bircher models, the water correction in the inversion process increased the RMSD. Using the Bircher model, a decrease in H_r led to decreasing errors, with the smallest RMSD for $H_r = 0$. Even if the usual

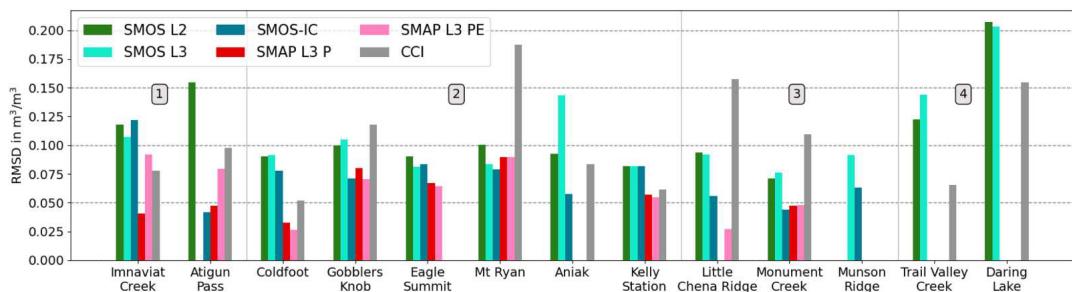


Figure 3. RMSD performance of AM satellite datasets for each site. The sites are listed according to their land cover group: (1) SpVeg, (2) Shrub, (3) TreeCov, (4) HighWF (Table 3).

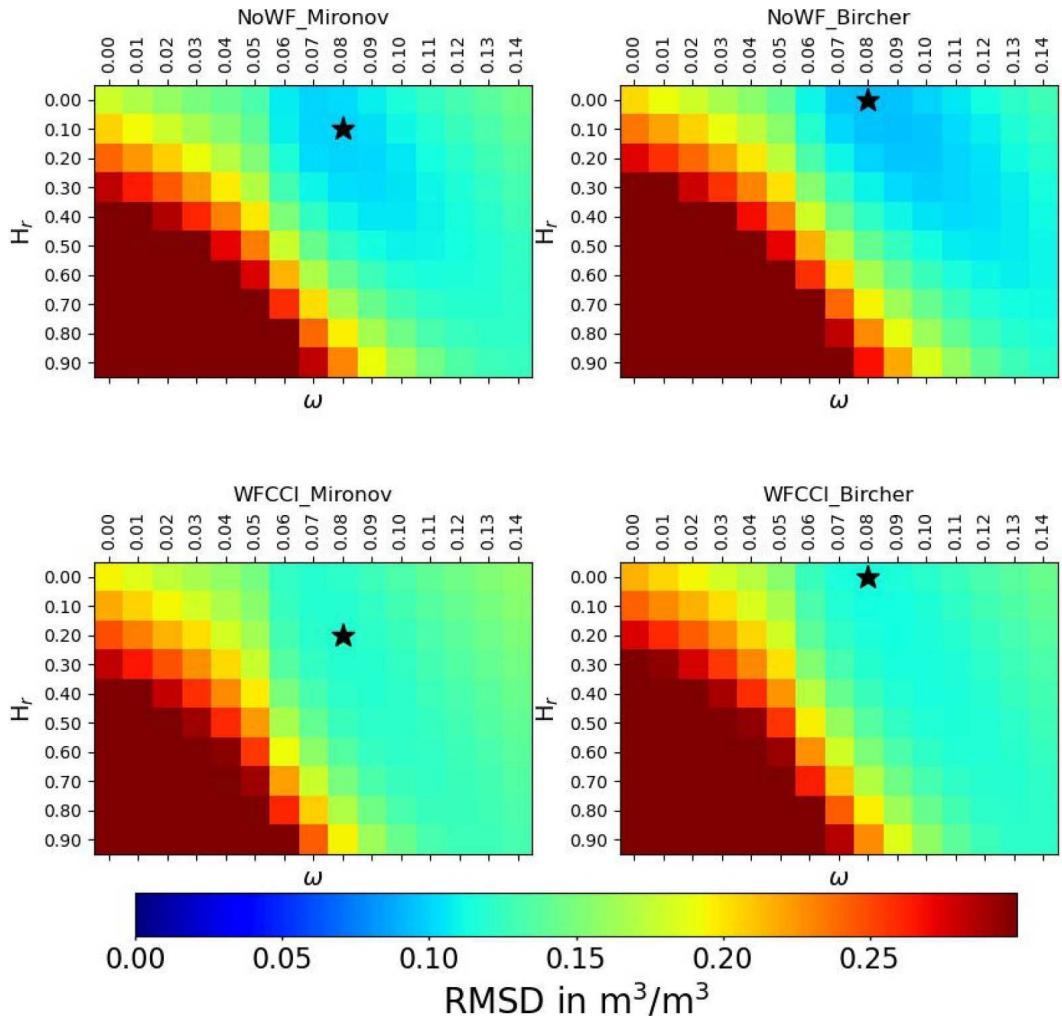


Figure 4. RMSD between *in situ* and SMOS L3 retrieved SM obtained for the four configurations, over all the sites except for the high water fraction sites Trail Valley Creek and Daring Lake. We tested different values of ω (on the horizontal axis) and of H_r (on the vertical axis). The smallest RMSD value for the configuration is symbolized with a star. The top row shows the configurations with no water correction (NoWF) and the bottom row, the configurations with water correction (WFCCI). The left column corresponds to the configuration using the Mironov dielectric model (Mironov) and the right column, the configuration using the Bircher dielectric model (Bircher).

range of H_r is between 0 and 1, H_r is actually an effective model parameter, so we extended the range of possible H to evaluate the convergence with negative H_r values. The best agreement was still obtained with $\omega = 0.08$ and $H_r = 0$. For all four configurations; it appeared that RMSD

Table 7. Best configuration performances in terms of RMSD, over all the sites except the high water fraction sites Trail Valley Creek and Daring Lake. The first two columns correspond to the configuration and the ω/H_r couple used for the inversion. The third column shows the obtained RMSD. The fourth column indicates the RMSD obtained with the ω/H_r couple (0.08/0), which was the couple finally kept in our study.

Configuration	Best (ω/H_r)	Best RMSD ($m^3 m^{-3}$)	(0.08/0) RMSD ($m^3 m^{-3}$)
NoWF Mironov	(0.08/0.1)	0.100	0.103
NoWF Bircher	(0.08/0)	0.094	0.094
WF Mironov	(0.08/0.2)	0.118	0.121
WF Bircher	(0.08/0)	0.113	0.113

Table 8. Evaluation of SMOS L3 AM retrievals using the optimal configuration (*NoWF Bircher*) against the *in situ* measurements over all sites for summertime from 2015 to 2019. For each year and each dataset, only time series of sites that passed the significance test of p -value < 0.05 were considered.

Dataset	RMSD ($\text{m}^3 \text{ m}^{-3}$)	Bias ($\text{m}^3 \text{ m}^{-3}$)	Absolute bias ($\text{m}^3 \text{ m}^{-3}$)	R	Number of SM retrievals
NoWF Bircher	0.083	-0.045	0.045	0.409	1197

minimization required an $\omega > 0.05$. For higher ω , we observed a compensation effect between ω and H_r . The RMSD was effectively minimized for (0.08/0), but other ω/H_r couples led to very similar RMSD values. For the following, the selected ω/H_r couple (0.08/0) was used.

To evaluate the selected configuration (*NoWF Bircher*) in similar conditions to the other datasets (Section 4.1), we applied the same filters (e.g. TB RMSE < 8 K and p -value < 0.05). Table 8 summarizes the metrics. *NoWF Bircher* configuration showed a better RMSD than SMOS L2, SMOS L3 and CCI datasets but was still outperformed by SMOS-IC and SMAP products. The absolute bias was reduced to $0.045 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ which was smaller than any other dataset, but the R was in the same range as the ones obtained with SMOS L2 and SMOS L3. The number of SM retrievals was smaller than all other AM products.

4.2.2. Selected configuration applied to each site

The best overall configuration regarding water fraction and dielectric constant (i.e. *NoWF Bircher*) was used to evaluate various ω and H_r couples for each respective site. The best (ω/H_r) pair for a site was selected following the RMSD (Table 9). For numerous sites, the best (ω/H_r) was not (0.08/0) but the RMSD value was very similar (less than $0.02 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ difference). By selecting site-specific (ω/H_r) pairs, the RMSD dropped significantly (more than $0.04 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$) for Imnavait Creek, Atigun Pass, Eagle Summit and Daring Lake. Best ω was in a range from 0.07 to 0.014 and best H_r varied from 0 to 0.7. In this configuration, the best (ω/H_r) couple for the ‘HighWF’ group was (0.14/0), but with still a large RMSD.

The SM retrievals from the best overall configuration (*NoWF Bircher* (0.08/0)) and from the site-specific best configuration (*NoWF Bircher* (0.11/0.1)) were plotted together with *in situ* measurements at the Mount Ryan site for summer 2017 (Figure 5). Both of our retrievals were compared to the SM retrievals of the evaluated datasets (SMOS L2, SMOS L3, SMOS-IC, SMAP L3 P, SMAP L3 PE and CCI). The main difference between the overall and the site-specific best configurations was the time series bias. CCI performance was also characterized by a very high bias ($> 0.2 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$). For the other time series, differences appeared in the temporal evolution.

The best configuration regarding water fraction and dielectric constant was different from the best overall configuration only for the ‘HighWF’ sites, i.e. Trail Valley Creek and Daring Lake

Table 9. Best ω/H_r performance of SMOS L3 retrievals using *NoWF Bircher* configuration in terms of RMSD (compared to *in situ*) for each site.

Study group	Site	Best (ω/H_r)	Best RMSD ($\text{m}^3 \text{ m}^{-3}$)	(0.08/0) RMSD ($\text{m}^3 \text{ m}^{-3}$)	Number of SM observations
<i>SpVeg</i>	Imnavait Creek	(0.08/0.6)	0.118	0.170	321
	Atigun Pass	(0.11/0)	0.029	0.078	176
	Coldfoot	(0.08/0.5)	0.086	0.121	293
	Gobblers Knob	(0.11/0.4)	0.064	0.074	407
<i>Shrub</i>	Eagle Summit	(0.07/0.7)	0.039	0.111	22
	Mt Ryan	(0.11/0.1)	0.028	0.049	340
	Kelly Station	(0.12/0.5)	0.092	0.102	395
	Aniak	(0.08/0)	0.065	0.065	166
<i>TreeCov</i>	Little Chena Ridge	(0.08/0)	0.037	0.037	91
	Monument Creek	(0.07/0.3)	0.067	0.099	246
	Munson Ridge	(0.07/0)	0.072	0.078	73
<i>HighWF</i>	Trail Valley Creek	(0.14/0)	0.305	0.344	212
	Daring Lake	(0.14/0)	0.126	0.166	310

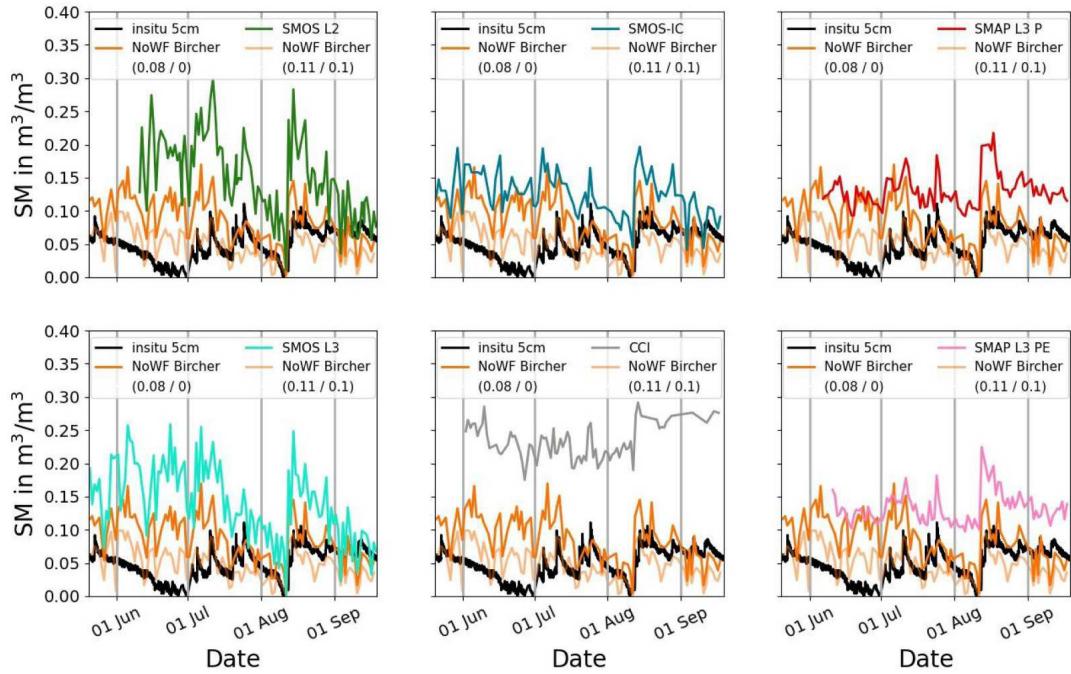


Figure 5. Time series of the SM retrievals of the evaluated AM datasets at the Mount Ryan site for summer 2017. They were compared to the *in situ* SM (black) and the SM retrieved (orange and light orange) in the inversion process proposed in this paper. The time series using the best overall configuration (0.08/0) is represented in orange and the time series using the best configuration at Mount Ryan is in light orange.

(Table 10). Surprisingly, the water fraction correction only lowered the RMSD for Trail Valley Creek. In fact, for Daring Lake, the best RMSD obtained without water correction is equal to $0.126 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ (NoWF Bircher configuration with (0.14/0) (Table 9)), whereas the best RMSD obtained with water correction is equal to $0.259 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ (WF Bircher configuration with (0.01/0.6) (Table 10)).

5. Discussion

5.1. SM datasets evaluation

Various satellite-based SM datasets were evaluated in relation to *in situ* measurements in A-SA environments. The datasets using AM satellite overpasses led to lower RMSD, lower absolute bias and higher R than when using PM orbits. The soil-canopy thermal equilibrium conditions are more easily reached in the morning (Chan and Dunbar 2021; O'Neill, Bindlish et al. 2021). The PM SM was always wetter than the AM's (at least a $0.05 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ difference of RMSD between AM and PM for each dataset). The satellite SM datasets showed a bias between $-0.10 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ and $0.10 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ yearly and at each site, which is reflected in the absolute value. Depending on the year and site, this bias can either be positive or negative leading to an average bias $\approx 0 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$, showing no clear trend of the SM from the satellite datasets. For all the sites, the mean R was lower than 0.6

Table 10. Best ω/H_r performance with water fraction correction regarding RMSD for 'HighWF' group.

Study group	Site	Best (ω/H_r)	Best RMSD ($\text{m}^3 \text{ m}^{-3}$)	Number of SM observations
HighWF	Trail Valley Creek	(0.04/0.3)	0.140	212
	Daring Lake	(0.01/0.6)	0.259	310

which indicates a poor correlation with respect to R values obtained at global scale (Colliander et al. 2022). The mean RMSD for all the sites were between 0.063 and 0.104 $\text{m}^3 \text{ m}^{-3}$ which was similar to the performances reached by SMAP L3 and ESA CCI datasets in the Tibetan Plateau (Zeng et al. 2022) facing similar environmental challenges. SMAP provided the best results overall and at the site-level compared to all SMOS datasets. That might be explained by a better radiometric accuracy of the instrument or the retrieval approach. The inversion process proposed in this study showed a slightly better RMSD than other SMOS datasets, but SMAP datasets still outperformed it. Contrary to the Tibetan Plateau (Liu et al. 2022; Zeng et al. 2015), the higher RMSD of the SMOS datasets seemed not to be attributable to the presence of strong RFI as they were filtered and no flags were raised. However, lower-level contamination may be present. Similarly to Zeng et al. (2015) and Zeng et al. (2022), CCI SM performance was variable depending on the site's conditions. In the ESA CCI dataset, most of the daily SM was provided from at least one passive satellite operating at L-band (SMOS or SMAP) and one passive satellite operating at C-band (Advanced Microwave Scanning Radiometer (AMSR)-2 or AMSR-E). Advanced Scatterometer (ASCAT) SM were used in the merging for some sites such as Little Chena Ridge of the '*tree covered*' group and Mount Ryan which was the most vegetated of '*Shrub*' sites. For both sites, the CCI dataset showed higher RMSD values than the other datasets with a variable RMSD ranging from 0.06 up to 0.13 $\text{m}^3 \text{ m}^{-3}$. The merging of different sensors at various frequencies, yielding CCI results, might explain the variable performances of the CCI dataset.

Yet the emission depth and signal sensitivity vary with the wavelength. AMSR operates at several frequencies including C-band, which has a smaller emission depth than L-band and a high sensitivity to vegetation. Zwieback and Berg (2019) showed that C-band active response is highly random in tundra environments and that L-band seems more suited in such environmental conditions. Moreover, the CCI SM has the mean acquisition time of the various SM products used for computing the CCI SM. Considering this time for matching with the *in situ* measurements may lead to significant errors. Theoretically, the emission depth corresponds to 1/10 of the wavelength, i.e. 2.1 cm at L-band (Schmugge 1983). Escorihuela et al. (2010) found the best correlation between TB and SM at 0–2 cm sampling depth. However, it depends on several factors such as land cover, soil texture and SM. For wet soils, the best correlation between TB and SM was obtained at 0–1 cm (Escorihuela et al. 2010), while the best agreement was found at 2.5 cm for frozen and thawed soil on the Tibetan Plateau (Zheng et al. 2019). This variability may be a factor that leads to large differences between the *in situ* and the satellite SM datasets. The question of the effective layer to be considered at L-band in the A-SA environment should be raised. Moreover, numerous studies proved that the *in situ* instrumentation geometry (e.g. horizontal or vertical installation or type of sensor) has a huge influence on the results (Colliander et al. 2022) but is still not harmonized (Dorigo et al. 2021). Adams et al. (2015) showed that the SM vertical gradient is even stronger for high clay-content soils. Yet the typical structure in terms of soil texture in the A-SA regions is high organic content with low bulk density above a mineral layer. Consequently, the exact soil layer probed by an L-band satellite is not clearly identified. The *in situ* measurements are to be considered as a reference but they do not represent exactly what the satellite observes. Hence the target soil depth to maximize the match with *in situ* measurements remains uncertain. A similar issue concerns the effective soil temperature as it is defined (Equation 8). Both the effective soil depth definition (Equation 7) used in the algorithms and the corresponding external values used (here ECMWF temperatures) do not account for the exact sampling depth of passive microwave sensors and are approximations (Choudhury, Schmugge, and Mo 1982; Holmes et al. 2006; Wigneron, Rüdiger, and Calvet 2008). Parinussa et al. (2011) showed the impacts of the use of external temperatures on the SM retrievals at Ka-band and suggested for a similar study on associated degradations in retrieval accuracy at L-band.

Additionally, the question of the representativeness of an *in situ* probe may also be raised when evaluating a satellite product with a coarse spatial resolution (Montzka et al. 2021). Dorigo et al. (2021) assesses the representativeness errors of the ISMN data at coarse-scale (≈ 25 km) using

ECMWF Reanalysis v5 (ERA5) volumetric water content at 0–7 cm. Correcting the observed biases before the mismatch estimation enables to focus on correlation. For SNOTEL, the median representativeness error equals $0.06 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$. The *in situ* sites might not represent the true value monitored by the satellite's low-resolution sensors. However, it provides useful information, especially in the singular environment of high latitudes where soil moisture datasets are to be evaluated. The resulting comparison of local probe observations to large-scale satellite data depends on the homogeneity of the area of interest (Montzka et al. 2021). The shifts in grid nodes and cell sizes between the satellite datasets may also impact the analysis. This study emphasized the issue of water bodies, particularly present in the A-SA area. Indeed, although SMAP and SMOS consider the contribution of water bodies, they fail in retrieving a reliable SM. For '*HighWF*' sites, SMAP L3 P, SMAP L3 PE and SMOS-IC did not provide any SM data with sufficient retrieval quality. The RMSD of SMOS L2 and SMOS L3 reached very large values, respectively above $0.12 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ for Trail Valley Creek and above $0.20 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ for Daring Lake. These extreme RMSD values highlighted the difficulties encountered in an environment with a high water fraction, as expected by Pellarin et al. (2003). CCI dataset provided SM with lower RMSD at Trail Valley Creek ($0.065 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$) than at Daring Lake ($0.155 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$). Improving the impact of water bodies on L-band observations' modeling should be emphasized. However, the current modeling limitations for water bodies' areas underline the need for high-resolution products in high northern regions. Higher-resolution TB datasets could be provided by higher-resolution instruments or desegregated datasets obtained from existing data. In the SMAP case, Wrona et al. (2017) showed that using a North Polar grid with better resolution over the A-SA may be relevant.

5.2. SM retrievals

Similarly, as Zeng et al. (2015) suggested for the Tibetan Plateau environment, roughness (such as H_r) and vegetation (such as ω) parameters should be calibrated specifically for the A-SA tundra conditions. The present study showed that the ω and H_r optimized over all the study sites achieved similar performance to the best ω/H_r found for each site. Hence, keeping a single ω/H_r value seems relevant over all the A-SA areas. Further work could focus on defining a time variable ω for the A-SA region, as explored by Parinussa et al. (2018) for the Jiangxi province or by H. Wang et al. (2023) for the Amazon forest. In this study, the selected ω (0.08) is in the range of values used by the datasets evaluated (0.06–0.08), except for SMOS-IC which uses higher values (0.1–0.3). Konings et al. (2017) retrieved higher ω values from SMAP TB ($\omega > 0.17$), but warned of the water bodies and frozen season impacts in this result. Concerning the roughness parameter H_r , for all the configurations, the optimized value ($H_r = 0$) is lower than the one included in the modeling using the datasets evaluated in this study. SMOS L2, SMOS L3 and SMOS-IC have a larger range of H_r values (from 0.1 to 0.3) than SMAP L3 P and SMAP L3 PE (from 0.11 to 0.16). It may be explained by the variability of mean SM between our sites (Figure 2) as the wetter soils are more sensitive to roughness parameters as suggested by Neelam and Mohanty (2015). Finally, results showed that changes of ω and H_r parameters mostly affected the bias between the retrieved SM and the *in situ* measurements.

Regarding the L-MEB model, we tried both Mironov and Bircher dielectric models to compute the soil dielectric constant. If the Bircher dielectric constant appeared to be the most suited modeling (as expected according to Gibon et al. 2023), the impact appeared to be limited in our study. In fact, Bircher, Demontoux et al. (2016) showed that the difference between the two dielectric models increases for increasing SM ($> 0.3 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$). Moreover, the calibration used for deriving the SM from the *in situ* measurements should be addressed. Organic calibration curves vary from mineral ones and lead to higher SM values (Bircher, Andreasen et al. 2016) that would affect our retrieval optimization.

Correcting the water fraction in the TB contribution as proposed in the present paper was not enough for sites with high water fraction ($> 35\%$). In that case, both H_r and ω parameters tended to compensate the water contribution with extreme values ($H_r < 0$ and $\omega > 0.12$) and the best

configuration used the Mironov dielectric constant as it tends to deliver drier retrievals. Note that neither big lakes (as at Trail Valley Creek) nor smaller water body patches (as at Daring Lake) can be handled by the tested correction. For sites with lower water fraction ($< 10\%$), applying the water fraction correction did not change the RMSD. Using high-resolution water fractions was not enough to improve the SM retrievals, but a dynamic water map could be considered as much as another modeling approach. As the water body modeling challenge is still an issue, high-resolution satellite data would be helpful in the northern A-SA to limit the number of pixels impacted by high water fraction (Rodriguez-Fernandez, Rixen, and Boutin. 2024; Rodriguez-Fernandez et al. 2022). High-resolution SM retrievals would be crucial for climate studies, as SM models also face difficulties in these regions (Andresen et al. 2020; Zwieback and Berg 2019). The SM anomalies' analysis would largely benefit from improved satellite SM products in the A-SA.

6. Conclusions

This article aims first to characterize and better describe the performance of various satellite observations to retrieve Soil Moisture over the Arctic and Sub-Arctic (A-SA) regions. We compared six satellite-derived soil moisture products over the A-SA region (SMOS L2, SMOS L3, SMOS-IC, SMAP L3 P, SMAP L3 PE and CCI). We also assessed a particular configuration to improve the satellite-derived SM obtained from the SMOS L3 TB. The evaluation was performed against *in situ* measurements over summertime over five years (2015–2019). This comparison allowed evaluating an inversion process focused on water bodies, soil dielectric constant and parametrization of ω and H_r .

Several conclusions stem from this work:

- (i) Discrepancies appear between the evaluated SM datasets. Across sites and site-specifically, SMAP provides the best SM retrievals regarding the RMSD ($< 0.07 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$) and $R (> 0.55)$.
- (ii) The applied TB correction for water body fraction appears to be insufficient to improve SM retrievals in high water fraction areas.
- (iii) The improvement related to the choice of the soil dielectric constant model is limited as both Bircher and Mironov models do yield sensible retrieval differences.
- (iv) A ω/H_r couple was optimized over all the sites (0.08/0) and was adequate over all of our study sites, which suggests that it could be applied to the entire A-SA area.

The present study shows that retrieving SM in A-SA environments from microwave satellite observations remains a significant challenge. However, this study provides some insights to improve these retrievals; they are key to better understanding the impact of climate change on these sensitive environments.

Acknowledgments

The authors are very grateful to the Centre Aval de Traitement des Données SMOS (CATDS) for providing access to the datasets and servers and to the Canadian Space Agency and the Fonds de recherche du Québec – Nature et technologies (FRQNT) for their financial support.

Data availability statement

SMOS L2 data was sourced from <https://smos-diss.eo.esa.int/oads/access/>. SMOS L3 data is openly available at <http://dx.doi.org/10.12770/9cef422f-ed3f-4090-9556-b2e895ba2ca8>. SMOS-IC data is freely available on https://data.catds.fr/cecm/Land_products/L3_SMOS_IC_Soil_Moisture/. SMAP L3 P and SMAP L3 PE data was sourced from <https://apeears.earthdatacloud.nasa.gov/explore>. CCI data was sourced from <https://nsidc.org/data/smap/data>. ISMN data is openly available at <http://catalogue.ceda.ac.uk/uuid/f890589c21f4033803aa550f52c980c>.

Disclosure statement

No potential conflict of interest was reported by the author(s).

Funding

This work was funded by the CNES (Centre National d'Etudes Spatiales) through J.O. PhD funding (contract no. JC.2O2O.OO39O41) and the Science TOSCA (Terre Océan Surfaces Continentales et Atmosphère) program. The authors acknowledge the support of the Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada (NSERC). This study has been partially supported through the grant EUR TESS N°ANR-18-EURE-0018 in the framework of the Programme des Investissements d'Avenir.

ORCID

Juliette Ortet  <http://orcid.org/0009-0002-8294-1076>
 Arnaud Mialon  <http://orcid.org/0000-0001-7970-0701>
 Yann Kerr  <http://orcid.org/0000-0001-6352-1717>
 Alain Royer  <http://orcid.org/0000-0002-6593-2007>
 Aaron Berg  <http://orcid.org/0000-0001-8438-5662>
 Julia Boike  <http://orcid.org/0000-0002-5875-2112>
 Elyn Humphreys  <http://orcid.org/0000-0002-5397-2802>
 François Gibon  <http://orcid.org/0000-0001-8656-6555>
 Philippe Richaume  <http://orcid.org/0000-0002-2945-0262>
 Simone Bircher-Adrot  <http://orcid.org/0009-0004-5668-1148>
 Azza Gorrab  <http://orcid.org/0000-0002-6870-6435>
 Alexandre Roy  <http://orcid.org/0000-0002-1472-3619>

References

- Ackerman, Daniel, Daniel Griffin, Sarah E. Hobbie, and Jacques C. Finlay. 2017. "Arctic Shrub Growth Trajectories Differ Across Soil Moisture Levels." *Global Change Biology* 23 (10): 4294–4302. <https://doi.org/10.1111/gcb.2017.23.issue-10>.
- Adams, Justin R., Heather McNairn, Aaron A. Berg, and Catherine Champagne. 2015. "Evaluation of Near-Surface Soil Moisture Data From An AAFC Monitoring Network in Manitoba, Canada: Implications for L-band Satellite Validation." *Journal of Hydrology* 521:582–592. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.10.024>.
- Aksoy, Mustafa, and Joel T. Johnson. 2013. "A Study of SMOS RFI Over North America." *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 10 (3): 515–519. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2012.2211993>.
- Albergel, Clément, Elena Zakharova, Jean-Christophe Calvet, Mehrez Zribi, Mickaël Pardé, Jean-Pierre Wigneron, Nathalie Novello, et al. 2011. "A First Assessment of the SMOS Data in Southwestern France Using in Situ and Airborne Soil Moisture Estimates: The CAROLS Airborne Campaign." *Remote Sensing of Environment* 115 (10): 2718–2728. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.06.012>.
- Al Bitar, Ahmad, Arnaud Mialon, Yann H. Kerr, François Cabot, Philippe Richaume, Elsa Jacquette, Arnaud Quesney. 2017. "The Global SMOS Level 3 Daily Soil Moisture and Brightness Temperature Maps." *Earth System Science Data* 9 (1): 293–315. <https://doi.org/10.5194/essd-9-293-2017>.
- Alexander, Ralph A. 1990. "A Note on Averaging Correlations." *Bulletin of the Psychonomic Society* 28 (4): 335–336. <https://doi.org/10.3758/BF03334037>.
- Andresen, Christian G., David M. Lawrence, Cathy J. Wilson, A. David McGuire, Charles Koven, Kevin Schaefer, Elchin Jafarov. 2020. "Soil Moisture and Hydrology Projections of the Permafrost Region—A Model Intercomparison." *The Cryosphere* 14 (2): 445–459. <https://doi.org/10.5194/tc-14-445-2020>.
- Bakian-Dogaheh, Kazem, Richard H. Chen, Yonghong Yi, John S. Kimball, Mahta Moghaddam, and Alireza Tabatabaeenejad. 2022. "A Model to Characterize Soil Moisture and Organic Matter Profiles in the Permafrost Active Layer in Support of Radar Remote Sensing in Alaskan Arctic Tundra." *Environmental Research Letters* 17 (2): 025011. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ac4e37>.
- Berg, Alexis, and Justin Sheffield. 2018. "Climate Change and Drought: The Soil Moisture Perspective." *Current Climate Change Reports* 4 (2): 180–191. <https://doi.org/10.1007/s40641-018-0095-0>.
- Bircher, Simone, Mie Andreasen, Johanna Vuollet, Juho Vehviläinen, Kimmo Rautiainen, François Jonard, Lutz Weihermüller, et al. 2016. "Soil Moisture Sensor Calibration for Organic Soil Surface Layers." *Geoscientific Instrumentation, Methods and Data Systems* 5 (1): 109–125. <https://doi.org/10.5194/gi-5-109-2016>.

- Bircher, Simone, François Demontoux, Stephen Razafindratsima, Elena Zakharova, Matthias Drusch, Jean-Pierre Wigneron, and Yann H. Kerr. 2016. "L-Band Relative Permittivity of Organic Soil Surface Layers—A New Dataset of Resonant Cavity Measurements and Model Evaluation.".
- Boike, Julia, Inge Juszak, Stephan Lange, Sarah Chadburn, Eleanor Burke, Pier Paul Overduin, Kurt Roth. 2018. "A 20-Year Record (1998–2017) of Permafrost, Active Layer and Meteorological Conditions At a High Arctic Permafrost Research Site (Bayelva, Spitsbergen)." *Earth System Science Data* 10 (1): 355–390. <https://doi.org/10.5194/essd-10-355-2018>.
- Boike, Julia, Frederieke Miesner, Niko Bornemann, William L. Cable, and Inge Grünberg. 2023. "Trail Valley Creek, NWT, Canada Soil Moisture and Temperature 2016 et seq." <https://doi.org/10.1594/PANGAEA.962726>.
- Brodzik, Mary J., Brendan Billingsley, Terry Haran, Bruce Raup, and Matthew H. Savoie. 2012. "EASE-Grid 2.0: Incremental But Significant Improvements for Earth-Gridded Data Sets." *ISPRS International Journal of Geo-Information* 1 (1): 32–45. <https://doi.org/10.3390/ijgi1010032>.
- Broxton, Patrick D., Xubin Zeng, Damien Sulla-Menashe, and Peter A. Troch. 2014. "A Global Land Cover Climatology Using MODIS Data." *Journal of Applied Meteorology and Climatology* 53 (6): 1593–1605. <https://doi.org/10.1175/JAMC-D-13-0270.1>.
- Cabot, François. 2016. "CATDS-PDC L3TB – Daily Global Polarised Brightness Temperature Product from SMOS Satellite.".
- CATDS. 2016. "CATDS-PDC L3SM Filtered – 1 Day Global Map of Soil Moisture Values from SMOS Satellite.".
- Chan, Steven, and R. Scott Dunbar. 2021. "Enhanced Level 3 Passive Soil Moisture Product Specification Document.".
- Chaubell, Mario Julian, Simon H. Yueh, R. Scott Dunbar, Andreas Colliander, Fan Chen, Steven K. Chan, Dara Entekhabi. 2020. "Improved SMAP Dual-Channel Algorithm for the Retrieval of Soil Moisture." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 58 (6): 3894–3905. <https://doi.org/10.1109/TGRS.36>.
- Choudhury, B. J., T. J. Schmugge, A. Chang, and R. W. Newton. 1979. "Effect of Surface Roughness on the Microwave Emission From Soils." *Journal of Geophysical Research: Oceans* 84 (C9): 5699–5706. <https://doi.org/10.1029/JC084iC09p05699>.
- Choudhury, B. J., T. J. Schmugge, and T. Mo. 1982. "A Parameterization of Effective Soil Temperature for Microwave Emission." *Journal of Geophysical Research* 87 (C2): 1301–1304. <https://doi.org/10.1029/JC087iC02p01301>.
- Colliander, A., T. J. Jackson, S. K. Chan, P. O'Neill, R. Bindlish, M. H. Cosh, T. Caldwell. 2018. "An Assessment of the Differences Between Spatial Resolution and Grid Size for the SMAP Enhanced Soil Moisture Product Over Homogeneous Sites." *Remote Sensing of Environment* 207:65–70. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.02.006>.
- Colliander, Andreas, Rolf Reichle, Wade Crow, Michael Cosh, Fan Chen, Steven Chan, Narendra Narayan Das. 2022. "Validation of Soil Moisture Data Products From the NASA SMAP Mission." *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 15:364–392. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2021.3124743>.
- Dorigo, Wouter, Irene Himmelbauer, Daniel Aberer, Lukas Schremmer, Ivana Petrakovic, Luca Zappa, Wolfgang Preimesberger. 2021. "The International Soil Moisture Network: Serving Earth System Science for Over a Decade." *Hydrology and Earth System Sciences* 25 (11): 5749–5804. <https://doi.org/10.5194/hess-25-5749-2021>.
- Dorigo, W., W. Preimesberger, L. Moesinger, A. Pasik, T. Scanlon, S. Hahn, R. Van der Schalie, et al. 2023. "ESA Soil Moisture Climate Change Initiative (Soil_Moisture_cci): Version 07.1 Data Collection.".
- Dorigo, Wouter, Wolfgang Wagner, Clement Albergel, Franziska Albrecht, Gianpaolo Balsamo, Luca Brocca, Daniel Chung. 2017. "ESA CCI Soil Moisture for Improved Earth System Understanding: State-of-the Art and Future Directions." *Remote Sensing of Environment* 203:185–215. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.07.001>.
- ESA. 2017. "ESA. Land Cover CCI Product User Guide Version 2." Tech. Rep.
- ESA. 2021. "SMOS L2 SM v700." <https://doi.org/10.57780/SM1-857C3D7>
- Escorihuela, M. J., A. Chanzy, J. P. Wigneron, and Y. H. Kerr. 2010. "Effective Soil Moisture Sampling Depth of L-band Radiometry: A Case Study." *Remote Sensing of Environment* 114 (5): 995–1001. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.12.011>.
- Escorihuela, M. J., Y. H. Kerr, P. De Rosnay, J.-P. Wigneron, J.-C. Calvet, and F. Lemaitre. 2007. "A Simple Model of the Bare Soil Microwave Emission At L-Band." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 45 (7): 1978–1987. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2007.894935>.
- Falloon, Pete, Chris D. Jones, Melanie Ades, and Keryn Paul. 2011. "Direct Soil Moisture Controls of Future Global Soil Carbon Changes: An Important Source of Uncertainty: SOIL MOISTURE AND SOIL CARBON." *Global Biogeochemical Cycles* 25 (3): 1–14. <https://doi.org/10.1029/2010GB003938>.
- Gibon, Francois, Arnaud Mialon, Philippe Richaume, Yann H. Kerr, Nemesio J. Rodriguez-Fernandez, and Roberto Sabia. 2023. "WORK PACKAGE 5 TECHNICAL NOTE 2 SMOS VALIDATION IN ORGANIC SOIL SO-TN-CB-GS-0112 REQ-16: R&D CASE STUDY 2." (0).
- Gruber, A., G. De Lannoy, C. Albergel, A. Al-Yaari, L. Brocca, J.-C. Calvet, A. Colliander. 2020. "Validation Practices for Satellite Soil Moisture Retrievals: What Are (the) Errors?." *Remote Sensing of Environment* 244:111806. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.111806>.

- Gruber, Alexander, Tracy Scanlon, Robin Van Der Schalie, Wolfgang Wagner, and Wouter Dorigo. 2019. "Evolution of the ESA CCI Soil Moisture Climate Data Records and Their Underlying Merging Methodology." *Earth System Science Data* 11 (2): 717–739. <https://doi.org/10.5194/essd-11-717-2019>.
- Holmes, T. R. H., P. de Rosnay, R. de Jeu, R. J.-P. Wigneron, Y. Kerr, J.-C. Calvet, M. J. Escorihuela, K. Saleh, and F. Lemaître. 2006. "A New Parameterization of the Effective Temperature for L Band Radiometry." *Geophysical Research Letters* 33 (7): L07405. <https://doi.org/10.1029/2006GL025724>.
- Jackson, Thomas J., Michael H. Cosh, Rajat Bindlish, Patrick J. Starks, David D. Bosch, Mark Seyfried, David C. Goodrich, Mary Susan Moran, and Jinyang Du. 2010. "Validation of Advanced Microwave Scanning Radiometer Soil Moisture Products." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 48 (12): 4256–4272. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2010.2051035>.
- Kerr, Y. H., A. Al-Yaari, N. Rodriguez-Fernandez, M. Parrens, B. Molero, D. Leroux, S. Bircher. 2016. "Overview of SMOS Performance in Terms of Global Soil Moisture Monitoring After Six Years in Operation." *Remote Sensing of Environment* 180:40–63. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.02.042>.
- Kerr, Y. H., P. Richaume, P. Waldteufel, P. Ferrazzoli, J. P. Wigneron, M. Schwank, and K. Rautiainen. 2020. "Algorithm Theoretical Basis Document ({ATBD}) for the SMOS Level 2 Soil Moisture Processor." *Technical Report TN-ESL-SM-GS-0001-4b SM-ESL (CBSA)* 145.
- Kerr, Y. H., F. Secherre, J. Lastenet, and J.-P. Wigneron. 2003. "SMOS: Analysis of Perturbing Effects over Land Surfaces." In *IGARSS 2003. 2003 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Proceedings (IEEE Cat. No.03CH37477)*, Vol. 2, Toulouse, France, 908–910. IEEE.
- Kerr, Yann H., Philippe Waldteufel, Philippe Richaume, Jean Pierre Wigneron, Paolo Ferrazzoli, Ali Mahmoodi, Ahmad Al Bitar. 2012. "The SMOS Soil Moisture Retrieval Algorithm." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 50 (5): 1384–1403. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2012.2184548>.
- Kerr, Yann H., Philippe Waldteufel, Jean-Pierre Wigneron, Steven Delwart, François Cabot, Jacqueline Boutin, Maria-José Escorihuela. 2010. "The SMOS Mission: New Tool for Monitoring Key Elements Of the Global Water Cycle." *Proceedings of the IEEE* 98 (5): 666–687. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2010.2043032>.
- Konings, Alexandra G., Maria Piles, Narendra Das, and Dara Entekhabi. 2017. "L-Band Vegetation Optical Depth and Effective Scattering Albedo Estimation From SMAP." *Remote Sensing of Environment* 198:460–470. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.037>.
- Lafleur, Peter M., and Elyn R. Humphreys. 2018. "Tundra Shrub Effects on Growing Season Energy and Carbon Dioxide Exchange." *Environmental Research Letters* 13 (5): 055001. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aab863>.
- Lawrence, D. M., C. D. Koven, S. C. Swenson, W. J. Riley, and A. G. Slater. 2015. "Permafrost Thaw and Resulting Soil Moisture Changes Regulate Projected High-Latitude CO₂ and CH₄ Emissions." *Environmental Research Letters* 10 (9): 094011. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/10/9/094011>.
- Leavesley, George, O. David, D. C. Garen, A. G. Goodbody, J. Lea, T. Marron, T. Perkins, M. Strobel, and R. Tama. 2010. "A Modeling Framework for Improved Agricultural Water-Supply Forecasting." In *Joint Federal Interagency Hydrologic Modeling Conference*, Las Vegas, Jun.
- Liu, Weicheng, Jixin Wang, Falei Xu, Chenrui Li, and Tao Xian. 2022. "Validation of Four Satellite-Derived Soil Moisture Products Using Ground-Based In Situ Observations Over Northern China." *Remote Sensing* 14 (6): 1419. <https://doi.org/10.3390/rs14061419>.
- Lv, Shaoning, Yijian Zeng, Jun Wen, Hong Zhao, and Zhongbo Su. 2018. "Estimation of Penetration Depth From Soil Effective Temperature in Microwave Radiometry." *Remote Sensing* 10 (4): 519. <https://doi.org/10.3390/rs10040519>.
- Madelon, Remi, Nemesio J. Rodríguez-Fernández, Hassan Bazzi, Nicolas Baghdadi, Clement Albergel, Wouter Dorigo, and Mehrez Zribi. 2023. "Soil Moisture Estimates At 1 km Resolution Making a Synergistic Use of Sentinel Data." *Hydrology and Earth System Sciences* 27 (6): 1221–1242. <https://doi.org/10.5194/hess-27-1221-2023>.
- Mialon, A., L. Coret, Y. H. Kerr, F. Secherre, and J.-P. Wigneron. 2008. "Flagging the Topographic Impact on the SMOS Signal." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 46 (3): 689–694. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2007.914788>.
- Mialon, Arnaud, Philippe Richaume, Delphine Leroux, Simone Bircher, Ahmad Al Bitar, Thierry Pellarin, Jean-Pierre Wigneron, and Yann H. Kerr. 2015. "Comparison of Dobson and Mironov Dielectric Models in the SMOS Soil Moisture Retrieval Algorithm." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 53 (6): 3084–3094. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2014.2368585>.
- Mironov, V. L., L. G. Kosolapova, and S. V. Fomin. 2009. "Physically and Mineralogically Based Spectroscopic Dielectric Model for Moist Soils." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 47 (7): 2059–2070. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2008.2011631>.
- Mo, T., B. J. Choudhury, T. J. Schmugge, J. R. Wang, and T. J. Jackson. 1982. "A Model for Microwave Emission From Vegetation-Covered Fields." *Journal of Geophysical Research* 87 (C13): 11229–11237. <https://doi.org/10.1029/JC087iC13p11229>.

- Montpetit, B., A. Royer, J.-P. Wigneron, A. Chanzy, and A. Mialon. 2015. "Evaluation of Multi-Frequency Bare Soil Microwave Reflectivity Models." *Remote Sensing of Environment* 162:186–195. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.02.015>.
- Montzka, Carsten, Michael Cosh, Jaime Nickeson, and Fernando Camacho. 2021. "Soil Moisture Product Validation Good Practices Protocol."
- Myers-Smith, Isla H., Jeffrey T. Kerby, Gareth K. Phoenix, Jarle W. Bjerke, Howard E. Epstein, Jakob J. Assmann, Christian John. 2020. "Complexity Revealed in the Greening of the Arctic." *Nature Climate Change* 10 (2): 106–117. <https://doi.org/10.1038/s41558-019-0688-1>.
- Naeimi, V., K. Scipal, Z. Bartalis, S. Hasenauer, and W. Wagner. 2009. "An Improved Soil Moisture Retrieval Algorithm for ERS and METOP Scatterometer Observations." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 47 (7): 1999–2013. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2008.2011617>.
- Neelam, Maheshwari, and Binayak P. Mohanty. 2015. "Global Sensitivity Analysis of the Radiative Transfer Model." *Water Resources Research* 51 (4): 2428–2443. <https://doi.org/10.1002/wrcr.v51.4>.
- Ochsner, Tyson E., Michael H. Cosh, Richard H. Cuenca, Wouter A. Dorigo, Clara S. Draper, Yutaka Hagimoto, Yann H. Kerr. 2013. "State of the Art in Large-Scale Soil Moisture Monitoring." *Soil Science Society of America Journal* 77 (6): 1888–1919. <https://doi.org/10.2136/sssaj2013.03.0093>.
- O'Neill, Peggy, Rajat Bindlish, Steven Chan, Julian Chaubell, Andreas Colliander, Eni Njoku, and Tom Jackson. 2021. "Algorithm Theoretical Basis Document Level 2 & 3 Soil Moisture (Passive) Data Products."
- O'Neill, Peggy E., Steven Chan, Eni G. Njoku, Tom Jackson, Rajat Bindlish, and M. Julian Chaubell. 2021. "SMAP L3 Radiometer Global Daily 36 km EASE-Grid Soil Moisture, Version 8." Accessed Novemebr 19, 2023. <https://nsidc.org/data/spl3smp/versions/8>.
- O'Neill, Peggy E., Steven Chan, Eni G. Njoku, Tom Jackson, Rajat Bindlish, M. Julian Chaubell, and Andreas Colliander. 2021. "SMAP Enhanced L3 Radiometer Global and Polar Grid Daily 9 km EASE-Grid Soil Moisture, Version 5." Accessed November 19, 2023. https://nsidc.org/data/spl3smp_e/versions/5.
- Owe, Manfred, Richard De Jeu, and Thomas Holmes. 2008. "Multisensor Historical Climatology of Satellite-Derived Global Land Surface Moisture." *Journal of Geophysical Research: Earth Surface* 113 (F1): 2007JF000769. <https://doi.org/10.1029/2007JF000769>.
- Parinussa, R. M., T. R. H. Holmes, M. T. Yilmaz, and W. T. Crow. 2011. "The Impact of Land Surface Temperature on Soil Moisture Anomaly Detection From Passive Microwave Observations." *Hydrology and Earth System Sciences* 15 (10): 3135–3151. <https://doi.org/10.5194/hess-15-3135-2011>.
- Parinussa, Robert Mathijs, Guojie Wang, Yi Liu, Dan Lou, Daniel Fiifi Tawia Hagan, Mingjin Zhan, Buda Su, and Tong Jiang. 2018. "Improved Surface Soil Moisture Anomalies From Fengyun-3B Over the Jiangxi Province of the People's Republic of China." *International Journal of Remote Sensing* 39 (23): 8950–8962. <https://doi.org/10.1080/01431161.2018.1500729>.
- Pekel, Jean-François, Andrew Cottam, Noel Gorelick, and Alan S. Belward. 2016. "High-Resolution Mapping of Global Surface Water and Its Long-Term Changes." *Nature* 540 (7633): 418–422. <https://doi.org/10.1038/nature20584>.
- Pellarin, Thierry, Jean-Pierre Wigneron, Jean-Christophe Calvet, and Philippe Waldteufel. 2003. "Global Soil Moisture Retrieval from a Synthetic L-band Brightness Temperature Data Set." *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 108 (D12): 2002JD003086. <https://doi.org/10.1029/2002JD003086>.
- Poggio, Laura, Luis M. De Sousa, Niels H. Batjes, Gerard B. M. Heuvelink, Bas Kempen, Eloi Ribeiro, and David Rossiter. 2021. "SoilGrids 2.0: Producing Soil Information for the Globe with Quantified Spatial Uncertainty." *Soil* 7 (1): 217–240. <https://doi.org/10.5194/soil-7-217-2021>.
- Rawls, W. J., Y. A. Pachepsky, J. C. Ritchie, T. M. Sobecki, and H. Bloodworth. 2003. "Effect of Soil Organic Carbon on Soil Water Retention." *Geoderma* 116 (1-2): 61–76. [https://doi.org/10.1016/S0016-7061\(03\)00094-6](https://doi.org/10.1016/S0016-7061(03)00094-6).
- Rodriguez-Fernandez, N. J., E. Anterrieu, J. Boutin, A. Supply, G. Reverdin, G. Alory, E. Remy, et al. 2022. "The SMOS-HR Mission: Science Case and Project Status." In *IGARSS 2022 – 2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Kuala Lumpur, Malaysia, Jul., 7182–7185. IEEE.
- Rodriguez-Fernandez, N., T. Rixen, and Jacqueline Boutin. 2024. "The Fine Resolution Explorer for Salinity, Carbon and Hydrology (FRESCH). A Mission to Study Ocean-Land-Ice Interfaces (submitted)." In *IGARSS 2024 -- 2024 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*.
- Saleh, Kauzar, Jean-Pierre Wigneron, Patricia De Rosnay, Jean-Christophe Calvet, and Yann Kerr. 2006. "Semi-Empirical Regressions At L-band Applied to Surface Soil Moisture Retrievals Over Grass." *Remote Sensing of Environment* 101 (3): 415–426. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.01.008>.
- Schmugge, Thomas J. 1983. "Remote Sensing of Soil Moisture: Recent Advances." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* GE-21 (3): 336–344. <https://doi.org/10.1109/TGRS.1983.350563>.
- Seneviratne, Sonia I., Thierry Corti, Edouard L. Davin, Martin Hirschi, Eric B. Jaeger, Irene Lehner, Boris Orlowsky, and Adriaan J. Teuling. 2010. "Investigating Soil Moisture–Climate Interactions in a Changing Climate: A Review." *Earth-Science Reviews* 99 (3-4): 125–161. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2010.02.004>.

- Talone, M., M. Portabella, J. Martinez, and V. Gonzalez-Gambau. 2015. "About the Optimal Grid for SMOS Level 1C and Level 2 Products." *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 12 (8): 1630–1634. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2015.2416920>.
- Tukey, John W. 1977. *Exploratory Data Analysis. Behavioral Science: Quantitative Methods*. 1st ed. Boston: Addison-Wesley.
- Ulaby, F. T., R. K. Moore, and A. K. Fung. 1981. *Microwave Remote Sensing – Active and Passive*. Vol. I, II, III. Norwood, MA: Addison-Wesley Publishing Company, Artech House.
- Wagner, W., W. Dorigo, R. De Jeu, D. Fernandez, J. Benveniste, E. Haas, and M. Ertl. 2012. "Fusion of Active and Passive Microwave Observations to Create An Essential Climate Variable Data Record on Soil Moisture." *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* I-7:315–321. <https://doi.org/10.5194/isprsannals-I-7-315-2012>.
- Wagner, Wolfgang, Guido Lemoine, and Helmut Rott. 1999. "A Method for Estimating Soil Moisture From ERS Scatterometer and Soil Data." *Remote Sensing of Environment* 70 (2): 191–207. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(99\)00036-X](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(99)00036-X).
- Wang, J. R., and B. J. Choudhury. 1981. "Remote Sensing of Soil Moisture Content, Over Bare Field At 1.4 GHz Frequency." *Journal of Geophysical Research* 86 (C6): 5277–5282. <https://doi.org/10.1029/JC086iC06p05277>.
- Wang, James R., Peggy E. O'Neill, Thomas J. Jackson, and Edwin T. Engman. 1983. "Multifrequency Measurements of the Effects of Soil Moisture, Soil Texture, And Surface Roughness." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* GE-21 (1): 44–51. <https://doi.org/10.1109/TGRS.1983.350529>.
- Wang, Huan, Jean-Pierre Wigneron, Philippe Ciais, Yitong Yao, Lei Fan, Xiangzhuo Liu, Xiaojun Li. 2023. "Seasonal Variations in Vegetation Water Content Retrieved From Microwave Remote Sensing Over Amazon Intact Forests." *Remote Sensing of Environment* 285:113409. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.113409>.
- Wigneron, Jean-Pierre, Xiaojun Li, Frédéric Frappart, Lei Fan, Amen Al-Yaari, Gabrielle De Lannoy, Xiangzhuo Liu, et al. 2021. "SMOS-IC Data Record of Soil Moisture and L-VOD: Historical Development, Applications and Perspectives." *Remote Sensing of Environment* 254:112238. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112238>.
- Wigneron, Jean-Pierre, Christoph Rüdiger, and Jean-Christophe Calvet. 2008. "Estimating the Effective Soil Temperature At L-Band As a Function of Soil Properties." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 46 (3): 797–807. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2007.914806>.
- Wrona, Elizabeth, Tracy L. Rowlandson, Manoj Nambiar, Aaron A. Berg, Andreas Colliander, and Philip Marsh. 2017. "Validation of the Soil Moisture Active Passive (SMAP) Satellite Soil Moisture Retrieval in An Arctic Tundra Environment." *Geophysical Research Letters* 44 (9): 4152–4158. <https://doi.org/10.1002/grl.v44.9>.
- Yi, Yonghong, Richard H. Chen, John S. Kimball, Mahta Moghaddam, Xiaolan Xu, Eugénie S. Euskirchen, Narendra Das, and Charles E. Miller. 2022. "Potential Satellite Monitoring of Surface Organic Soil Properties in Arctic Tundra From SMAP." *Water Resources Research* 58 (4): e2021WR030957. <https://doi.org/10.1029/2021WR030957>.
- Zeng, Jiangyuan, Zhen Li, Quan Chen, Haiyun Bi, Jianxiu Qiu, and Pengfei Zou. 2015. "Evaluation of Remotely Sensed and Reanalysis Soil Moisture Products Over the Tibetan Plateau Using In-Situ Observations." *Remote Sensing of Environment* 163:91–110. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.03.008>.
- Zeng, Jiangyuan, Pengfei Shi, Kun-Shan Chen, Hongliang Ma, Haiyun Bi, and Chenyang Cui. 2022. "Assessment and Error Analysis of Satellite Soil Moisture Products Over the Third Pole." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 60:1–18.
- Zhang, Peng, Hongbo Yu, Yibo Gao, and Qiaofeng Zhang. 2023. "Evaluation of Remote Sensing and Reanalysis Products for Global Soil Moisture Characteristics." *Sustainability* 15 (11): 9112. <https://doi.org/10.3390/su15119112>.
- Zheng, Donghai, Xin Li, Xin Wang, Zuoliang Wang, Jun Wen, Rogier Van Der Velde, Mike Schwank, and Zhongbo Su. 2019. "Sampling Depth of L-band Radiometer Measurements of Soil Moisture and Freeze-Thaw Dynamics on the Tibetan Plateau." *Remote Sensing of Environment* 226:16–25. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.03.029>.
- Zona, Donatella, Peter M. Lafleur, Koen Hufkens, Beniamino Gioli, Barbara Bailey, George Burba, Eugénie S. Euskirchen. 2023. "PAN-ARCTIC Soil Moisture Control on Tundra Carbon Sequestration and Plant Productivity." *Global Change Biology* 29 (5): 1267–1281. <https://doi.org/10.1111/gcb.v29.5>.
- Zwieback, Simon, and Aaron A. Berg. 2019. "Fine-Scale SAR Soil Moisture Estimation in the Subarctic Tundra." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 57 (7): 4898–4912. <https://doi.org/10.1109/TGRS.36>.



Appendix. For 'HighWF' sites

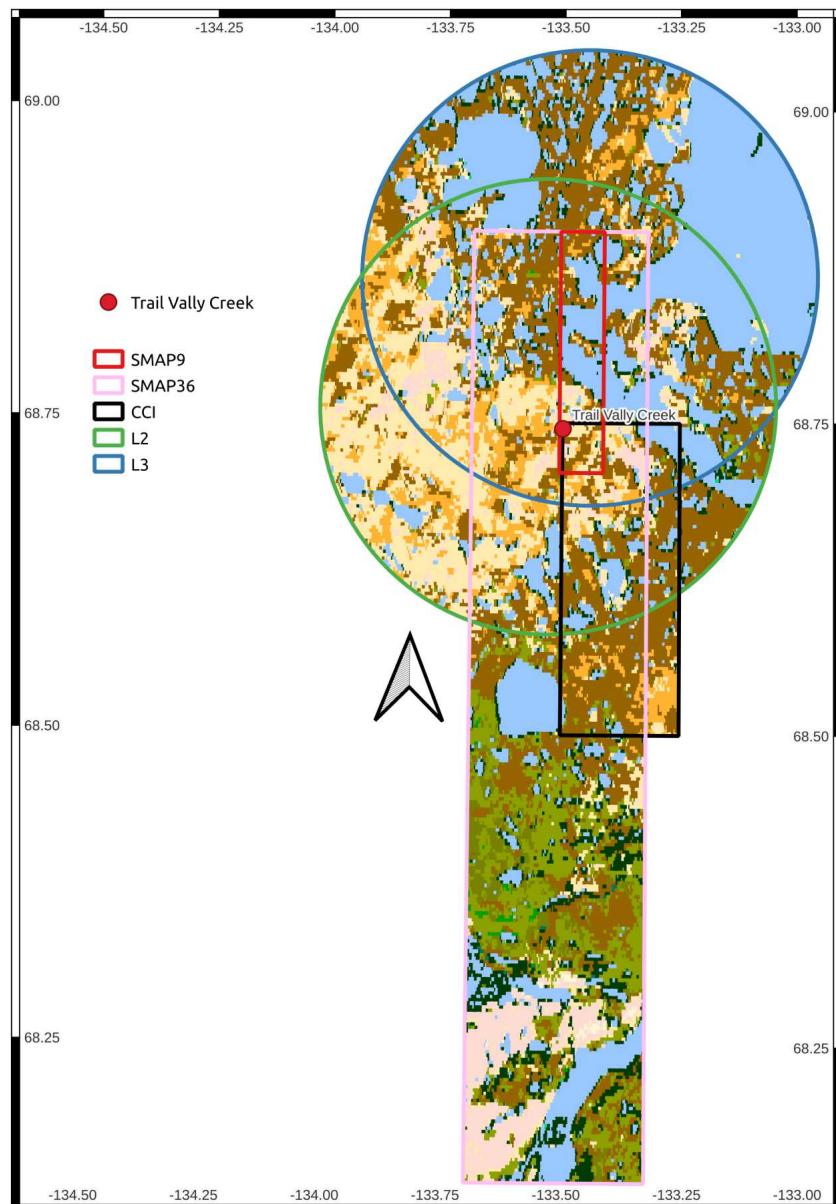


Figure A1. Approximated field of view considered by each satellite product at Trail Valley Creek (background: ESA CCI L4 map at 300 m, Version 2.0.7 (2015) [ESA 2017](#)). The *in situ* measurements station is symbolized by a red point.

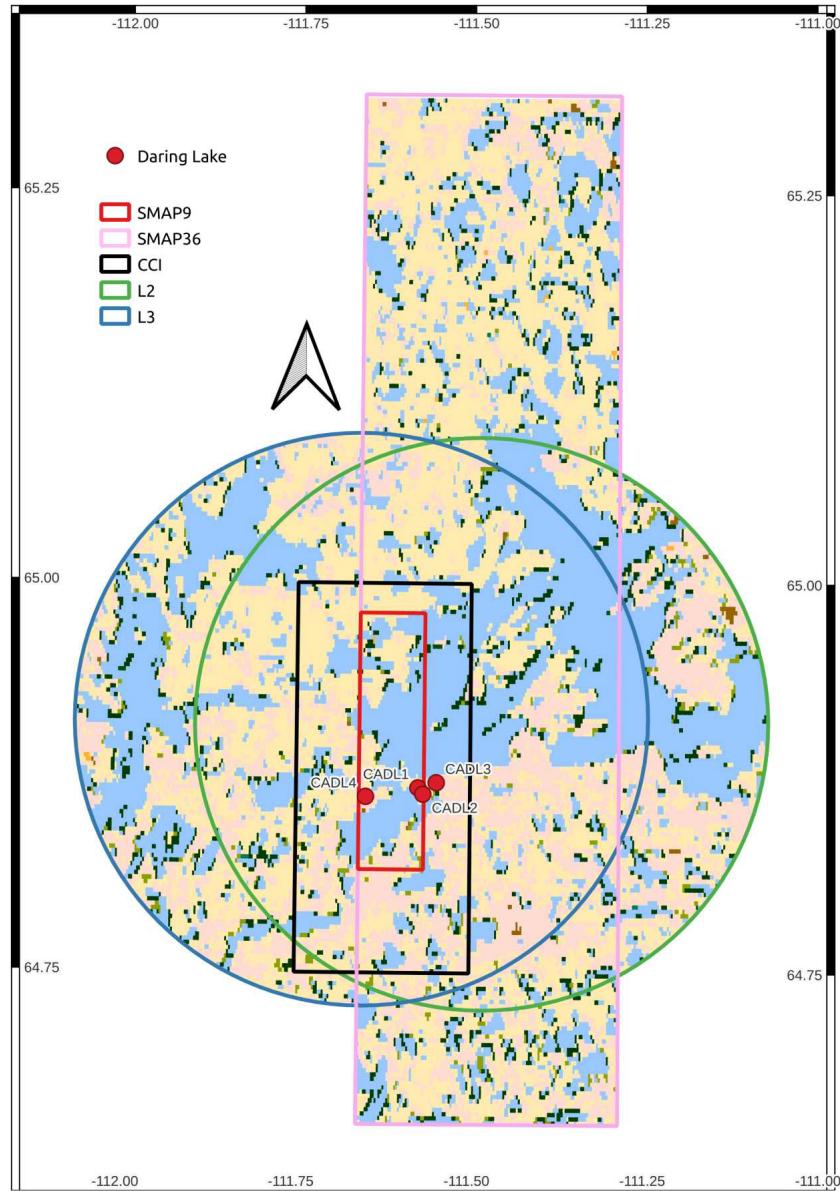


Figure A2. Approximated field of view considered by each satellite product at Daring Lake (background: ESA CCI L4 map at 300 m, Version 2.0.7 (2015) [ESA 2017](#)). The *in situ* measurements stations are symbolized by a red point.

3.4 Études complémentaires

Nous détaillons ici quelques travaux ayant nourri la réflexion et la méthodologie de l'article ci-dessus. La section 3.4.1 approfondit le choix de la méthode d'évaluation des jeux de données satellite, en s'intéressant tout d'abord à la sélection des points d'évaluation puis à l'agrégation des métriques. L'utilisation d'un critère selon la p-value est aussi questionnée. L'évaluation des jeux de données satellite par différentes métriques est présentée en section 3.4.2, par site puis sur l'ensemble des sites. En section 3.4.3, le couple $\omega-H_r$ est optimisé selon différentes métriques. Puis en section 3.4.4, l'optimisation de ω et H_r est détaillée dans les cas des sites avec une grande fraction d'eau. Enfin, dans la section 3.4.5, les mesures *in situ* sont mises en regard de la texture du sol pour chaque site afin d'approfondir l'interprétation des résultats de ORTET et al., 2024.

3.4.1 Évaluation des jeux de données satellite selon différentes méthodes

ORTET et al., 2024 tend à évaluer différents jeux de données satellite à partir de sites de mesures *in situ*. On peut s'interroger ici sur la méthode à employer afin d'obtenir une évaluation et une comparaison significative. En effet, des jeux de données complexes sont utilisés, où le nombre d'observations est différent entre deux jeux de données satellite. Par ailleurs, pour un même site, le nombre d'observations varie entre deux années, il en va de même entre deux sites. Dans un cas idéal, notre analyse porterait seulement sur les observations d'un même site à un même instant pour l'ensemble des jeux de données. Malheureusement, le nombre d'observations disponibles est déjà limité et une telle méthode réduirait drastiquement les jeux de données. De plus, il nous semble intéressant de considérer l'ensemble des données proposées pour évaluer des produits de télédétection qui visent à couvrir de larges échelles spatiales et temporelles. Il est donc proposer ici de comparer trois méthodes différentes, appelées *méthode annuelle*, *méthode globale* et *méthode distribution* et décrites schématiquement en Figure 3.1.

Dans ORTET et al., 2024, les métriques associées à un jeu de données ont été calculées chaque année pour chaque site. Les métriques annuelles ont ensuite été moyennées pour obtenir la métrique globale du site associée au jeu de données (Figure 3.5, appelée ensuite *méthode annuelle*). Une autre possibilité aurait été de calculer directement la métrique globale associée au jeu de données pour chaque site en concaténant les séries temporelles de chaque année (ou plus précisément de chaque été) (Figure 3.6, appelée ensuite *méthode globale*). Le nombre de points considérés est différent entre les deux méthodes (Figures 3.2, 3.3 et 3.4). GRUBER et al. (2020) souligne les avantages de s'intéresser à la distribution des métriques obtenues plutôt que la moyenne (Figures 3.7 et 3.8, appelée ensuite *méthode distribution*). En s'intéressant à la distribution des métriques par site et par année, la variabilité des performances des jeux de données selon le sites et l'années est conservée. Nous nous intéressons donc ci-dessous aux différentes méthodes et représentations des résultats et ce que cela peut impliquer sur leur interprétation.

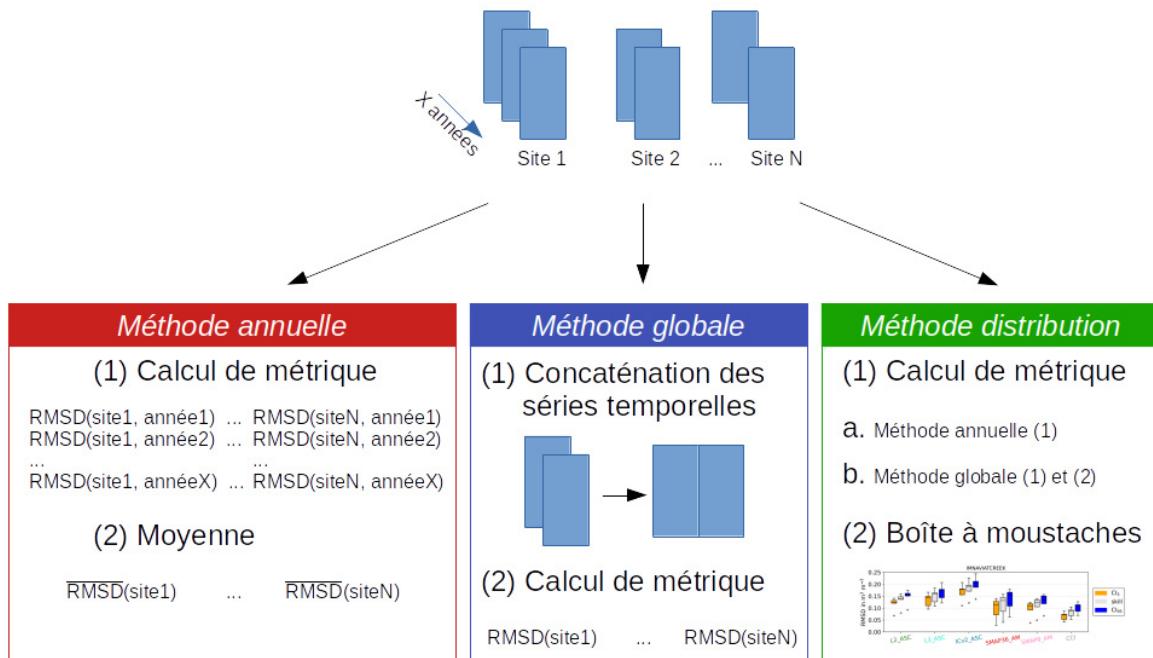


FIGURE 3.1 – Schéma des méthodes d'évaluation des jeux de données.

Nombre de points considérés dans la série temporelle

Dans ORTET et al., 2024, les comparaisons entre jeux de données se font selon la disponibilité des données, qui varient différemment pour chaque jeu selon l'année et le site. De plus, certaines observations sont écartées selon la méthode de traitement des données avant calcul de la métrique. Les jeux de données ne sont donc pas comparés sur un même nombre d'observations sur les mêmes sites et les mêmes années. Dans les trois méthodes proposées ici, lors du calcul des métriques et plus particulièrement du coefficient de corrélation R, la p-value est également calculée.

Pour la *méthode annuelle*, les observations de certaines années pour certains sites sont filtrées selon le critère de la p-value avant le calcul de la moyenne permettant d'obtenir les métriques de chaque site. Il peut parfois s'agir de série temporelle très courte (par exemple, seulement 4 observations à Atigun Pass en 2017 pour le [ESA CCI](#)). Ainsi, les métriques conservées ne correspondent qu'aux années pour lesquelles la p-value est satisfaisante, mais il ne faut pas oublier qu'il y a également des années où ce n'est pas le cas (et elles ne sont pas représentées dans ces résultats). Pour la *méthode globale*, toute la série temporelle d'un site peut être filtrée selon le critère de la p-value. En effet, une série temporelle plus longue n'assure pas une meilleure p-value. Par exemple, à Atigun Pass, seule l'année 2016 passe le filtre de la p-value < 0.05 pour les données [SMOS L2](#). Lors de la concaténation des années de 2015 à 2019, la série temporelle complète ne passe plus ce même critère de la p-value et la métrique de [SMOS L2](#) n'est plus considérée. La *méthode globale* considère les performances du jeu de données sur l'ensemble de la période d'étude qui sont présentées, c'est-à-dire toutes les années. Pour la *méthode distribution*, la représentation en boîte à moustaches peut se faire avec toutes les observations ou seulement avec les séries ayant passé le test de la p-value < 0.05 . La *méthode annuelle* met donc côté à côté des $RMSD$ ayant été calculées sur un nombre d'années différent selon les sites, ce qui n'est pas le cas pour la *méthode globale* et la *méthode distribution*. Pour autant, la *méthode globale* et la *méthode distribution* rassemblent des $RMSD$ ayant été calculées sur un nombre d'observations différent selon les sites et les jeux de données. Ceci ne doit pas être oublier lors de la comparaison des différentes métriques.

3.4. Études complémentaires

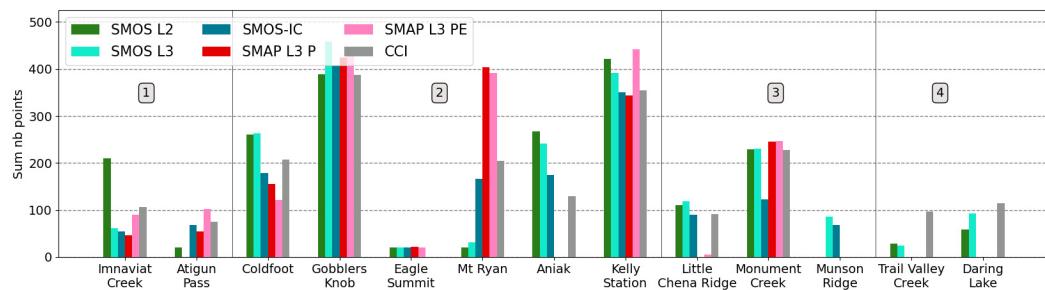


FIGURE 3.2 – *Méthode annuelle* : Nombre d’observations concomitantes (axe des y) entre les données satellite (orbites matinales) et les données *in situ* pour chaque site (axe des x). Les sites sont ordonnés selon les groupes de couverture du sol : (1) SpVeg, (2) Shrub, (3) TreeCov, (4) HighWF.

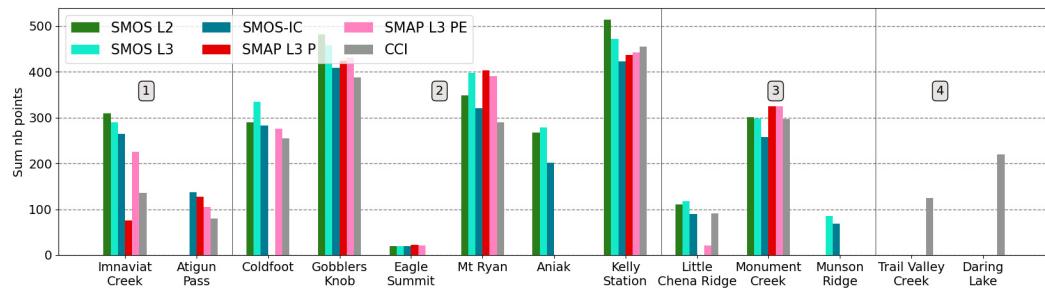


FIGURE 3.3 – *Méthode globale* : Nombre d’observations concomitantes (axe des y) entre les données satellite (orbites matinales) et les données *in situ* pour chaque site (axe des x). Les sites sont ordonnés selon les groupes de couverture du sol : (1) SpVeg, (2) Shrub, (3) TreeCov, (4) HighWF.

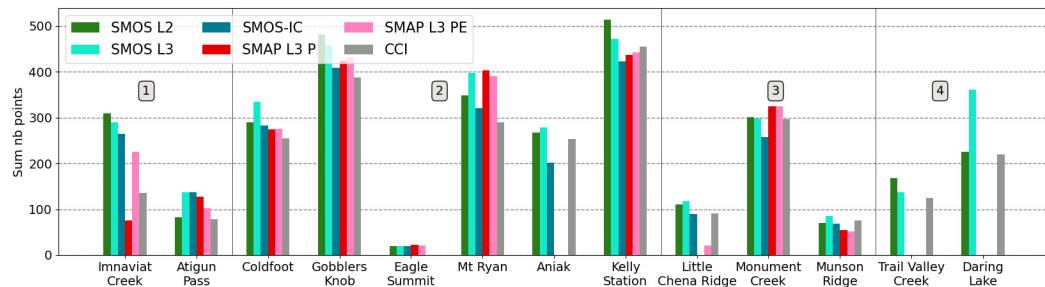


FIGURE 3.4 – *Méthode distribution* : Nombre d’observations concomitantes (axe des y) entre les données satellite (orbites matinales) et les données *in situ* pour chaque site (axe des x). Les sites sont ordonnés selon les groupes de couverture du sol : (1) SpVeg, (2) Shrub, (3) TreeCov, (4) HighWF.

RMSD selon les différentes méthodes

Notons que chaque métrique est donnée avec les intervalles de confiance (CI) associés selon la méthode détaillée dans la section 2.5.2. Pour la *méthode annuelle* (Figure 3.5) et la *méthode globale* (Figure 3.6), les CI sont moyennés de la même façon que la RMSD, puis représentés par des barres d'erreur. Pour la *méthode distribution*, les CI sont également représentés par des boxplots (orange pour les CI à 5% et bleu pour les CI à 95%). Les RMSD par site et par jeux de données satellite sont présentées pour les sites de Gobblers Knob -(Figure 3.7) et Imnnaviat Creek (Figure 3.8). Dans cette représentation, l'ensemble des données disponibles est pris en compte, sans avoir recours à un filtre sur la p-value avec une valeur arbitraire. L'influence des valeurs aberrantes est minimisée (par rapport au calcul de la moyenne) mais ceux-ci restent présents pour aider l'analyse. En revanche, la représentation s'en trouve alourdie et il est difficile de représenter les performances de tous les jeux de données satellite par site dans une seule et même figure.

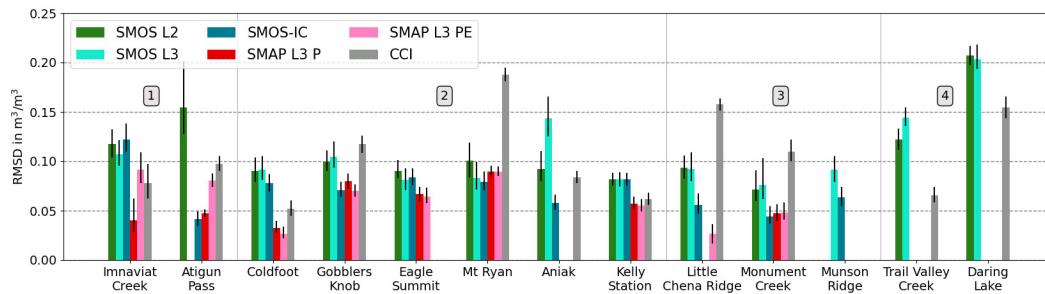


FIGURE 3.5 – *Méthode annuelle* : RMSD entre les données satellite (orbites matinales) et les données *in situ* pour chaque site. Les sites sont ordonnés selon les groupes de couverture du sol : (1) SpVeg, (2) Shrub, (3) TreeCov, (4) HighWF.

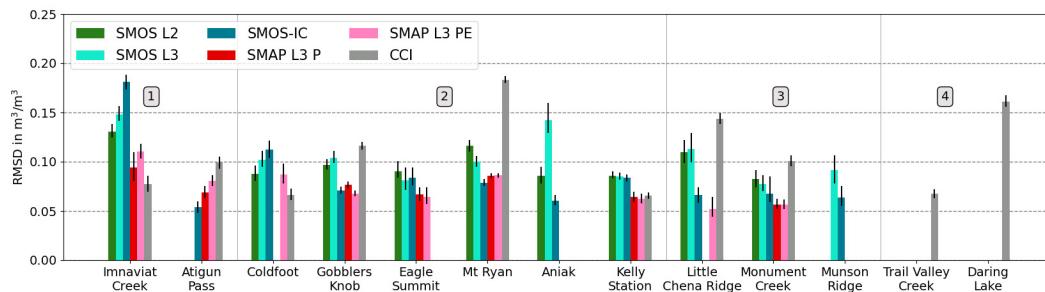


FIGURE 3.6 – *Méthode globale* : RMSD entre les données satellite (orbites matinales) et les données *in situ* pour chaque site. Les sites sont ordonnés selon les groupes de couverture du sol : (1) SpVeg, (2) Shrub, (3) TreeCov, (4) HighWF.

En revanche, la *méthode distribution* peut être utilisée pour présenter les performances des jeux de données sur l'ensemble des sites, en lieu et place du Tableau 6 de ORTET et al., 2024. Les RMSD peuvent alors être calculées de deux manières différentes :

- toutes les années séparées en séries temporelles indépendantes, pour tous les sites, par produit (Figure 3.9)
- toutes les années concaténées en une seule série temporelle, pour tous les sites, par produit (Figure 3.10)

3.4. Études complémentaires

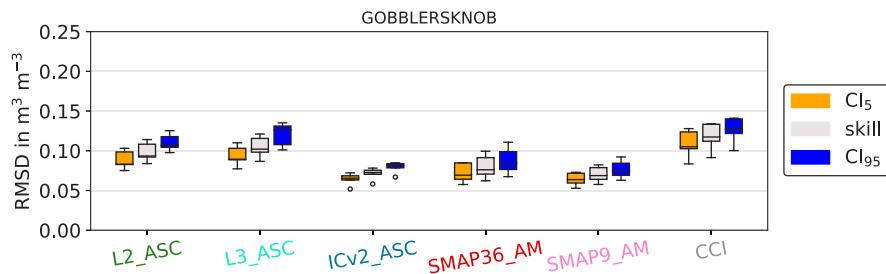


FIGURE 3.7 – Méthode distribution : RMSD entre les données satellite (orbites matinales) et les données *in situ* pour le site de Gobblers Knob.

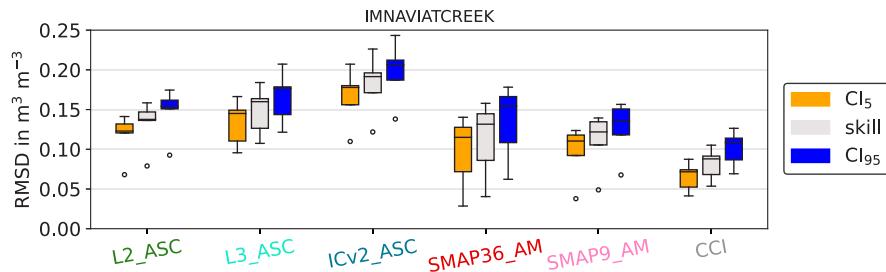


FIGURE 3.8 – Méthode distribution : RMSD entre les données satellite (orbites matinales) et les données *in situ* pour le site de Imnaviat Creek.

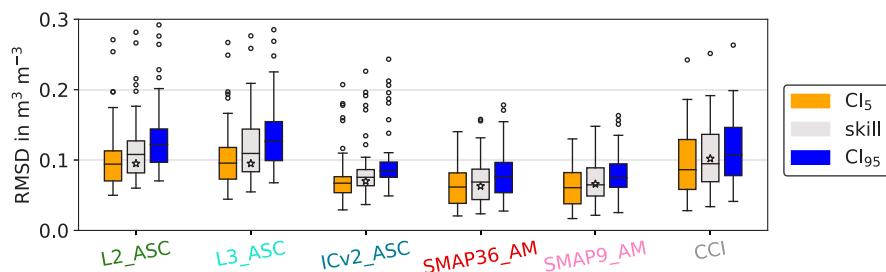


FIGURE 3.9 – Méthode distribution : RMSD entre les données satellite (orbites matinales) et les données *in situ* pour tous les sites dont les années sont considérées indépendantes. La RMSD moyenne présentée dans le Tableau 6 de ORTET et al., 2024 est représentée par une étoile.

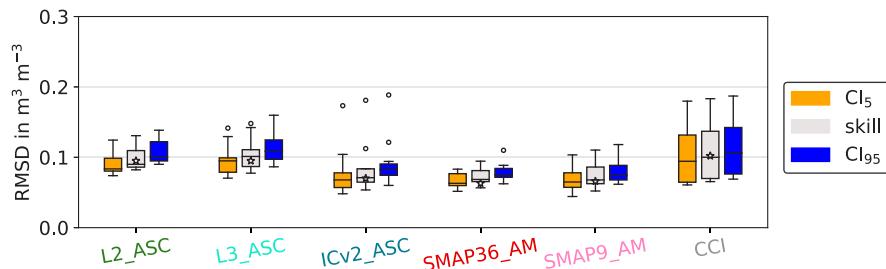


FIGURE 3.10 – Méthode distribution : RMSD entre les données satellite (orbites matinales) et les données *in situ* pour tous les sites dont les années ont été concaténées. La RMSD moyenne présentée dans le Tableau 6 de ORTET et al., 2024 est représentée par une étoile.

Critère de la p-value

La question de l'impact du critère de p-value < 0.05 peut également se poser dans ces deux cas. En appliquant ce filtre, on observe une réduction du nombre de valeurs aberrantes (symbolisés par un petit rond blanc) et des plus grandes valeurs de RMSD. Cela mène à une diminution de la valeur du Q3, alors que le Q1 lui reste inchangé. Le critère de la p-value < 0.05 semble donc permettre de retirer les séries ayant les plus larges RMSD.

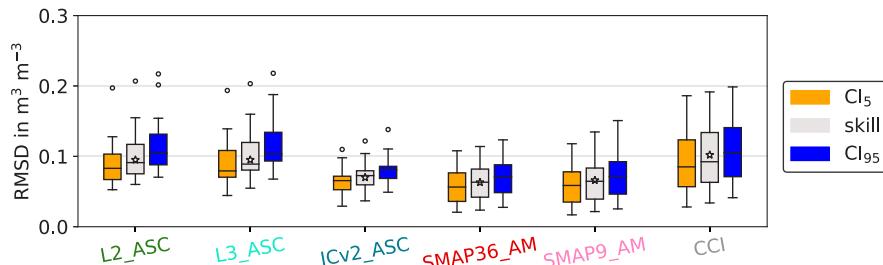


FIGURE 3.11 – *Méthode distribution* : RMSD entre les données satellite (orbites matinales) et les données *in situ* pour tous les sites dont les années sont considérées indépendantes et filtrées par le critère de p-value < 0.05 . La RMSD moyenne présentée dans le Tableau 6 de ORTET et al., 2024 est représentée par une étoile.

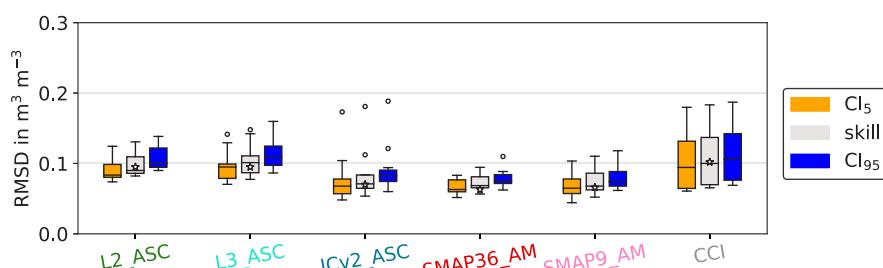


FIGURE 3.12 – *Méthode distribution* : RMSD entre les données satellite (orbites matinales) et les données *in situ* pour tous les sites dont les années ont été concaténées et filtrées par le critère de p-value < 0.05 . La RMSD moyenne présentée dans le Tableau 6 de ORTET et al., 2024 est représentée par une étoile.

Conclusion

La *méthode annuelle* expose de manière compacte les métriques obtenues dans les cas favorables seulement ($p\text{-value} < 0.05$). Cela permet de rendre compte des meilleurs résultats obtenus, mais invisibilise les cas défavorables.

La *méthode globale* permet de comparer les séries temporelles sur l'ensemble de la période d'étude, mais est très sensible au critère de la p-value et limite le nombre de métriques considérées.

La *méthode distribution* propose une représentation complète des résultats mais demande une lecture complexe de ceux-ci.

Cette étude montre que la valeur moyenne retenue dans ORTET et al., 2024 est en accord avec les différentes distributions présentées et n'induit pas de conclusion falacieuse.

3.4.2 Evaluation des jeux de données satellite selon différentes métriques

Dans ORTET et al., 2024, le choix a été fait de présenter uniquement la RMSD de chaque produit pour chaque site (Figure 3.6). En effet, la RMSD donne une information complète de l'accord entre deux séries temporelles, en contenant à la fois des informations sur le biais et la corrélation entre les deux séries. Or, il est difficile de distinguer l'apport de ces composantes. Nous nous intéressons ici séparément au R (Figure 3.13), au biais (Figure 3.14) et à l'ubRMSD (Figure 3.15).

Evaluation par site

Pour chaque site, les métriques obtenues selon la *méthode globale* sont données avec des barres d'erreur correspondant aux intervalles de confiance (CI) calculés selon la méthode détaillée dans la section 2.5.2. Dans le cas de la RMSD (Figure 3.6), les CI ne se chevauchent que rarement, les différences décrites dans ORTET et al., 2024 peuvent donc être considérées comme significatives. Concernant la corrélation R (Figure 3.13), les CI se recouvrent la plupart du temps et questionne la significativité des différences observées de R entre les différents jeux de données satellite. Ces grands CI ne font que souligner d'avantage la faible corrélation observées entre les données satellite et les données *in situ*. Pour le biais (Figure 3.14), les CI sont de faible amplitude par rapport à la valeur du biais de chaque site. Tous les jeux de données satellite présentent un biais négatif pour cinq sites et positif pour six sites. Des biais à la fois négatifs et positifs sont observés seulement pour deux sites (Aniak et Monument Creek). Enfin, concernant l'ubRMSD, les résultats vont dans le sens des conclusions émises pour la RMSD . Les produits SMAP puis ESA CCI sont d'avantage en accord avec les données *in situ* que les données SMOS, tout en restant au-delà de l'objectif de $0.04 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$. Il faut souligner que celui-ci a été établi pour un sol agricole nu, différent de l'environnement complexe que représente la toundra arctique.

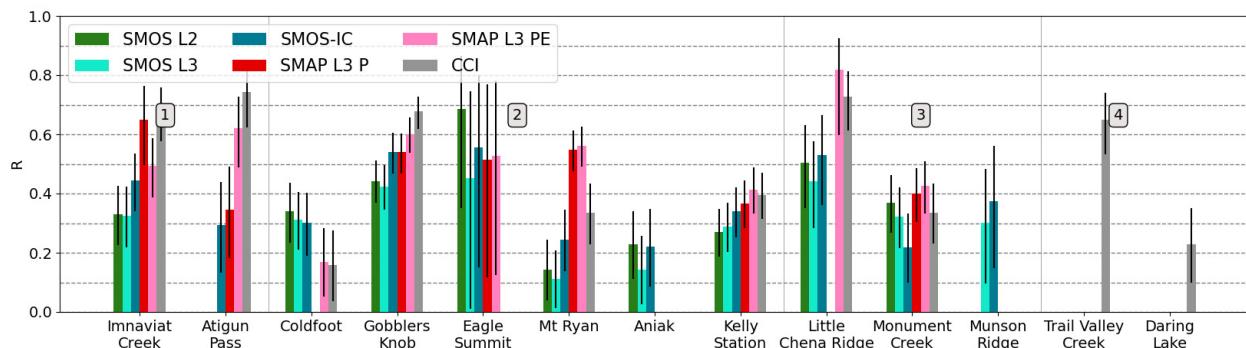


FIGURE 3.13 – *Méthode globale* : R entre les données satellite (orbites matinales) et les données *in situ* pour chaque site. Les sites sont ordonnés selon les groupes de couverture du sol : (1) SpVeg, (2) Shrub, (3) TreeCov, (4) HighWF.

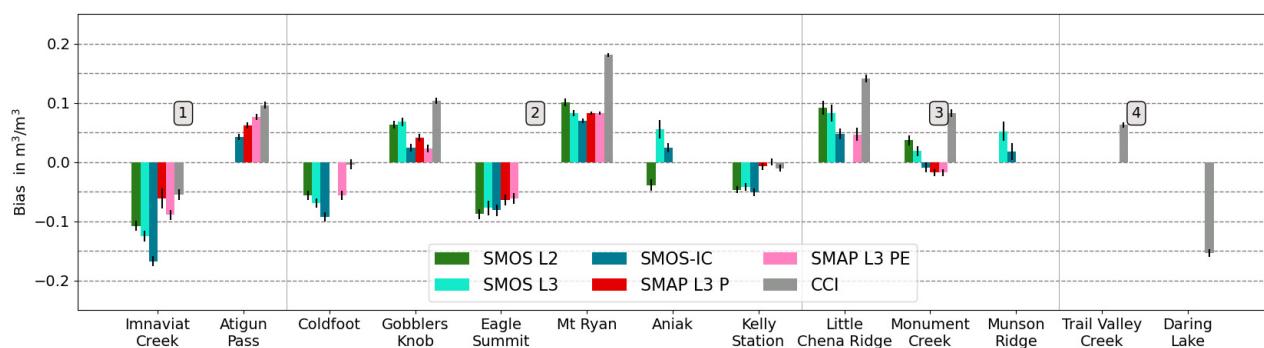


FIGURE 3.14 – *Méthode globale* : Biais entre les données satellite (orbites matinales) et les données *in situ* pour chaque site. Les sites sont ordonnés selon les groupes de couverture du sol : (1) SpVeg, (2) Shrub, (3) TreeCov, (4) HighWF.

3.4. Études complémentaires

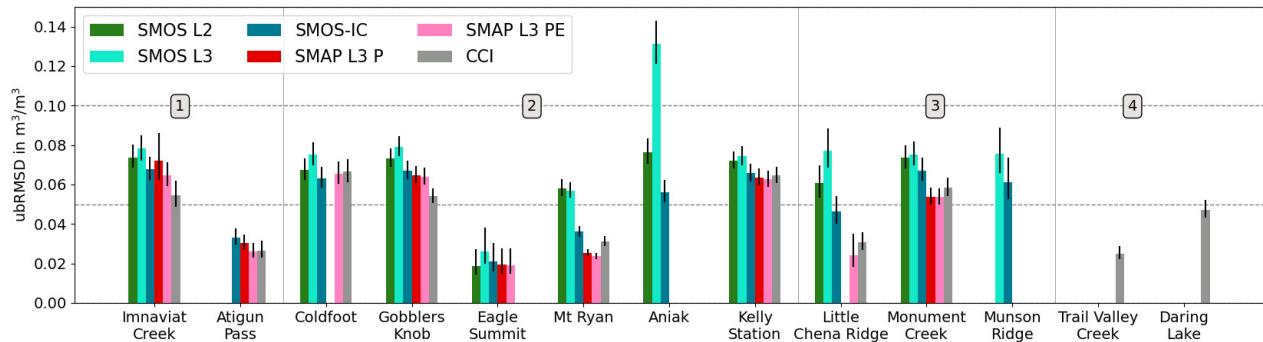


FIGURE 3.15 – Méthode globale : ubRMSD entre les données satellite (orbites matinales) et les données *in situ* pour chaque site. Les sites sont ordonnés selon les groupes de couverture du sol : (1) SpVeg, (2) Shrub, (3) TreeCov, (4) HighWF.

Evaluation globale

Les figures 3.16 et 3.17 pour le R et 3.18 et 3.19 pour le biais présentent les distributions des métriques pour l’ensemble des sites et l’ensemble des années, sans filtrage par la p-value. La corrélation R moyenne de ORTET et al., 2024 est toujours supérieure à la médiane des R, voire même parfois supérieure au 3ème quartile Q3 (par exemple pour les métriques SMOS L2, SMOS L3 et SMOS-IC lorsque les années sont concaténées (Figure 3.17)). Cela peut s’expliquer par le fait que la moyenne ait été calculée après filtrage des années avec une p-value > 0.05. Pour tous les jeux de données sauf le ESA CCI, l’espacement inter-quartile (IQR = Q3-Q1) est supérieur lorsque les années sont considérées indépendantes, ce qui marque la variabilité observée entre les différentes années. Le large IQR du ESA CCI souligne la grande variabilité de la corrélation de ce jeu de données selon les sites. Dans le cas du biais, la distribution montre un biais principalement négatif pour SMOS L2 et SMOS L3, nul pour SMOS-IC, SMAP L3 P et SMAP L3 PE et positif pour ESA CCI. Par ailleurs, l’IQR pour SMOS L2, SMOS L3 et ESA CCI est plus large que pour SMOS-IC, SMAP L3 P et SMAP L3 PE. Cela est vrai pour les années concaténées ou non et mène à conclure que le biais pour ces jeux de données est plus variable (selon les sites et les années). Cela pourrait aussi être expliqué par le fait que ces jeux de données contiennent plus d’observations que les autres (SMOS L2 : 1947, SMOS L3 : 1900, ESA CCI : 1783, SMOS-IC : 1703, SMAP L3 P : 1695 et SMAP L3 PE : 1855 voir Tableau 6 dans ORTET et al., 2024).

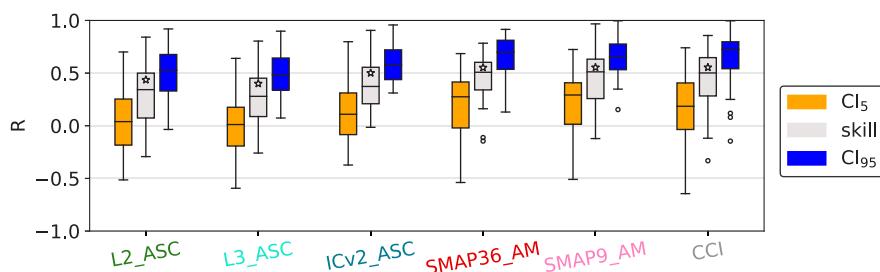


FIGURE 3.16 – R entre les données satellite (orbites matinales) et les données *in situ* pour tous les sites dont les années sont considérées indépendantes. Le R moyen présenté dans le Tableau 6 de ORTET et al., 2024 est représentée par une étoile.

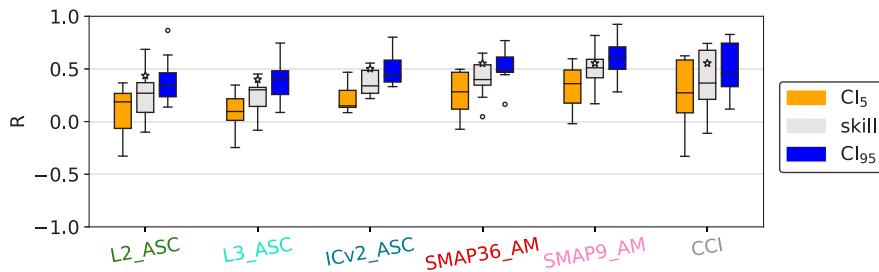


FIGURE 3.17 – R entre les données satellite (orbites matinales) et les données *in situ* pour tous les sites dont les années ont été concaténées. Le R moyen présenté dans le Tableau 6 de ORTET et al., 2024 est représentée par une étoile.

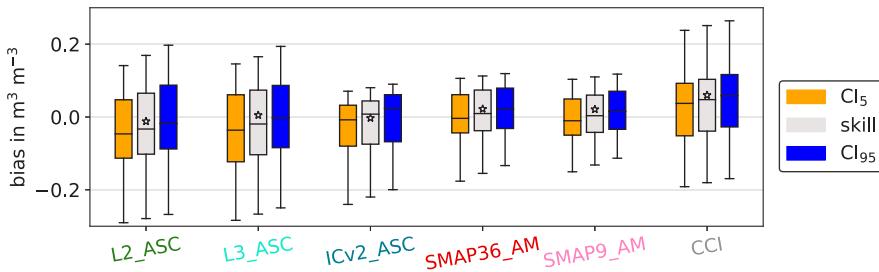


FIGURE 3.18 – Biais entre les données satellite (orbites matinales) et les données *in situ* pour tous les sites dont les années sont considérées indépendantes. Le biais moyen présenté dans le Tableau 6 de ORTET et al., 2024 est représentée par une étoile.

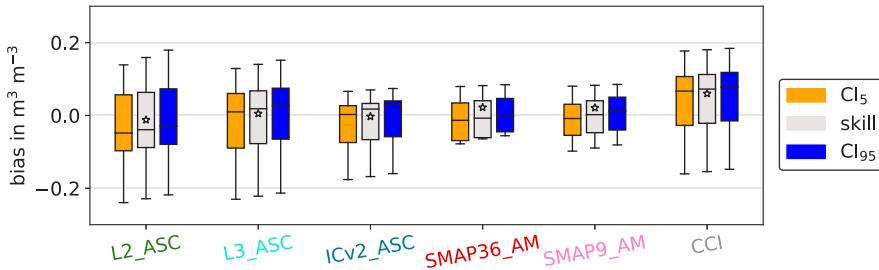


FIGURE 3.19 – Biais entre les données satellite (orbites matinales) et les données *in situ* pour tous les sites dont les années ont été concaténées. Le biais moyen présenté dans le Tableau 6 de ORTET et al., 2024 est représentée par une étoile.

Conclusion

L'évaluation des jeux de données selon chaque métrique (RMSD, R, biais, ubRMSD) apporte des informations différentes concernant leurs performances. Lorsqu'on s'intéresse à la corrélation R, les larges CI rendent les comparaisons délicates. La *méthode distribution* des biais permet de rendre compte de la variabilité de ceux-ci selon les différents sites.

L'évaluation des jeux de données selon la RMSD dans ORTET et al., 2024 rend compte de l'accord entre les données satellite et les données *in situ* à la fois en terme de dynamique et de valeur absolue.

3.4.3 Optimisation ω - H_r selon différentes métriques

Dans ORTET et al., 2024, le choix a été fait d'optimiser le couple ω - H_r en minimisant la RMSD pour l'ensemble des sites (Figure 3.20). Nous nous intéressons ici au R (Figure 3.21), au biais (Figure 3.22) et à la ubRMSD (Figure 3.23). Tout d'abord, le couple optimal est différent selon chaque métrique pour une même configuration. Par exemple, pour la configuration *NoWF_Bircher*, le couple (H_r/ω) optimal est (0/0.08) pour la RMSD, (0/0.14) pour le R, (0.80/0.12) pour le biais et (0/0.14) pour la ubRMSD. Par ailleurs, plusieurs couples (ω/H_r) permettent d'obtenir des métriques très proches des métriques optimales. Ceci est illustré par des ronds gris sur les Figures 3.20, 3.21, 3.22 et 3.23, pour les couples (ω/H_r) respectant les conditions suivantes :

- $\text{abs}(\text{RMSD}(\omega, H_r) - \text{RMSD}(\omega=0.08, H_r=0)) \leq 0.01 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ pour la Figure 3.20,
- $\text{abs}(R(\omega, H_r) - R(\omega=0.08, H_r=0)) \leq 0.05 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ pour la Figure 3.21,
- $\text{abs}(\text{bias}(\omega, H_r) - \text{bias}(\omega=0.08, H_r=0)) \leq 0.02 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ pour la Figure 3.22,
- $\text{abs}(\text{ubRMSD}(\omega, H_r) - \text{ubRMSD}(\omega=0.08, H_r=0)) \leq 0.01 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ pour la Figure 3.23,

Concernant la corrélation R (Figure 3.21), bien que celle-ci reste relativement faible (< 0.5), elle augmente avec la valeur de ω . Cela peut s'expliquer par le fait qu'un plus grand ω augmente la sensibilité au SM, comme observé à l'échelle globale par le groupe Expert Support Laboratory (ESL) de SMOS lors du passage de la version L2v650 à L2v700 (SMOS EXPERT SUPPORT LABORATORY, 2021). Le changement de ω pour la végétation basse (de 0 à 0.06) a abouti à une meilleure corrélation avec les données *in situ*, mais également un plus large biais. En revanche, la corrélation varie très peu selon la valeur de H_r . Ce dernier joue principalement sur le biais de l'inversion. Si le R diminue légèrement pour les très grands H_r (> 0.8), c'est parce qu'une partie de inversions donne des valeurs de SM égales à la borne supérieure de l'inversion ($SM = 1 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$). Pour le biais (Figure 3.22), une compensation entre ω et H_r permet pour toute valeur de H_r d'obtenir un biais < 0.02 $\text{m}^3 \text{ m}^{-3}$ avec un certain ω . Comme pour le R, la ubRMSD augmente avec la valeur de ω (Figure 3.23). On observe cependant une augmentation de la ubRMSD dès $H_r > 0.5$.

En perspective, dans ORTET et al., 2024, le SM était inversé conjointement avec le VOD. Un regard sur les valeurs du VOD pourrait également appuyer et/ou contraindre l'optimisation ω/H_r d'un modèle adapté à la toundra arctique.

Conclusion

L'optimisation des ω/H_r varient selon la métrique utilisée (RMSD, R, biais, ubRMSD). L'usage de la RMSD dans ORTET et al., 2024 permet de résumer les conclusions en terme de biais et de corrélation R sur l'inversion. Par ailleurs, cette étude montre que plusieurs couples ω/H_r permettent d'atteindre des performances similaires.

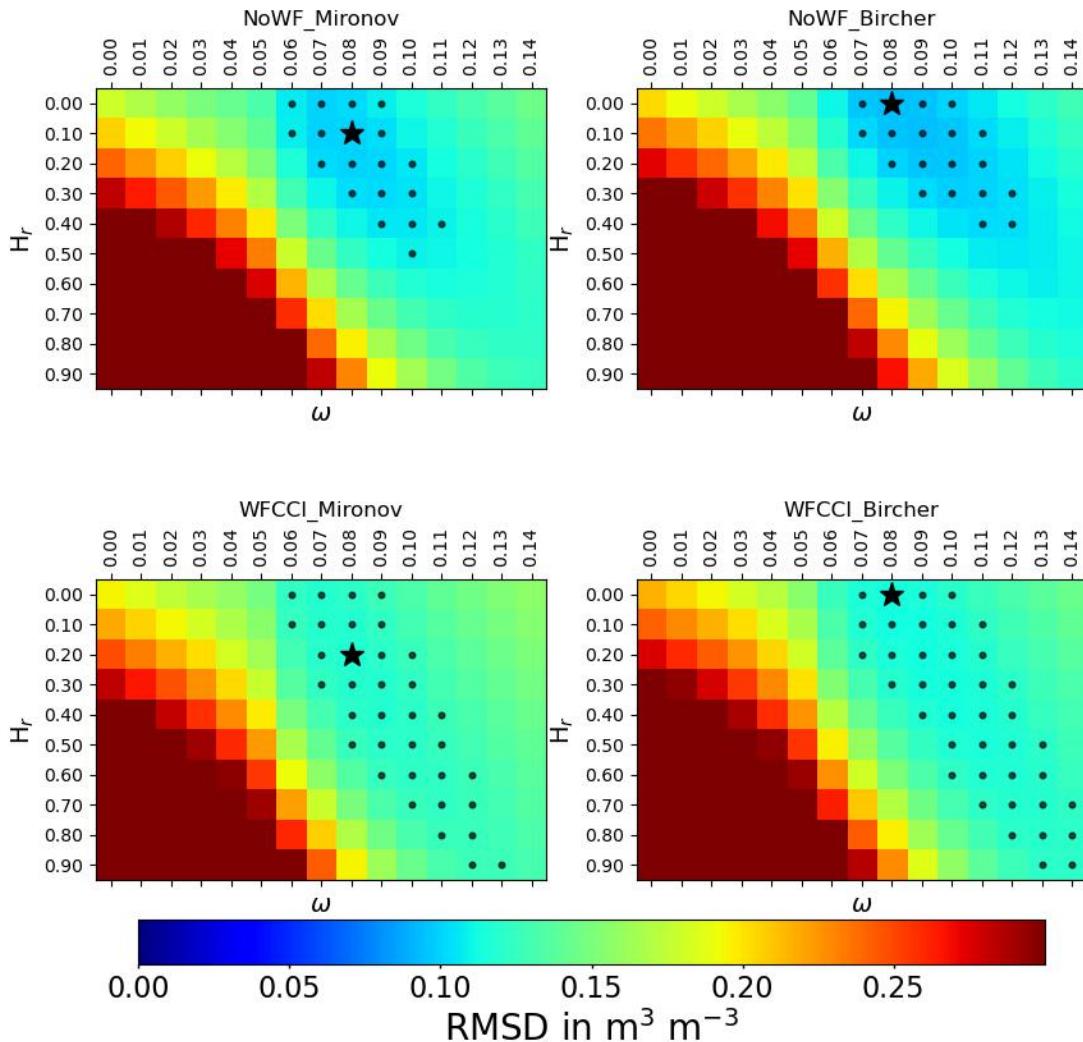


FIGURE 3.20 – RMSD entre les données SM calculées à partir des données SMOS L3 (orbites matinales) et les données *in situ* pour l’ensemble des sites, exceptés ceux avec une grande fraction d’étendues d’eau (Trail Valley Creek et Daring Lake). Différentes valeurs de ω (axe des x) et de H_r (axe des y) ont été testées. La plus petite valeur de RMSD est symbolisée par une étoile, celles dont la différence absolue avec ce minimum est inférieure à $0.01 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ par des points. Quatre configurations de modèles sont testées. Les configurations sans correction des étendues d’eau (NoWF) sont sur la première ligne, celles avec correction de l’eau (WFCCI) sont sur la seconde ligne. La colonne de gauche correspond aux configurations utilisant le modèle de constante diélectrique de Mironov et la colonne de droite le modèle de constante diélectrique de Bircher.

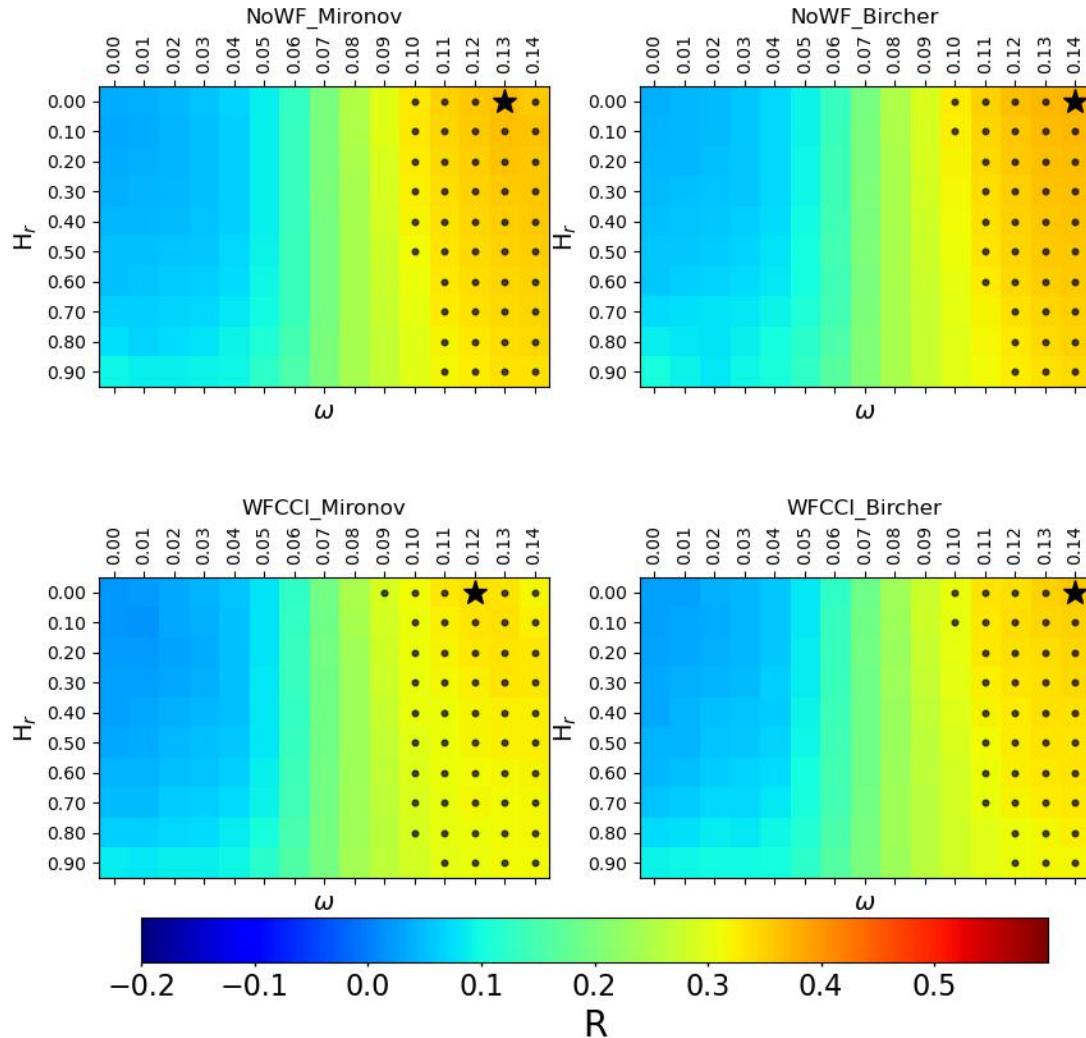


FIGURE 3.21 – R entre les données SM calculées à partir des données SMOS L3 (orbites matinales) et les données *in situ* pour l’ensemble des sites, exceptés ceux avec une grande fraction d’étendues d’eau (Trail Valley Creek et Daring Lake). Différentes valeurs de ω (axe des x) et de H_r (axe des y) ont été testées. La plus petite valeur de R est symbolisée par une étoile, celles dont la différence absolue avec ce minimum est inférieure à $0.05 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ par des points. Quatre configurations de modèles sont testées. Les configurations sans correction des étendues d’eau (NoWF) sont sur la première ligne, celles avec correction de l’eau (WFCCI) sont sur la seconde ligne. La colonne de gauche correspond aux configurations utilisant le modèle de constante diélectrique de Mironov et la colonne de droite le modèle de constante diélectrique de Bircher.

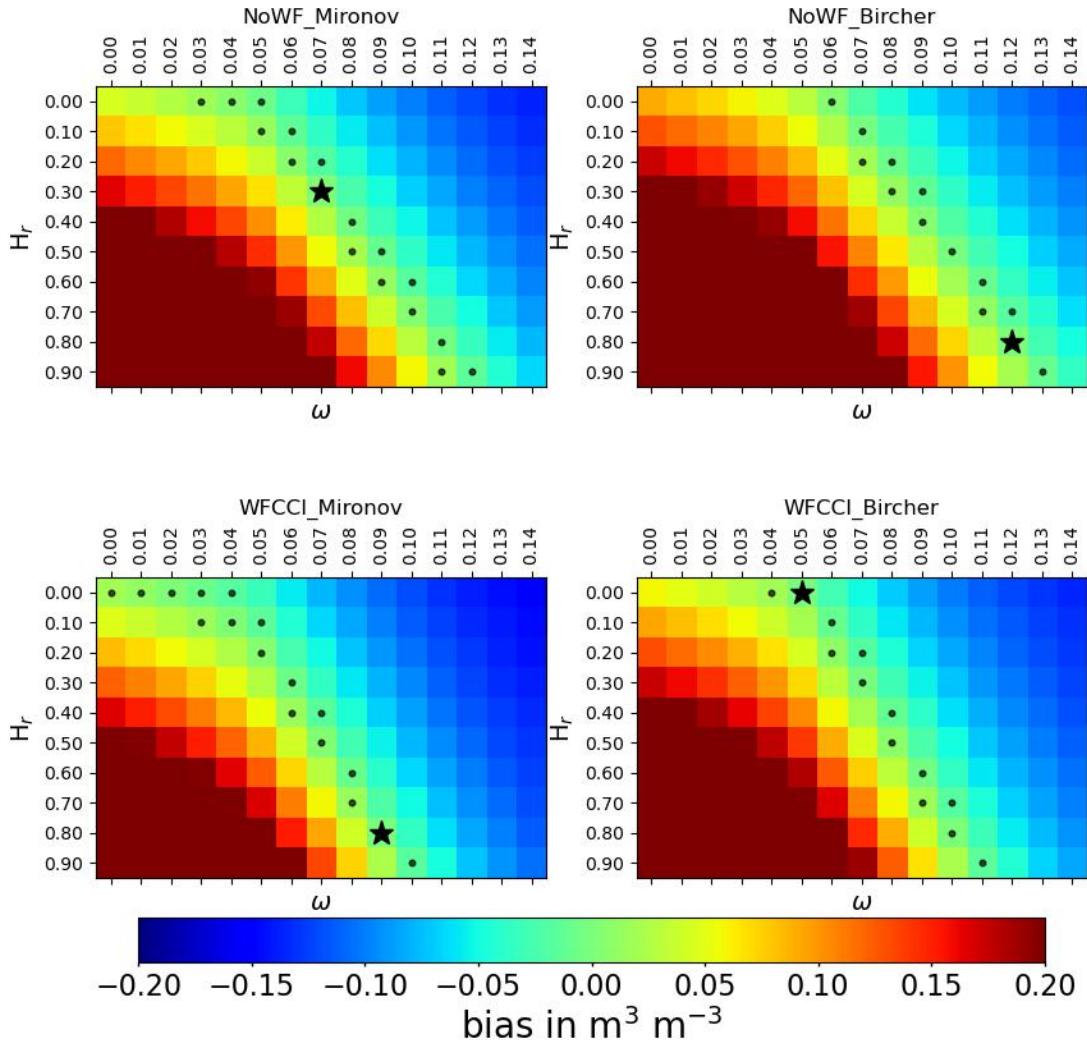


FIGURE 3.22 – Biais entre les données SM calculées à partir des données SMOS L3 (orbites matinales) et les données *in situ* pour l’ensemble des sites, exceptés ceux avec une grande fraction d’étendues d’eau (Trail Valley Creek et Daring Lake). Différentes valeurs de ω (axe des x) et de H_r (axe des y) ont été testées. La plus petite valeur de biais est symbolisée par une étoile, celles dont la différence absolue avec ce minimum est inférieure à $0.02 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ par des points. Quatre configurations de modèles sont testées. Les configurations sans correction des étendues d’eau (NoWF) sont sur la première ligne, celles avec correction de l’eau (WFCCI) sont sur la seconde ligne. La colonne de gauche correspond aux configurations utilisant le modèle de constante diélectrique de Mironov et la colonne de droite le modèle de constante diélectrique de Bircher.

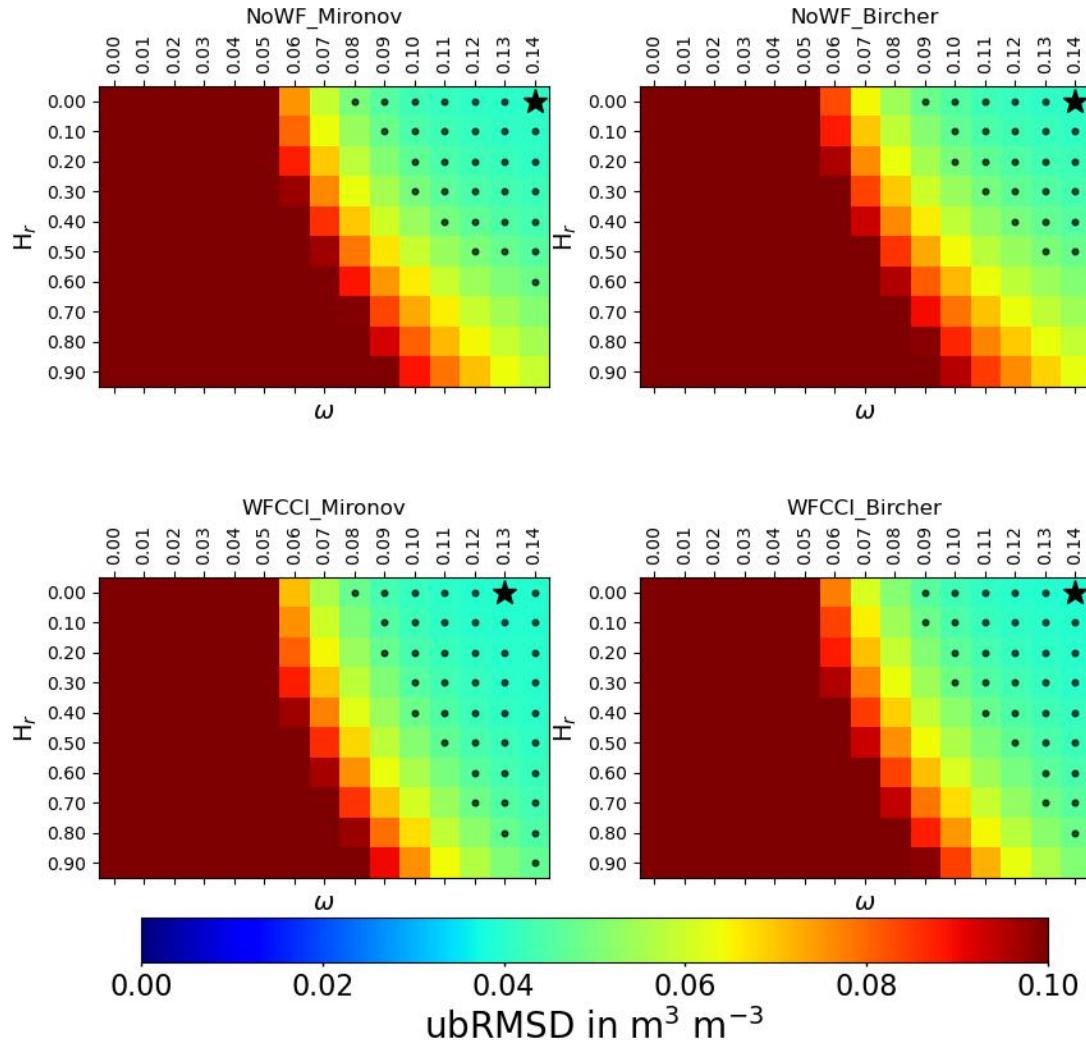


FIGURE 3.23 – ubRMSD entre les données SM calculées à partir des données SMOS L3 (orbites matinales) et les données *in situ* pour l’ensemble des sites, exceptés ceux avec une grande fraction d’étendues d’eau (Trail Valley Creek et Daring Lake). Différentes valeurs de ω (axe des x) et de H_r (axe des y) ont été testées. La plus petite valeur de ubRMSD est symbolisée par une étoile, celles dont la différence absolue avec ce minimum est inférieure à $0.01 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ par des points. Quatre configurations de modèles sont testées. Les configurations sans correction des étendues d’eau (NoWF) sont sur la première ligne, celles avec correction de l’eau (WFCCI) sont sur la seconde ligne. La colonne de gauche correspond aux configurations utilisant le modèle de constante diélectrique de Mironov et la colonne de droite le modèle de constante diélectrique de Bircher.

3.4.4 Optimisation ω - H_r pour les sites avec une grande fraction d'eau ($> 35\%$)

La Figure 4 de ORTET et al., 2024 présente les RMSD obtenues selon le couple (ω/H_r) pour l'ensemble des sites, sauf ceux avec une grande fraction d'étendues d'eau (Trail Valley Creek et Daring Lake). L'optimisation du couple ω - H_r est présentée pour ces deux sites singuliers (Figure 3.24). La correction de fraction d'eau présentée dans ORTET et al., 2024 joue fortement sur le biais observé. Pour Trail Valley Creek, la correction de fraction d'eau appliquée permet d'obtenir un biais absolue inférieur à $0.02 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ pour plusieurs couples (ω/H_r) , alors que celui-ci était supérieur à $0.20 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ avant correction. En revanche à Daring Lake, si on observe bien un biais supérieur à $0.20 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ pour la majorité des couples (ω/H_r) , celui-ci se retrouve inférieur à $-0.20 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ après correction de la fraction d'eau. Ce trop grand "assèchement du système" indique une trop grande part du signal attribuée de la TB observée aux étendues d'eau. Cela peut s'expliquer par une trop grande valeur associée à la température ou l'émissivité de l'eau (c'est-à-dire sa TB) ou bien à la fraction d'eau. On souligne ici l'importance dans de telles corrections des valeurs auxiliaires utilisées (fraction et température de l'eau) ainsi que des hypothèses de modélisation (émissivité de l'eau).

Conclusion

L'effet de la correction des fractions d'eau est très marqué sur le biais des sites où celles-ci est supérieure à 35%. Pour autant, la correction ne permet pas forcément une réduction du biais.

3.4. Études complémentaires

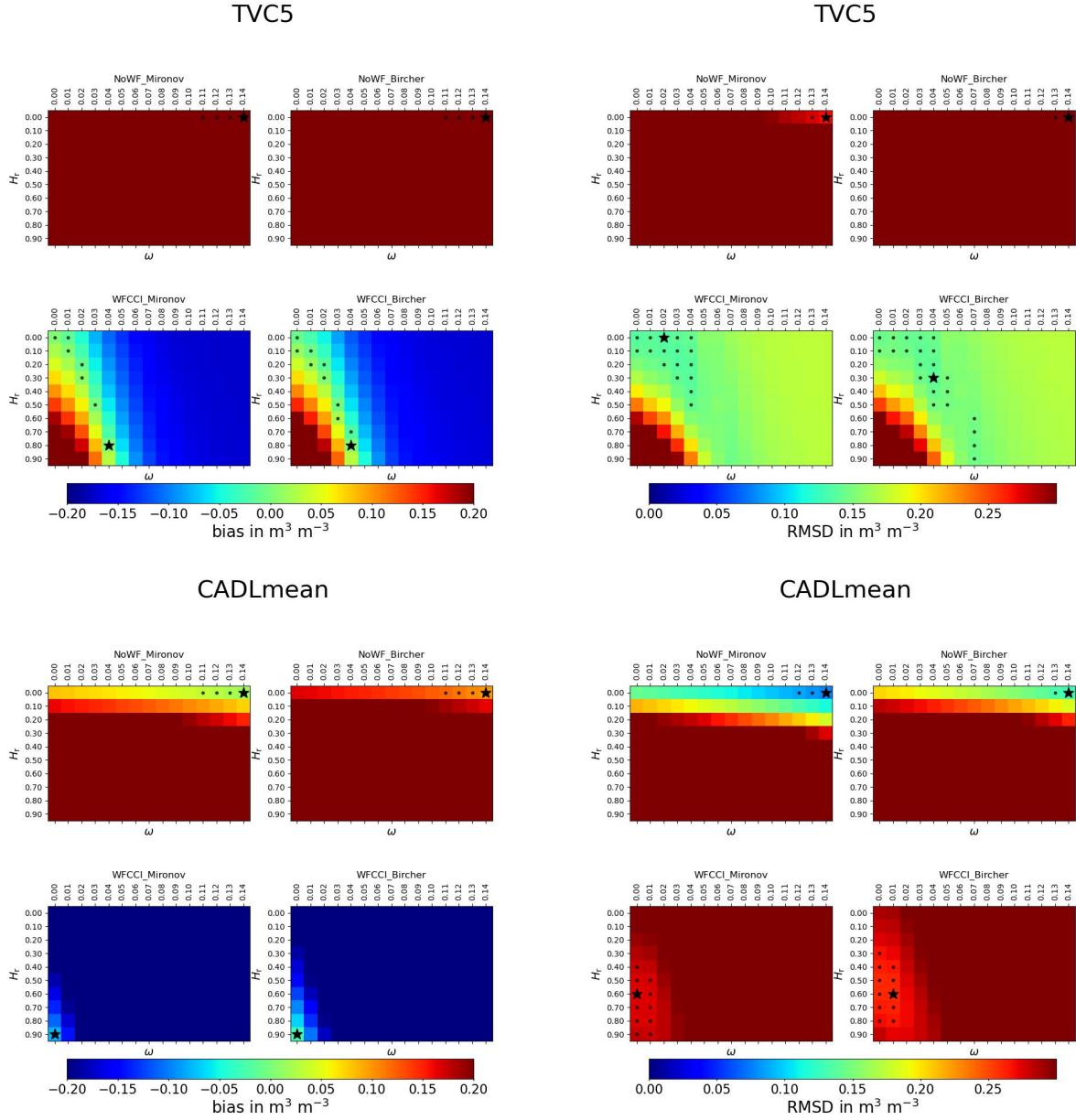


FIGURE 3.24 – Biais et RMSD entre les données SM calculées à partir des données SMOS L3 (orbites matinales) et les données *in situ* pour Trail Valley Creek (en haut) et Daring Lake (en bas). Différentes valeurs de ω (axe des x) et de H_r (axe des y) ont été testées. La plus petite valeur de biais (resp. RMSD) est symbolisée par une étoile, celles dont la différence absolue avec ce minimum est inférieure à $0.02 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ (resp. $0.01 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$) par des points. Quatre configurations de modèles sont testées. Les configurations sans correction des étendues d'eau (NoWF) sont sur la première ligne, celles avec correction de l'eau (WFCCI) sont sur la seconde ligne. La colonne de gauche correspond aux configurations utilisant le modèle de constante diélectrique de Mironov et la colonne de droite le modèle de constante diélectrique de Bircher.

3.4.5 Interprétation des résultats : mesures *in situ* et texture du sol

ORTET et al., 2024 évaluent l'apport de deux modèles de constante diélectrique dans l'inversion de SM à partir de TB SMOS. Les SM obtenues en utilisant chacun des modèles sont comparées aux mesures *in situ* de onze sites. Les deux modèles de constante diélectrique dépendent de la texture du sol : le modèle de Mironov s'appuie sur le contenu en argile quand le modèle de Bircher a été conçu pour des sols très organiques. Cette étude questionne la corrélation entre les mesures de SM *in situ* et la texture du sol. Pour chaque site, la moyenne SM_{mean}, l'écart type σ et le coefficient de variation CV de la série SM *in situ* sont comparés avec le contenu en argile, sable et contenu organique du sol - *Soil Organic Content* en anglais, - (SOC) ainsi que la bulk density (Figure 3.25). Une régression linéaire a été réalisée (droite noire), avec un coefficient de détermination R² associé. Tous les R² sont inférieurs à 0.22, ce qui témoigne d'une très faible qualité de la régression linéaire. Le CV semble augmenter avec le SOC (R²=0.17) et diminuer avec la masse volumique (R²=0.20). La SM_{mean} augmente elle aussi avec la masse volumique.

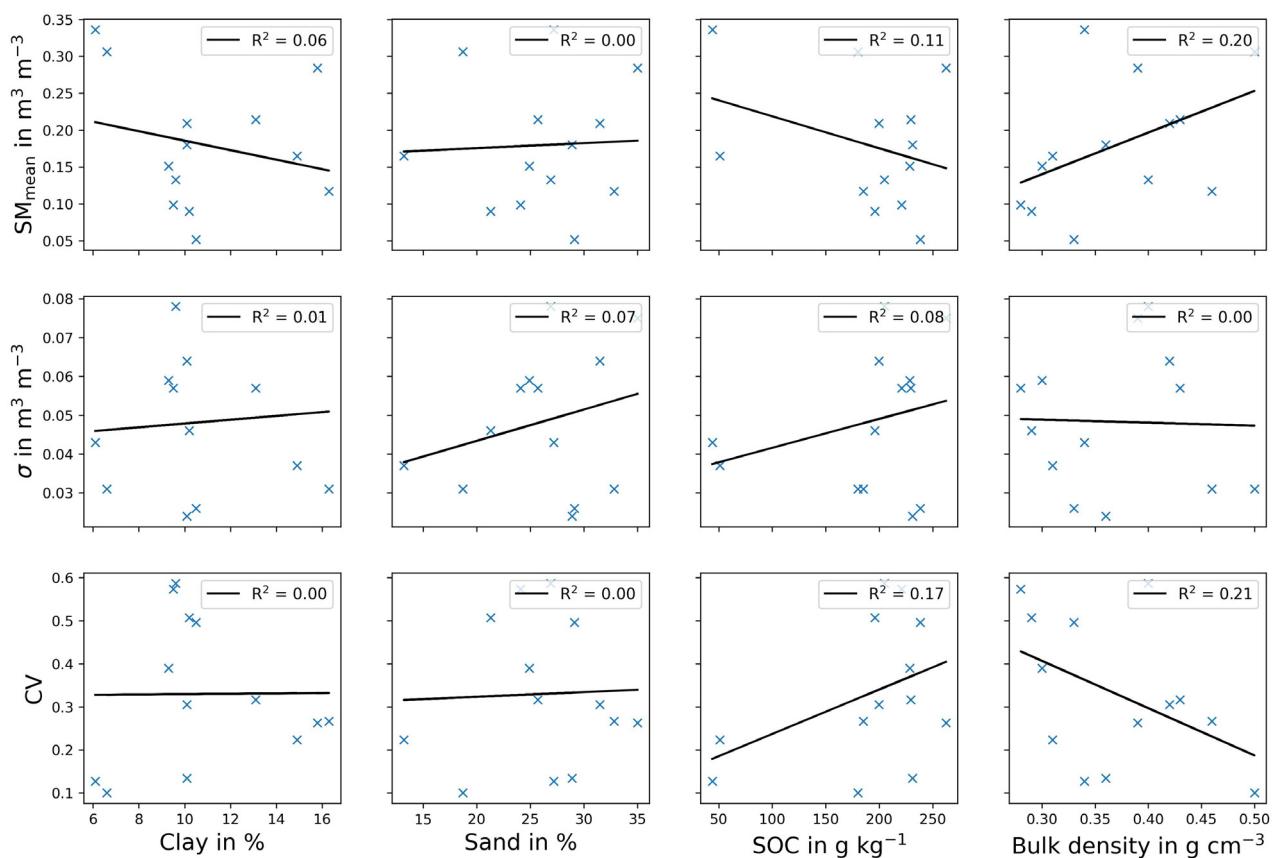


FIGURE 3.25 – Relations entre les métriques des mesures *in situ* et la texture du sol pour tous les sites. Sur chaque diagramme de dispersion, un croix bleue correspond à un site. La droite noire dessine la régression linéaire correspondant au nuage de point. Chaque ligne concerne une métrique différente : de haut en bas, SM_{mean}, σ et CV. Chaque colonne correspond à un élément de la texture du sol : de gauche à droite, argile (Clay), sable (Sand), contenu en sol organique (SOC) et la masse volumique (bulk density).

Conclusion

En raison des faibles R^2 , il paraît difficile de différencier à l'aide d'une régression linéaire les comportements des séries temporelles de SM selon la texture du sol avec les sites de cette étude.

L'impact de l'utilisation des modèles de Bircher ou Mironov est difficilement notables pour les séries temporelles de SM des quelques sites de ORTET et al., 2024 qui montrent peu de différences selon la texture du sol.

De la même manière, des travaux complémentaires (non présentés ici) ont été réalisés pour essayer de mettre en perspective un lien éventuel entre le meilleur couple ω/H_r de chaque site et les caractéristiques de celui-ci (en terme de couverture et texture du sol). Aucune relation ne se dégageait clairement de ces analyses. Plusieurs hypothèses pourraient expliquer cela :

- le nombre de sites est limité,
- différentes échelles et méthodes d'observations entre en jeu dans cette comparaison,
- le concept de "meilleur couple ω/H_r " pour chaque site est limitant, car les Figures 3.20, 3.21, 3.22 et 3.23 montrent bien que plusieurs couples permettent d'obtenir des performances similaires. On pourrait chercher une relation à partir d'un ensemble de couples satisfaisants,
- il n'existe pas de relation directe.

Mesure et suivi de la température du sol par télédétection micro-ondes en zone de pergélisol arctique en hiver

Sommaire

4.1 Présentation de l'article	90
4.2 Motivations et résumé de l'article	91
4.3 Article scientifique 2	92
4.4 Études complémentaires à l'article scientifique	134
4.4.1 Émissions des lacs gelés en hiver	134
4.4.2 Constante diélectrique du sol gelé	145

4.1 Présentation de l'article

L'article scientifique qui suit a été soumis à la revue scientifique *The Cryosphere* le 17 décembre 2024 et en cours de revue. L'article y est présenté de façon intégrale tel que publié. La numérotation des lignes, sections, figures, tableaux et équations est indépendante du reste de la thèse. Les références citées dans cet article ne sont pas répétées à la bibliographie générale de la thèse.

Contribution en tant que premier auteur : Conception et planification de l'étude. Traitement et analyse des données. Rédaction du manuscrit.

Référence complète de l'article :

Juliette Ortet, Arnaud Mialon, Alain Royer, Mike Schwank, Manu Holmberg, Kimmo Rautiainen, Simone Bircher-Adrot, Andreas Colliander, Yann Kerr, & Alexandre Roy (2025) Retrieving frozen ground surface temperature under the snowpack in Arctic permafrost area from SMOS observations, DOI : [10.5194/egusphere-2024-3963](https://doi.org/10.5194/egusphere-2024-3963)

4.2 Motivations et résumé de l'article

L'Arctique se réchauffe deux fois plus vite que le reste du globe, ce qui agit fortement sur l'état du pergélisol (SCHUUR et al., 2015). La température du sol (**Tsol**) sous le manteau neigeux est une variable particulièrement importante car elle contrôle les émissions hivernales de CO₂ dans les environnements de toundra (MAVROVIC et al., 2023). Le suivi de la **Tsol** est particulièrement compliquée en Arctique, car il s'agit de territoires vastes et difficiles d'accès qui font face à des conditions météorologiques extrêmes. Il paraît donc nécessaire de développer de nouvelles méthodes d'observations afin de suivre l'évolution du pergélisol arctique.

Nous avons développé et évalué une méthode d'inversion des **Tsol** à partir des Température de Brillance (**TB**) du satellite Soil Moisture and Ocean Salinity (**SMOS**). Pour cela, des mesures *in situ* issues de 23 sites à travers le Nord de l'Alaska entre 2011 et 2020 ont été utilisées. Ces sites ont apporté une représentation globale de la toundra arctique et des zones de pergélisol continu à des hautes latitudes, avec notamment des fractions d'étendues d'eau variées. Les **TB SMOS** de niveau 3 (L3TB) ont été inversées en utilisant deux Modèle d'Emission Micro-onde (**MEM**) adaptés aux environnements de toundra arctiques en hiver. De fait, en bande L (1.4 GHz), le manteau neigeux est considéré comme transparent en terme de transmissivité mais a toujours une influence en terme d'impédance et de réfraction à l'interface neige-air (SCHWANK et al., 2015). Le premier **MEM** a considéré le pixel **SMOS** comme homogène (une seule classe de couverture sur sol) et optimisé le paramètre de surface $H_{r,g}$ à l'interface entre le sol et la neige. L'influence des étendues d'eau était non négligeable sur l'inversion des **Tsol**. En conséquence, un second **MEM** a été adapté afin de prendre en compte les étendues d'eau dans le pixel **SMOS**. Leur émission a été modélisée et optimisée en recourant à un paramètre $H_{r,wi}$ à l'interface entre l'eau liquide et la glace qui la recouvre.

Pour les sites avec une fraction d'étendues d'eau < 0.04, la corrélation avec les sites de référence de notre méthode (R médian = 0.60) dépassait celle (R médian = 0.51) des données de réanalyse du 5^{ème} génération de réanalyse ECMWF (**ERA5**). Le biais entre les **Tsol** de notre méthode et les **Tsol** *in situ* était légèrement négatif (biais médian = -0.2°C). Pour les sites avec une fraction d'étendues d'eau > 0.20, la correction de la fraction d'eau a permis de réduire le biais, mais la corrélation restait moindre que celle des données **ERA5**.

Cette étude établit donc pour la première fois la possibilité de suivre les **Tsol** sous le manteau neigeux à partir des **TB SMOS**, en utilisant un **MEM** simple et peu de données auxiliaires. Les perspectives de suivi du pergélisol sur l'ensemble de l'Arctique sont très prometteuses grâce à l'utilisation des 15 années d'observations passées de **SMOS**, ainsi que celles à venir.

4.3 Article scientifique 2

Retrieving frozen ground surface temperature under the snowpack in Arctic permafrost area from SMOS observations

Juliette Ortet^{1, 2, 3}, Arnaud Mialon¹, Alain Royer^{3, 4}, Mike Schwank^{5, 6}, Manu Holmberg⁷, Kimmo Rautiainen⁷, Simone Bircher-Adrot⁸, Andreas Colliander⁹, Yann Kerr¹, and Alexandre Roy^{2, 3}

¹Univ Toulouse, CNES/IRD/CNRS/INRAe, CESBIO, Toulouse, France

²Département des sciences de l'environnement, Université du Québec à Trois-Rivières, Trois-Rivières, Quebec, G9A 5H7, Canada

³Centre d'études nordiques, Québec, Quebec, G1V 0A6, Canada

⁴Département de géomatique appliquée, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, J1K 2R1, Canada

⁵Swiss Federal Institute for Forest, Snow and Landscape Research WSL, Switzerland

⁶Gamma Remote Sensing Research and Consulting Ltd., Switzerland

⁷Finnish Meteorological Institute, Earth Observation Research Unit, Finland

⁸MétéoSuisse, Payerne, Switzerland

⁹NASA Jet Propulsion Laboratory, California Institute of Technology, Pasadena, CA, USA

Correspondence: Juliette Ortet (juliette.ortet@uqtr.ca)

Abstract. We developed and evaluated a new method to retrieve ground surface temperatures T_g below the snowpack from Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) satellite L-band brightness temperatures (BT). The study was performed over 21 reference sites providing *in situ* ground temperatures $T_{g\text{-insitu}}$ in Northern Alaska from 2011 to 2020, representative of Arctic tundra underlined by continuous permafrost, and with various open water fractions. T_g were obtained by inverting two types of microwave emission models (MEM) tailored for winter Arctic tundra environments. The first MEM assumed homogeneous SMOS pixels and optimized the surface roughness $H_{r,gs}$. We observed the important influence of the frozen water bodies on T_g retrievals. Accordingly, we used a second more advanced MEM that accounts for the water surfaces within the SMOS pixels and describes their emission using an optimized water-ice interface roughness parameter, $H_{r,wi}$. For sites with water fraction < 0.04, our methods (median R = 0.60) outperformed the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts reanalysis (ERA5) product (median R = 0.51) with respect to the reference sites. The bias between retrieved and *in situ* temperature was slightly negative (median bias = -0.2°C). For sites with water fraction > 0.20, our water fraction correction reduced the bias, but the correlation of the T_g retrievals remained lower than that of ERA5. This study opens a new avenue for monitoring T_g below the snowpack in the Arctic using L-band BT, by inversion of a relatively simple MEM and limited auxiliary data. Extending this study to the whole Arctic area and taking advantage of the 15 years of SMOS data to study spatio-temporal variability of winter T_g in Arctic environments is excessively promising.

1 Introduction

The ground surface temperature T_g is a key parameter for physical land surface processes. The observed increase in the surface air temperatures over the last decades (Druckenmiller and Jeffries, 2019) and T_g (Biskaborn et al., 2019) in the Arctic regions

induced changes in land surface energy and water balance, impacting weather and climate at local and global scales (Schuur et al., 2015; Chadburn et al., 2017; Turetsky et al., 2020). A change in T_g affect surface runoff and hydrological processes (Rouse et al., 1997; Ala-Aho et al., 2021) and the ecosystem dynamics (Wang et al., 2019). In snow-covered conditions, T_g temporal dynamics are generally decoupled from air temperature (Bartlett et al., 2004; Cao et al., 2020) because of snow thermal insulation capacity (Zhang, 2005; Domine et al., 2019). Hence, T_g modulates the permafrost active layer dynamics and its spatial distribution (Dobiński, 2020). The Arctic freeze/thaw ground state associated with T_g is a key element of Arctic climate change feedbacks as T_g is the main driver of CO₂ release through soil respiration during winter (Natali et al., 2019; Mavrovic et al., 2023). However, meteorological stations over the Arctic are sparse and very few T_g observations are available due to harsh conditions (Shiklomanov, 2012). Model and reanalysis data provide T_g at a global scale for decades but in Arctic areas, the results remain uncertain (Royer et al., 2021b), mostly during winter when the Arctic is covered by snow (Herrington et al., 2024). Statistical, empirical, and machine learning models (Aalto et al., 2018; Lembrechts et al., 2022; Guo et al., 2024) were proposed but the insulation properties of snow coverage remain a major challenge to estimate T_g (Lembrechts et al., 2022).

Satellite remote sensing provides opportunities to map T_g in cold environments (Westermann et al., 2015). The land surface temperature (LST) can be retrieved based on thermal radiometry (e.g. Jiménez-Muñoz et al. (2014)). However, during winter, LST corresponds to the temperature of the snow surface (Westermann et al., 2012). High-frequency ($f > 10$ GHz) passive microwave data (Fily, 2003; Jones et al., 2007; André et al., 2015) showed limited results for determining the T_g under the snowpack (Duan et al., 2020). Moreover, Köhn and Royer (2012) and Mialon et al. (2007) showed that when using Advanced Microwave Scanning Radiometer for EOS (AMSR-E) and Special Sensor Microwave/Imager (SSM/I) observations, the derived LST corresponds to a thin layer (skin) at the air-snow interface. Marchand et al. (2018) showed the potential of using passive microwaves to retrieve T_g by combining AMSR-E and Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) satellite data to inform a land surface scheme. However, the study was performed for a unique site and the integration of remote sensing data in a land surface scheme remains complex and operationally difficult to implement. It is well known that low microwave frequencies ($f < 10$ GHz) are less sensitive to snow properties, and L-band (protected frequency band $f = 1400\text{--}1427$ GHz, wavelength $\lambda \simeq 21$ cm) could provide unique information about the frozen ground under the snow (Schwank et al., 2015; Lemmettyinen et al., 2016; Roy et al., 2017).

In this study, we developed a new approach to retrieve T_g under the snowpack in tundra environments from Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) observations. The emitted radiations observed by SMOS are expressed in terms of brightness temperature (BT), that are predominantly determined by the effective temperature and the emissivity of the observed scene. By considering that the Arctic ground surface remains frozen throughout winter, the ground emissivity remains constant and the BT depends mostly on T_g . However, even if the emissivity (driven by ground permittivity) remains constant, other contributions to the signal, including contributions from snow and water bodies, should be considered in retrieving T_g . We developed a microwave emission model (MEM) for Arctic tundra conditions to address the complex and heterogeneous scene observed at the SMOS footprint scale. The parameterization of central components such as the frozen ground permittivity, the snow layer, and the fraction of snow and ice covered water bodies and their impact on T_g retrievals were evaluated. The retrieved T_g

were validated against *in situ* measurements from 21 sites across northern Alaska and compared with the European Centre for
55 Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) reanalysis (ERA5) ground temperatures $T_{g\text{-}ERA5}$ (Hersbach, H. et al., 2023). This satellite-based approach opens a new path towards soil temperatures monitoring under the snowpack in the Arctic with expected improvement in land and carbon cycle modeling in permafrost area.

2 Datasets

2.1 Brightness temperatures from SMOS

60 Operated by the European Space Agency (ESA), the SMOS satellite has been acquiring multi-angular BT at L-band since January 2010 (Kerr et al., 2010). We used the SMOS Level 3 brightness temperatures (L3BT) version 330 provided by the Centre Aval de Traitement des Données SMOS (CATDS) (CATDS, 2024). The L3BT are sampled on the global Equal Area Scalable Earth version 2.0 (EASE 2.0 grid, Brodzik et al. (2012)) using a cylindrical projection for daily ascending and descending orbits. Both vertical (V) and horizontal (H) polarizations are available for observation (off-nadir) angles θ from 0° to 60° binned
65 over 5-degree intervals (Al Bitar et al., 2017). The SMOS measurements are impacted by Radio Frequency Interferences (RFI) (Daganzo-Eusebio et al., 2013), whose consequences vary in time, so morning and afternoon orbits were considered separately. The revisit time is shorter than the three-day revisit at the equator and enables observations of the study area at least once a day. The BT are associated with the estimated radiometric accuracy and sample standard deviation obtained in the averaging of measurements into observation angle bins.

70 2.2 *In situ* measurements of ground temperatures

The 21 reference *in situ* sites are located across Alaska (US), in the Arctic region (Figure 1 and Table 1). The continuous permafrost landscape integrates numerous lakes and some sites are located close to the coast (Barrow, Lake 145, Fish Creek, Camden Bay) while others are disseminated inland. All the selected sites are located above the tree line and are representative of the tundra environment with vegetation characterized by low shrubs and mosses (Table 1). SMOS observations are flagged
75 for topography (Mialon et al., 2008), but none of the 21 *in situ* sites are impacted, except for the Atigun pass site which is labeled as moderate topography, i.e. SMOS data quality may be impacted by topography. The study sites are part of four different networks. The United States Geological Survey (USGS) (Urban, 2017) provided 14 sites from 1998 to 2019 as part of the Global Terrestrial Network for Permafrost (GTN-P). Three other sites come from the Carbon in Arctic Reservoirs Vulnerability Experiment (CARVE) (Oechel et al., 2016) between 2011 and 2015. The last four sites are part of the Soil
80 Climate Analysis Network (SCAN) (Schaefer et al., 2007) and Snowpack Telemetry (SNOTEL) (Leavesley et al., 2010) and were accessed thanks to the International Soil Moisture Network (ISMN) (Dorigo et al., 2021). The *in situ* data is available with an hourly temporal resolution and was selected from January 2011 to coincide with SMOS observations. For each site, ground temperatures ($T_{g\text{-}insitu}$) at variable probing depth are available (Table 1). Other variables such as air temperature at 2 m height and snow depth are available.

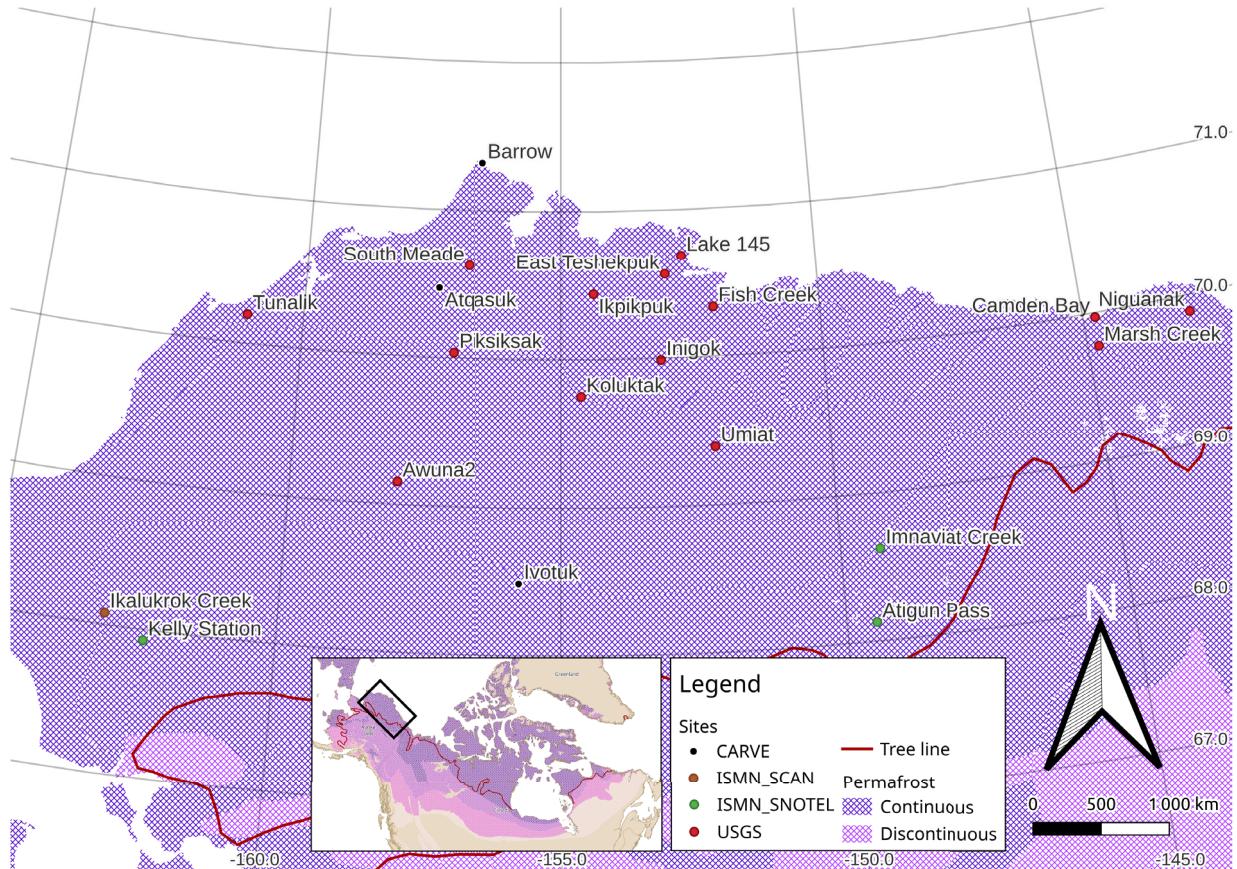


Figure 1. Distribution of the 21 ground-based $T_{g\text{-insitu}}$ stations used as a reference (background: the permafrost extent and tree line from Heginbottom et al. (2002). Sites coordinates are specified in Table 1.

85 2.3 Model reanalysis ground temperatures

The T_g retrieved from the L3BT was compared to the fifth generation ECMWF re-analysis (ERA5) ground temperature product (Hersbach, H. et al., 2023). We used the shallower soil temperature (Level 1, 0 - 7 cm depth) $T_{g\text{-ERA5}}$ provided on a 0.25° resolution grid with an hourly temporal resolution.

2.4 Land cover

- 90 The land cover fraction was calculated from the ESA CCI L4 map at a 300 m spatial resolution, Version 2.0.7 (2015) (Defourny, P. et al., 2023). To obtain the fraction of a given land cover class for one grid cell, the number of ESA CCI pixels of the corresponding class was divided by the total number of ESA CCI pixels in a round buffer around the grid cell center. A 40 km

Table 1. *In situ* stations coordinates with the associated available probe depths. The land cover fractions extracted from the ESA CCI L4 map at 300 m, Version 2.0.7 (2015) (ESA) using a 40 km diameter buffer around the closest SMOS L3 grid cell center for each study site. Only classes with fractions above 5% for at least one site are presented.

Network	Site	Latitude in °	Longitude in °	Probe depth(s) in cm	Sh. ¹	Gr. ²	Li.Mo. ³	S.v.(15) ⁴	Fl. ⁵	B.a. ⁶	W. ⁷
CARVE Oechel et al. (2016)	Aqasuk	70.47	-157.409	5	0.00	0.00	0.38	0.04	0.26	0.03	0.24
	Barrow	71.323	-156.597	5	0.00	0.01	0.40	0.13	0.14	0.00	0.32
	Ivotuk	68.486	-155.748	5	0.01	0.31	0.19	0.42	0.00	0.05	0.00
	Ingok	69.98962	-153.09384	5 to 120 [†]	0.00	0.00	0.57	0.16	0.00	0.00	0.23
	Fish Creek	70.33523	-152.052	5 to 120 [†]	0.00	0.00	0.30	0.04	0.06	0.00	0.59
	Umiat	69.39568	-152.14273	5 to 120 [†]	0.10	0.33	0.15	0.37	0.00	0.02	0.02
	Tunalik	70.19593	-161.07812	5 to 120 [†]	0.02	0.27	0.33	0.32	0.02	0.01	0.02
	Koluktak	69.7516	-154.61744	5 to 120 [†]	0.00	0.00	0.59	0.09	0.04	0.03	0.20
	Niguanak	69.88944	-142.9845	5 to 120 [†]	0.00	0.01	0.22	0.50	0.04	0.01	0.22
	Marsh Creek	69.77762	-144.79325	5 to 120 [†]	0.02	0.03	0.10	0.35	0.00	0.00	0.44
USGS Urban (2017)	South Meade	70.62847	-156.83532	5 to 120 [†]	0.00	0.00	0.39	0.04	0.24	0.02	0.27
	Camden Bay	69.97196	-144.77057	15	0.02	0.03	0.10	0.35	0.00	0.00	0.44
	Awuna2	69.156	-158.03005	15	0.03	0.74	0.02	0.19	0.00	0.00	0.00
	Piksiksak	70.03662	-157.08137	5 to 120 [†]	0.17	0.16	0.42	0.15	0.02	0.00	0.04
	East Teshekpuk	70.56852	-152.96498	5 to 120 [†]	0.00	0.00	0.38	0.05	0.15	0.01	0.41
	Ikpikpuk	70.44165	-154.36563	5 to 120 [†]	0.00	0.00	0.45	0.11	0.08	0.03	0.32
	Lake 145	70.6898	-152.63325	15	0.00	0.00	0.42	0.05	0.13	0.01	0.39
	Imnaviat Creek	68.62	-149.3	5 and 20	0.01	0.24	0.02	0.71	0.00	0.01	0.01
ISMN SNTEL Leavesley et al. (2010)	Kelly Station	67.93	-162.28	5 and 20	0.42	0.15	0.09	0.09	0.00	0.06	0.03
	Atigun Pass	68.13	-149.48	5 and 20	0.02	0.03	0.34	0.33	0.00	0.24	0.01
ISMN SCAN Schaefer et al. (2007)	Ikahukrok Creek	68.08	-163.0	5 and 20	0.10	0.25	0.09	0.42	0.00	0.11	0.00

[†] "5 to 120" refers to all the available depths for the USGS sites, i.e. 5 – 10 – 15 – 20 – 25 – 30 – 45 – 70 – 95 – 120 cm.

¹ Shrubland ² Grassland ³ Lichens and mosses ⁴ Sparse vegetation (tree shrub herbaceous cover) (<15%)

⁵ Shrub or herbaceous cover flooded fresh/saline/barkish water ⁶ Bare areas ⁷ Water bodies

diameter buffer zone around each SMOS L3 grid cell center roughly corresponds to a 3 dB antenna pattern cut-off assimilated to the instrumental spatial resolution. The water fraction at each site was within a 40 km buffer. The land cover classes were 95 used for the *in situ* environment characterization and the analysis of the results. The land cover fractions are summed up in Table 1. None of the sites are significantly covered by trees or high vegetation.

3 Methods

3.1 Pre-processing

Our retrievals were based on L-band T_B in H and V polarizations and at angles from 0 to 60°. The T_B were filtered if the RFI 100 ratio (defined as the sum of the RFI flagged instances divided by the sum of the SMOS L1 views combined in each of the L3BT 5-degree angle bin) was more than 0.1. Due to the RFI situation in North America (Aksoy and Johnson, 2013), observations before 2012 were discarded. In winter, T_g under the snowpack is expected to be diurnally relatively stable (Bartlett et al., 2004). Consequently, we only focused on the daily morning (ascending) orbit passes (approx. 6 a.m local overpass). We used the $T_{g\text{-insitu}}$ at 5 cm depth to focus on the same ground surface layer for all sites. An exception was made for Awuna2, Camden 105 Bay, and Lake 145 where only 15 cm depth measurements were available. For each L3BT, we selected the closest $T_{g\text{-insitu}}$ observed within 30 minutes of the mean satellite overpass time. The retrieval was performed only when $T_{g\text{-insitu}} < -5^\circ\text{C}$ to ensure that ground conditions satisfy our stable frozen ground permittivity hypothesis (Pardo Lara et al., 2020). We also compared $T_{g\text{-ERA5}}$ with respect to $T_{g\text{-insitu}}$. For each site, we considered the nearest neighbor ERA5 node and used the closest time to the satellite overpass time.

110 3.2 Microwave emission model for the Arctic tundra during winter

Our proposed approach for T_g retrieval required an inversion model based on a MEM (Figure 2). The upwelling surface $T_{B,\text{surf}}^p(\theta)$ was considered to be the linear combination of the upwelling BT from the snow-covered ground $T_{B,G}^p(\theta)$, from the snow and ice covered water bodies $T_{B,WI}^p(\theta)$ weighted by the water bodies fraction ν_{wi} :

$$T_{B,\text{surf}}^p(\theta) = (1 - \nu_{wi}) \cdot T_{B,G}^p(\theta) + \nu_{wi} \cdot T_{B,WI}^p(\theta) \quad (1)$$

115 $T_{B,G}^p(\theta)$ and $T_{B,WI}^p(\theta)$ were simulated with multi-layer configurations of the Two-Stream model (Schwank et al., 2014) and the Microwave Emission Model of Layered Snowpacks (MEMLS) (Mätzler and Wiesmann, 2012) reflecting the two emission model scenarios depicted in Figure 2. $T_{B,G}^p(\theta)$ resulted from a submodel considering the snow and the atmosphere as two horizontal layers atop the ground which is an infinite half-space. Note that the low vegetation of the tundra is not considered in the submodel. In the case of $T_{B,WI}^p(\theta)$, the submodel is made of three horizontal layers (ice, snow, and atmosphere) above 120 the water as an infinite half-space. The layers and infinite half-spaces parametrizations are described in the following Sections (Sections 3.2.1, 3.2.2, 3.2.3). $T_{B,G}^p(\theta)$ and $T_{B,WI}^p(\theta)$ were also corrected from the atmosphere opacity $\tau_{\text{atm}}(\theta)$. The deep sky and atmosphere upwelling and downwelling contributions were taken into account as in (Kerr et al., 2020), depending on

$T_{B,\text{sky}}$, $T_{B,\text{atm}}(\theta)$ and $\tau_{\text{atm}}(\theta)$ (Table 2).

125 Our MEM considered microwave interactions at the interface between two layers: the reflectivity and the refractivity. The reflectivities of the smooth surface between layer n and $n + 1$ are noted as $s^{\text{H}*}(\theta)$ and $s^{\text{V}*}(\theta)$ and were given by the Fresnel reflection coefficients (Ulaby and Long, 2014):

$$s^{\text{H}*}(\theta) = \left| \frac{\sqrt{\varepsilon_n} \cdot A - \sqrt{\varepsilon_{n+1}} \cdot B}{\sqrt{\varepsilon_n} \cdot A + \sqrt{\varepsilon_{n+1}} \cdot B} \right|^2 \quad s^{\text{V}*}(\theta) = \left| \frac{\sqrt{\varepsilon_{n+1}} \cdot A - \sqrt{\varepsilon_n} \cdot B}{\sqrt{\varepsilon_{n+1}} \cdot A + \sqrt{\varepsilon_n} \cdot B} \right|^2 \quad (2)$$

130 with $A = \cos(\theta_n)$ and $B = \sqrt{1 - (1 - A^2) \cdot \frac{\varepsilon_n}{\varepsilon_{n+1}}}$

where H and V stand for horizontal and vertical polarization, θ account for the incidence angle and ε_n is the layer n complex dielectric constant.

The H-Q-N model (Wang and Choudhury, 1981) was proposed to empirically consider surface effects (including roughness) in the reflectivity and can be expressed as:

$$135 \quad s^p(\theta) = [(1 - Q_r) s_n^{p*}(\theta) + Q_r s^{q*}(\theta)] \cdot \exp(-H_r \cos^{N_r^p}(\theta)) \quad (3)$$

where p and q are the two polarizations (q is H (resp. V) when p is V (resp. H)). The surface effects were taken into account with four parameters: the polarization mixing ratio Q_r , the angular effect parameters N_r^{H} , and N_r^{V} and the effective roughness parameter H_r . These four parameters account for not only the geometric roughness effects but also the spatial heterogeneity of the surface characteristics. For instance, Escorihuela et al. (2007) showed a H_r dependence on soil moisture content for a 140 ground-air interface. Our values for those parameters are detailed in the following sections and summed up in Table 2.

The angle deviation due to refractivity at the interface between the layers n and $n + 1$ is given by Snell-Descartes law:

$$\theta_n = \arcsin \left(\sqrt{\frac{\varepsilon_{n+1}}{\varepsilon_n}} \sin \theta_{n+1} \right) \quad (4)$$

where ε_n is the layer n complex dielectric constant Ulaby et al. (1984).

145 3.2.1 Frozen ground parametrization

The bottom-most infinite half-space representing the ground was described using the following parameters: T_g , $\varepsilon_{\text{frozen}}$, $H_{r,gs}$, $Q_{r,gs}$, $N_{r,gs}^p$ (see Figure 2). The ground-snow interface reflectivity s_{gs}^p was obtained from equations 2 and 3. This study aimed to retrieve the ground surface temperature T_g by considering a fixed and constant ground permittivity in frozen conditions. Various models describe the ground permittivity at 1.4 GHz (Mironov et al., 2009; Bircher et al., 2016; Park et al., 2017), but 150 very few in the case of frozen ground (Hallikainen et al., 1985; Mironov et al., 2015). The permittivity of a frozen ground was set to $\varepsilon_{\text{frozen}} = 5.0 + 0.5 i$, similar to past studies (Schwank et al., 2014; Holmberg et al., 2024) and SMOS algorithm (Kerr et al., 2020). We considered the ground surface reflectivity as in Equation 3 accounting for various effects including roughness

using four parameters ($H_{r,gs}$, $Q_{r,gs}$, $N_{r,gs}^H$ and $N_{r,gs}^V$). The polarization mixing ratio $Q_{r,gs}$ (Wang and Choudhury, 1981) as well as the angular effects parameters $N_{r,gs}^H$ and $N_{r,gs}^V$ were set to 0, as suggested by several studies (Kerr et al., 2020; Wigneron et al., 2011; Lawrence et al., 2013). $H_{r,gs}$ value was optimized for all the sites using a range of 0 to 1 with 0.1 increments.

3.2.2 Dry snow parametrization

The layer accounting for the snow was defined by its effective temperature T_s , its permittivity ε_s , and the layer internal transmissivity t_s and reflectivity r_s (Figure 2). According to Schwank et al. (2015) and Rautianen et al. (2016), dry snow is considered transparent at L-band, i.e. its internal transmissivity and reflectivity are $t_s = 1$ (no absorption) and $r_s = 0$ (no volume scattering). Consequently, our model became independent of T_s . However, Schwank et al. (2015) showed that air-snow interface impacts on impedance matching can not be ignored, i.e. the snow surface reflectivity $s_s^{p*} \neq 0$. We considered refraction (Equation 4) and reflection for a smooth air-snow interface (Equation 2). The dry snow permittivity was set to $\varepsilon_s = 1.53$ according to Equation 4 of Schwank et al. (2015) for a mean snow density $\rho_s = 300 \text{ kg m}^{-3}$, which corresponds to the high Arctic snowpack average density observed by Derksen et al. (2014) and Roy et al. (2017). We assume a snowpack with the same parameters above the ground and the ice-covered water bodies.

3.2.3 Snow and ice covered water bodies parametrization

During winter, water bodies are fully covered by an ice layer with liquid water remaining below the ice layer (Adams and Lasenby, 1985; Jeffries et al., 2013). The ice layer was defined by its permittivity $\varepsilon_i = 3.18$ (Mätzler, 2006) and considered transparent (internal transmissivity $t_i = 1$ and internal reflectivity $r_i = 0$). However, smooth surface refraction (Equation 4) and reflection s_{is}^{p*} (Equation 2) were taken into account at the ice-snow interface. Similarly to the ground layer, the liquid water layer was defined with T_w , ε_w , $H_{r,wi}$, $Q_{r,wi}$ and $N_{r,wi}^p$ (Figure 2). The water temperature T_w was considered constant throughout winter and equal to 2°C (Oveisy et al., 2012). We consider fresh water whose L-band permittivity ε_w was fixed to 86 + 13 i (Liebe et al., 1991; Mätzler, 2006; Ulaby and Long, 2014). The water-ice interface reflectivity s_{wi}^p was obtained from equation 3, accounting for the water-ice interface heterogeneity. $Q_{r,wi}$, $N_{r,wi}^H$ and $N_{r,wi}^V$ were set to 0 (Choudhury et al., 1979). $H_{r,wi}$ value was optimized for all the sites on a range of 0 to 2 with an iteration step of 0.1. The water body ν_{wi} accounted for the area percentage of the considered SMOS node covered by water bodies based on the water class from ESA CCI landcover (Table 1).

3.2.4 Microwave emission model configurations

Figure 2 depicts a schematic of the MEMs and Table 2 summarizes the input parameters. This study tested two configurations: one considering a homogeneous scene with only ground (hereafter named MEM_G) and one with a heterogeneous scene composed of ground and snow and ice covered water bodies (hereafter named MEM_{G+WI}).

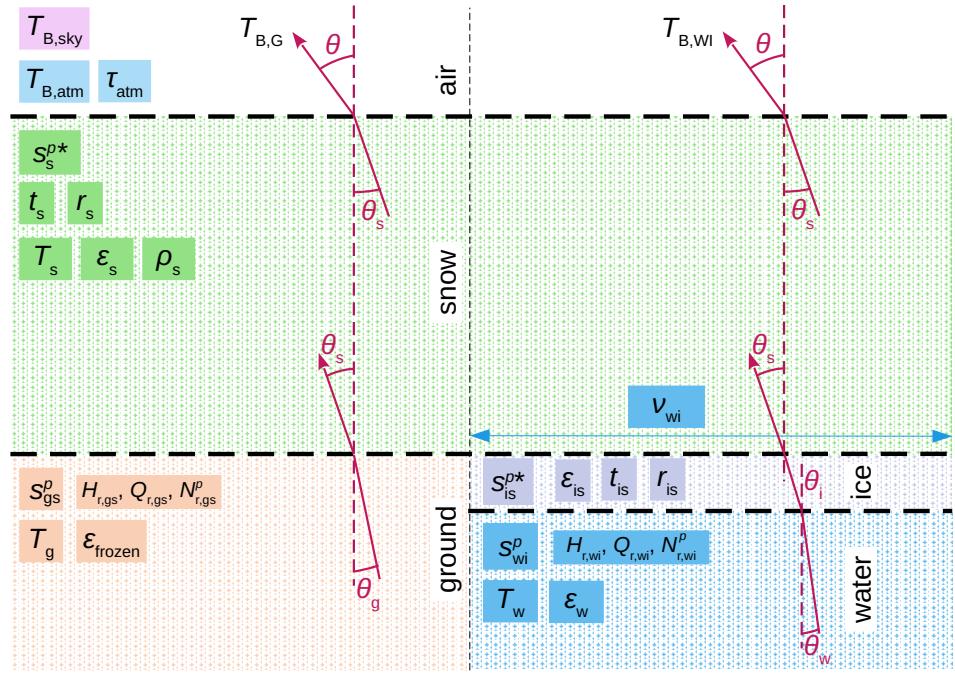


Figure 2. Schematic representation of the MEMs for modeling a winter tundra scene at L-band.

MEM_G only considers the left side of the sketch, MEM_{G+WI} considers both sides.

Table 2. Input parameters values of the MEM for modeling a winter tundra scene at L-band.

Layer	Parameter	Description	Value
Atmosphere	$T_{B,sky}$	Deep sky BT	2.7 K
	$T_{B,atm}$	Atmosphere BT	2.2 K at nadir [†]
	τ_{atm}	Atmosphere opacity	0.01 at nadir [†]
Snow	s_s^{p*}	Snow-air interface reflectivity	Equation 2
	t_s	Snow internal transmissivity	1
	r_s	Snow internal reflectivity	0
	ε_s	Dry snow permittivity	1.53
	ρ_s	Mean snow density	300 kg m ⁻³
Ground	s_{gs}^p	Ground-snow reflectivity	Equation 3
	$H_{r,gs}$	Ground roughness	[0-1]
	$Q_{r,gs}$	Ground polarization ratio	0
	$N_{r,gs}^H$	Ground angular dependent effects (in H)	0
	$N_{r,gs}^V$	Ground angular dependent effects (in V)	0
	ε_{frozen}	Frozen ground permittivity	5 + 0.5 i
	T_g	Effective ground temperature	Retrieved
Water body	ν_{wi}	Water body fraction	0 or Table 1
	s_{is}^{p*}	Ice-snow reflectivity	Equation 2
	r_i	Ice internal reflectivity	0
	t_i	Ice internal transmissivity	1
	ε_i	Ice permittivity	3.18
	s_{wi}^p	Water body-ice reflectivity	Equation 3
	$H_{r,wi}$	Water body roughness	[0-1]
	$Q_{r,wi}$	Water body polarization ratio	0
	$N_{r,wi}^H$	Water body angular dependent effects (in H)	0
	$N_{r,wi}^V$	Water body angular dependent effects (in V)	0
	ε_w	Water permittivity	86 + 13 i
	T_w	Water temperature	2°C

[†] Example value for $\theta = 0^\circ$. For all the angles, $T_{B,atm}$ and τ_{atm} are calculated as in Kerr et al. (2020).

3.3 Cost function for frozen ground temperature retrievals

Both MEM_G and MEM_{G+WI} described in Section 3.2 were inverted to retrieve the frozen ground temperature T_g , by minimizing the following cost function:

$$185 \quad \text{CF}(T_g) = \sum_{p,\theta_k} \left(\frac{T_{B,\text{obs}}^p(\theta_k) - T_{B,\text{sim}}^p(\theta_k, T_g)}{\sigma T_B^p(\theta_k)} \right)^2 \quad (5)$$

where $T_{B,\text{obs}}^p(\theta_k)$ and $T_{B,\text{sim}}^p(\theta_k, T_g)$ are the observed and simulated BT for both H and V polarizations and at various incidence angle bins θ_k . The BT standard deviation $\sigma T_B^p(\theta_k)$ is computed from the estimated radiometric accuracy and sample standard deviation obtained in the averaging of measurements into observation angle bin k .

3.4 Post-processing

190 The first aim of the post-processing was to reduce the influence of outliers. The retrieved T_g below the first 1% quantile and above the last 99% quantile of each site were considered outliers and discarded. We removed the $T_{g\text{-ERA5}}$ at these dates in the ERA5 time series to ensure that we compared a data pull with the same size. A low short-term variability is expected between T_g under the snowpack that acts like a thermal insulator. The final step smoothed the T_g time series to reduce the impact of the noise in SMOS BT to the retrievals. We used a z-score smoothing, to limit the variations of T_g to 1 standard deviation for a
195 5-day window. At a date t , the local average \bar{T}_g^t and standard deviation $\sigma(T_g^t)$ are calculated for a 5-day window around each T_g^t . If $T_g^t > \bar{T}_g^t + 1 \cdot \sigma(T_g^t)$, T_g^t is replaced by \bar{T}_g^t .

3.5 Metrics

Three statistical indicators were used to assess the comparison between the retrieved T_g and the reference temperatures $T_{g\text{-insitu}}$ ((Entekhabi et al., 2010; Gruber et al., 2020)). The unbiased Root Mean Square Deviation (ubRMSD) is used for uncertainty
200 estimation as it is corrected from the bias between the two time series (Kerr et al., 2016a; Benninga et al., 2020). The bias corresponds to the mean difference between the compared time series of T_g and $T_{g\text{-insitu}}$. The Pearson correlation coefficient (R) accounts for the similarities in temporal dynamics of the two time series. Each metric was computed for the whole time series for each site. Each metric was computed for the whole time series for each site and was provided with its confidence intervals (CI) at 5 and 95%. Analytical solutions enabled us to find the CI of the bias, the ubRMSD and the R (Gruber et al.,
205 2020). We also evaluated $T_{g\text{-ERA5}}$ with respect to $T_{g\text{-insitu}}$ with similar metrics.

4 Results

The metrics (bias, R and ubRMSD) for all sites and obtained with both MEM_G and MEM_{G+WI} are summarized in Appendix D. This results section first focuses on the $H_{r,gs}$ and $H_{r,wi}$ optimization based on the biases (Section 4.1) and then evaluates the T_g retrievals (Section 4.2).

210 4.1 Parameters optimization evaluation

4.1.1 $H_{r,gs}$ optimization

In the MEM_G configuration, we retrieved T_g by testing $H_{r,gs}$ values from 0 to 1 with 0.1 increments. Figure 3 shows the biases obtained with all tested $H_{r,gs}$ and biases obtained with $T_{g\text{-ERA5}}$ for each site, with respect to $T_{g\text{-insitu}}$. For all sites, the bias changed in the negative direction with increasing $H_{r,gs}$. For sites with $\nu_{wi} \leq 0.04$, the biases went from positive down to negative values with increasing $H_{r,gs}$, except for Awuna2 and Umiat whose biases remained positive. For sites with $\nu_{wi} \geq 0.20$, the biases of numerous sites remained negative and went down close to -30°C . This suggests that the water bodies strongly impact the T_g retrieval bias. That is why we optimized the value of $H_{r,gs}$ only on sites less affected by water bodies. For sites with $\nu_{wi} \leq 0.04$, the bias was minimized with $H_{r,gs} = 0.8$ (average = 0.2°C , median = -0.2°C , Q1 = -1.6°C , Q3 = 0.8°C , range = 2.4°C). Surprisingly, the sites with the highest ν_{wi} (between 0.44 and 0.59) showed positive biases for some $H_{r,g}$.

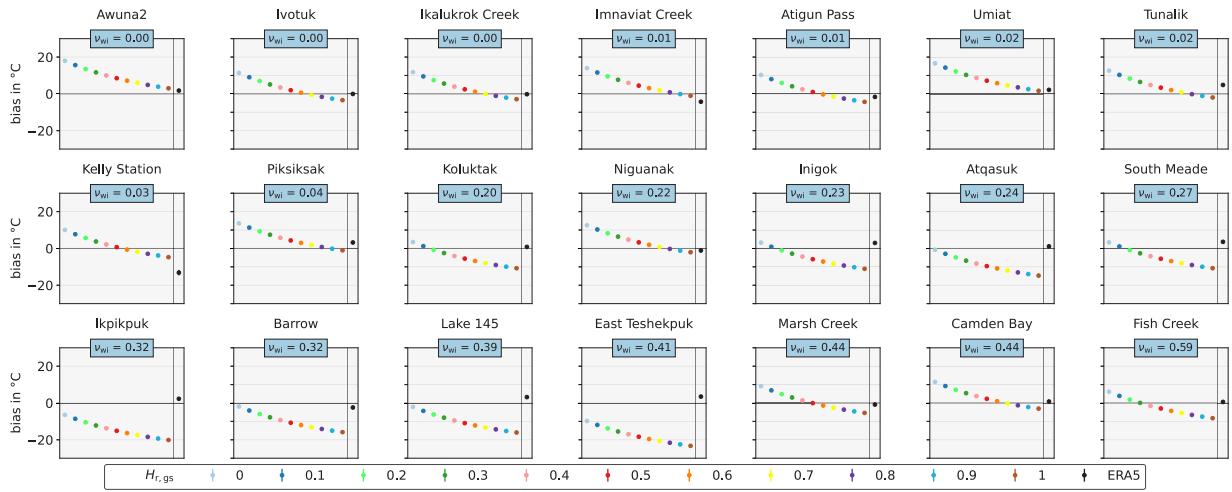


Figure 3. Bias per site for each $H_{r,gs}$ used in the inversion with the MEM_G model. Each graph corresponds to one site. $H_{r,gs}$ values are represented by a unique color and are ranged from 0 to 1 on the x-axis. The last point of each graph, in black, is obtained with $T_{g\text{-ERA5}}$. The y-axis corresponds to the bias $T_g - T_{g\text{-insitu}}$. Each point is symbolized with error bars that correspond to the confidence interval. The sites are ordered in ascending order of water fraction (ν_{wi} in the light blue box).

220 4.1.2 $H_{r,wi}$ optimization

The results in Section 4.1.1 showed that the T_g retrieval bias strongly depends on water fraction. The MEM_{G+WI} model accounted for the presence of frozen water bodies (i.e. $\nu_{wi} \neq 0$) in the T_B calculation (Figure 2). In this configuration, T_g was retrieved with different tested $H_{r,wi}$ values from 0 to 1 with 0.1 increments. $H_{r,gs}$ was set to 0.8 as shown in Section 4.1.1. For each site, Figure 4 shows the biases obtained with various $H_{r,wi}$ and compared with $T_{g\text{-ERA5}}$ bias with respect to $T_{g\text{-insitu}}$. The

higher $H_{r,wi}$ the more negative the bias, while slope of the variations is linked to ν_{wi} . As expected, for sites with $\nu_{wi} \leq 0.04$, the biases showed little variations for all $H_{r,wi}$. At Piksiksak ($\nu_{wi} = 0.04$) bias went from 5.2°C ($H_{r,wi} = 0$) down to 2.0°C ($H_{r,wi} = 1$). For sites with $\nu_{wi} \geq 0.20$, the biases highly varied with increasing $H_{r,wi}$. For instance at Atqasuk ($\nu_{wi} = 0.24$), the bias decreased from 16.5°C to -7.8°C with $H_{r,wi} = 0$ and $H_{r,wi} = 1$. At East Teshekpuk ($\nu_{wi} = 0.41$), the bias for the $H_{r,wi}$ extrema decreased from 37.0°C to -16.7°C. For the sites with the highest ν_{wi} (between 0.44 and 0.59), all the biases remained larger than 15°C for the tested $H_{r,wi}$ range. Consequently, we do not consider them in the following analysis of the water body correction method. For the sites with $0.20 \leq \nu_{wi} \leq 0.41$, the bias was minimized with $H_{r,wi} = 0.7$ (average = 0.7°C, median = 0.2°C, Q1 = -2.9°C, Q3 = 2.8°C, range = 5.7°C).

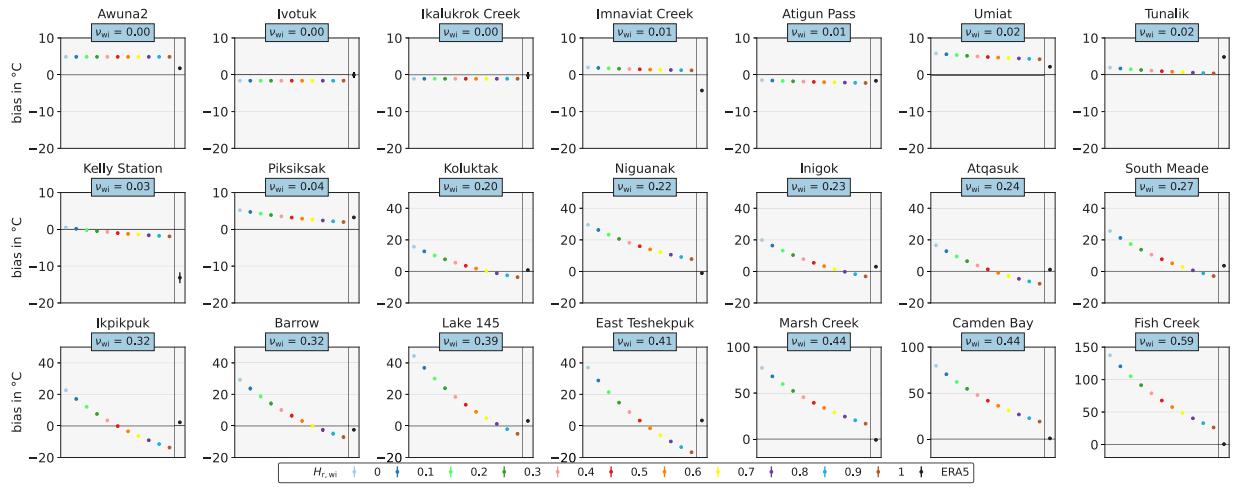


Figure 4. Bias per site for each $H_{r,wi}$ used in the inversion. Each graph corresponds to one site. $H_{r,wi}$ values are represented by a unique color and marker combination (see Legend) and are ranged from 0 to 1 with a 0.1 step on the x-axis. The last point of each graph, in black, is obtained with $T_{g\text{-ERA5}}$. The y-axis corresponds to the bias $T_g - T_{g\text{-insitu}}$. Note that the y-axis scale is variable. Each point is symbolized with error bars that correspond to the 5-95% confidence interval. The sites are ordered in ascending order of water fraction (ν_{wi} in the light blue box).

4.2 T_g retrievals evaluation

4.2.1 T_g retrievals for sites with $\nu_{wi} \leq 0.04$

The R, bias, and ubRMSD using MEM_G with $H_{r,gs} = 0.8$ and MEM_{G+WI} with $H_{r,wi} = 1$ were compared to $T_{g\text{-ERA5}}$ metrics in Figure 5. For the sites with $\nu_{wi} \leq 0.04$, when accounting for the water bodies with MEM_{G+WI} , we selected $H_{r,wi} = 1$ for the ice-water interface as it minimized the bias average of these sites (average = 0.6°C). Each metric (in grey) is given with its confidence limits at 5% (orange) and 95% (blue). This representation enables us to show the dispersion of the metrics for all the considered sites. The R values of the retrieved T_g (median = 0.60 for both MEM_G and MEM_{G+WI}) were better than

240 ERA5 (median = 0.51). Moreover, in the case of ERA5, the interquartile range was larger (Q1 = 0.33, Q3 = 0.55, range = 0.22) and the 5% confidence limit went down negative values. All the biases are centered around zero (mean = 0.2°C for MEM_G , 0.6°C for MEM_{G+WI} and -0.8°C for ERA5), and all the absolute biases were lower than 5°C, except an outlier for ERA5 with a strong negative bias = -13.1°C (Kelly Station, according to Figure 3). The ubRMSD from both inversions (median = 2.1°C for both MEM_G and MEM_{G+WI}) were significantly smaller than the ones from ERA5 (median = 3.9°C).

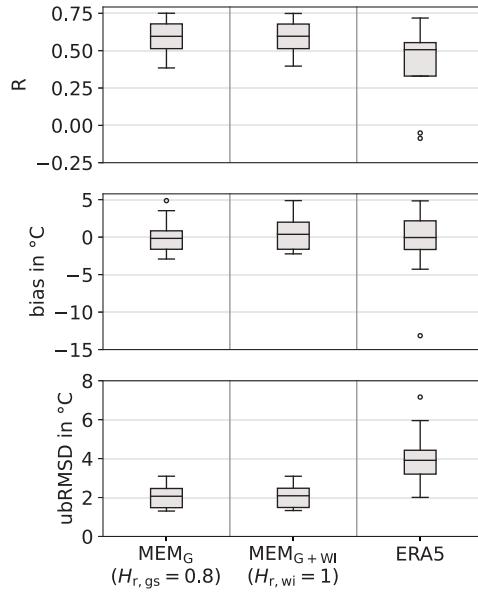


Figure 5. Summary statistics of R, bias and ubRMSD for sites with $\nu_{wi} \leq 0.04$. The boxes show the median and interquartile range and whiskers show the 5 and 95 percentiles obtained from all the considered sites. The boxes correspond to the skill estimate (R, bias, or ubRMSD). The associated 5% and 95% CI are provided in Figure B1. The x-axis corresponds to the $H_{r,wi}$ used in the inversion. The boxes are respectively obtained from: MEM_G with $H_{r,gs} = 0.8$ (left), MEM_{G+WI} with $H_{r,wi} = 1$ (center) and ERA5 (right).

245 4.2.2 T_g retrievals for sites with $0.20 \leq \nu_{wi} \leq 0.41$

The overall R, bias and ubRMSD for MEM_{G+WI} with different $H_{r,wi}$ are summarized in Figure 6 with the corresponding MEM_G (with $H_{r,gs} = 0.8$) and ERA5 metrics. Similarly to Figure 5, the boxes show the metrics dispersion. The R values remained the same for all $H_{r,wi}$ and equal to the R reached with MEM_G (median R = 0.21), but lower than ERA5 (median R = 0.62). The biases went more negative with increasing $H_{r,wi}$ values. The bias was minimized for $H_{r,wi} = 0.7$ (Section 4.1.2), 250 with a median value (0.2°C) which was closer to 0 than the bias with MEM_G (median = -13.0°C) and with ERA5 (median = 2.3°C). Yet, for bias, the interquartile range for $H_{r,wi} = 0.7$ (Q1 = -2.9°C, Q3 = 2.8°C, range = 5.7°C) remained much larger than ERA5 (Q1 = 0.8°C, Q3 = 3.2°C, range = 2.4°C), which meant that the bias remained higher for some of the sites. A wider

range ($Q_1 = 4.4^\circ\text{C}$, $Q_3 = 6.6^\circ\text{C}$, range = 2.2°C) was also observed for the ubRMSD for all the $H_{r,\text{wi}}$ and MEM_G ($Q_1 = 3.7^\circ\text{C}$, $Q_3 = 5.3^\circ\text{C}$, range = 1.6°C) with respect to ERA5 ($Q_1 = 3.2^\circ\text{C}$, $Q_3 = 3.5^\circ\text{C}$, range = 0.2°C).

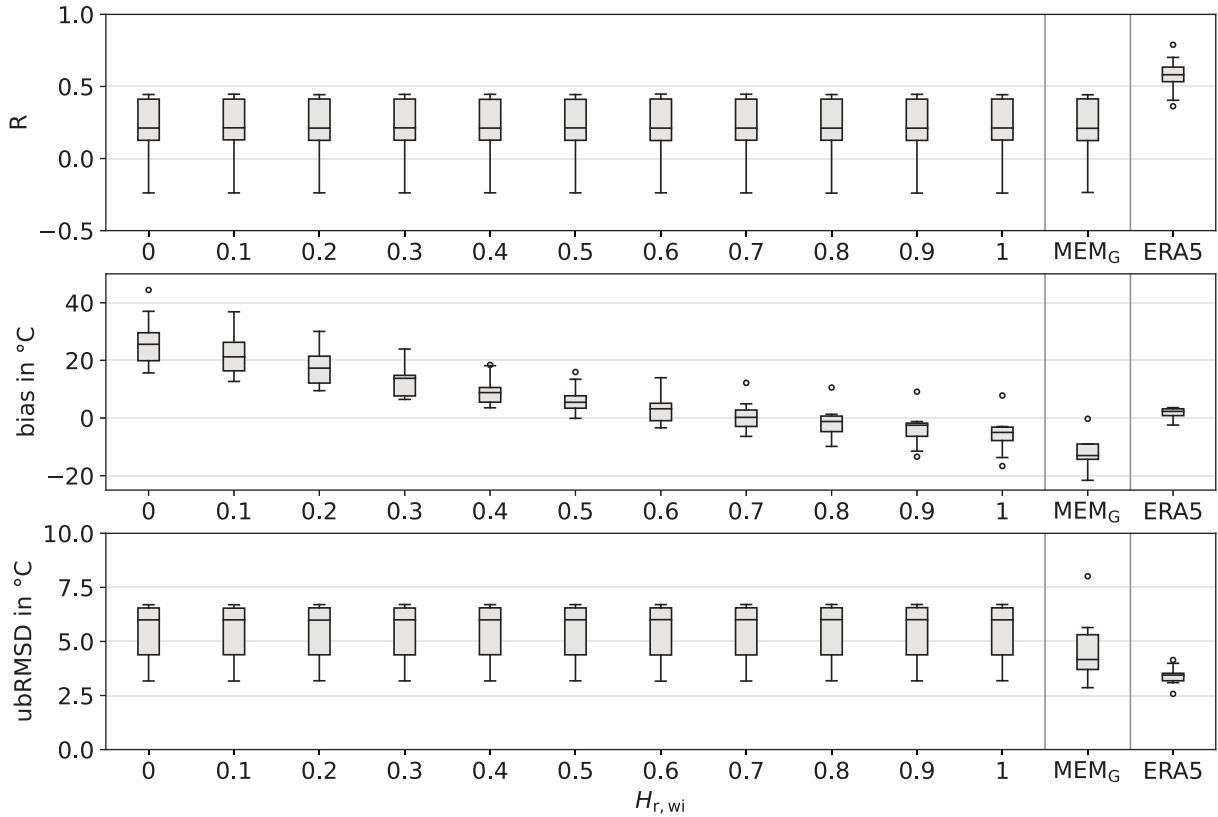


Figure 6. Summary statistics of R , bias and ubRMSD for sites with $0.20 \leq \nu_{\text{wi}} \leq 0.41$. The associated 5% and 95% CI are provided in Figure B2. Boxes represent the site median and interquartile range ($Q_3 - Q_1$) and whiskers represent the 5 and 95 percentiles. The x-axis corresponds to the $H_{r,\text{wi}}$ used in the inversion. The rightmost boxes are obtained with ERA5.

255 5 Discussion

The SMOS satellite was originally designed to focus on soil moisture and ocean salinity, but the applications extend to biomass monitoring (Kerr et al., 2010, 2016b; Mialon et al., 2020) and soil freeze-thaw state (Rautiainen et al., 2014, 2016). Recently, cryosphere applications have been increasingly investigated (Leduc-Leballeur et al., 2020; Schwank et al., 2021; Holmberg et al., 2024). The synergy between these studies should be further explored. For instance, producing T_g maps over the Arctic 260 could complement the information from the freeze-thaw state products. In addition, this satellite-based approach is a first attempt to monitor the soil temperatures under the snowpack in the whole circumpolar permafrost area. Based on L-band

observations of SMOS since 2010, continuing efforts in long-term and operational permafrost state monitoring would be made possible by the upcoming satellite missions CIMR and CryoRad (Donlon et al., 2023; Macelloni et al., 2018). Such soil temperature measurements would be highly beneficial for climate monitoring and carbon cycle modeling. Future work will
265 look at integrating our approach to assimilation approaches such as the SMAPLv4 to improve soil temperature in winter and winter soil CO₂ emission.

The retrieval model parametrization evaluation showed clear contrasting results according to the water bodies' fraction over sites. T_g retrievals outperformed ERA-5 when $\nu_{wi} \leq 0.04$ but are mitigated when $\nu_{wi} \geq 0.20$. Improvement of the T_g retrievals may be further explored with more complex modeling, auxiliary data, or a 2-parameter inversion. Previous studies have shown
270 the effects of ground permittivity and snow density to L-band BTs at theoretical, tower-based radiometer, and satellite scales, Schwank et al. (2014); Lemmetyinen et al. (2016); Roy et al. (2017); Holmberg et al. (2024). We can expect the same for snow density and ground temperature. So a joined retrieval of T_g and snow density may remove some artifacts due to the snow signal in the retrieved T_g time series. However, additional prior information may have to be needed to ensure inversion stability. In the high-latitude areas, the revisit time is short. For all the sites, the median value of the difference between $T_{g\text{-insitu}}$ at days t
275 and $t + 1$ is 0.03°C. This difference remains at 0.1°C for a 3-day lag. Thus, $T_{g\text{-insitu}}$ is very stable for short time range, which supports the thermal insulation of the snowpack. Considering a small temporal variation of T_g due to the snowpack thermal insulation, retrievals could be based on observations from multiple orbits (Konings et al., 2016). This could decrease the impact of the instrumental noise on the retrievals.

5.1 T_g retrievals under the snowpack for sites with $\nu_{wi} \leq 0.04$

280 For sites with $\nu_{wi} \leq 0.04$, correlation, bias and ubRMSD of the retrieval were superior to ERA5. A slightly negative bias was observed when the ν_{wi} was ignored (using the model MEM_G) but was successfully corrected with a model that accounts for snow and ice covered water bodies MEM_{G+WI}.

5.1.1 Frozen ground parametrization

We used a frozen ground permittivity of $\varepsilon_{frozen} = 5 + 0.5 i$, as defined by Hallikainen et al. (1985) and which was commonly
285 used in various studies (Schwank et al., 2014; Kerr et al., 2020; Holmberg et al., 2024). The emission depth of L-band observations is usually associated with the first 5 cm of the ground (Schmugge, 1983). However, the emission depth varies with the ground state and texture, based on the ground attenuation constant α ($\delta_e = 1/2\alpha$ Ulaby and Long (2014)), and consequently the ground complex dielectric constant ε_g . For $\varepsilon_{frozen} = 5.0 + 0.5 i$, the calculation based on Ulaby and Long (2014) shows that the associated emission depth $\delta_e \simeq 15$ cm. When it comes to frozen ground, the effective depth is still not well defined and
290 it becomes even more complex with a snow layer on top of the ground. Rautiainen et al. (2012) estimated the emission depth of frozen ground at a maximum of 50 cm, but observed a T_B saturation only when reaching a 30 cm frost depth. By computing metrics for $T_{g\text{-insitu}}$ at all the available depths for the sites with $\nu_{wi} \leq 0.04$, we found that R was better than ERA5 (median = 0.51) for depth down to 30 cm (median range from 0.57 to 0.74) (Figure 7). For *in situ* measurements down to 45 cm, the median absolute biases were smaller than 1.5°C and the median ubRMSD were smaller than 2.5°C. These results suggest that

295 the sensitivity depth is in fact down to 50 cm or less. For deeper $T_{g\text{-insitu}}$, the correlation decreased to negative values (median
R = -0.18 for depth = 120 cm). Note that for the period of this study (focused on $T_{g\text{-insitu}} < -5^\circ\text{C}$ at 5 cm depth) the ground
was fully frozen down to 50 cm for the 11 USGS sites that provide ground temperatures down to 120 cm. Due to potential
shallow frozen soil, emissions from the underlying unfrozen soil should be taken into account in the early winter (Rautiainen
et al., 2012). As observed by Schwank et al. (2004), the observed signal can encompass a contribution of the boundary between
300 frozen and unfrozen soil, which was not taken into account in our modeling.

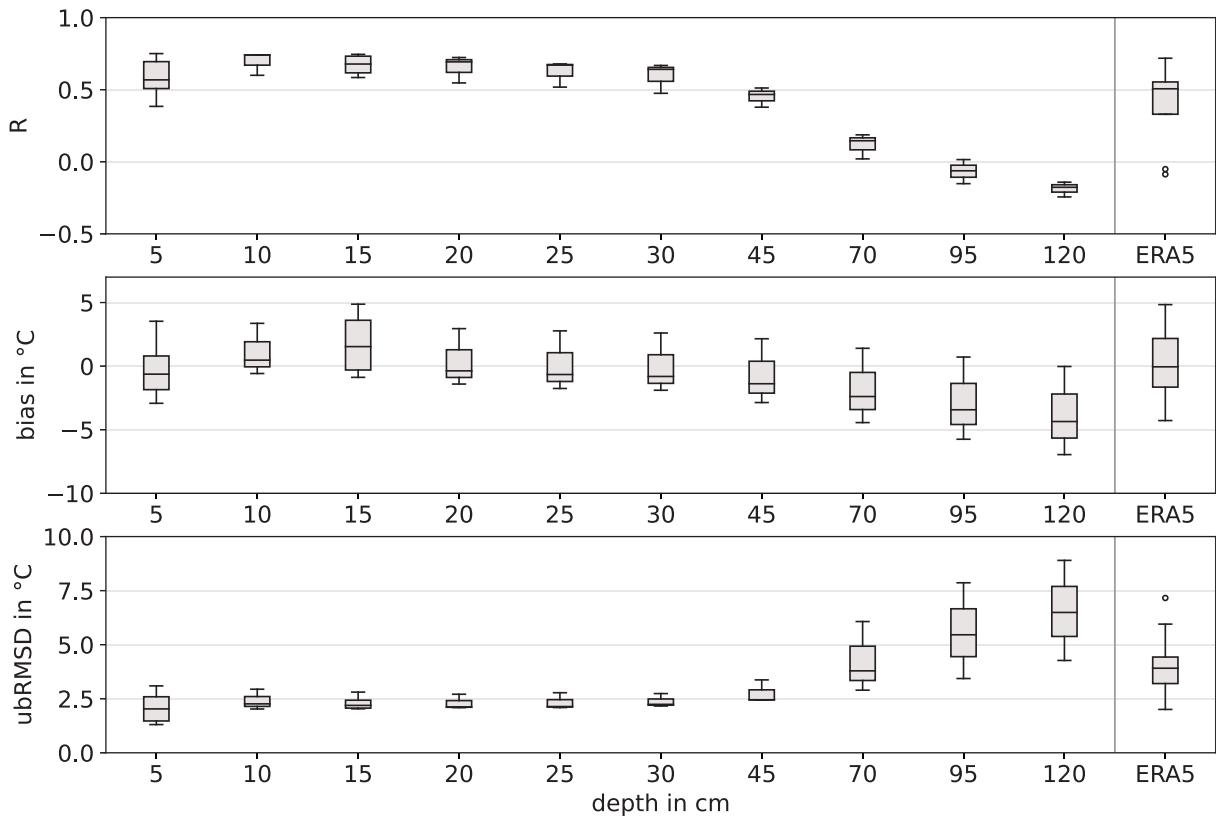


Figure 7. Summary statistics of R, bias and ubRMSE for sites with $\nu_{wi} \leq 0.04$. The associated 5% and 95% CI are provided in Figure 7. Boxes represent the site median and interquartile range ($Q_3 - Q_1$) and whiskers represent the 5 and 95 percentiles. The x-axis corresponds to the *in situ* probing depths used for the validation. The extreme right boxes are obtained with ERA5 and $T_{g\text{-insitu}}$ at 5 cm depth.

Concerning the ground surface parameters, the commonly used H-Q-N empirical model has been tuned for SM and VOD retrievals in many studies (Parrens et al., 2017; Chaubell et al., 2020; Preethi et al., 2024). Hence, its parametrization should be optimized for T_g retrievals in arctic environment. We found the optimized set of values $H_{r,gs} = 0.8, Q_{r,gs} = 0, N_{r,gs}^H = 0, N_{r,gs}^V = 0$ for the snow-ground interface, which is consistent with Holmberg et al. (2024). This parametrization depends on the

305 chosen ground permittivity value. According to the Fresnel reflection coefficients (Equation 2), increasing ground permittivity leads to a decrease of the emissivity. Using the H-Q-N model (Equation 3), increasing $H_{r,gs}$ means an increase of the emissivity. Thus, the soil parametrization requires a joint optimization of ε_g and $H_{r,gs}$.

We optimized $H_{r,gs}$ based on a permittivity of a frozen ground value of $\varepsilon_{frozen} = 5 + 0.5 i$, but this value could be re-evaluated. The soil permittivity depends on the soil liquid water content and other characteristics (e.g. texture and bulk density).
310 Based on a review of ground permittivity models (see Section 5.1.1), we investigated other potential values for frozen soil permittivity. For a frozen ground ($T_g < -5^\circ\text{C}$), we assumed the water to be completely frozen and thus SM negligible, i.e. $SM \simeq 0 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ (Zhang et al., 2010; Mavrovic et al., 2023). Soil property information (clay fraction, sand fraction, soil organic content, and bulk density) was extracted at each site location from the SoilGrids 250 m v2.0 database (Poggio et al., 2021) for the 0–5 cm soil layer (Table A1 in the appendices). The Soil Organic Carbon (SOC) content was very high at all the
315 sites, as expected in the Arctic region, i.e five to ten times higher than the global mean 40 g kg^{-1} (according to SoilGrid v2.0), and so was the bulk density. Dielectric constant models like the commonly used Mironov model do not use the SOC information to compute the permittivity. It was first designed considering SM and clay content (Mironov et al., 2009). It was then further developed to use SM, T_{sg} (here set as -20°C), and bulk density (Mironov et al., 2015). Park et al. (2017) was based on silt, clay, and sand contents, and bulk density. Bircher et al. (2016) defined a soil permittivity model tailored for high organic content
320 soils, whereas Park’s model was updated to consider soil organic content (Park et al., 2019). The permittivities computed with these models for our sites are summarized in Table A2 in the appendices. The obtained ε_{frozen} real parts went from 1 to 4, while the imaginary parts ranged from 0 to 0.1. This comparison of various permittivity models that depend on soil texture showed that the permittivity variability for frozen arctic soils was low and legitimate the use of a fixed value for the ground permittivity. However, the obtained permittivities were significantly lower than $\varepsilon_{frozen} = 5.0 + 0.5 i$. This could be an evidence
325 that $SM > 0 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$, even in frozen ground conditions ($T_g < -5^\circ\text{C}$). In addition, a permittivity equal to $\varepsilon_{frozen} = 5.0 + 0.5 i$ may result from a soil surface which was saturated with water at freezing time. But, as the Arctic soil shows high SOC and high bulk density (Table A1), it may not satisfy this water saturation condition. For the imaginary part of the permittivity, Mironov et al. (2015) showed a decrease with decreasing temperatures. *In situ* measurements of frozen ground permittivity could be valuable, simultaneously to tower-based radiometer observations in the Arctic tundra environment. Some probes seem efficient
330 for this task, such as the one described in Gélinas et al. (2025). Using a constant permittivity, calculated under the assumption of a homogeneous ground, is a practical solution for our model, as it reduces the number of free parameters and auxiliary data. However, dielectric mixing models enable to characterize heterogeneous materials (Ulaby and Long, 2014) and could better fit the Arctic soils local behaviour.

5.1.2 Effects of the snow layer

335 Snow cover was present for all ground temperature observations used in T_g retrievals (i.e., the observed snow depth was above 10 cm), motivating the use of a snow layer in the MEM model. Lemmetyinen et al. (2016) and Roy et al. (2017) suggested that snow emissions at L-band are related to the bottom 10 cm of the snow layer. The typical Arctic snow profile consists of a dense windslab of high density ($\rho \simeq 300 - 400 \text{ kg m}^{-3}$) but with a depth hoar underneath with lower density ($\rho \simeq 250 \text{ kg m}^{-3}$) (?).

However, the impact in terms of ε_s is low in the model of Wiesmann and Mätzler (1999) that we used in the present study
 340 ($\varepsilon_s(\rho = 300 \text{ kg m}^{-3}) \simeq 1.5$ and $\varepsilon_s(\rho = 250 \text{ kg m}^{-3}) \simeq 1.4$). In addition, our model does not account for the inclusion of ice
 crusts in the snowpack (e.g. after rain-on-snow (ROS) events) (Bartsch et al., 2023), nor low vegetation (e.g. shrubs or mosses)
 that could be observed in the tundra environment (Royer et al., 2021a) and might add complexity to the snowpack microwave
 emission. In fact, Roy et al. (2015) observed a decrease in horizontal polarization as the impact of ice crust formation, but Roy
 et al. (2018) underlined the difficulty of modeling and quantifying such event at L-band. As for the vegetation, multiple effects
 345 may mitigate the T_g . The presence of shrubs leads to a snow accumulation with a lower density than on herbaceous areas,
 which means more thermal insulation from the snowpack (Grünberg et al., 2020; Liston et al., 2002). However, Domine et al.
 (2022) also observed thermal exchanges between air and soil through the branches. As these effects are observed at local scale,
 it is difficult to model it at the SMOS scale ($\simeq 40 \text{ km}$). Various temporal matching between *in situ* measurements $T_{g\text{-insitu}}$ and
 350 the retrieved T_g were tested (not shown): closest measurement to the satellite overpass time (Catherinot et al., 2011) or daily
 maximum, minimum (Jones et al., 2007) or mean. The metrics remained similar because we observed very few daily variations
 of T_g due to the snow insulation effect.

5.2 T_g retrievals under the snowpack for sites with $\nu_{wi} \geq 0.20$

For sites with $0.20 \leq \nu_{wi} \leq 0.41$, the retrievals showed a strong negative bias when ignoring the snow and ice covered water
 bodies with MEM_G . We corrected the bias with the model MEM_{G+WI} accounting for water bodies' contribution by optimizing
 355 the $H_{r,wi}$ parameter. A single $H_{r,wi}$ value did not suit all the sites. Validating T_g retrievals for sites with water body fractions
 between 0.04 and 0.20 may help to understand the water bodies' effects in the retrievals and how to account for them. For sites
 with $\nu_{wi} \geq 0.44$, the bias was larger with MEM_{G+WI} than with MEM_G . In fact, the bias could already be minimized using an
 appropriate $H_{r,gs}$. However, the correlation remained poor for these sites ($R < 0.3$). For ERA5, the bias median was larger for
 360 sites with $\nu_{wi} \geq 0.20$ (median = 1.0°C) than for sites with $\nu_{wi} \leq 0.04$ (median = -0.1°C). For sites with higher biases (namely
 Niguanak, Marsh Creek, Camden Bay and Fish Creek), no correlation could be made with surface characteristics, such as land
 cover (Table 1) and soil content (Table A1). However, we noticed that those sites correspond to coastal pixels, i.e. made of BT
 measured on the continent and the ocean. Kerr et al. (2020) highlighted the retrieval difficulties for coastal BT that result from
 mixed pixels. In fact, the observation geometry variations that lead to various water fractions are not taken into account in the
 MEM.

365 5.2.1 Effects of the snow and ice covered water bodies

We used the water fraction for a 40 km resolution, but Kerr et al. (2020) showed that a working area of $\sim 123 \text{ km} \times 123 \text{ km}$ is
 required to capture all the microwave signal that contributes to the SMOS observed BT. In fact, due to the multiple observation
 angles, the size and shape of the elliptical footprint vary. Using an average single round buffer for all the angles is a potential
 error source. For sites located near the coast, the nearby presence of the ocean is non-negligible. The considered water body
 370 areas may also vary over time. Dynamic water maps could improve the T_B correction, even more if they provide us with
 information on the water state (e.g. frozen, snow and ice covered, etc.). The water bodies highly impact the passive microwaves

observations in summer in the Arctic area (Ortet et al., 2024). Including water bodies in the MEM in winter is even more difficult because even if their surface is fully covered with ice, they may not be completely frozen in depth (Lemmettyinen et al., 2011). We tested various modeling configurations for the water bodies (ice only, liquid water only, ice on top of liquid water with a smooth interface, not shown). None were fully satisfying, but introducing the $H_{r,wi}$ parameter worked better. Indeed, it represents the surface roughness at the ice-water interface, which is not flat and significantly impacts microwave observations. Yet, different models should be applied depending on water bodies characteristics (e.g. depth) as shallower lakes could freeze down to bottom or sea ice may be formed on the coastal areas.

5.2.2 Analysis of a site with high water fraction (Inigok)

Figures 4 and 6 show that using a unique $H_{r,wi}$ for all the sites does not allow to get fully optimized T_g . To better understand the possible impact of snow and ice covered water bodies and model configuration, we present the Inigok site with a high water fraction of $\nu_{wi} = 0.23$. Figure 8 shows varying performance of the timeseries of T_{g,MEM_G} , $T_{g,MEM_{G+WI}}$ and T_{g-ERA5} compared to $T_{g-insitu}$. The T_{g,MEM_G} time series showed a negative bias that was well corrected in the $T_{g,MEM_{G+WI}}$ time series. The T_{g-ERA5} time series did not show a systematic bias with the $T_{g-insitu}$ time series. However, the ERA5 dynamic was quite different from the *in situ* measurements. While $T_{g-insitu}$ and T_g seemed linked to air temperature when it rises above -10°C (e.g. in early 2014), but with a lag. This was not observed for T_{g-ERA5} , while it appeared in the retrieved T_{g,MEM_G} and $T_{g,MEM_{G+WI}}$. This could be linked to wet snow events, that increase the snowpack thermal conductivity and consequently the link between air temperatures and T_g . They also challenge the snowpack transparency hypothesis (Kumawat et al., 2022), that could be not valid anymore, and could lead to an increase in the retrieved T_g values. Using MEM_G or MEM_{G+WI} did not affect the time series dynamic, as shown by the similar R and ubRMSD in Figure 6. However, a strong interannual difference is observed. In winter 2014, we found $R = 0.46$ for T_{g-ERA5} , while we obtained $R = 0.29$ for both T_{g,MEM_G} and $T_{g,MEM_{G+WI}}$ (see Figure C1 in the appendices). On the contrary, in winter 2019, a correlation of $R = -0.03$ is obtained with ERA5, while $R = 0.61$ using MEM_G or MEM_{G+WI} . These discrepancies between years suggest that ice conditions change throughout the years and further ice parametrization would be needed to obtain satisfactory T_g retrievals for scenes with high water body fractions.

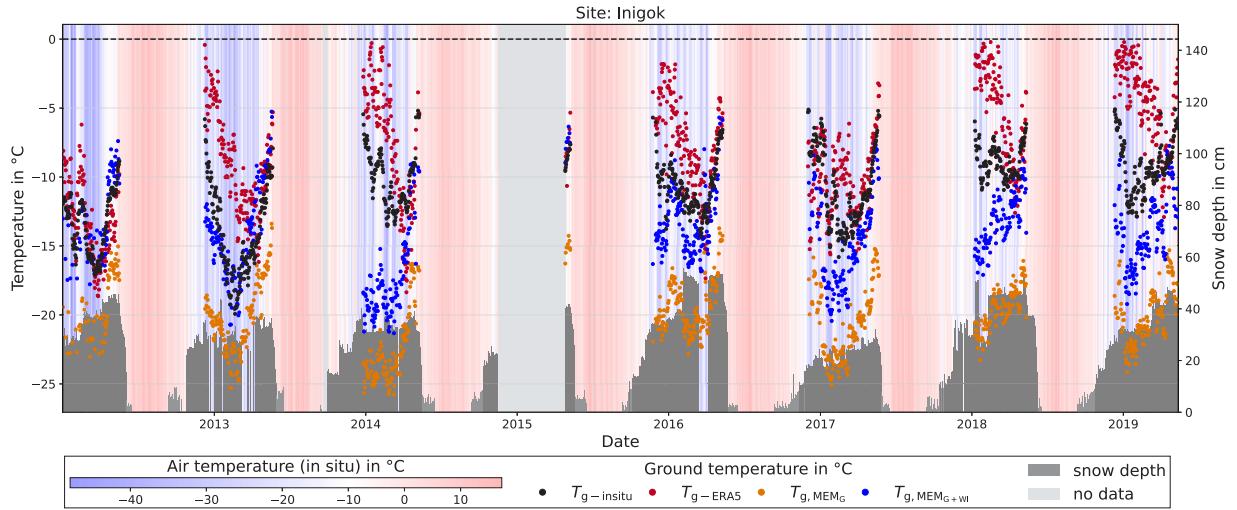


Figure 8. Time series of the ground temperatures (in °C, left axis) at Inigok from 2012 to 2020: $T_{g\text{-insitu}}$ (in black), $T_{g\text{-MEM}_G}$ (in orange), $T_{g\text{-MEM}_{G+WI}}$ (in blue) and $T_{g\text{-ERA5}}$ (in red). The snow depth (in cm, right axis) is displayed as dark grey bar plots. In the background, stripes from blue to red account for the *in situ* air temperature (in °C).

395 The similarities of behaviors of *in situ* and retrieved time series also varied during a single season. Figure 9 focuses on
 the retrievals using MEM_{G+WI} with different $H_{r,wi}$ at Inigok from December 2016 to May 2017. This period corresponds to
 the winter season with best correlation according to Figure C1 ($R = 0.74$). The retrieved T_g and $T_{g\text{-insitu}}$ were averaged per
 month and plotted with their standard deviation. Each graph of Figure 9 corresponds to a different $H_{r,wi}$ used in the modeling.
 The difference between the monthly averaged T_g and the monthly averaged $T_{g\text{-insitu}}$ is noted $\Delta\bar{T}$. December ($\Delta\bar{T} = -0.5^\circ\text{C}$),
 400 January ($\Delta\bar{T} = -1.8^\circ\text{C}$) and February ($\Delta\bar{T} = 0^\circ\text{C}$) T_g are in good agreement with $T_{g\text{-insitu}}$ for $H_{r,wi} = 0.7$. However, in March,
 $H_{r,wi} = 0.8$ provide better results ($\Delta\bar{T} = -0.2^\circ\text{C}$). The best $H_{r,wi}$ is 0.9 for April ($\Delta\bar{T} = -0.5^\circ\text{C}$) and May ($\Delta\bar{T} = -0.5^\circ\text{C}$).
 This suggests a possible evolution of the ice conditions throughout the winter, that impacts the ice-water surface rugosity
 and T_g inversion. This is in agreement with SAR studies (Duguay and Lafleur, 2003; Murfitt et al., 2023) which take into
 account roughness parameters over lakes to represent the impact of the roughness at the water-ice interface on microwave
 405 signal. Murfitt et al. (2023) linked the water-ice interface roughness with the growth of tubular bubbles during ice formation,
 leading to higher roughness. Slushing water in ice cracks at the end of the freezing season induces more complexity than
 our three horizontal layers modeling for water bodies (Adams and Lasenby, 1985). Ground-based radiometric observations
 would be highly beneficial to better understand the seasonal effect of water-ice interface roughness on T_B in Arctic regions.
 Such observations may also help the development of a more complex model to better describe the L-band emissions of the
 410 circumarctic lakes and their variations through the seasons.

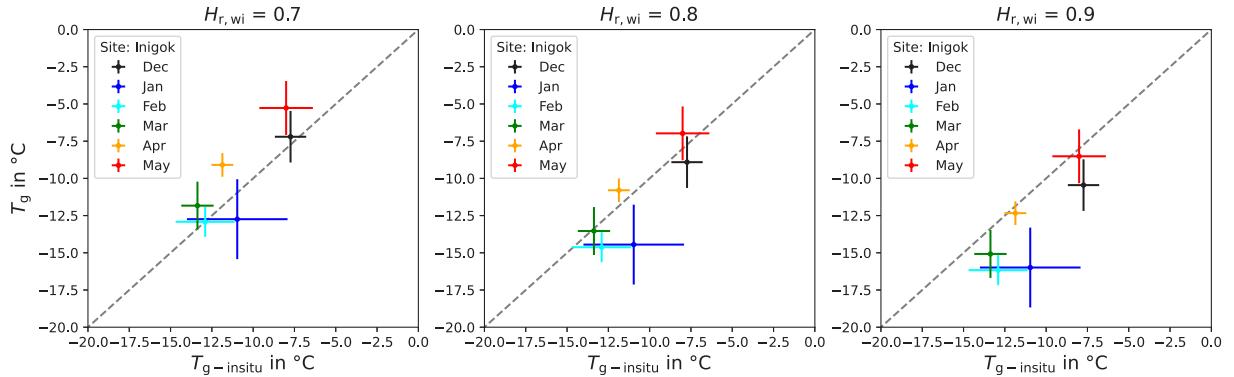


Figure 9. Scatter plots of the retrieved monthly average T_g (in $^{\circ}\text{C}$) against *in situ* averaged $T_{g\text{-insitu}}$ (in $^{\circ}\text{C}$) at the Inigok site from December 2016 to May 2017

. The error bars show the standard deviation of the retrieved and measured temperatures. $H_{r,\text{wi}}$ values used in the inversion are 0.7 (left), 0.8 (middle), and 0.9 (right). The grey dashed line corresponds to the 1:1 identity line.

6 Conclusions

This study aimed to expand the previous studies on L-band passive microwave modeling and ground-based observations of snow-covered scenes by retrieving ground temperatures from satellite measurements in winter conditions. Our approach is based on SMOS L-band observations from 2012 to 2019. Two MEM configurations were explored to retrieve the T_g below the snowpack in the Arctic: one considering a homogeneous scene (MEM_G) and another one correcting the scene for the snow and ice covered water body fraction (MEM_{G+WI}). T_g retrieved with both MEM were validated with *in situ* measurements of 21 sites across northern Alaska and compared to $T_{g\text{-ERA5}}$. Several conclusions can be drawn from our results:

- T_g under the snowpack can be retrieved from SMOS observations with a relatively simple MEM and limited auxiliary data.
- 420 - For sites with low water fraction (≤ 0.04), T_g were retrieved with a median correlation R of 0.60 and a median bias of -0.2°C . For the same sites, the ERA5 median R was 0.51 and median bias was -0.8°C .
- For sites with a higher water fraction (≥ 0.20), ignoring the water fraction (MEM_G) leads to strong negative biases. The bias can be reduced using an ice-water roughness parameter $H_{r,\text{wi}}$, but correlation with *in situ* remains low (< 0.5 and worse than ERA5).
- 425 - Further work needs to be done to assess the impact of the snow and ice covered water bodies on L-band T_B evolving through the winter season.

With its launch in 2010, SMOS has offered observations for almost 15 years to this day. Producing T_g maps over the Arctic for the whole period would improve monitoring of the permafrost state in space and time and would be highly beneficial for carbon models.

- 430 *Data availability.* SMOS L3BT are openly available at <https://dx.doi.org/10.12770/6294e08c-baec-4282-a251-33fee22ec67f>. USGS *in situ* data was sourced from <https://www.sciencebase.gov/catalog/item/59d6a458e4b05fe04cc6b47e>. CARVE data is freely available on https://daac.ornl.gov/cgi-bin/dsviewer.pl?ds_id=1424. SCAN and SNOTEL data was sourced from ISMN at <https://ismn.earth/en/dataviewer/#>. ERA5 data are openly available on <https://cds.climate.copernicus.eu/datasets/reanalysis-era5-single-levels?tab=download>. The ESA CCI L4 map, Version 2.0.7 can be accessed at <http://maps.elie.ucl.ac.be/CCI/viewer/download.php>.
- 435 *Author contributions.* JO carried out this study by analyzing data, performing the inversions, and organizing and writing the paper. ARoyer, AM and ARoy proposed the initial idea. MS and MH provided expertise in the microwave emission model. All the authors were involved in the analysis of the results and contributed to the writing of the paper.

Competing interests. The authors declare no conflict of interest.

- 500 *Acknowledgements.* This work was funded by the CNES (Centre National d'Etudes Spatiales) through J.O. PhD funding (contract no. JC.2020.OO39041) and the Science TOSCA (Terre Océan Surfaces Continentales et Atmosphère) program. The authors acknowledge the support of the Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada (NSERC). This study has been partially supported through the grant EUR TESS N°ANR-18-EURE-0018 in the framework of the Programme des Investissements d'Avenir. A contribution to this work was made at the Jet Propulsion Laboratory, California Institute of Technology, under a contract with the National Aeronautics and Space Administration. We would like to thank Christian Mätzler and the two anonymous reviewers for their very helpful comments.
- 600 *Review statement.* This paper was edited by Cecile Menard and reviewed by Christian Mätzler and two anonymous referees.

Appendix A: Soil properties

Table A1. Study sites soil characteristics at 0–5 cm extracted from SoilGrids 250 m v2.0 database (Poggio et al. 2021).

Network	Site	Clay (%)	Sand (%)	Silt (%)	SOC (g kg ⁻¹)	Bulk density (g cm ⁻³)
CARVE	Atqasuk	14.1	67.2	18.7	402.3	0.33
	Barrow	28.3	37.8	33.9	360.7	0.51
	Ivotuk	25.4	29.3	45.3	384.3	0.43
USGS	Inigok	20.6	34.9	44.4	310.8	0.42
	Fish Creek	17.6	40	42.4	331.3	0.38
	Umiat	24	20	56	389.7	0.41
	Tunalik	20.3	31	48.7	331.3	0.45
	Koluktak	23.3	27.6	49.1	327.9	0.41
	Niguanak	19.8	31.8	48.3	279.3	0.47
	Marsh Creek	18.1	27.6	54.3	290.6	0.41
	South Meade	16.7	51.9	31.4	377.5	0.36
	Camden Bay	23	32.3	44.7	24.8	0.66
	Awuna2	25.2	22.3	52.5	348.2	0.44
	Piksiksak	19.3	32.9	47.8	353.6	0.44
	East Teshekpuk	23.6	43.8	32.7	312.5	0.39
ISMN SNOTEL	Ikpikpuk	21.1	40.9	38.1	335.6	0.41
	Imnaviat Creek	16.7	41.6	41.7	337.2	0.35
	Kelly Station	14.5	30.2	55.3	286	0.55
ISMN SCAN	Atigun Pass	25	46	29	129.7	0.65
	Ikalukrok Creek	18.2	40.3	41.5	287	0.62

Table A2. Frozen soil permittivity ϵ_{frozen} obtained from various dielectric constant models. No unfrozen water is considered, i.e. SM = 0 m³ m⁻³. When needed, the other soil properties are from SoilGrid 250 m v2.0 (Poggio et al., 2021) (Table A1). Note that the sign before the imagery part depends on different conventions.

Network	Site	Mironov et al. (2009)	Mironov et al. (2015)	Park et al. (2017)	Park et al. (2019)
CARVE	Atqasuk	2.36 + 0.11 i	1.45 + 0.04 i	2.22 + 0.07 i	1.91 + 0.06 i
	Barrow	2.15 + 0.08 i	1.73 + 0.06 i	2.07 + 0.07 i	2.17 + 0.08 i
	Ivotuk	2.19 + 0.09 i	1.60 + 0.05 i	2.36 + 0.09 i	2.23 + 0.09 i
USGS	Inigok	2.26 + 0.10 i	1.59 + 0.05 i	2.33 + 0.09 i	2.18 + 0.09 i
	Fish Creek	2.30 + 0.10 i	1.53 + 0.04 i	2.39 + 0.10 i	2.13 + 0.08 i
	Umiat	2.21 + 0.09 i	1.57 + 0.05 i	2.50 + 0.11 i	2.31 + 0.10 i
	Tunalik	2.26 + 0.10 i	1.64 + 0.05 i	2.29 + 0.09 i	2.21 + 0.09 i
	Koluktak	2.22 + 0.09 i	1.57 + 0.05 i	2.43 + 0.10 i	2.25 + 0.09 i
	Niguanak	2.27 + 0.10 i	1.67 + 0.06 i	2.22 + 0.09 i	2.21 + 0.09 i
	Marsh Creek	2.30 + 0.10 i	1.57 + 0.05 i	2.43 + 0.11 i	2.23 + 0.09 i
	South Meade	2.32 + 0.10 i	1.50 + 0.04 i	2.32 + 0.09 i	2.04 + 0.07 i
	Camden Bay	2.22 + 0.09 i	1.98 + 0.09 i	1.71 + 0.06 i	2.24 + 0.09 i
	Awuna2	2.19 + 0.09 i	1.62 + 0.05 i	2.39 + 0.10 i	2.29 + 0.10 i
	Piksiksak	2.28 + 0.10 i	1.62 + 0.05 i	2.30 + 0.09 i	2.19 + 0.09 i
	East Teshekpuk	2.21 + 0.09 i	1.54 + 0.05 i	2.33 + 0.09 i	2.12 + 0.07 i
ISMN SNOTEL	Ikpikpuk	2.25 + 0.09 i	1.57 + 0.05 i	2.30 + 0.09 i	2.14 + 0.08 i
	Lake 145	2.23 + 0.09 i	1.72 + 0.06 i	2.05 + 0.07 i	2.12 + 0.08 i
	Imnaviat Creek	2.32 + 0.10 i	1.48 + 0.04 i	2.45 + 0.10 i	2.12 + 0.08 i
ISMN SCAN	Kelly Station	2.36 + 0.10 i	1.80 + 0.07 i	2.02 + 0.08 i	2.20 + 0.09 i
	Atigun Pass	2.19 + 0.09 i	1.97 + 0.09 i	1.66 + 0.05 i	2.12 + 0.07 i
ISMN SCAN	Ikalukrok Creek	2.29 + 0.10 i	1.92 + 0.08 i	1.77 + 0.06 i	2.14 + 0.08 i

Appendix B: Results: Figures with confidence intervals

The Figures B1, B2 and B3 below are respectively similar to the Figures 5, 6 and 7 but with the confidence intervals (CI) of each metric. The 5% and 95% CI are respectively represented in orange and blue, the metric in grey. As for each metric, the CI

450 distribution of all sites is represented with a boxplot.

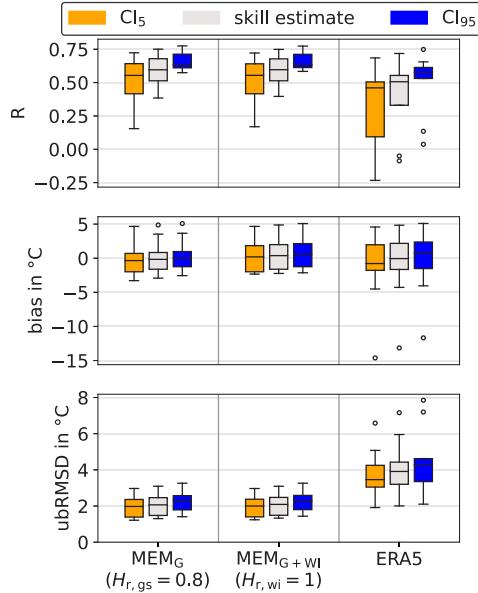


Figure B1. Summary statistics of R, bias and ubRMSD for sites with $\nu_{wi} \leq 0.04$. The boxes show the median and interquartile range and whiskers show the 5 and 95 percentiles obtained from all the considered sites. The grey box corresponds to the skill estimate (R, bias, or ubRMSD). Respectively, the orange and blue boxes correspond to the associated 5% and 95% confidence interval limits obtained from all the considered sites. The x-axis corresponds to the $H_{r,wi}$ used in the inversion. The boxes are respectively obtained from: MEM_G with $H_{r,gs} = 8$

= 8

(left), MEM_{G+WI} with $H_{r,wi} = 1$ (center) and ERA5 (right).

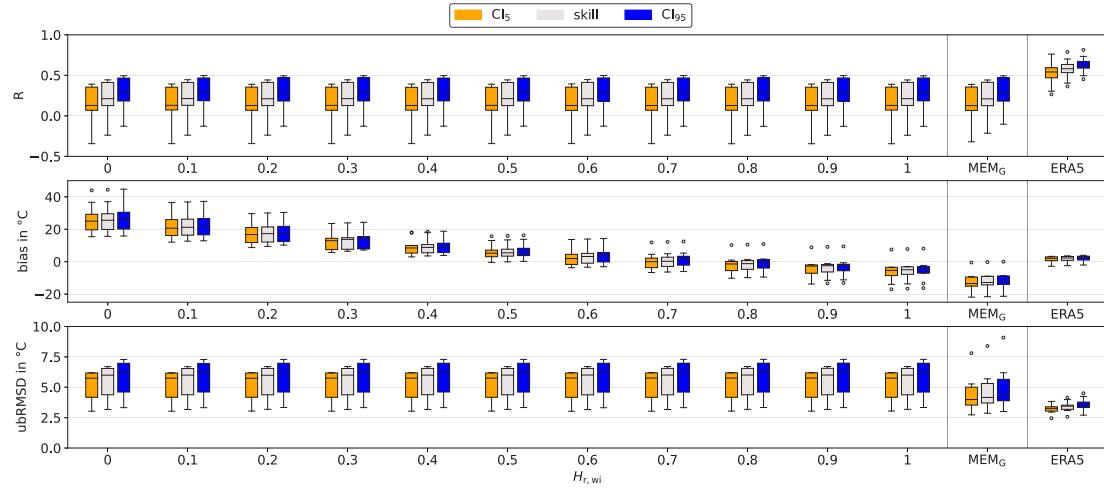


Figure B2. Summary statistics (in grey) of R, bias and ubRMSD and their 5% (in orange) and 95% (in blue) confidence intervals for sites with $0.20 \leq \nu_{wi} \leq 0.41$. Boxes represent the site median and interquartile range ($Q_3 - Q_1$) and whiskers represent the 5 and 95 percentiles. The x-axis corresponds to the $H_{r,wi}$ used in the inversion. The rightmost boxes are obtained with ERA5.

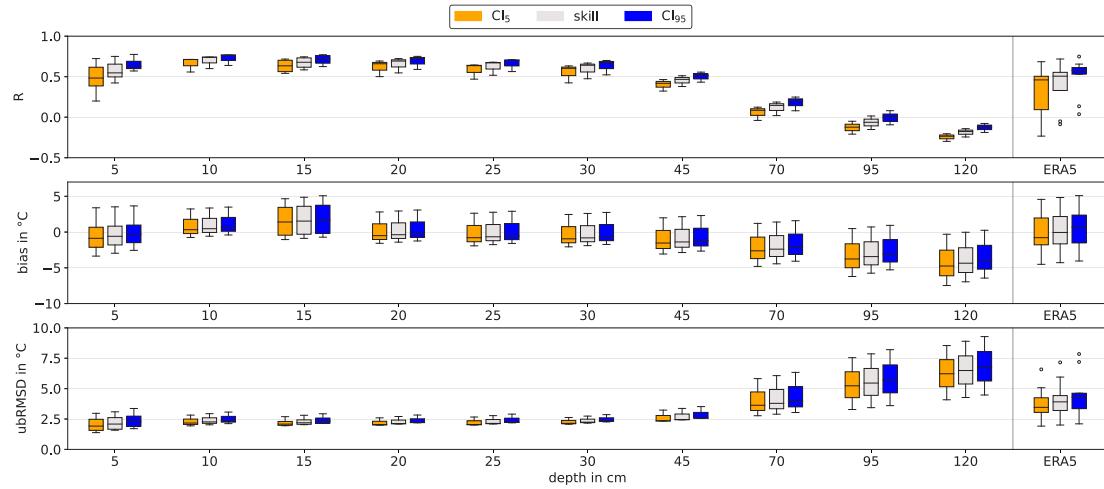


Figure B3. Summary statistics (in grey) of R, bias and ubRMSD and their 5% (in orange) and 95% (in blue) confidence intervals for sites with $\nu_{wi} \leq 0.04$. Boxes represent the site median and interquartile range ($Q_3 - Q_1$) and whiskers represent the 5 and 95 percentiles. The x-axis corresponds to the *in situ* probing depths used for the validation. The extreme right boxes are obtained with ERA5 and $T_{g\text{-insitu}}$ at 5 cm depth.

Appendix C: Case study: Inigok

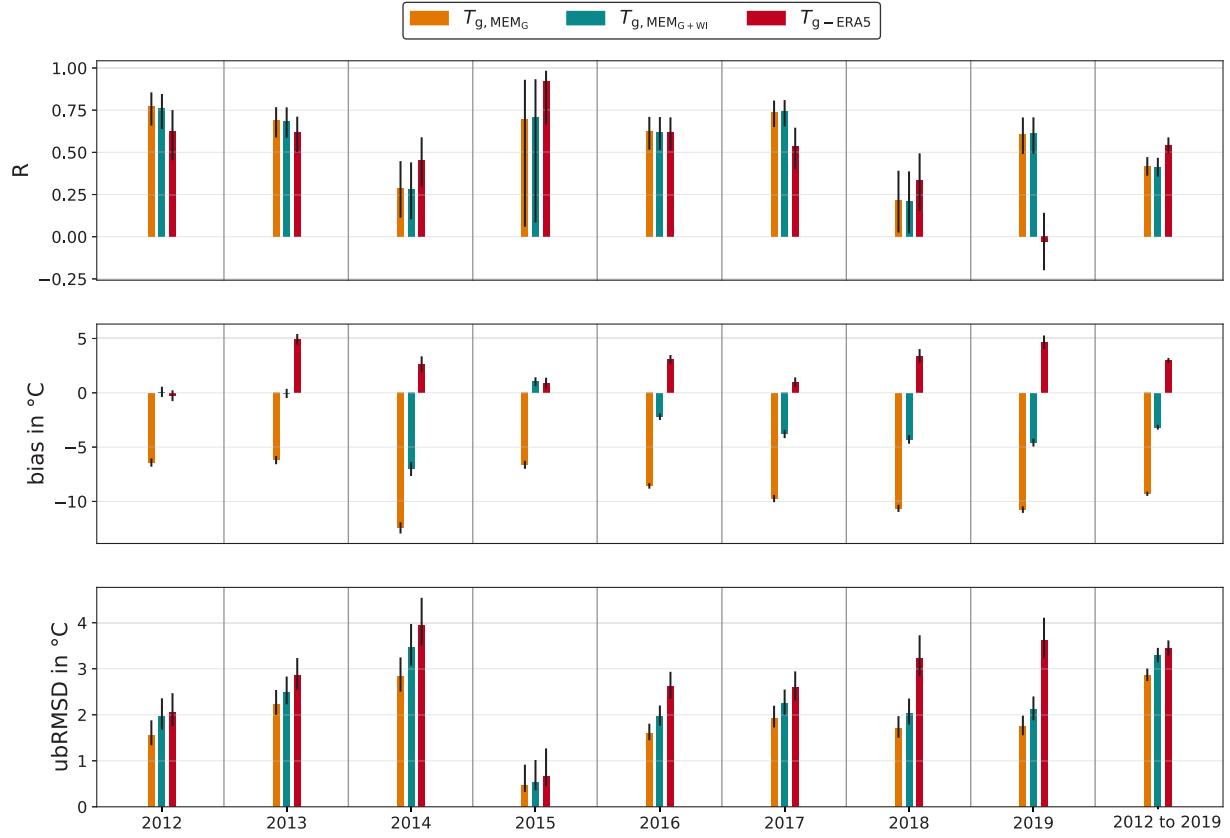


Figure C1. Yearly metrics obtained at Inigok from 2012 to 2020: T_{g, MEM_G} (in orange), $T_{g, \text{MEM}_G + \text{WI}}$ (in blue) and $T_{g-\text{ERA5}}$ (in red). R, bias and ubRMSD are plotted as bar plots, with error bars accounting for their 5% and 95% confidence intervals. On the far right, we show the global metrics obtained for the whole timeseries.

Appendix D: Summarizing performances

Table D1. Biases in °C for all sites (lines) and all H_r (columns). The last column gathers scores from ERA5. The sub-table on top corresponds to the model MEM_G and the one below to the model MEM_{G+WI} . The smallest bias obtained with MEM_G or MEM_{G+WI} per site (i.e. line) is in bold.

$H_{r,gs}$	Bias in °C											ERA5	
	MEM_G												
	0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1		
Awuna2	18.0	15.6	13.5	11.7	10.0	8.5	7.2	5.9	4.9	3.9	3.0	1.8	
Camden Bay	11.5	9.2	7.2	5.4	3.7	2.3	1.0	-0.2	-1.3	-2.2	-3.0	0.8	
East Teshekpuk	-9.8	-11.9	-13.8	-15.5	-17.0	-18.3	-19.5	-20.6	-21.6	-22.5	-23.3	3.5	
Fish Creek	6.1	3.9	1.8	0.1	-1.5	-3.0	-4.3	-5.4	-6.5	-7.4	-8.3	0.6	
Ikpikpuk	-6.4	-8.6	-10.5	-12.2	-13.7	-15.1	-16.3	-17.4	-18.4	-19.3	-20.1	2.3	
Inigok	3.1	0.9	-1.1	-2.8	-4.4	-5.8	-7.1	-8.3	-9.3	-10.2	-11.1	3.0	
Koluktak	3.5	1.2	-0.7	-2.5	-4.1	-5.5	-6.8	-8.0	-9.0	-9.9	-10.8	0.8	
Lake 145	-2.1	-4.3	-6.2	-8.0	-9.5	-10.9	-12.2	-13.3	-14.3	-15.2	-16.0	3.2	
Marsh Creek	9.1	6.9	4.8	3.0	1.4	-0.1	-1.4	-2.5	-3.6	-4.5	-5.4	-0.8	
Niguanak	12.6	10.3	8.2	6.4	4.8	3.3	2.0	0.8	-0.3	-1.2	-2.1	-1.1	
Piksiksak	13.6	11.3	9.3	7.5	5.8	4.3	3.0	1.8	0.8	-0.2	-1.0	3.2	
South Meade	3.3	1.1	-0.9	-2.6	-4.2	-5.6	-6.9	-8.0	-9.0	-9.9	-10.8	3.6	
Tunalik	12.6	10.3	8.3	6.5	4.8	3.4	2.1	0.9	-0.2	-1.1	-2.0	4.8	
Umiat	16.6	14.3	12.2	10.3	8.6	7.2	5.8	4.6	3.5	2.6	1.7	2.2	
Atqasuk	-0.7	-2.9	-4.9	-6.6	-8.2	-9.6	-10.9	-12.0	-13.0	-13.9	-14.8	1.1	
Barrow	-1.9	-4.1	-6.0	-7.8	-9.3	-10.7	-12.0	-13.1	-14.1	-15.0	-15.8	-2.4	
Ivotuk	11.4	9.0	7.0	5.1	3.5	2.0	0.6	-0.5	-1.6	-2.6	-3.4	-0.1	
Atigun Pass	10.3	8.0	6.0	4.1	2.5	1.0	-0.3	-1.5	-2.5	-3.5	-4.4	-1.7	
Ikalukrok Creek	11.8	9.5	7.4	5.6	4.0	2.5	1.2	0.0	-1.1	-2.1	-2.9	-0.2	
Imnaviat Creek	13.9	11.6	9.5	7.7	6.0	4.5	3.1	1.9	0.8	-0.1	-1.0	-4.3	
Kelly Station	10.1	7.7	5.7	3.8	2.2	0.7	-0.6	-1.8	-2.9	-3.8	-4.8	-13.1	

$H_{r,wi}$	Bias in °C											ERA5	
	MEM_{G+WI}												
	0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1		
Awuna2	4.9	4.9	4.9	4.9	4.9	4.9	4.9	4.9	4.9	4.9	4.9	1.8	
Camden Bay	79.7	70.5	62.1	54.6	47.8	41.7	36.2	31.3	26.8	22.7	19.1	0.8	
East Teshekpuk	37.0	28.8	21.4	14.8	8.8	3.4	-1.5	-5.9	-9.8	-13.4	-16.7	3.5	
Fish Creek	137.4	120.4	105.1	91.4	79.0	67.7	57.6	48.5	40.3	32.9	26.2	0.6	
Ikpikpuk	22.7	17.1	12.1	7.6	3.6	-0.1	-3.4	-6.4	-9.1	-11.5	-13.7	2.3	
Inigok	19.9	16.4	13.2	10.3	7.8	5.4	3.4	1.5	-0.2	-1.8	-3.2	3.0	
Koluktak	15.6	12.7	10.0	7.7	5.5	3.6	1.8	0.2	-1.2	-2.5	-3.7	0.8	
Lake 145	44.4	36.8	30.0	23.9	18.4	13.4	9.0	4.9	1.3	-2.0	-5.0	3.2	
Marsh Creek	77.4	68.2	59.8	52.3	45.5	39.4	33.9	29.0	24.5	20.4	16.8	-0.8	
Niguanak	29.6	26.3	23.3	20.6	18.1	16.0	14.0	12.2	10.6	9.1	7.8	-1.1	
Piksiksak	5.2	4.7	4.3	3.9	3.5	3.2	2.9	2.6	2.4	2.2	2.0	3.2	
South Meade	25.6	21.2	17.3	13.8	10.6	7.7	5.1	2.8	0.7	-1.2	-3.0	3.6	
Tunalik	2.0	1.7	1.5	1.3	1.1	1.0	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	4.8	
Umiat	5.8	5.6	5.3	5.2	5.0	4.8	4.7	4.5	4.4	4.3	4.2	2.2	
Atqasuk	16.5	12.8	9.5	6.5	3.7	1.3	-0.9	-2.9	-4.7	-6.3	-7.8	1.1	
Barrow	29.3	23.7	18.7	14.2	10.2	6.5	3.2	0.2	-2.5	-4.9	-7.1	-2.4	
Ivotuk	-1.6	-1.6	-1.6	-1.6	-1.6	-1.6	-1.6	-1.6	-1.6	-1.6	-1.6	-0.1	
Atigun Pass	-1.5	-1.6	-1.7	-1.8	-1.9	-1.9	-2.0	-2.1	-2.1	-2.2	-2.2	-1.7	
Ikalukrok Creek	-1.1	-1.1	-1.1	-1.1	-1.1	-1.1	-1.1	-1.1	-1.1	-1.1	-1.1	-0.2	
Imnaviat Creek	2.0	1.9	1.7	1.7	1.6	1.5	1.4	1.4	1.3	1.2	1.2	-4.3	
Kelly Station	0.5	0.1	-0.2	-0.5	-0.7	30	-1.0	-1.2	-1.4	-1.6	-1.8	-1.9	-13.1

Table D2. R for all sites (lines) and all H_r (columns). The last column gathers scores from ERA5. The sub-table on top corresponds to the model MEM_G and the one bellow to the model MEM_{G+WI} .

$H_{r,gs}$	R											ERA5	
	MEM _G												
	0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1		
Awuna2	0.64	0.63	0.63	0.63	0.63	0.63	0.63	0.63	0.63	0.63	0.63	0.55	
Camden Bay	0.30	0.30	0.29	0.29	0.30	0.30	0.29	0.29	0.29	0.29	0.29	0.78	
East Teshekpuk	0.13	0.13	0.13	0.13	0.13	0.13	0.12	0.13	0.12	0.13	0.13	0.58	
Fish Creek	0.24	0.24	0.23	0.23	0.24	0.23	0.23	0.24	0.24	0.23	0.23	0.74	
Ikpikpuk	0.35	0.35	0.35	0.35	0.35	0.35	0.35	0.35	0.35	0.35	0.35	0.70	
Inigok	0.42	0.42	0.42	0.42	0.42	0.42	0.42	0.42	0.42	0.42	0.42	0.54	
Koluktak	0.45	0.45	0.45	0.45	0.45	0.45	0.45	0.45	0.44	0.45	0.44	0.63	
Lake 145	0.16	0.15	0.15	0.15	0.15	0.15	0.15	0.15	0.15	0.15	0.15	0.61	
Marsh Creek	0.23	0.23	0.23	0.23	0.23	0.22	0.22	0.22	0.22	0.23	0.22	0.63	
Niguanak	0.42	0.42	0.42	0.42	0.41	0.41	0.41	0.41	0.41	0.41	0.41	0.79	
Piksiksak	0.74	0.74	0.74	0.74	0.73	0.74	0.74	0.74	0.74	0.74	0.74	0.51	
South Meade	0.22	0.21	0.21	0.21	0.21	0.21	0.21	0.21	0.21	0.21	0.21	0.53	
Tunalik	0.75	0.75	0.75	0.75	0.75	0.75	0.75	0.75	0.75	0.75	0.75	0.55	
Umiat	0.60	0.60	0.60	0.60	0.60	0.60	0.60	0.60	0.60	0.60	0.60	0.62	
Atqasuk	-0.24	-0.24	-0.24	-0.23	-0.23	-0.23	-0.23	-0.23	-0.24	-0.24	-0.24	0.40	
Barrow	0.05	0.05	0.05	0.05	0.06	0.06	0.06	0.06	0.06	0.06	0.06	0.36	
Ivotuk	0.50	0.49	0.50	0.49	0.50	0.49	0.49	0.49	0.49	0.49	0.50	-0.05	
Atigun Pass	0.68	0.68	0.68	0.68	0.68	0.68	0.68	0.68	0.68	0.68	0.68	0.72	
Ikalukrok Creek	0.51	0.51	0.51	0.51	0.51	0.51	0.51	0.51	0.51	0.51	0.51	-0.09	
Imnaviat Creek	0.55	0.55	0.54	0.55	0.54	0.54	0.54	0.54	0.54	0.54	0.54	0.50	
Kelly Station	0.41	0.40	0.40	0.39	0.41	0.41	0.41	0.40	0.38	0.41	0.39	0.33	

$H_{r,wi}$	R											ERA5	
	MEM _{G+WI}												
	0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1		
Awuna2	0.63	0.63	0.63	0.63	0.63	0.63	0.63	0.63	0.63	0.63	0.63	0.55	
Camden Bay	0.29	0.29	0.29	0.29	0.29	0.29	0.29	0.29	0.29	0.29	0.29	0.78	
East Teshekpuk	0.13	0.13	0.13	0.13	0.13	0.13	0.13	0.13	0.13	0.13	0.13	0.58	
Fish Creek	0.24	0.24	0.24	0.24	0.24	0.24	0.24	0.24	0.24	0.24	0.24	0.74	
Ikpikpuk	0.35	0.35	0.35	0.35	0.35	0.36	0.35	0.35	0.35	0.35	0.35	0.70	
Inigok	0.41	0.41	0.41	0.41	0.42	0.42	0.42	0.42	0.42	0.42	0.41	0.54	
Koluktak	0.44	0.45	0.44	0.44	0.45	0.44	0.45	0.45	0.44	0.45	0.44	0.63	
Lake 145	0.16	0.15	0.16	0.15	0.15	0.15	0.15	0.15	0.15	0.15	0.15	0.61	
Marsh Creek	0.23	0.23	0.23	0.24	0.23	0.23	0.22	0.22	0.22	0.23	0.22	0.63	
Niguanak	0.41	0.41	0.41	0.41	0.41	0.41	0.41	0.41	0.41	0.41	0.41	0.79	
Piksiksak	0.74	0.74	0.74	0.74	0.74	0.74	0.74	0.74	0.74	0.74	0.74	0.51	
South Meade	0.21	0.21	0.21	0.21	0.21	0.21	0.21	0.21	0.21	0.21	0.21	0.53	
Tunalik	0.75	0.75	0.75	0.75	0.75	0.75	0.75	0.75	0.75	0.75	0.75	0.55	
Umiat	0.60	0.60	0.60	0.60	0.60	0.59	0.60	0.60	0.60	0.60	0.60	0.62	
Atqasuk	-0.24	-0.24	-0.24	-0.24	-0.24	-0.24	-0.24	-0.24	-0.24	-0.24	-0.24	0.40	
Barrow	0.06	0.06	0.06	0.06	0.06	0.06	0.06	0.06	0.06	0.06	0.06	0.36	
Ivotuk	0.49	0.49	0.49	0.49	0.49	0.49	0.49	0.49	0.49	0.49	0.49	-0.05	
Atigun Pass	0.68	0.68	0.68	0.68	0.68	0.68	0.68	0.68	0.68	0.68	0.68	0.72	
Ikalukrok Creek	0.51	0.51	0.51	0.51	0.51	0.51	0.51	0.51	0.51	0.51	0.51	-0.09	
Imnaviat Creek	0.54	0.54	0.54	0.54	0.54	0.54	0.54	0.54	0.54	0.54	0.54	0.50	
Kelly Station	0.42	0.41	0.41	0.41	0.43	0.40	0.40	0.41	0.40	0.40	0.40	0.33	

Table D3. ubRMSD in °C for all sites (lines) and all H_r (columns). The last column gathers scores from ERA5. The sub-table on top corresponds to the model MEM_G and the one bellow to the model MEM_{G+WI} .

$H_{r,\text{gs}}$	ubRMSD in °C											ERA5	
	MEM _G												
	0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1		
Awuna2	2.3	2.3	2.3	2.3	2.3	2.3	2.3	2.3	2.3	2.3	2.3	3.2	
Camden Bay	4.6	4.6	4.6	4.6	4.5	4.5	4.5	4.5	4.5	4.5	4.5	2.7	
East Teshekpuk	4.4	4.3	4.3	4.3	4.3	4.3	4.3	4.3	4.2	4.2	4.2	3.5	
Fish Creek	3.8	3.8	3.8	3.8	3.8	3.8	3.7	3.7	3.7	3.7	3.7	2.3	
Ikpikpuk	3.8	3.8	3.8	3.8	3.8	3.8	3.8	3.8	3.8	3.8	3.8	3.2	
Inigok	2.9	2.9	2.9	2.9	2.9	2.9	2.9	2.9	2.9	2.9	2.9	3.4	
Koluktak	2.9	2.9	2.9	2.9	2.9	2.9	2.9	2.9	2.9	2.9	2.9	3.1	
Lake 145	4.3	4.3	4.3	4.2	4.2	4.2	4.2	4.2	4.2	4.2	4.2	3.3	
Marsh Creek	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.3	4.3	4.3	2.9	
Niguanak	3.8	3.8	3.8	3.7	3.7	3.7	3.7	3.7	3.7	3.7	3.7	2.6	
Piksiksak	2.5	2.5	2.5	2.5	2.5	2.5	2.5	2.5	2.5	2.5	2.5	4.1	
South Meade	5.4	5.4	5.4	5.4	5.4	5.3	5.3	5.3	5.3	5.3	5.3	4.0	
Tunalik	3.1	3.1	3.1	3.1	3.1	3.1	3.1	3.1	3.1	3.1	3.1	4.4	
Umiat	2.1	2.1	2.1	2.1	2.1	2.1	2.1	2.1	2.1	2.1	2.1	3.2	
Atqasuk	5.8	5.8	5.7	5.7	5.7	5.7	5.6	5.6	5.6	5.6	5.6	4.1	
Barrow	8.3	8.2	8.2	8.2	8.1	8.1	8.0	8.0	8.0	8.0	8.0	3.5	
Ivotuk	2.1	2.1	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	3.9	
Atigun Pass	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.4	1.4	1.5	1.4	1.4	2.0	
Ikalukrok Creek	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	7.2	
Imnaviat Creek	1.4	1.4	1.3	1.3	1.3	1.3	1.3	1.3	1.3	1.3	1.3	2.2	
Kelly Station	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.4	1.4	6.0	

$H_{r,\text{wi}}$	ubRMSD in °C											ERA5	
	MEM _{G+WI}												
	0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1		
Awuna2	2.3	2.3	2.3	2.3	2.3	2.3	2.3	2.3	2.3	2.3	2.3	3.2	
Camden Bay	6.8	6.8	6.8	6.7	6.8	6.8	6.8	6.8	6.7	6.7	6.7	2.7	
East Teshekpuk	6.1	6.1	6.1	6.2	6.1	6.1	6.1	6.1	6.1	6.1	6.1	3.5	
Fish Creek	7.8	7.7	7.7	7.7	7.7	7.7	7.7	7.7	7.7	7.7	7.7	2.3	
Ikpikpuk	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	3.2	
Inigok	3.3	3.3	3.3	3.3	3.3	3.3	3.3	3.3	3.3	3.3	3.3	3.4	
Koluktak	3.2	3.2	3.2	3.2	3.2	3.2	3.2	3.2	3.2	3.2	3.2	3.1	
Lake 145	6.0	6.0	6.0	6.0	6.0	6.0	6.0	6.0	6.0	6.0	6.0	3.3	
Marsh Creek	7.1	7.1	7.1	7.0	7.1	7.1	7.1	7.1	7.1	7.1	7.1	2.9	
Niguanak	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	2.6	
Piksiksak	2.5	2.5	2.5	2.5	2.5	2.5	2.5	2.5	2.5	2.5	2.5	4.1	
South Meade	6.5	6.5	6.6	6.5	6.6	6.6	6.6	6.6	6.6	6.6	6.6	4.0	
Tunalik	3.1	3.1	3.1	3.1	3.1	3.1	3.1	3.1	3.1	3.1	3.1	4.4	
Umiat	2.1	2.1	2.1	2.1	2.1	2.1	2.1	2.1	2.1	2.1	2.1	3.2	
Atqasuk	6.7	6.7	6.7	6.7	6.7	6.7	6.7	6.7	6.7	6.7	6.7	4.1	
Barrow	11.5	11.5	11.5	11.5	11.5	11.5	11.5	11.5	11.5	11.5	11.5	3.5	
Ivotuk	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	3.9	
Atigun Pass	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	2.0	
Ikalukrok Creek	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	7.2	
Imnaviat Creek	1.3	1.3	1.3	1.4	1.4	1.3	1.3	1.4	1.3	1.3	1.3	2.2	
Kelly Station	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	6.0	

References

- ESA. Land Cover CCI Product User Guide Version 2.
- 455 Aalto, J., Karjalainen, O., Hjort, J., and Luoto, M.: Statistical Forecasting of Current and Future Circum-Arctic Ground Temperatures and Active Layer Thickness, *Geophysical Research Letters*, 45, 4889–4898, <https://doi.org/10.1029/2018GL078007>, 2018.
- Adams, W. and Lasenby, D.: The Roles of Snow, Lake Ice and Lake Water in the Distribution of Major Ions in the Ice Cover of a Lake, *Annals of Glaciology*, 7, 202–207, <https://doi.org/10.3189/S0260305500006170>, 1985.
- Aksoy, M. and Johnson, J. T.: A Study of SMOS RFI Over North America, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 10, 515–519, 460 <https://doi.org/10.1109/LGRS.2012.2211993>, 2013.
- Al Bitar, A., Mialon, A., Kerr, Y. H., Cabot, F., Richaume, P., Jacquette, E., Quesney, A., Mahmoodi, A., Tarot, S., Parrens, M., Al-Yaari, A., Pellarin, T., Rodriguez-Fernandez, N., and Wigneron, J.-P.: The Global SMOS Level 3 Daily Soil Moisture and Brightness Temperature Maps, *Earth System Science Data*, 9, 293–315, <https://doi.org/10.5194/essd-9-293-2017>, 2017.
- Ala-Aho, P., Autio, A., Bhattacharjee, J., Isokangas, E., Kujala, K., Marttila, H., Menberu, M., Meriö, L.-J., Postila, H., Rauhala, A., 465 Ronkanen, A.-K., Rossi, P. M., Saari, M., Haghghi, A. T., and Kløve, B.: What Conditions Favor the Influence of Seasonally Frozen Ground on Hydrological Partitioning? A Systematic Review, *Environmental Research Letters*, 16, 043 008, <https://doi.org/10.1088/1748-9326/abe82c>, 2021.
- André, C., Ottlé, C., Royer, A., and Maignan, F.: Land Surface Temperature Retrieval over Circumpolar Arctic Using SSM/I–SSMIS and MODIS Data, *Remote Sensing of Environment*, 162, 1–10, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.01.028>, 2015.
- 470 Bartlett, M. G., Chapman, D. S., and Harris, R. N.: Snow and the Ground Temperature Record of Climate Change, *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 109, 2004JF000 224, <https://doi.org/10.1029/2004JF000224>, 2004.
- Bartsch, A., Bergstedt, H., Pointner, G., Muri, X., Rautiainen, K., Leppänen, L., Joly, K., Sokolov, A., Orekhov, P., Ehrich, D., and Soininen, E. M.: Towards Long-Term Records of Rain-on-Snow Events across the Arctic from Satellite Data, *The Cryosphere*, 17, 889–915, <https://doi.org/10.5194/tc-17-889-2023>, 2023.
- 475 Benninga, H.-J. F., Van Der Velde, R., and Su, Z.: Sentinel-1 Soil Moisture Content and Its Uncertainty over Sparsely Vegetated Fields, *Journal of Hydrology X*, 9, 100 066, <https://doi.org/10.1016/j.hydora.2020.100066>, 2020.
- Bircher, S., Demontoux, F., Razafindratsima, S., Zakharova, E., Drusch, M., Wigneron, J.-P., and Kerr, Y.: L-Band Relative Permittivity of Organic Soil Surface Layers—A New Dataset of Resonant Cavity Measurements and Model Evaluation, *Remote Sensing*, 8, 1024, <https://doi.org/10.3390/rs8121024>, 2016.
- 480 Biskaborn, B. K., Smith, S. L., Noetzli, J., Matthes, H., Vieira, G., Streletschi, D. A., Schoeneich, P., Romanovsky, V. E., Lewkowicz, A. G., Abramov, A., Allard, M., Boike, J., Cable, W. L., Christiansen, H. H., Delaloye, R., Diekmann, B., Drozdov, D., Etzelmüller, B., Grosse, G., Guglielmin, M., Ingeman-Nielsen, T., Isaksen, K., Ishikawa, M., Johannsson, M., Johannsson, H., Joo, A., Kaverin, D., Kholodov, A., Konstantinov, P., Kröger, T., Lambiel, C., Lanckman, J.-P., Luo, D., Malkova, G., Meiklejohn, I., Moskalenko, N., Oliva, M., Phillips, M., Ramos, M., Sannel, A. B. K., Sergeev, D., Seybold, C., Skryabin, P., Vasiliev, A., Wu, Q., Yoshikawa, K., Zheleznyak, M., and Lantuit, H.: Permafrost Is Warming at a Global Scale, *Nature Communications*, 10, 264, <https://doi.org/10.1038/s41467-018-08240-4>, 2019.
- 485 Brodzik, M. J., Billingsley, B., Haran, T., Raup, B., and Savoie, M. H.: EASE-Grid 2.0: Incremental but Significant Improvements for Earth-Gridded Data Sets, *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 1, 32–45, <https://doi.org/10.3390/ijgi1010032>, 2012.
- Cao, B., Gruber, S., Zheng, D., and Li, X.: The ERA5-Land Soil Temperature Bias in Permafrost Regions, *The Cryosphere*, 14, 2581–2595, <https://doi.org/10.5194/tc-14-2581-2020>, 2020.

- 490 CATDS: CATDS-PDC L3TB - Daily Global Polarised Brightness Temperature Product from SMOS Satellite, <https://doi.org/10.12770/6294E08C-BAEC-4282-A251-33FEE22EC67F>, 2024.
- Catherinot, J., Prigent, C., Maurer, R., Papa, F., Jiménez, C., Aires, F., and Rossow, W. B.: Evaluation of “All Weather” Microwave-Derived Land Surface Temperatures with in Situ CEOP Measurements: “ALL WEATHER” LAND SURFACE TEMPERATURE EVALUATION, *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 116, n/a–n/a, <https://doi.org/10.1029/2011JD016439>, 2011.
- 495 Chadburn, S. E., Burke, E. J., Cox, P. M., Friedlingstein, P., Hugelius, G., and Westermann, S.: An Observation-Based Constraint on Permafrost Loss as a Function of Global Warming, *Nature Climate Change*, 7, 340–344, <https://doi.org/10.1038/nclimate3262>, 2017.
- Chaubell, M. J., Yueh, S. H., Dunbar, R. S., Colliander, A., Chen, F., Chan, S. K., Entekhabi, D., Bindlish, R., O’Neill, P. E., Asanuma, J., Berg, A. A., Bosch, D. D., Caldwell, T., Cosh, M. H., Holifield Collins, C., Martinez-Fernandez, J., Seyfried, M., Starks, P. J., Su, Z., Thibeault, M., and Walker, J.: Improved SMAP Dual-Channel Algorithm for the Retrieval of Soil Moisture, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58, 3894–3905, <https://doi.org/10.1109/TGRS.2019.2959239>, 2020.
- 500 Choudhury, B. J., Schmugge, T. J., Chang, A., and Newton, R. W.: Effect of Surface Roughness on the Microwave Emission from Soils, *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 84, 5699–5706, <https://doi.org/10.1029/JC084iC09p05699>, 1979.
- Daganzo-Eusebio, E., Oliva, R., Kerr, Y. H., Nieto, S., Richaume, P., and Mecklenburg, S. M.: SMOS Radiometer in the 1400–1427-MHz Passive Band: Impact of the RFI Environment and Approach to Its Mitigation and Cancellation, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51, 4999–5007, <https://doi.org/10.1109/TGRS.2013.2259179>, 2013.
- Defourny, P., Lamarche, C., Brockmann, C., Boettcher, M., Bontemps, S., De Maet, T., Duveiller, G. L., Harper, K., Hartley A., Kirches, G., Moreau, I., Peylin, P., Ottlé, C., Radoux J., Van Bogaert, E., Ramoño, F., Albergel, C., and Arino, O.: Observed Annual Global Land-Use Change from 1992 to 2020 Three Times More Dynamic than Reported by Inventory-Based Statistics, 2023.
- DerkSEN, C., Lemmettyinen, J., Toose, P., Silis, A., Pulliaisen, J., and Sturm, M.: Physical Properties of Arctic versus Subarctic Snow: 510 Implications for High Latitude Passive Microwave Snow Water Equivalent Retrievals, *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 119, 7254–7270, <https://doi.org/10.1002/2013JD021264>, 2014.
- Dobiński, W.: Permafrost Active Layer, *Earth-Science Reviews*, 208, 103 301, <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2020.103301>, 2020.
- Domine, F., Picard, G., Morin, S., Barrere, M., Madore, J.-B., and Langlois, A.: Major Issues in Simulating Some Arctic Snowpack Properties Using Current Detailed Snow Physics Models: Consequences for the Thermal Regime and Water Budget of Permafrost, *Journal of 515 Advances in Modeling Earth Systems*, 11, 34–44, <https://doi.org/10.1029/2018MS001445>, 2019.
- Domine, F., Fourteau, K., Picard, G., Lackner, G., Sarrazin, D., and Poirier, M.: Permafrost Cooled in Winter by Thermal Bridging through 520 Snow-Covered Shrub Branches, *Nature Geoscience*, 15, 554–560, <https://doi.org/10.1038/s41561-022-00979-2>, 2022.
- Donlon, C., Galeazzi, C., Midthassel, R., Sallusti, M., Triggiani, M., Fiorelli, B., De Paris, G., Kornienko, A., and Khlystova, I.: The Copernicus Imaging Microwave Radiometer (CIMR): Mission Overview and Status, in: *IGARSS 2023 - 2023 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pp. 989–992, IEEE, Pasadena, CA, USA, ISBN 9798350320107, <https://doi.org/10.1109/IGARSS52108.2023.10281934>, 2023.
- Dorigo, W., Himmelbauer, I., Aberer, D., Schremmer, L., Petrakovic, I., Zappa, L., Preimesberger, W., Xaver, A., Annor, F., Ardö, J., Baldocchi, D., Bitelli, M., Blöschl, G., Bogena, H., Brocca, L., Calvet, J.-C., Camarero, J. J., Capello, G., Choi, M., Cosh, M. C., Van 525 De Giesen, N., Hajdu, I., Ikonen, J., Jensen, K. H., Kanniah, K. D., De Kat, I., Kirchengast, G., Kumar Rai, P., Kyrouac, J., Larson, K., Liu, S., Loew, A., Moghaddam, M., Martínez Fernández, J., Mattar Bader, C., Morbidelli, R., Musial, J. P., Osenga, E., Palecki, M. A., Pellarin, T., Petropoulos, G. P., Pfeil, I., Powers, J., Robock, A., Rüdiger, C., Rummel, U., Strobel, M., Su, Z., Sullivan, R., Tagesson, T., Varlagin, A., Vreugdenhil, M., Walker, J., Wen, J., Wenger, F., Wigneron, J. P., Woods, M., Yang, K., Zeng, Y., Zhang, X., Zreda, M., Dietrich, S.,

- Gruber, A., Van Oevelen, P., Wagner, W., Scipal, K., Drusch, M., and Sabia, R.: The International Soil Moisture Network: Serving Earth System Science for over a Decade, *Hydrology and Earth System Sciences*, 25, 5749–5804, <https://doi.org/10.5194/hess-25-5749-2021>, 530 2021.
- Druckenmiller, M. L. and Jeffries, M.: December 2019 [Www.Arctic.Noaa.Gov/Report-Card](http://www.Arctic.Noaa.Gov/Report-Card), 2019.
- Duan, S.-B., Han, X.-J., Huang, C., Li, Z.-L., Wu, H., Qian, Y., Gao, M., and Leng, P.: Land Surface Temperature Retrieval from Passive Microwave Satellite Observations: State-of-the-Art and Future Directions, *Remote Sensing*, 12, 2573, <https://doi.org/10.3390/rs12162573>, 2020.
- 535 Duguay, C. R. and Lafleur, P. M.: Determining Depth and Ice Thickness of Shallow Sub-Arctic Lakes Using Space-Borne Optical and SAR Data, *International Journal of Remote Sensing*, 24, 475–489, <https://doi.org/10.1080/01431160304992>, 2003.
- Entekhabi, D., Reichle, R. H., Koster, R. D., and Crow, W. T.: Performance Metrics for Soil Moisture Retrievals and Application Requirements, *Journal of Hydrometeorology*, 11, 832–840, <https://doi.org/10.1175/2010JHM1223.1>, 2010.
- Escorihuela, M., Kerr, Y., De Rosnay, P., Wigneron, J.-P., Calvet, J.-C., and Lemaitre, F.: A Simple Model of the Bare Soil Microwave Emission at L-Band, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45, 1978–1987, <https://doi.org/10.1109/TGRS.2007.894935>, 540 2007.
- Fily, M.: A Simple Retrieval Method for Land Surface Temperature and Fraction of Water Surface Determination from Satellite Microwave Brightness Temperatures in Sub-Arctic Areas, *Remote Sensing of Environment*, 85, 328–338, [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(03\)00011-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(03)00011-7), 2003.
- 545 Gélinas, A., Filali, B., Langlois, A., Kelly, R., Mavrovic, A., Demontoux, F., and Roy, A.: New Wideband Large Aperture Open-Ended Coaxial Microwave Probe for Soil Dielectric Characterization, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, pp. 1–1, <https://doi.org/10.1109/TGRS.2025.3539532>, 2025.
- Gruber, A., De Lannoy, G., Albergel, C., Al-Yaari, A., Brocca, L., Calvet, J.-C., Colliander, A., Cosh, M., Crow, W., Dorigo, W., Draper, C., Hirschi, M., Kerr, Y., Konings, A., Lahoz, W., McColl, K., Montzka, C., Muñoz-Sabater, J., Peng, J., Reichle, R., Richaume, P., Rüdiger, 550 C., Scanlon, T., Van Der Schalie, R., Wigneron, J.-P., and Wagner, W.: Validation Practices for Satellite Soil Moisture Retrievals: What Are (the) Errors?, *Remote Sensing of Environment*, 244, 111 806, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.111806>, 2020.
- Grünberg, I., Wilcox, E. J., Zwieback, S., Marsh, P., and Boike, J.: Linking Tundra Vegetation, Snow, Soil Temperature, and Permafrost, *Biogeosciences*, 17, 4261–4279, <https://doi.org/10.5194/bg-17-4261-2020>, 2020.
- Guo, H., Zhu, W., Xiao, C., Zhao, C., and Chen, L.: High-Precision Estimation of Pan-Arctic Soil Surface Temperature from MODIS LST by Incorporating Multiple Environment Factors and Monthly-Based Modeling, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 133, 104 114, <https://doi.org/10.1016/j.jag.2024.104114>, 2024.
- Hallikainen, M., Ulaby, F., Dobson, M., El-rayes, M., and Wu, L.-k.: Microwave Dielectric Behavior of Wet Soil-Part 1: Empirical Models and Experimental Observations, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-23, 25–34, <https://doi.org/10.1109/TGRS.1985.289497>, 1985.
- 560 Heginbottom, J., Brown, J., Ferrians, O., and Melnikov, E.: Circum-Arctic Map of Permafrost and Ground-Ice Conditions, Version 2, <https://doi.org/10.7265/SKBG-KF16>, 2002.
- Herrington, T. C., Fletcher, C. G., and Kropp, H.: Validation of Pan-Arctic Soil Temperatures in Modern Reanalysis and Data Assimilation Systems, *The Cryosphere*, 18, 1835–1861, <https://doi.org/10.5194/tc-18-1835-2024>, 2024.

- Hersbach, H., Bell, B., Berrisford, P., Biavati, G., Horányi, A., Muñoz Sabater, J., Nicolas, J., Peubey, C., Radu, R., Rozum, I.,
565 Schepers, D., Simmons, A., Soci, C., Dee, D., and Thépaut, J.-N.: ERA5 Hourly Data on Single Levels from 1940 to Present,
<https://doi.org/10.24381/CDS.ADBB2D47>, 2023.
- Holmberg, M., Lemmetyinen, J., Schwank, M., Kontu, A., Rautiainen, K., Merkouriadi, I., and Tamminen, J.: Retrieval of Ground, Snow,
and Forest Parameters from Space Borne Passive L Band Observations. A Case Study over Sodankylä, Finland, *Remote Sensing of
Environment*, 306, 114–143, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2024.114143>, 2024.
- Jeffries, M. O., Morris, K., and Kozlenko, N.: Ice Characteristics and Processes, and Remote Sensing of Frozen Rivers and Lakes, in:
Geophysical Monograph Series, edited by Duguay, C. R. and Pietroniro, A., pp. 63–90, American Geophysical Union, Washington, D. C.,
ISBN 978-1-118-66642-5 978-0-87590-428-3, <https://doi.org/10.1029/163GM05>, 2013.
- Jiménez-Muñoz, J. C., Sobrino, J. A., Skoković, D., Mattar, C., and Cristóbal, J.: Land Surface Temperature Retrieval
Methods From Landsat-8 Thermal Infrared Sensor Data, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11, 1840–1843,
575 <https://doi.org/10.1109/LGRS.2014.2312032>, 2014.
- Jones, L., Kimball, J., McDonald, K., Chan, S., Njoku, E., and Oechel, W.: Satellite Microwave Remote Sensing of Boreal
real and Arctic Soil Temperatures From AMSR-E, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45, 2004–2018,
<https://doi.org/10.1109/TGRS.2007.898436>, 2007.
- Kerr, Y., Al-Yaari, A., Rodriguez-Fernandez, N., Parrens, M., Molero, B., Leroux, D., Bircher, S., Mahmoodi, A., Mialon, A., Richaume, P.,
580 Delwart, S., Al Bitar, A., Pellarin, T., Bindlish, R., Jackson, T., Rüdiger, C., Waldteufel, P., Mecklenburg, S., and Wigneron, J.-P.: Overview
of SMOS Performance in Terms of Global Soil Moisture Monitoring after Six Years in Operation, *Remote Sensing of Environment*, 180,
40–63, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.02.042>, 2016a.
- Kerr, Y., Reul, N., Martín-Neira, M., Drusch, M., Alvera-Azcarate, A., Wigneron, J.-P., and Mecklenburg, S.: ESA's Soil Moisture and
Ocean Salinity Mission – Achievements and Applications after More than 6 Years in Orbit, *Remote Sensing of Environment*, 180, 1–2,
585 <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.03.020>, 2016b.
- Kerr, Y., Richaume, P., Waldteufel, P., Ferrazzoli, P., Wigneron, J. P., Schwank, M., and Rautiainen, K.: Algorithm Theoretical Basis Doc-
ument ({ATBD}) for the SMOS Level 2 Soil Moisture Processor, Technical Report TN-ESL-SM-GS-0001-4b SM-ESL (CBSA), p. 145,
2020.
- Kerr, Y. H., Waldteufel, P., Wigneron, J.-P., Delwart, S., Cabot, F., Boutin, J., Escorihuela, M.-J., Font, J., Reul, N., Gruhier, C., Juglea, S. E.,
590 Drinkwater, M. R., Hahne, A., Martín-Neira, M., and Mecklenburg, S.: The SMOS Mission: New Tool for Monitoring Key Elements
Of the Global Water Cycle, *Proceedings of the IEEE*, 98, 666–687, <https://doi.org/10.1109/JPROC.2010.2043032>, 2010.
- Köhn, J. and Royer, A.: Microwave Brightness Temperature as an Indicator of Near-Surface Air Temperature over Snow in Canadian Northern
Regions, *International Journal of Remote Sensing*, 33, 1126–1138, <https://doi.org/10.1080/01431161.2010.550643>, 2012.
- Konings, A. G., Piles, M., Rötzer, K., McColl, K. A., Chan, S. K., and Entekhabi, D.: Vegetation Optical Depth and Scattering Albedo
595 Retrieval Using Time Series of Dual-Polarized L-band Radiometer Observations, *Remote Sensing of Environment*, 172, 178–189,
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.11.009>, 2016.
- Kumawat, D., Olyaei, M., Gao, L., and Ebtehaj, A.: Passive Microwave Retrieval of Soil Moisture Below Snowpack at L-Band Using SMAP
Observations, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60, 1–16, <https://doi.org/10.1109/TGRS.2022.3216324>, 2022.
- Lawrence, H., Wigneron, J.-P., Demontoux, F., Mialon, A., and Kerr, Y. H.: Evaluating the Semiempirical \$H\\$–\$Q\\$ Model Used to
600 Calculate the L-Band Emissivity of a Rough Bare Soil, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51, 4075–4084,
<https://doi.org/10.1109/TGRS.2012.2226995>, 2013.

- Leavesley, G., David, O., Garen, D.C., Goodbody, A.G., Lea, J., Marron, T., Perkins, T., Strobel, M., and Tama, R.: A Modeling Framework for Improved Agricultural Water-Supply Forecasting, in: Joint Federal Interagency Hydrologic Modeling Conference, Las Vegas, 2010.
- Leduc-Leballeur, M., Picard, G., Macelloni, G., Mialon, A., and Kerr, Y. H.: Melt in Antarctica Derived from Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) Observations at L Band, *The Cryosphere*, 14, 539–548, <https://doi.org/10.5194/tc-14-539-2020>, 2020.
- Lembrechts, J. J., Van Den Hoogen, J., Aalto, J., Ashcroft, M. B., De Frenne, P., Kemppinen, J., Kopecký, M., Luoto, M., Maclean, I. M. D., Crowther, T. W., Bailey, J. J., Haesen, S., Klinges, D. H., Niittynen, P., Scheffers, B. R., Van Meerbeek, K., Aartsma, P., Abdalaze, O., Abedi, M., Aerts, R., Ahmadian, N., Ahrends, A., Alatalo, J. M., Alexander, J. M., Allonsius, C. N., Altman, J., Ammann, C., Andres, C., Andrews, C., Ardö, J., Arriga, N., Arzac, A., Aschero, V., Assis, R. L., Assmann, J. J., Bader, M. Y., Bahalkeh, K., Barančok, P., Barrio, I. C., Barros, A., Barthel, M., Basham, E. W., Bauters, M., Bazzichetto, M., Marchesini, L. B., Bell, M. C., Benavides, J. C., Benito Alonso, J. L., Berauer, B. J., Bjerke, J. W., Björk, R. G., Björkman, M. P., Björnsdóttir, K., Blonder, B., Boeckx, P., Boike, J., Bokhorst, S., Brum, B. N. S., Brůna, J., Buchmann, N., Buysse, P., Camargo, J. L., Campoe, O. C., Candan, O., Canessa, R., Cannone, N., Carbognani, M., Carnicer, J., Casanova-Katny, A., Cesár, S., Chojnicki, B., Choler, P., Chown, S. L., Cifuentes, E. F., Čiliak, M., Contador, T., Convey, P., Cooper, E. J., Cremonese, E., Curasi, S. R., Curtis, R., Cutini, M., Dahlberg, C. J., Daskalova, G. N., De Pablo, M. A., Della Chiesa, S., Dengler, J., Deronde, B., Descombes, P., Di Cecco, V., Di Musciano, M., Dick, J., Dimarco, R. D., Dolezal, J., Dorrepaal, E., Dušek, J., Eisenhauer, N., Eklundh, L., Erickson, T. E., Erschbamer, B., Eugster, W., Ewers, R. M., Exton, D. A., Fanin, N., Fazlioglu, F., Feigenwinter, I., Fenu, G., Ferlian, O., Fernández Calzado, M. R., Fernández-Pascual, E., Finckh, M., Higgens, R. F., Forte, T. G. W., Freeman, E. C., Frei, E. R., Fuentes-Lillo, E., García, R. A., García, M. B., Géron, C., Gharun, M., Ghosn, D., Gigauri, K., Gobin, A., Goded, I., Goeckede, M., Gottschall, F., Goulding, K., Govaert, S., Graae, B. J., Greenwood, S., Greiser, C., Grelle, A., Guénard, B., Guglielmin, M., Guillemot, J., Haase, P., Haider, S., Halbritter, A. H., Hamid, M., Hammerle, A., Hampe, A., Haugum, S. V., Hederová, L., Heinesch, B., Helfter, C., Hepenstrick, D., Herberich, M., Herbst, M., Hermanutz, L., Hik, D. S., Hoffré, R., Homeier, J., Hörtagl, L., Høye, T. T., Hrbacek, F., Hylander, K., Iwata, H., Jackowicz-Korczynski, M. A., Jactel, H., Järveoja, J., Jastrzębowski, S., Jentsch, A., Jiménez, J. J., Jónsdóttir, I. S., Jucker, T., Jump, A. S., Juszczak, R., Kanka, R., Kašpar, V., Kazakis, G., Kelly, J., Khuroo, A. A., Klemedtsson, L., Klisz, M., Kljun, N., Knohl, A., Kobler, J., Kollár, J., Kotowska, M. M., Kovács, B., Kreyling, J., Lamprecht, A., Lang, S. I., Larson, C., Larson, K., Laska, K., Le Maire, G., Leihy, R. I., Lens, L., Liljebladh, B., Lohila, A., Lorite, J., Loubet, B., Lynn, J., Macek, M., Mackenzie, R., Magliulo, E., Maier, R., Malfasi, F., Máliš, F., Man, M., Manca, G., Manco, A., Manise, T., Manolaki, P., Marciak, F., Matula, R., Mazzolari, A. C., Medinets, S., Medinets, V., Meeussen, C., Merinero, S., Mesquita, R. D. C. G., Meusburger, K., Meysman, F. J. R., Michaletz, S. T., Milbau, A., Moiseev, D., Moiseev, P., Mondoni, A., Monfries, R., Montagnani, L., Moriana-Armendariz, M., Morra Di Cella, U., Mörsdorf, M., Mosedale, J. R., Muffler, L., Muñoz-Rojas, M., Myers, J. A., Myers-Smith, I. H., Nagy, L., Nardino, M., Naujokaitis-Lewis, I., Newling, E., Nicklas, L., Niedrist, G., Niessner, A., Nilsson, M. B., Normand, S., Noisetto, M. D., Nouvellon, Y., Nuñez, M. A., Ogaya, R., Ogée, J., Okello, J., Olejnik, J., Olesen, J. E., Opdal, Ø. H., Orsenigo, S., Palaj, A., Pampuch, T., Panov, A. V., Pärtel, M., Pastor, A., Pauchard, A., Pauli, H., Pavelka, M., Pearse, W. D., Peichl, M., Pellissier, L., Penczykowski, R. M., Penuelas, J., Petit Bon, M., Petraglia, A., Phartyal, S. S., Phoenix, G. K., Pio, C., Pitacco, A., Pitteloud, C., Plichta, R., Porro, F., Portillo-Estrada, M., Poulenard, J., Poyatos, R., Prokushkin, A. S., Puchalka, R., Pušcas, M., Radujković, D., Randall, K., Ratier Backes, A., Remmelle, S., Remmers, W., Renault, D., Risch, A. C., Rixen, C., Robinson, S. A., Robroek, B. J. M., Rocha, A. V., Rossi, C., Rossi, G., Roupsard, O., Rubtsov, A. V., Saccone, P., Sagot, C., Sallo Bravo, J., Santos, C. C., Sarneel, J. M., Scharnweber, T., Schmeddes, J., Schmidt, M., Scholten, T., Schuchardt, M., Schwartz, N., Scott, T., Seeber, J., Segalin De Andrade, A. C., Seipel, T., Semenchuk, P., Senior, R. A., Serra-Díaz, J. M., Sewerniak, P., Shekhar, A., Sidenko, N. V., Siebicke, L., Siegwart Collier, L., Simpson, E., Siqueira, D. P., Sitková, Z., Six, J., Smiljanic, M., Smith, S. W., Smith-Tripp, S., Somers, B., Sørensen, M. V., Souza, J. J. L. L., Souza, B. I., Souza Dias,

- 640 A., Spasojevic, M. J., Speed, J. D. M., Spicher, F., Stanisci, A., Steinbauer, K., Steinbrecher, R., Steinwandter, M., Stemkovski, M., Stephan, J. G., Stiegler, C., Stoll, S., Svátek, M., Svoboda, M., Tagesson, T., Tanentzap, A. J., Tanneberger, F., Theurillat, J.-P., Thomas, H. J. D., Thomas, A. D., Tielbörger, K., Tomaselli, M., Treier, U. A., Trouillier, M., Turtureanu, P. D., Tutton, R., Tyystjärvi, V. A., Ueyama, M., Ujházy, K., Ujházyová, M., Uogintas, D., Urban, A. V., Urban, J., Urbaniak, M., Ursu, T.-M., Vaccari, F. P., Van De Vondel, S., Van Den Brink, L., Van Geel, M., Vandvik, V., Vangansbeke, P., Varlagin, A., Veen, G. F., Veenendaal, E., Venn, S. E., Verbeeck, H., Verbruggen, E., Verheijen, F. G. A., Villar, L., Vitale, L., Vittoz, P., Vives-Inglá, M., Von Oppen, J., Walz, J., Wang, R., Wang, Y., Way, R. G., Wedegärtner, R. E. M., Weigel, R., Wild, J., Wilkinson, M., Wilmking, M., Wingate, L., Winkler, M., Wipf, S., Wohlfahrt, G., Xenakis, G., Yang, Y., Yu, Z., Yu, K., Zellweger, F., Zhang, J., Zhang, Z., Zhao, P., Ziemblińska, K., Zimmermann, R., Zong, S., Zyryanov, V. I., Nijs, I., and Lenoir, J.: Global Maps of Soil Temperature, *Global Change Biology*, 28, 3110–3144, <https://doi.org/10.1111/gcb.16060>, 2022.
- 645 Lemmetyinen, J., Kontu, A., Kärnä, J.-P., Vehviläinen, J., Takala, M., and Pulliainen, J.: Correcting for the Influence of Frozen Lakes in Satellite Microwave Radiometer Observations through Application of a Microwave Emission Model, *Remote Sensing of Environment*, 115, 3695–3706, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.09.008>, 2011.
- Lemmetyinen, J., Schwank, M., Rautiainen, K., Kontu, A., Parkkinen, T., Mätzler, C., Wiesmann, A., Wegmüller, U., Derksen, C., Toose, P., Roy, A., and Pulliainen, J.: Snow Density and Ground Permittivity Retrieved from L-band Radiometry: Application to Experimental Data, *Remote Sensing of Environment*, 180, 377–391, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.02.002>, 2016.
- 650 Liebe, H. J., Hufford, G. A., and Manabe, T.: A Model for the Complex Permittivity of Water at Frequencies below 1 THz, *International Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 12, 659–675, <https://doi.org/10.1007/BF01008897>, 1991.
- Liston, G. E., McFadden, J. P., Sturm, M., and Pielke, R. A.: Modelled Changes in Arctic Tundra Snow, Energy and Moisture Fluxes Due to Increased Shrubs, *Global Change Biology*, 8, 17–32, <https://doi.org/10.1046/j.1354-1013.2001.00416.x>, 2002.
- 655 Macelloni, G., Brogioni, M., Leduc-Leballeur, M., Montomoli, F., Bartsch, A., Mialon, A., Ritz, C., Soteras, J. C., Stammer, D., Picard, G., De Carolis, G., Boutin, J., Johnson, J. T., Nicholls, K. W., Jezek, K., Rautiainen, K., Kaleschke, L., Bertino, L., Tsang, L., Van Den Broeke, M., Skou, N., and Tietsche, S.: Cryorad: A Low Frequency Wideband Radiometer Mission for the Study of the Cryosphere, in: IGARSS 2018 - 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, pp. 1998–2000, IEEE, Valencia, ISBN 978-1-5386-7150-4, <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2018.8519172>, 2018.
- 660 Marchand, N., Royer, A., Krinner, G., Roy, A., Langlois, A., and Vargel, C.: Snow-Covered Soil Temperature Retrieval in Canadian Arctic Permafrost Areas, Using a Land Surface Scheme Informed with Satellite Remote Sensing Data, *Remote Sensing*, 10, 1703, <https://doi.org/10.3390/rs10111703>, 2018.
- Mätzler, C., ed.: Thermal Microwave Radiation: Applications for Remote Sensing, no. 52 in IET Electromagnetic Waves Series, IET, London, ISBN 978-0-86341-573-9 978-1-84919-002-2, <https://doi.org/10.1049/PBEW052E>, 2006.
- 665 Mätzler, C. and Wiesmann, A.: Documentation for MEMLS, Version 3 ‘Microwave Emission Model of Layered Snowpacks’, Tech. rep., Institute of Applied Physics (IAP) at the University of Bern., 2012.
- Mavrovic, A., Sonnentag, O., Lemmetyinen, J., Voigt, C., Rutter, N., Mann, P., Sylvain, J.-D., and Roy, A.: Environmental Controls of Winter Soil Carbon Dioxide Fluxes in Boreal and Tundra Environments, *Biogeosciences*, 20, 5087–5108, <https://doi.org/10.5194/bg-20-5087-2023>, 2023.
- 670 Mialon, A., Royer, A., Fily, M., and Picard, G.: Daily Microwave-Derived Surface Temperature over Canada/Alaska, *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 46, 591–604, <https://doi.org/10.1175/JAM2485.1>, 2007.

- Mialon, A., Coret, L., Kerr, Y., Secherre, F., and Wigneron, J.-P.: Flagging the Topographic Impact on the SMOS Signal, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46, 689–694, <https://doi.org/10.1109/TGRS.2007.914788>, 2008.
- Mialon, A., Rodríguez-Fernández, N. J., Santoro, M., Saatchi, S., Mermoz, S., Bousquet, E., and Kerr, Y. H.: Evaluation of the Sensitivity of
680 SMOS L-VOD to Forest Above-Ground Biomass at Global Scale, *Remote Sensing*, 12, 1450, <https://doi.org/10.3390/rs12091450>, 2020.
- Mironov, V., Kosolapova, L., and Fomin, S.: Physically and Mineralogically Based Spectroscopic Dielectric Model for Moist Soils, *IEEE
Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47, 2059–2070, <https://doi.org/10.1109/TGRS.2008.2011631>, 2009.
- Mironov, V. L., Kosolapova, L. G., Savin, I. V., and Muzalevskiy, K. V.: Temperature Dependent Dielectric Model at 1.4 GHz for a Tundra
Organic-Rich Soil Thawed and Frozen, in: 2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), pp. 2016–
685 2019, IEEE, Milan, Italy, ISBN 978-1-4799-7929-5, <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2015.7326194>, 2015.
- Murfitt, J., Duguay, C., Picard, G., and Gunn, G.: Forward Modelling of Synthetic Aperture Radar Backscatter from Lake Ice over Canadian
Subarctic Lakes, *Remote Sensing of Environment*, 286, 113 424, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.113424>, 2023.
- Natali, S. M., Watts, J. D., Rogers, B. M., Potter, S., Ludwig, S. M., Selbmann, A.-K., Sullivan, P. F., Abbott, B. W., Arndt, K. A., Birch,
L., Björkman, M. P., Bloom, A. A., Celis, G., Christensen, T. R., Christiansen, C. T., Commane, R., Cooper, E. J., Crill, P., Czimczik, C.,
690 Davydov, S., Du, J., Egan, J. E., Elberling, B., Euskirchen, E. S., Friberg, T., Genet, H., Göckede, M., Goodrich, J. P., Grogan, P., Helbig,
M., Jafarov, E. E., Jastrow, J. D., Kalhor, A. A. M., Kim, Y., Kimball, J. S., Kutzbach, L., Lara, M. J., Larsen, K. S., Lee, B.-Y., Liu, Z.,
Loranty, M. M., Lund, M., Lupascu, M., Madani, N., Malhotra, A., Matamala, R., McFarland, J., McGuire, A. D., Michelsen, A., Minions,
C., Oechel, W. C., Olefeldt, D., Parmentier, F.-J. W., Pirk, N., Poulter, B., Quinton, W., Rezanezhad, F., Risk, D., Sachs, T., Schaefer, K.,
695 Schmidt, N. M., Schuur, E. A. G., Semenchuk, P. R., Shaver, G., Sonnentag, O., Starr, G., Treat, C. C., Waldrop, M. P., Wang, Y., Welker,
J., Wille, C., Xu, X., Zhang, Z., Zhuang, Q., and Zona, D.: Large Loss of CO₂ in Winter Observed across the Northern Permafrost Region,
Nature Climate Change, 9, 852–857, <https://doi.org/10.1038/s41558-019-0592-8>, 2019.
- Oechel, W., Verfaillie, J., Vourlitis, G., and Zulueta, R.: CARVE: L1 In-situ Carbon and CH₄ Flux and Meteorology at EC Towers, Alaska,
2011–2015, <https://doi.org/10.3334/ORNLDAAC/1424>, 2016.
- Ortet, J., Mialon, A., Kerr, Y., Royer, A., Berg, A., Boike, J., Humphreys, E., Gibon, F., Richaume, P., Bircher-Adrot, S., Gorrab, A., and
700 Roy, A.: Evaluating Soil Moisture Retrieval in Arctic and Sub-Arctic Environments Using Passive Microwave Satellite Data, *International
Journal of Digital Earth*, 17, 2385 079, <https://doi.org/10.1080/17538947.2024.2385079>, 2024.
- Oveis, A., Boegman, L., and Imberger, J.: Three-dimensional Simulation of Lake and Ice Dynamics during Winter, *Limnology and Oceanography*, 57, 43–57, <https://doi.org/10.4319/lo.2012.57.1.0043>, 2012.
- Pardo Lara, R., Berg, A. A., Warland, J., and Tetlock, E.: In Situ Estimates of Freezing/Melting Point Depression in Agricultural Soils Using
705 Permittivity and Temperature Measurements, *Water Resources Research*, 56, e2019WR026020, <https://doi.org/10.1029/2019WR026020>, 2020.
- Park, C.-H., Behrendt, A., LeDrew, E., and Wulfmeyer, V.: New Approach for Calculating the Effective Dielectric Constant of the Moist Soil
for Microwaves, *Remote Sensing*, 9, 732, <https://doi.org/10.3390/rs9070732>, 2017.
- Park, C.-H., Montzka, C., Jagdhuber, T., Jonard, F., De Lannoy, G., Hong, J., Jackson, T. J., and Wulfmeyer, V.: A Dielectric Mixing Model
710 Accounting for Soil Organic Matter, *Vadose Zone Journal*, 18, 190 036, <https://doi.org/10.2136/vzj2019.04.0036>, 2019.
- Parrens, M., Wigneron, J.-P., Richaume, P., Al Bitar, A., Mialon, A., Fernandez-Moran, R., Al-Yaari, A., O'Neill, P., and Kerr, Y.: Considering
Combined or Separated Roughness and Vegetation Effects in Soil Moisture Retrievals, *International Journal of Applied Earth Observation
and Geoinformation*, 55, 73–86, <https://doi.org/10.1016/j.jag.2016.11.001>, 2017.

- Poggio, L., De Sousa, L. M., Batjes, N. H., Heuvelink, G. B. M., Kempen, B., Ribeiro, E., and Rossiter, D.: SoilGrids 2.0: Producing Soil
715 Information for the Globe with Quantified Spatial Uncertainty, *SOIL*, 7, 217–240, <https://doi.org/10.5194/soil-7-217-2021>, 2021.
- Preethi, K., Li, X., Fernandez-Moran, R., Liu, X., Xing, Z., Frappart, F., Piles, M., Lanka, K., and Wigneron, J.-P.: A New Cali-
bration of Soil Roughness Effects in the SMOS-IC Algorithm for Soil Moisture and VOD Retrievals, in: IGARSS 2024 - 2024
IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, pp. 6701–6704, IEEE, Athens, Greece, ISBN 9798350360325,
<https://doi.org/10.1109/IGARSS53475.2024.10642708>, 2024.
- Rautiainen, K., Lemmetyinen, J., Pulliainen, J., Vehvilainen, J., Drusch, M., Kontu, A., Kainulainen, J., and Seppanen, J.: L-Band Radiometer
Observations of Soil Processes in Boreal and Subarctic Environments, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50, 1483–
1497, <https://doi.org/10.1109/TGRS.2011.2167755>, 2012.
- Rautiainen, K., Lemmetyinen, J., Schwank, M., Kontu, A., Ménard, C. B., Mätzler, C., Drusch, M., Wiesmann, A., Ikonen, J., and Pul-
liainen, J.: Detection of Soil Freezing from L-band Passive Microwave Observations, *Remote Sensing of Environment*, 147, 206–218,
725 <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.03.007>, 2014.
- Rautiainen, K., Parkkinen, T., Lemmetyinen, J., Schwank, M., Wiesmann, A., Ikonen, J., Derksen, C., Davydov, S., Davydova, A., Boike,
J., Langer, M., Drusch, M., and Pulliainen, J.: SMOS Prototype Algorithm for Detecting Autumn Soil Freezing, *Remote Sensing of
Environment*, 180, 346–360, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.01.012>, 2016.
- Rouse, W. R., Douglas, M. S. V., Hecky, R. E., Hershey, A. E., Kling, G. W., Lesack, L., Marsh, P., McDonald, M., Nicholson, B. J., Roulet,
730 N. T., and Smol, J. P.: EFFECTS OF CLIMATE CHANGE ON THE FRESHWATERS OF ARCTIC AND SUBARCTIC NORTH AMER-
ICA, *Hydrological Processes*, 11, 873–902, [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1099-1085\(19970630\)11:8<873::AID-HYP510>3.0.CO;2-6](https://doi.org/10.1002/(SICI)1099-1085(19970630)11:8<873::AID-HYP510>3.0.CO;2-6),
1997.
- Roy, A., Royer, A., Derksen, C., Brucker, L., Langlois, A., Mialon, A., and Kerr, Y. H.: Evaluation of Spaceborne L-Band Radiometer
Measurements for Terrestrial Freeze/Thaw Retrievals in Canada, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and
735 Remote Sensing*, 8, 4442–4459, <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2015.2476358>, 2015.
- Roy, A., Toose, P., Williamson, M., Rowlandson, T., Derksen, C., Royer, A., Berg, A. A., Lemmetyinen, J., and Arnold, L.: Response
of L-Band Brightness Temperatures to Freeze/Thaw and Snow Dynamics in a Prairie Environment from Ground-Based Radiometer
Measurements, *Remote Sensing of Environment*, 191, 67–80, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.01.017>, 2017.
- Roy, A., Leduc-Leballeur, M., Picard, G., Royer, A., Toose, P., Derksen, C., Lemmetyinen, J., Berg, A., Rowlandson, T., and Schwank,
740 M.: Modelling the L-Band Snow-Covered Surface Emission in a Winter Canadian Prairie Environment, *Remote Sensing*, 10, 1451,
<https://doi.org/10.3390/rs10091451>, 2018.
- Royer, A., Domine, F., Roy, A., Langlois, A., Marchand, N., and Davesne, G.: New Northern Snowpack Classifica-
tion Linked to Vegetation Cover on a Latitudinal Mega-Transect across Northeastern Canada, *Écoscience*, 28, 225–242,
<https://doi.org/10.1080/11956860.2021.1898775>, 2021a.
- Royer, A., Picard, G., Vargel, C., Langlois, A., Gouttevin, I., and Dumont, M.: Improved Simulation of Arctic Circumpolar Land Area Snow
Properties and Soil Temperatures, *Frontiers in Earth Science*, 9, 685 140, <https://doi.org/10.3389/feart.2021.685140>, 2021b.
- Schaefer, G. L., Cosh, M. H., and Jackson, T. J.: The USDA Natural Resources Conservation Service Soil Climate Analysis Network (SCAN),
Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 24, 2073–2077, <https://doi.org/10.1175/2007JTECHA930.1>, 2007.
- Schmugge, T. J.: Remote Sensing of Soil Moisture: Recent Advances, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-21,
750 336–344, <https://doi.org/10.1109/TGRS.1983.350563>, 1983.

- Schuur, E. A. G., McGuire, A. D., Schädel, C., Grosse, G., Harden, J. W., Hayes, D. J., Hugelius, G., Koven, C. D., Kuhry, P., Lawrence, D. M., Natali, S. M., Olefeldt, D., Romanovsky, V. E., Schaefer, K., Turetsky, M. R., Treat, C. C., and Vonk, J. E.: Climate Change and the Permafrost Carbon Feedback, *Nature*, 520, 171–179, <https://doi.org/10.1038/nature14338>, 2015.
- Schwank, M., Stahli, M., Wydler, H., Leuenberger, J., Matzler, C., and Fluhler, H.: Microwave L-band Emission of Freezing Soil, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42, 1252–1261, <https://doi.org/10.1109/TGRS.2004.825592>, 2004.
- Schwank, M., Rautiainen, K., Mätzler, C., Stähli, M., Lemmetyinen, J., Pulliainen, J., Vehviläinen, J., Kontu, A., Ikonen, J., Ménard, C. B., Drusch, M., Wiesmann, A., and Wegmüller, U.: Model for Microwave Emission of a Snow-Covered Ground with Focus on L Band, *Remote Sensing of Environment*, 154, 180–191, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.08.029>, 2014.
- Schwank, M., Matzler, C., Wiesmann, A., Wegmüller, U., Pulliainen, J., Lemmetyinen, J., Rautiainen, K., Derksen, C., Toose, P., and Drusch, M.: Snow Density and Ground Permittivity Retrieved from L-Band Radiometry: A Synthetic Analysis, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8, 3833–3845, <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2015.2422998>, 2015.
- Schwank, M., Kontu, A., Mialon, A., Naderpour, R., Houtz, D., Lemmetyinen, J., Rautiainen, K., Li, Q., Richaume, P., Kerr, Y., and Mätzler, C.: Temperature Effects on L-band Vegetation Optical Depth of a Boreal Forest, *Remote Sensing of Environment*, 263, 112 542, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112542>, 2021.
- Shiklomanov, N. I.: Non-Climatic Factors and Long-Term, Continental-Scale Changes in Seasonally Frozen Ground, *Environmental Research Letters*, 7, 011 003, <https://doi.org/10.1088/1748-9326/7/1/011003>, 2012.
- Turetsky, M. R., Abbott, B. W., Jones, M. C., Anthony, K. W., Olefeldt, D., Schuur, E. A. G., Grosse, G., Kuhry, P., Hugelius, G., Koven, C., Lawrence, D. M., Gibson, C., Sannel, A. B. K., and McGuire, A. D.: Carbon Release through Abrupt Permafrost Thaw, *Nature Geoscience*, 13, 138–143, <https://doi.org/10.1038/s41561-019-0526-0>, 2020.
- Ulaby, F. and Long, D.: *Microwave Radar and Radiometric Remote Sensing*, University of Michigan Press, ISBN 978-0-472-11935-6, <https://doi.org/10.3998/0472119356>, 2014.
- Ulaby, F., Allen, C., Eger, G., and Kanemasu, E.: Relating the Microwave Backscattering Coefficient to Leaf Area Index, *Remote Sensing of Environment*, 14, 113–133, [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(84\)90010-5](https://doi.org/10.1016/0034-4257(84)90010-5), 1984.
- Urban, F.: Data Release Associated with Data Series - DOI/GTN-P Climate and Active-Layer Data Acquired in the National Petroleum Reserve-Alaska and the Arctic National Wildlife Refuge, 1998-2019 (Ver. 3.0, March 2021), <https://doi.org/10.5066/F7VX0FGB>, 2017.
- Wang, J. R. and Choudhury, B. J.: Remote Sensing of Soil Moisture Content over Bare Field at 1.4 GHz Frequency, *Journal of Geophysical Research*, 86, 5277, <https://doi.org/10.1029/JC086iC06p05277>, 1981.
- Wang, Z., Kim, Y., Seo, H., Um, M.-J., and Mao, J.: Permafrost Response to Vegetation Greenness Variation in the Arctic Tundra through Positive Feedback in Surface Air Temperature and Snow Cover, *Environmental Research Letters*, 14, 044 024, <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ab0839>, 2019.
- Westermann, S., Langer, M., and Boike, J.: Systematic Bias of Average Winter-Time Land Surface Temperatures Inferred from MODIS at a Site on Svalbard, Norway, *Remote Sensing of Environment*, 118, 162–167, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.10.025>, 2012.
- Westermann, S., Østby, T. I., Gisnås, K., Schuler, T. V., and Etzelmüller, B.: A Ground Temperature Map of the North Atlantic Permafrost Region Based on Remote Sensing and Reanalysis Data, *The Cryosphere*, 9, 1303–1319, <https://doi.org/10.5194/tc-9-1303-2015>, 2015.
- Wiesmann, A. and Mätzler, C.: Microwave Emission Model of Layered Snowpacks, *Remote Sensing of Environment*, 70, 307–316, [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(99\)00046-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(99)00046-2), 1999.

- Wigneron, J.-P., Chanzy, A., Kerr, Y. H., Lawrence, H., Shi, J., Escorihuela, M. J., Mironov, V., Mialon, A., Demontoux, F., De Rosnay, P., and Saleh-Contell, K.: Evaluating an Improved Parameterization of the Soil Emission in L-MEB, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49, 1177–1189, <https://doi.org/10.1109/TGRS.2010.2075935>, 2011.
- 790 Zhang, L., Zhao, T., Jiang, L., and Zhao, S.: Estimate of Phase Transition Water Content in Freeze–Thaw Process Using Microwave Radiometer, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48, 4248–4255, <https://doi.org/10.1109/TGRS.2010.2051158>, 2010.
- Zhang, T.: Influence of the Seasonal Snow Cover on the Ground Thermal Regime: An Overview, *Reviews of Geophysics*, 43, 2004RG000157, <https://doi.org/10.1029/2004RG000157>, 2005.

4.4 Études complémentaires à l'article scientifique

Nous détaillons ici quelques travaux ayant nourri la réflexion et la méthodologie de l'article ci-dessus. La section 4.4.1 s'intéresse à la modélisation des lacs gelés en hiver, pris en compte dans le second MEM de ORTET et al., 2025. Différents modèles sont proposés (eau liquide, glace ou neige, combinaison de couches) puis confrontés à des observations de SMOS sur des étendues d'eau en hiver. Par ailleurs, le choix de la valeur de la constante diélectrique d'un sol gelé est un élément clef de la modélisation du sol arctique en hiver et une étude sur ce sujet est présentée en section 4.4.2.

4.4.1 Émissions des lacs gelés en hiver

En été, les étendues d'eau (lac, rivière, ...) ont une grande influence sur le signal micro-ondes, notamment en Arctique (ORTET et al., 2024). Mais qu'en est-il en hiver ? Pour la période d'étude de l'article, la T_{sol} est inférieure à -5°C et un manteau neigeux est présent sur le sol. La température de l'air (T_{air}) est également négative voir inférieure à -5°C pour éviter les cas de neige humide. L'état des étendues d'eau est plus incertain et la modélisation associée également. On compare donc ici des TB obtenues selon différents modèles (Section 4.4.1) avec des L3 TB mesurées sur des étendues d'eau variées (Section 4.4.1). Sauf mention contraire, les valeurs des paramètres sont telles que dans la Table 4.1.

TABLE 4.1 – Valeurs des paramètres du modèle de transfert radiatif utilisées pour modéliser les étendues d'eau.

Couche	Paramètre	Description	Valeur
Atmosphère	$T_{\text{B,sky}}$	TB du fond du ciel	2.7 K
	$T_{\text{B,atm}}$	TB de l'atmosphère	2.2 K au nadir [†]
	τ_{atm}	Opacité de l'atmosphère	0.01 au nadir [†]
	T_{air}	T_{air}	-20°C
Neige	s_s^{p*}	Réflectivité à l'interface supérieure	Equation 2.25
	t_s	Transmissivité	1
	r_s	Réflectivité	0
	ε_s	Permittivité	1.53
	ρ_s	Densité moyenne	300 kg m^{-3}
Glace	s_i^{p*}	Réflectivité à l'interface supérieure	Equation 2.25
	t_i	Transmissivité	1
	r_i	Réflectivité	0
	ε_i	Permittivité	3.18
	T_i	Température	-20°C
Eau	s_w^{p*}	Réflectivité à l'interface supérieure	Equation 2.26
	t_w	Transmissivité	1
	r_w	Réflectivité	0
	ε_w	Permittivité	$86 + 13 i$
	T_w	Température	2°C
	$H_{r,w}$	Rugosité	0
	$Q_{r,w}$	Ratio de polarisation	0
	$N_{r,w}^p$	Effets angulaires (polarisation p)	0

[†] Exemple pour $\theta = 0^{\circ}$, $T_{\text{B,atm}}$ et τ_{atm} sont calculés comme décrit dans Y. KERR et al., 2020.

Modélisation

Différentes modélisations sont possibles à l'aide de Microwave Emission Model of Layered Snowpacks (MEMLS) (décrit en section 2.3.2), à partir des couches suivantes : eau liquide, glace, neige. Les TB modélisées pour chacun des modèles sont présentées. Seule l'interface supérieure de la couche d'eau (interface eau-air ou eau-glace) recourt au modèle H-Q-N pour rendre compte des effets de surface. Toutes les couches intermédiaires sont considérées comme transparentes ($t = 1$ et $r = 0$).

Les TB horizontales et verticales sont modélisées pour des angles d'incidence θ compris entre 0 et 85° avec un pas de 1° . A noter que l'angle maximale d'observation de SMOS est $\theta_{\max} = 60^\circ$. Le modèle « snow on ice on water » correspond à un empilement d'une couche de neige sur une couche de glace sur une couche d'eau (Figure 4.1). Une décomposition en trois modèles correspondant aux couches d'eau (modèle « water only », Figure 4.2), de glace (modèle « ice only », Figure 4.3) et de neige (modèle « snow only », Figure 4.4) séparément est ensuite présentée. Le modèle « snow on ice » consiste en une couche de glace recouverte d'une couche de neige (Figure 4.5) et le modèle « ice on water » comporte une couche de glace sur une couche d'eau (Figure 4.6).

Conclusion

Le modèle « water only » se distingue par des valeurs de TB plus basses que les autres modèles à couche unique (pour tous les angles, $TB, V < 150$ K et $TB, H < 100$ K). Dans ce type d'approche, l'ajout d'une couche de neige « ressert » les polarisations (passage des figures 4.3 à 4.5 et 4.6 à 4.1).

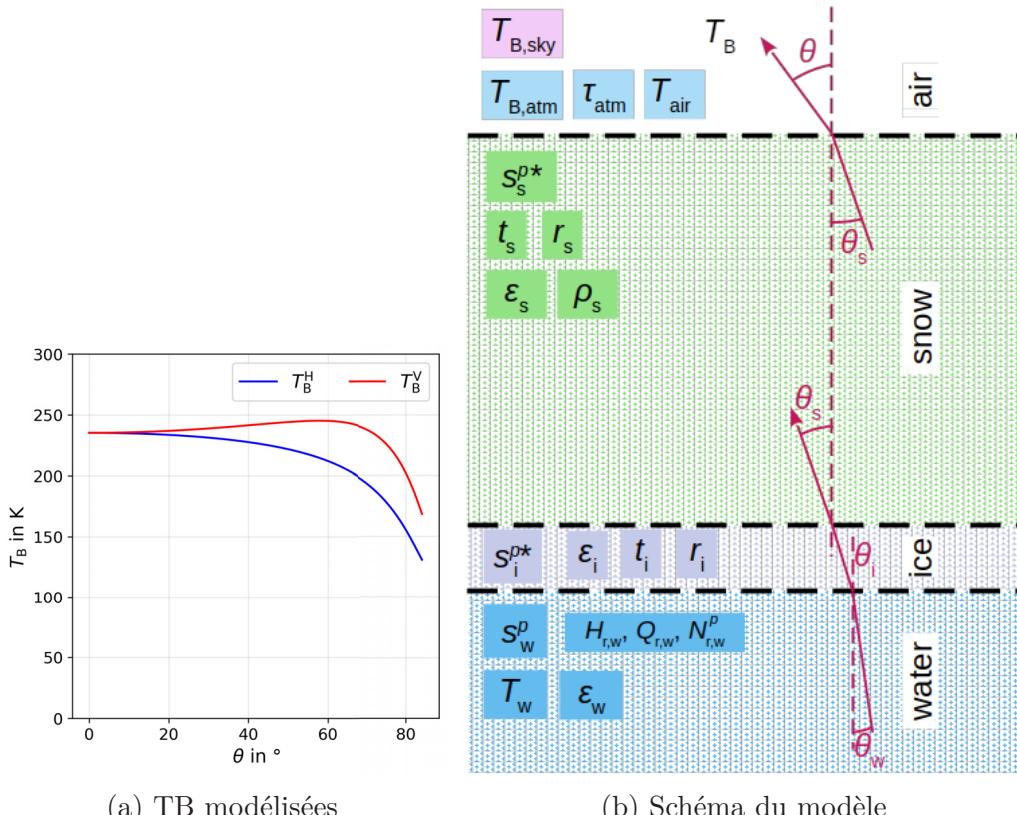


FIGURE 4.1 – Modèle « snow on ice on water »

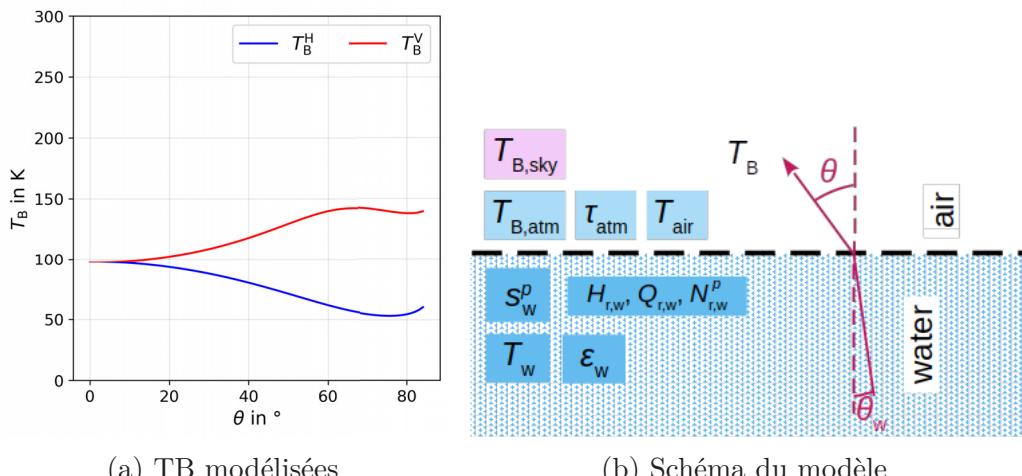


FIGURE 4.2 – Modèle « water only »

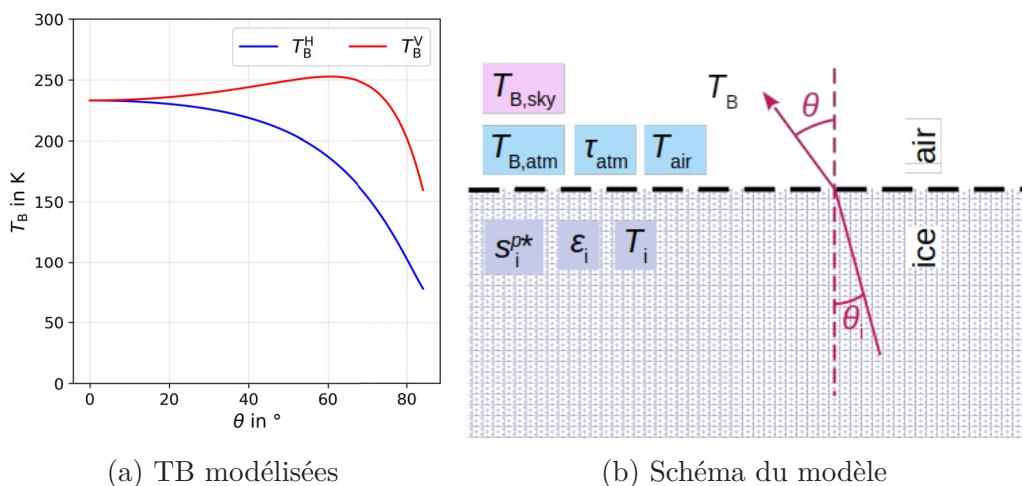


FIGURE 4.3 – Modèle « ice only »

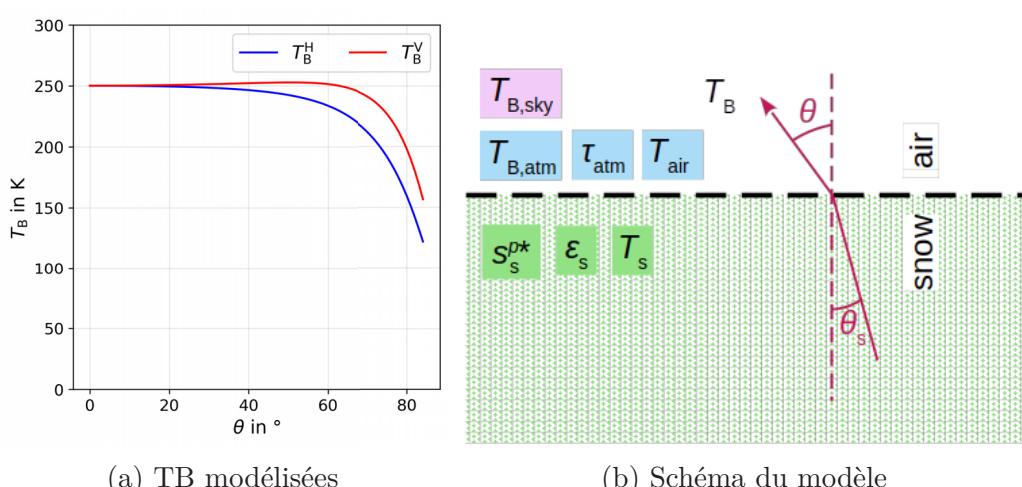


FIGURE 4.4 – Modèle « snow only »

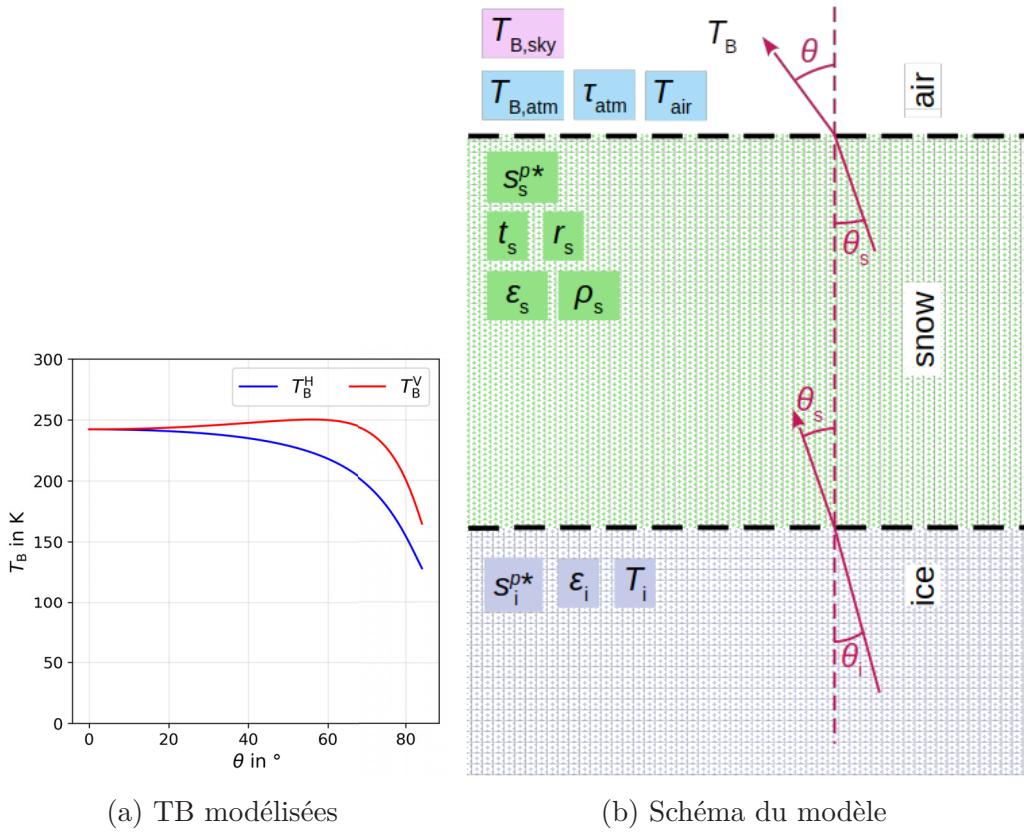


FIGURE 4.5 – Modèle « snow on ice »

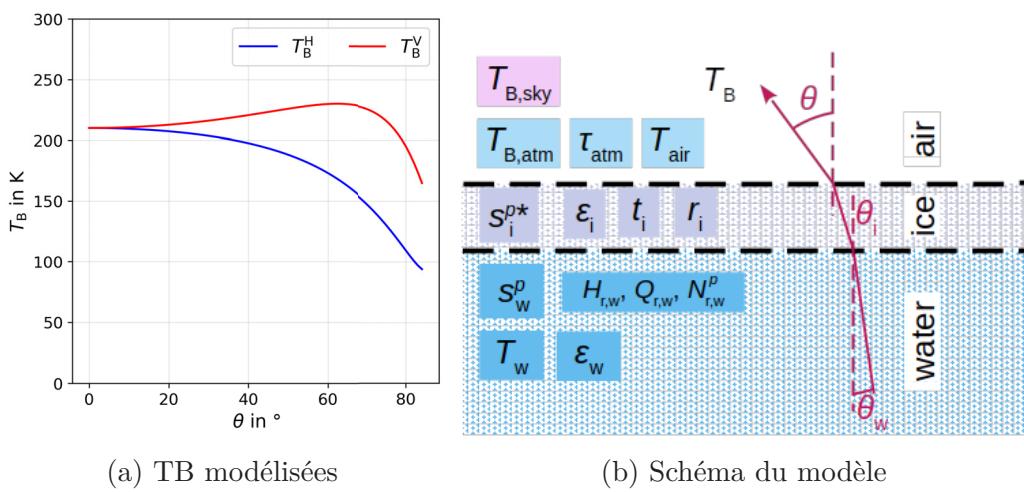


FIGURE 4.6 – Modèle « ice on water »

L3TB SMOS sur des étendues d'eau

Neuf points de grille EASE-grid 2.0 situés au niveau d'étendues d'eau à travers l'Amérique du Nord ont été retenus (Figure 4.7 et Table 4.2). Ces neufs points, nommés ici selon les localités environnantes, sont variés en terme de localisation et de type (eau douce, eau salée) et taille d'étendues d'eau. Les L3 TB d'un jour de février 2017 (Table 4.2) pour chaque site sont présentées en Figure 4.8. Trois groupes peuvent être distingués et font l'objet de modélisations différentes.

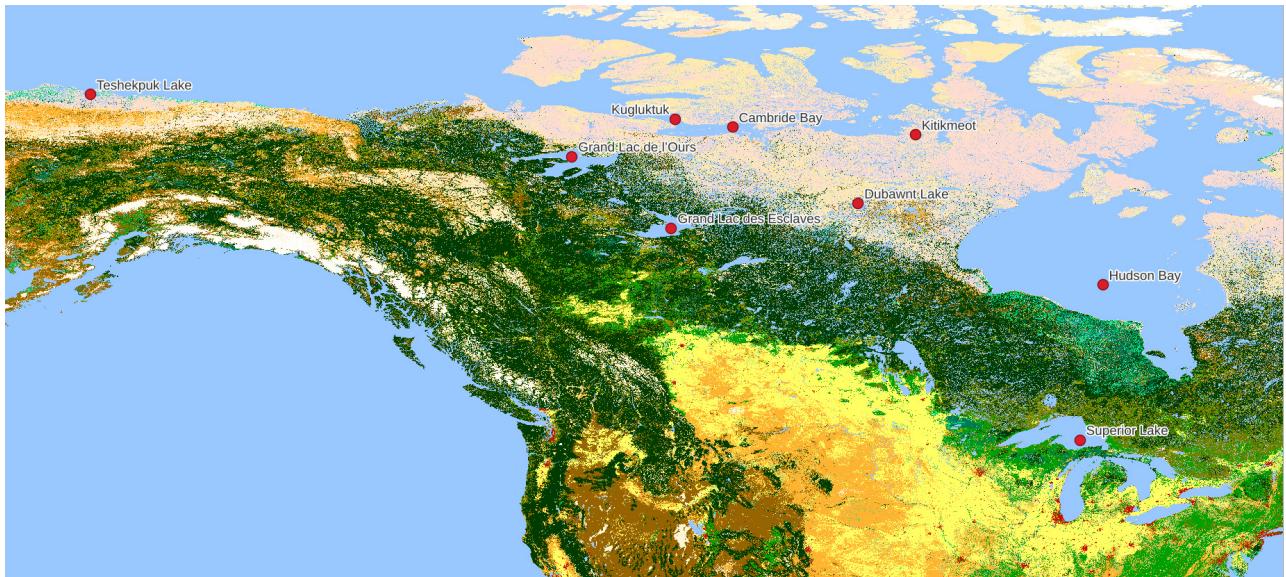


FIGURE 4.7 – Distribution des 9 points de grille EASE-Grid 2.0 globale d'intérêt (fond de carte : [ESA CCI L4 map at 300 m, Version 2.0.7 \(2015\)](#) DEFOURNY, P. et al., 2023). Les coordonnées sont précisées en Table 4.2.

TABLE 4.2 – Informations sur les points de grille d'intérêt : coordonnées (latitude, longitude), date d'observation et T_{air} interpolée à l'heure d'observation issue de [ECMWF](#).

	Nom	Latitude (°)	Longitude (°)	Date	T_{air} (K)
Groupe 1	Superior Lake	47,107	-86,499	09/02/2017	263,5
	Hudson Bay	57,636	-84,942	11/02/2017	245,7
Groupe 2	Kugluktuk	68,866	-113,991	12/02/2017	243,9
	Cambridge Bay	68,334	-110,100	12/02/2017	243,5
Groupe 3	Kitikmeot	67,815	-97,651	11/02/2017	235,8
	Grand Lac de l'Ours	66,322	-120,994	10/02/2017	250,3
	Grand Lac des Esclaves	61,469	-114,250	13/02/2017	256,3
	Teshekpuk Lake	70,543	-153,674	11/02/2017	252,0
	Dubawnt Lake	63,140	-101,541	12/02/2017	244,1

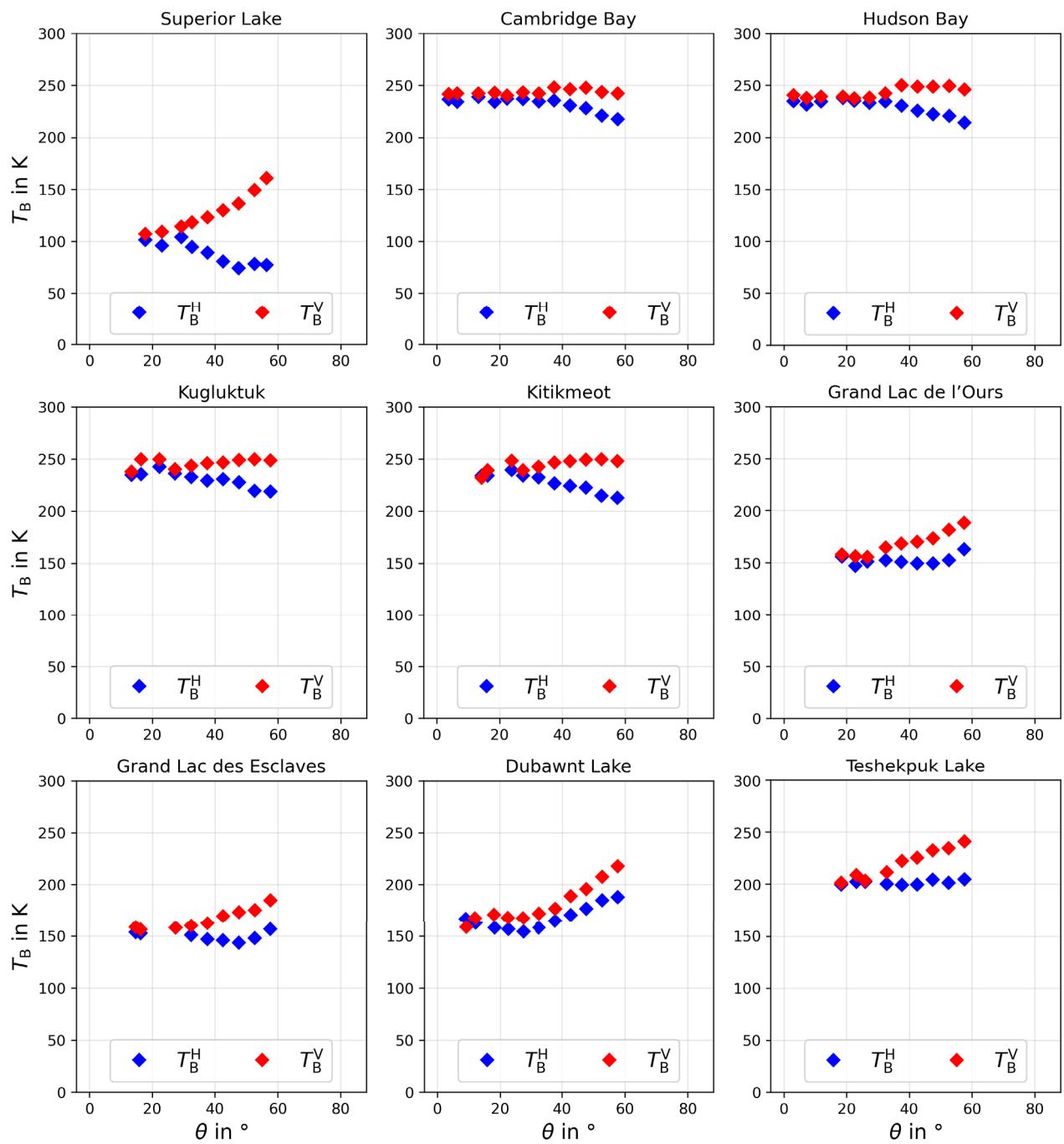


FIGURE 4.8 – L3TB des neuf points de grille EASE-Grid 2.0 globale d'intérêt.

Groupe 1 : Superior Lake

Quelques soient la polarisation ou l'angle, les L3 **TB** de Superior Lake sont inférieures à 160 K. Le modèle semblant le plus approcher les **TB** mesurées est le modèle « water only » (Figure 4.2), avec $H_{r,w} = 0,04$. L'ajout d'une couche de glace, comme dans le modèle « ice on water », ne permet plus de modéliser des **TB** avec des valeurs inférieures à 160 K. Superior Lake se trouve à une latitude bien inférieure de celles des autres sites (Table 4.2) et sa T_{air} (263.5 K) est supérieure de presque 10°C à tous les autres sites (246.4 K en moyenne). On peut donc supposer que l'émission mesurée correspond bien à de l'eau liquide. Cela a pu être confirmée après consultation de la carte de glace de lac des Grands Lacs du jour, réalisée par le Service Canadien des Glaces (<https://www.canada.ca/fr/environnement-changement-climatique/services/previsions-observations-glaces/a-propos-service-glaces.html>).

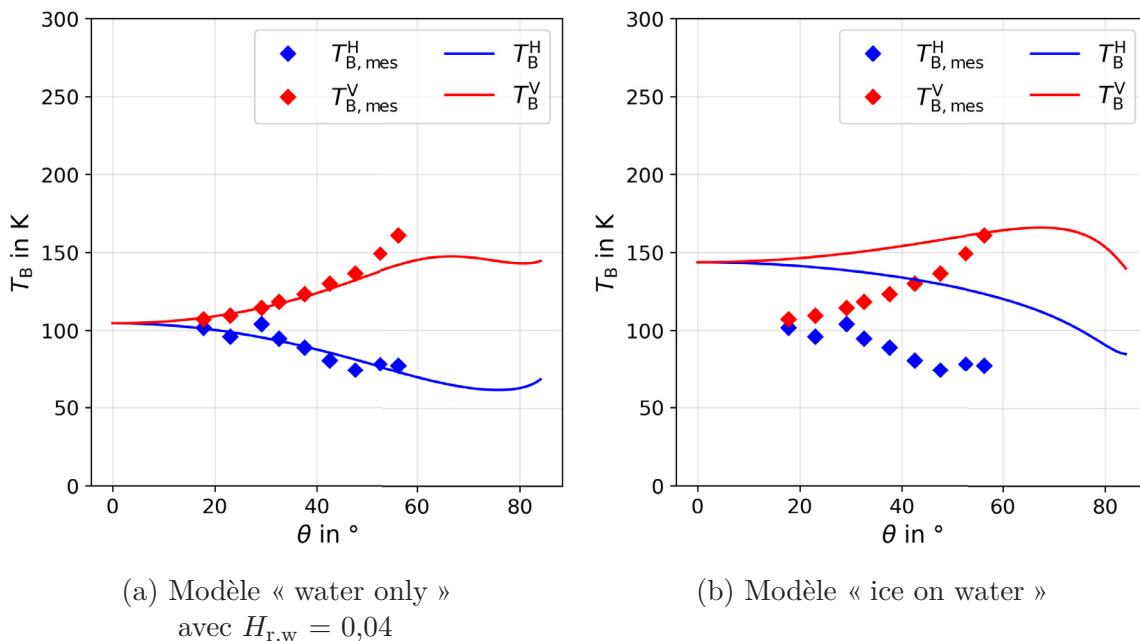


FIGURE 4.9 – TB mesurées et modélisées pour le site de Superior Lake

Groupe 2 : Cambridge Bay, Kugluktuk, Hudson Bay, Kitikmeot

Les L3 **TB** des quatre sites du groupe 2 (Table 4.2) sont comprises entre 230 et 250 K. En polarisation V, les **TB** restent relativement constantes pour tous angles. En polarisation H, les **TB** diminuent avec l'augmentation de l'angle. A titre d'exemple, trois modèles sont présentés pour expliquer les **TB** de Cambridge Bay. Le modèle « ice only » recouvre les gammes de valeur des **TB**, mais la différence à chaque angle entre la **TB** H et la **TB** V est supérieure à celle mesurée. Le modèle « snow on ice » correspond d'avantage au profil des **TB**, mais semble très légèrement biaisé au-dessus des valeurs mesurées. Enfin, le modèle « snow on ice on water » approche les valeurs mesurées, lorsque $H_{r,w} = 1,5$. Le modèle « snow on ice » semble suffisant pour expliquer les **TB** des sites du groupe 2. Le biais pouvant être observée s'explique par la valeur arbitraire de la T_{ice} choisie. Les quatre sites du groupe 2 correspondent à des zones maritimes couvertes de banquise. Pour ces sites-là, le profil de l'émission observée par **SMOS** correspond à de la glace et de la neige uniquement.

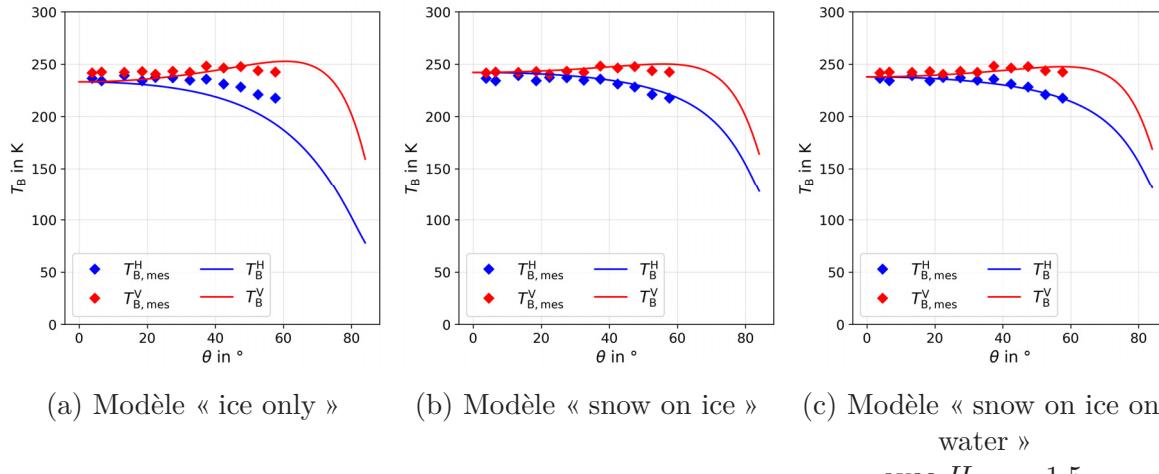


FIGURE 4.10 – TB mesurées et modélisées pour le site de Cambridge Bay

Groupe 3 : Grand Lac de l’Ours, Teshekpuk Lake, Grand Lac des Esclaves, Dubawnt Lake

Les L3 TB des quatre sites du groupe 3 (Table 4.2) sont comprises entre 140 et 250 K. En polarisation H, les TB restent relativement constantes pour les petits angles ($\theta \leq 50^\circ$) avant d’augmenter. En polarisation V, les TB augmentent avec l’augmentation de l’angle. A titre d’exemple, trois modèles (« water only », « ice on water », « snow on ice on water ») sont présentés pour expliquer les TB du Grand Lac de l’Ours (Figure 4.11). Pour les plus petits angles ($\theta \leq 40^\circ$), les trois modèles permettent de retrouver les mêmes valeurs de TB, à l’aide de $H_{r,w}$ différents. En revanche, pour les plus grands angles ($\theta > 40^\circ$), les TB horizontales et verticales augmentent avec l’angle, ce qui ne correspond à aucun modèle présenté plus tôt (Section 4.4.1). D’autres paramétrisations de $Q_{r,w}$ et $N_{r,w}^p$ (non présentées ici) ont été testées afin de reproduire un tel comportement, sans succès.

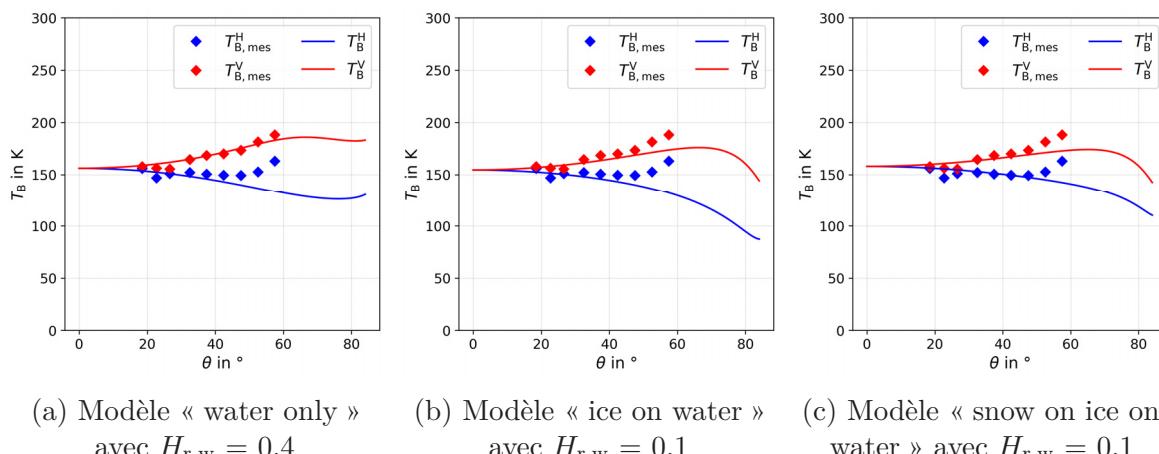


FIGURE 4.11 – TB mesurées et modélisées pour le site de Grand Lac de l’Ours

Afin d'aider à l'interprétation de ce profil de TB singulier, observé pour l'ensemble des sites du groupe 3, la couverture du sol de tous les sites est extraite selon la méthode décrite en section 2.4 Land Cover de ORTET et al., 2025. Les figures 4.12, 4.13 et 4.14 présentent la couverture du sol pour les sites de Superior Lake (groupe 1), Cambridge Bay (groupe 2) et le Grand Lac de l’Ours (groupe 3). Le cercle rouge correspond à un diamètre de 40 km, ce qui correspond, en moyenne, au champ de vue de l'instrument SMOS . Le cercle bleu quant

à lui à un diamètre de 250 km et donne un aperçu de toute la zone contribuant au signal micro-onde des **TB SMOS**. Le signal micro-onde provenant de la *Working Area* se retrouve principalement pour les angles θ les plus élevés. La fraction d'eau de Superior Lake est de 1 pour un diamètre de 40 km et reste à 0.95 pour un diamètre de 250 km. Si l'on considère que la zone n'est pas gelée, les **TB** mesurées correspondent donc bien principalement à de l'eau liquide et salée. Pour un diamètre de 40 km, la fraction d'eau de Grand Lac de l'Ours est de 1 et celle de Cambridge Bay est de 0.84. En revanche, pour un diamètre de 250 km, les fractions d'eau de Cambridge Bay et Grand Lac de l'Ours tombent respectivement à 0.48 et 0.65. La présence de terres émergées semble donc avoir une influence sur les **TB** mesurées pour ces deux sites. Or, à Cambridge Bay, tant la zone de terre émergée que l'étendue d'eau sont gelées. Les constantes diélectriques du sol gelé ($\epsilon_g = 5.0 + 0.1j$) et de la glace ($\epsilon_i = 3.18$) utilisées dans la modélisation sont proches. Au contraire, au Grand Lac de l'Ours, si on considère de l'eau liquide sous la glace, sa constante diélectrique ($\epsilon_w = 86 + 13j$) est très différente (en partie réelle et en partie imaginaire). La contribution du sol gelé présent dans la *Working Area* du Grand Lac de l'Ours a donc une contribution qui ne peut être négligée dans les **TB** mesurées, en particulier pour les grands angles θ .

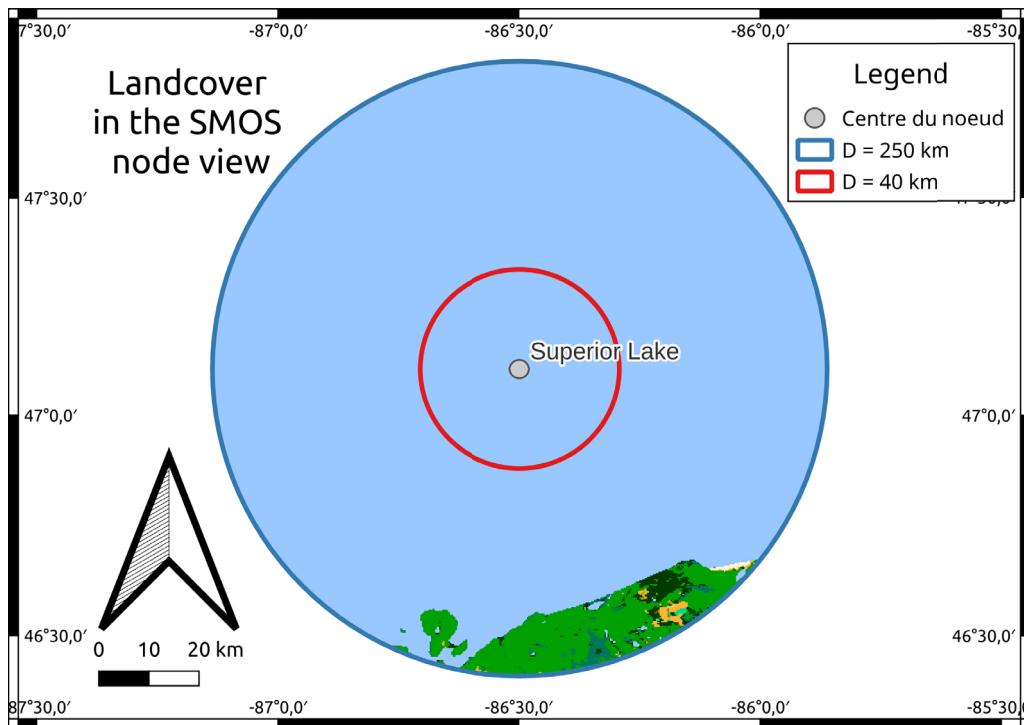


FIGURE 4.12 – Approximation du champ de vue (rouge) et environnement (bleu) considérés par **SMOS** au point de grille de Superior Lake (fond de carte : carte **ESA CCI** L4 à 300 m, Version 2.0.7 (2015) (DEFOURNY, P. et al., 2023)).

4.4. Études complémentaires à l'article scientifique

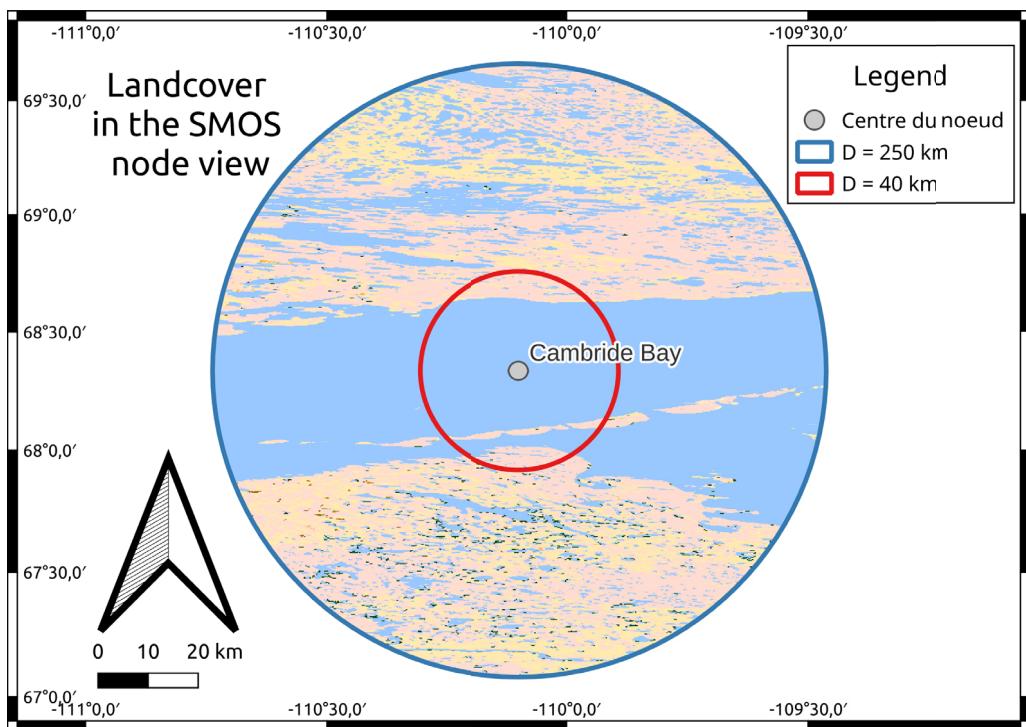


FIGURE 4.13 – Approximation du champ de vue (rouge) et environnement (bleu) considérés par SMOS au point de grille de Cambridge Bay (fond de carte : carte ESA CCI L4 à 300 m, Version 2.0.7 (2015) (DEFOURNY, P. et al., 2023)).

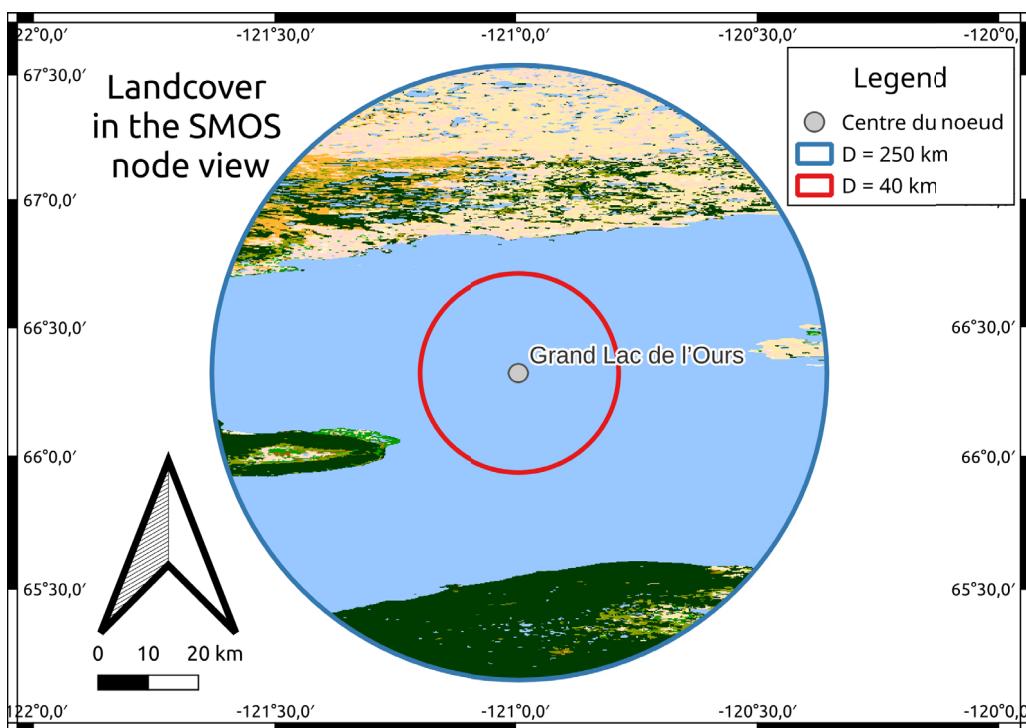


FIGURE 4.14 – Approximation du champ de vue (rouge) et environnement (bleu) considérés par SMOS au point de grille du Grand Lac de l'Ours (fond de carte : carte ESA CCI L4 à 300 m, Version 2.0.7 (2015) (DEFOURNY, P. et al., 2023)).

Conclusion

Trois modèles simple de correction d'eau sont retenus dans trois cas différents :

- l'étendue d'eau n'est pas gelée : modèle « water only »
- l'étendue d'eau est totalement gelée : modèle « snow on ice »
- l'étendue d'eau est partiellement gelée : modèle « snow on ice on water »

Si l'étendue d'eau est entièrement gelée, une fraction d'eau dans un diamètre de 40 km est suffisante. Sinon, il est nécessaire de s'intéresser à la fraction dans l'environnement total contribuant au signal mesuré. Le paramètre $H_{r,w}$ à l'interface entre l'eau liquide et la glace ou l'air permet d'adapter l'intensité du signal émis.

ORTET et al., 2025 utilise le modèle « snow on ice on water » qui permet de corriger la fraction d'étendue d'eau partiellement gelée ou non gelée en adaptant le paramètre $H_{r,wi}$. ORTET et al., 2025 montre d'ailleurs que l'optimisation de $H_{r,wi}$ varie selon la période de l'année.

Afin de distinguer l'état des étendues d'eau, l'utilisation du produit gel/dégel de **SMOS** (RAUTIAINEN et al., 2016) serait une piste encourageante. Par ailleurs, les **MEM** utilisés afin de simuler les **TB** des étendues d'eau pourraient être complexifiés. En effet, l'hypothèse de la transparence des couches de neige et de glace n'est pas garantie tout au long de l'année. Par exemple, la présence de neige mouillée change drastiquement la permittivité de la couche de neige et les conditions de transmissivité et réflectivité. De même, la permittivité de l'eau pure est utilisée, or il s'agit parfois d'étendues d'eau saumâtres ou salées. Dans le cas du modèle « snow on ice », la température de la glace intervient et doit être modélisée notamment selon son lien avec la **Tair** avec ou sans manteau neigeux (GEBRE et al., 2014). Enfin, l'utilisation du modèle H-Q-N de surface, qui n'est ici pris en compte que pour l'interface entre l'eau liquide et la glace, pourrait être étendue aux autres interfaces. La complexité d'une telle approche reste cependant un frein pour des gains d'apparence limités.

4.4.2 Constante diélectrique du sol gelé

La section 5.1.1. de ORTET et al., 2025 discute de la valeur de la constante diélectrique d'un sol gelé. De nombreuses études (SCHWANK et al., 2014; Y. KERR et al., 2020; HOLMBERG et al., 2024) utilisent la valeur $5 + 0.5j$ issue de (HALLIKAINEN et al., 1985). Cette même valeur est utilisée dans ORTET et al., 2025, et conduit à l'optimisation de $H_{r,g} = 0.8$, comme dans HOLMBERG et al., 2024. Un exercice d'inversion à deux paramètres (T_g et ε_g) a été réalisé sur les mêmes 13 sites d'étude. Le paramètre $H_{r,g}$ est initié à 0. Les T_g obtenues restent très similaires à celles obtenues dans ORTET et al., 2025. Le ε_g moyen est égal à $3 + 0.1j$. Deux paramétrisations différentes d'un même modèle permettent donc d'aboutir aux mêmes T_g inversées. La figure 4.15 représente les valeurs de réflectivité à l'interface sol-neige calculées selon 2.26. Entre deux calculs de réflectivité, tous les paramètres restent inchangés, exceptés la partie réelle de ε_g (la partie imaginaire est considérée nulle) et $H_{r,g}$. Plusieurs couples ($\varepsilon_g/H_{r,g}$) permettent d'obtenir la même réflectivité de surface s_g^p . Il existe donc un effet de compensation entre ε_G et $H_{r,g}$. Paramétrier le sol gelé avec $\varepsilon_G = 5 + 0.5j$ nécessite l'utilisation d'un $H_{r,g} = 0.8$ (HOLMBERG et al., 2024; ORTET et al., 2025). La figure 4.15 suggère que la même réflectivité du sol peut-être obtenue avec un $H_{r,g} = 0$ en considérant la partie réelle constante diélectrique d'un sol gelé ε_G entre 3 et 4.

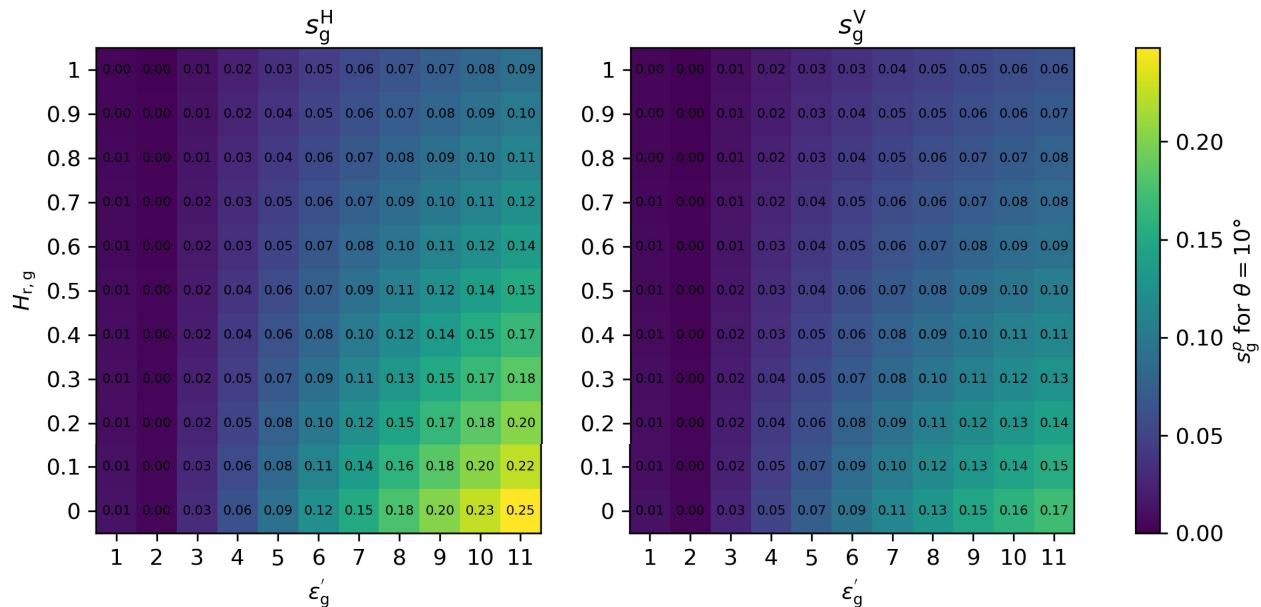


FIGURE 4.15 – Réflectivité s_g^p à l'interface rugueuse sol-neige pour un angle d'incidence $\theta = 10^\circ$.

Conclusion

Un effet de compensation entre ε_G et $H_{r,g}$ rend l'optimisation de la valeur de $H_{r,g}$ dépendante de celle de ε_G . En zone arctique, pour un sol gelé, différentes paramétrisations du sol gelé peuvent permettre de retrouver la [Tsol](#).

Analyse spatio-temporelle circumpolaire des températures du sol sous le manteau neigeux en zone de pergélisol arctique à partir des mesures du satellite SMOS de 2012 à 2023

Sommaire

5.1	Introduction	148
5.2	Données	149
5.2.1	Températures du sol	149
5.2.2	Modèle ERA-5	150
5.2.3	Couverture neigeuse	150
5.2.4	Carte de végétation	150
5.3	Méthodes	150
5.3.1	Calcul de moyenne temporelle	150
5.3.2	Anomalies de températures	151
5.3.3	Tendance	151
5.3.4	Calcul de moyenne spatiale	151
5.4	Résultats et discussion	152
5.4.1	Distribution spatiale des Tsol	152
5.4.2	Anomalies des \bar{T}_g SMOS	154
5.4.3	Tendance des \bar{T}_g SMOS	155
5.4.4	Lien avec la végétation	156
5.5	Conclusion et perspectives	160
5.6	Annexe	161

5.1 Introduction

Le chapitre précédent présente le développement et la validation sur 21 sites d'une méthode innovante d'inversion des observations **SMOS** pour retrouver la température du sol - *Ground Temperature* en anglais, - (**T_g**) sous la neige en zone de pergélisol arctique (ORTET et al., 2025). Le présent chapitre vise à appliquer cette méthode sur l'ensemble de l'Arctique puis à analyser les variations spatio-temporelles de la base de données de T_g SMOS obtenue de 2012 à 2023 aux hautes latitudes arctiques. En effet, SMITH et al., 2022 montre que les variations de **T_g** en surface sont globalement corrélées aux variations de T_{air} mais précise que cela dépend localement de la couverture neigeuse et du type de végétation. Le manteau neigeux agit en effet comme isolant thermique et plus la neige est dense, plus sa conductivité thermique augmente (T. ZHANG, 2005 ; Y. ZHANG et al., 2018). La présence d'arbustes entraîne une plus grande accumulation de neige (GRÜNBERG et al., 2020), dont la densité est plus faible que la neige en zone herbacée (LISTON et al., 2002). Les **T_g** sont donc généralement plus élevées en présence d'arbustes qu'en zone herbacée. Au printemps en revanche, la présence d'arbustes dans le manteau neigeux entraîne une fonte précoce de celui-ci et donc potentiellement une augmentation des **T_g** (WILCOX et al., 2019). Cependant, DOMINE et al., 2022 observe à l'échelle locale que les branches des arbustes dans le manteau neigeux peuvent aussi servir de « pont thermique » (Figure 5.1). Cela permet les échanges thermiques entre l'air et le sol et notamment le refroidissement du sol en hiver. Au printemps, lorsque les T_{air} augmentent, cela permet également au **T_g** d'augmenter. Ces échanges thermiques permis par les arbustes ne sont pas encore bien compris et pris en compte dans les modèles (WILCOX et al., 2024).

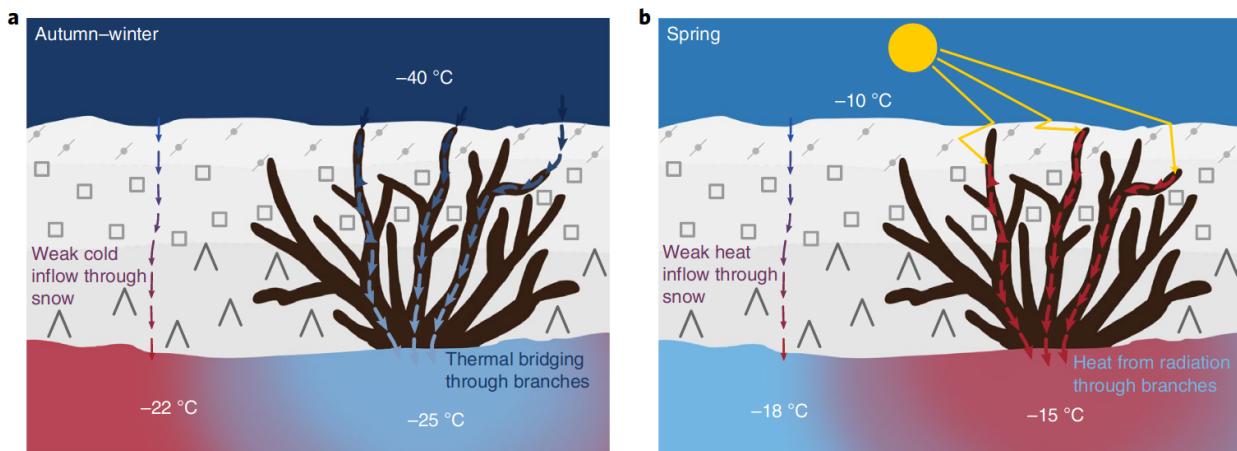


FIGURE 5.1 – « Pont thermique » à travers les branches des arbustes dans le manteau neigeux en hiver (a) et au printemps (b) (Figure issue de DOMINE et al., 2022).

Les travaux de ce chapitre ont tout d'abord pour objectif d'étudier les variations spatio-temporelles des **T_{sol}** sous le manteau neigeux à travers l'Arctique. Une analyse de la répartition spatiale des T_g SMOS d'une part (Section 5.4.1) et de leur évolution temporelle d'autre part (Section 5.4.2) est proposée afin d'étudier les tendances observées dans ces mesures de T_g SMOS. En faisant l'hypothèse que les variations de **T_{sol}** dépendent non seulement des variations de **T_{air}** mais aussi des propriétés du manteau neigeux et de la végétation, nous proposons d'étudier ici ces liens complexes sur un site d'étude en zone de toundra arbustive et un site d'étude en zone de toundra herbacée (Section 5.4.4).

5.2 Données

5.2.1 Températures du sol

La méthode d'inversion des T_g de ORTET et al., 2025 est applicable en zone de toundra arctique, i.e. au-dessus de la ligne des arbres (WALKER et al., 2005) (Figure 5.2). ORTET et al., 2025 montre aussi l'impact des étendues d'eau sur l'inversion des T_g et la difficulté d'appliquer une correction adaptée. Afin de s'affranchir des pixels trop impactés par les étendues d'eau, cette étude considère seulement les pixels dont la fraction d'eau est inférieure à 0.05. Les zones de glaciers sont également exclues. Les fractions de couvertures du sol sont calculées à partir de la carte ESA CCI L4 à 300 m de résolution, Version 2.0.7 (2015) (DEFOURNY, P. et al., 2023), en considérant une zone tampon de 40 km autour de chaque centre de pixel. Cette étude se concentre donc sur 2395 pixels répartis à travers l'Arctique (zone globale) (Figure 5.2). Tous les pixels sont en zone de pergélisol continu (HEGINBOTTOM et al., 2002). Deux sous régions sont également définies : l'ouest de l'Amérique du Nord appelée (zone OAN) ($64^{\circ}\text{N} < \text{latitude} < 71^{\circ}\text{N}$ et $168^{\circ}\text{W} < \text{longitude} < 133^{\circ}\text{W}$) qui comprend 459 pixels et l'est de l'Eurasie (zone EE) ($64^{\circ}\text{N} < \text{latitude} < 71^{\circ}\text{N}$ et $170^{\circ}\text{W} < \text{longitude} < 165^{\circ}\text{E}$) comprenant 467 pixels.

Les T_g SMOS sont issues de l'inversion des L3 TB v330 du satellite SMOS pour l'orbite ascendante (i.e. le matin) (CATDS, 2024). Les cartes de T_g SMOS sont produites sur la grille EASE v2.0 globale de manière journalière. La couverture aux plus hautes latitudes permet à un pixel d'être observé de manière quasi quotidienne, bien que dépendante notamment de la présence de interférence des fréquences radio - *Radio Frequency Interference* en anglais - (RFI). On obtient alors une série temporelle de T_g SMOS pour chaque pixel. La série temporelle de T_g SMOS obtenue s'étale de janvier 2012 à décembre 2023 inclus.

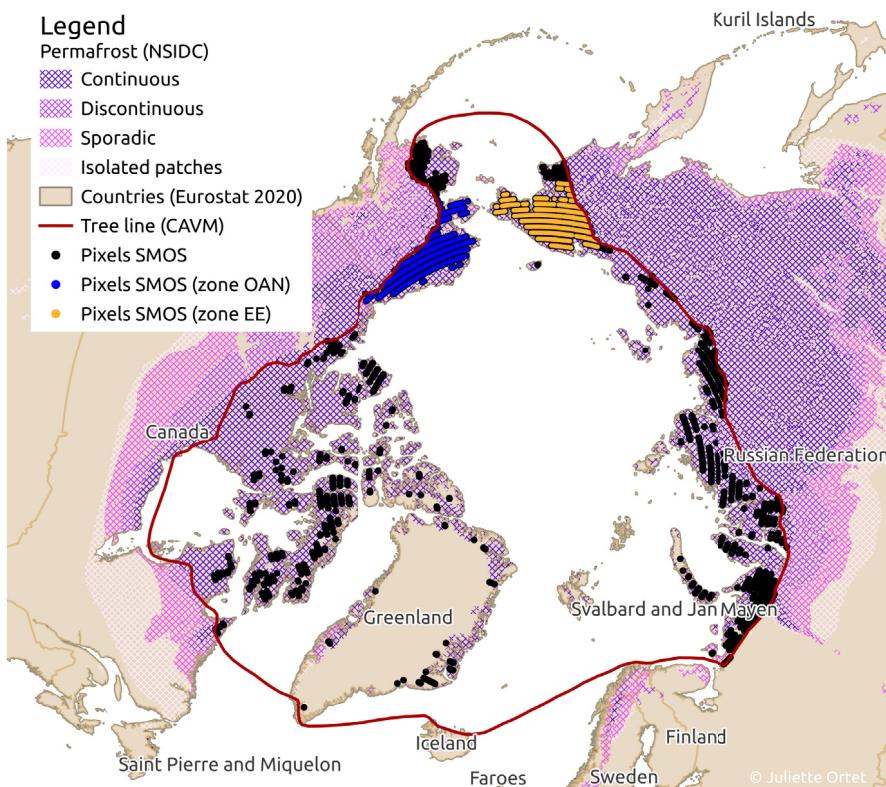


FIGURE 5.2 – Pixels SMOS respectant les conditions d'inversion des L3 TB vers les T_g SMOS.

5.2.2 Modèle ERA-5

Les T_g SMOS sont comparées aux températures du sol issues du modèle de 5^{ème} génération de réanalyse ECMWF (**ERA5**) (HERSBACH, H. et al., 2023). Les températures de deux couches sont considérées dans cette étude : les T_g ERA5 _{surf} issues de la couche Level 1 (de 0 à 7 cm) et les T_g ERA5 _{deep} issues de la couche Level 3 (de 28 à 100 cm). La température de l'air à 2 m T_{air} ERA5 est aussi utilisée. Les données **ERA5** sont disponibles sur une grille à 0.25° et avec une résolution temporelle d'une heure. Les pixels **ERA5** conservés sont les plus proches voisins respectifs de chaque pixel **SMOS**. A chaque date où une T_g SMOS est inversée, les T_g ERA5 _{surf}, T_g ERA5 _{deep} et T_{air} ERA5 de l'heure la plus proche sont extraites. Les données **ERA5** ainsi interpolées sont disponibles de janvier 2012 à décembre 2023 inclus.

5.2.3 Couverture neigeuse

Le Centre Météorologique Canadien (**CMC**) propose un produit opérationnel journalier et mensuel de hauteur de neige (H_{snow}) sur l'ensemble de l'hémisphère nord de janvier 2010 à décembre 2020 (BROWN & BRASNETT, 2010). Ce produit s'appuie sur des observations *in situ* interpolées auxquelles est appliqué un modèle d'accumulation et fonte de neige s'appuyant sur des données météorologiques. Ces hauteurs de neige sont disponibles sur une grille polaire stéréographique à 24 km de résolution. Nous les avons reprojetées par interpolation linéaire sur la grille EASE v2.0 globale. Le produit de hauteur de neige **CMC** a été choisi à des fins de comparaison de nos résultats avec ceux de l'étude de BISKABORN et al., 2019.

5.2.4 Carte de végétation

Une carte de la végétation arctique au 1 : 7 500 000 (Circumpolar Arctic Vegetation Map (**CAVM**) version 2) a été établie par MARTHA RAYNOLDS, 2022 à partir d'images du satellite Advanced Very High Resolution Radiometer (**AVHRR**). Cinq classes phisyonomiques (apparence générale de la flore, déterminée par les espèces majoritaires) sont définies :

- B = barrens : zones arides avec peu de végétation.
- G = graminoid-dominated tundras : zones de toundra comprenant principalement des herbacées.
- P = prostrate-shrub-dominated tundras : zones de toundras où les arbustes sont étendus au sol et ne dépassent pas 40 cm.
- S = erect-shrub dominated tundras : zones de toundras où les arbustes sont droits et peuvent dépasser les 40 cm.
- W = wetlands : zones saturées en eau.

5.3 Méthodes

5.3.1 Calcul de moyenne temporelle

Une moyenne de la série temporelle peut être calculée sur une période définie pour chaque pixel, ce qui donne donc une carte de moyenne associée à cette période. La moyenne, plutôt que la médiane, permet de rendre compte de la présence d'éventuelles T_g inhabituelles. Notez cependant que le nombre de T_g SMOS inversées est variable selon l'année et le pixel (voir en annexe, Figure 5.17). Un filtrage temporelle est appliqué pour chaque pixel afin d'écartier d'éventuelles valeurs aberrantes en sortie d'inversion (voir Section 3.4 Post-processing de ORTET et al., 2025). Pour chaque mois de février, seules les T_g SMOS comprises à ± 2 écart-type - *Standard Deviation* en anglais, - (**STD**) de la moyenne du pixel sont conservées. Pour la

5.3. Méthodes

moyenne de l'ensemble de la série temporelle, la même méthode de filtrage est appliquée, seules les T_g SMOS comprises à ± 2 STD de la moyenne du pixel sont conservées.

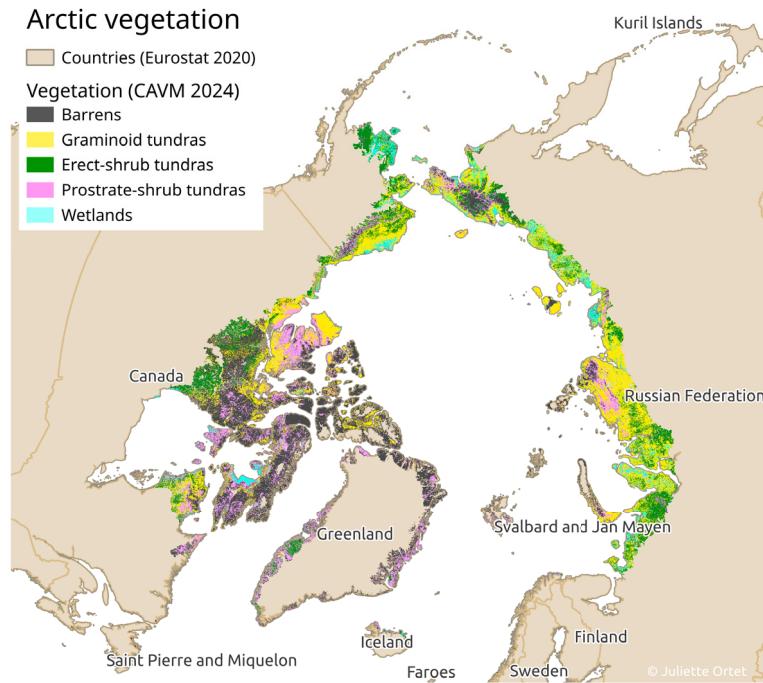


FIGURE 5.3 – Classification de la végétation arctique d'après MARTHA RAYNOLDS, 2022.

5.3.2 Anomalies de températures

Une anomalie est définie comme la différence entre une valeur à une période choisie, par rapport à la même valeur sur une période référence. La période de référence de cette étude est de 2012 à 2023. Par exemple, pour l'année y , l'anomalie annuelle des moyennes de T_g est :

$$\Delta \bar{T}_{g,y} = \bar{T}_{g,y} - \bar{T}_{g,2012-2023} \quad (5.1)$$

avec $\bar{T}_{g,y}$ la moyenne des T_g de l'année y et $\bar{T}_{g,2012-2023}$ la moyenne des T_g de la période de référence 2012 - 2023.

5.3.3 Tendance

La régression linéaire des températures moyennes de chaque année est calculée pour chaque pixel. La tendance correspond à la pente de cette régression linéaire. Dans cette étude, les années de 2012 à 2023 sont considérées. Afin d'obtenir une tendance en degré par décennie ($^{\circ}$ dec $^{-1}$), un rapport de proportionnalité est ensuite réalisé.

5.3.4 Calcul de moyenne spatiale

Les anomalies et tendance sont calculées pour la série temporelle de chaque pixel. Afin d'effectuer des analyses à l'échelle globale ou régionale, celles-ci sont moyennées à l'échelle spatiale. Notez que le premier et le dernier percentile de la distribution spatiale n'est pas pris en compte dans la moyenne. En effet, certains pixels présentent des valeurs de $\bar{T}_{g,y}$ particulièrement basses ou élevées pour toutes les années. De part leur localisation, il semble qu'ils s'agissent de pixels qui ne remplissent pas les conditions environnementales (topographie, glaciers, étendue d'eau, végétation) d'inversion de T_g SMOS (bien qu'ayant passé le filtrage d'après la couverture

du sol de [ESA CCI](#)). La moyenne est calculée à l'échelle globale pour l'ensemble des pixels disponibles et à l'échelle régionale pour les zones OAN et EE.

5.4 Résultats et discussion

Cette étude s'intéresse d'abord uniquement aux T_g du mois de février durant lequel les T_{air} sont les plus froides et le manteau neigeux déjà installé (Sections 5.4.1, 5.4.2) et 5.4.3. Dans la section 5.4.4, le lien entre T_g et végétation est questionné en s'intéressant aux T_g allant des mois de novembre à avril (inclus) de chaque année.

5.4.1 Distribution spatiale des T_{sol}

Les figures 5.4, 5.5 et 5.6 présentent les histogrammes des moyennes de T_g SMOS en février de chaque année pour tous les pixels (Figure 5.4), ceux de la zone OAN (Figure 5.5) et ceux de la zone EE (Figure 5.6). Les \bar{T}_g SMOS,y du 1er et du dernier percentiles sont considérées comme des valeurs aberrantes et non représentées.

A l'échelle globale, les \bar{T}_g SMOS,y varient entre -40.4°C et 4.0°C. Certaines années sont bimodales (par exemple 2014, 2017, 2018), avec un mode $\simeq -25^\circ\text{C}$ et un autre $\simeq -10^\circ\text{C}$. Pour chaque année, les moyenne et médiane de la distribution sont similaires, exceptées en 2018. Pour la zone OAN, les \bar{T}_g SMOS,y varient entre -19.4°C et 1.5°C. Pour la zone EE, les \bar{T}_g SMOS,y varient entre -36.4°C et -2.4°C. Pour ces deux zones, les moyenne et médiane de la distribution sont similaires pour chaque année.

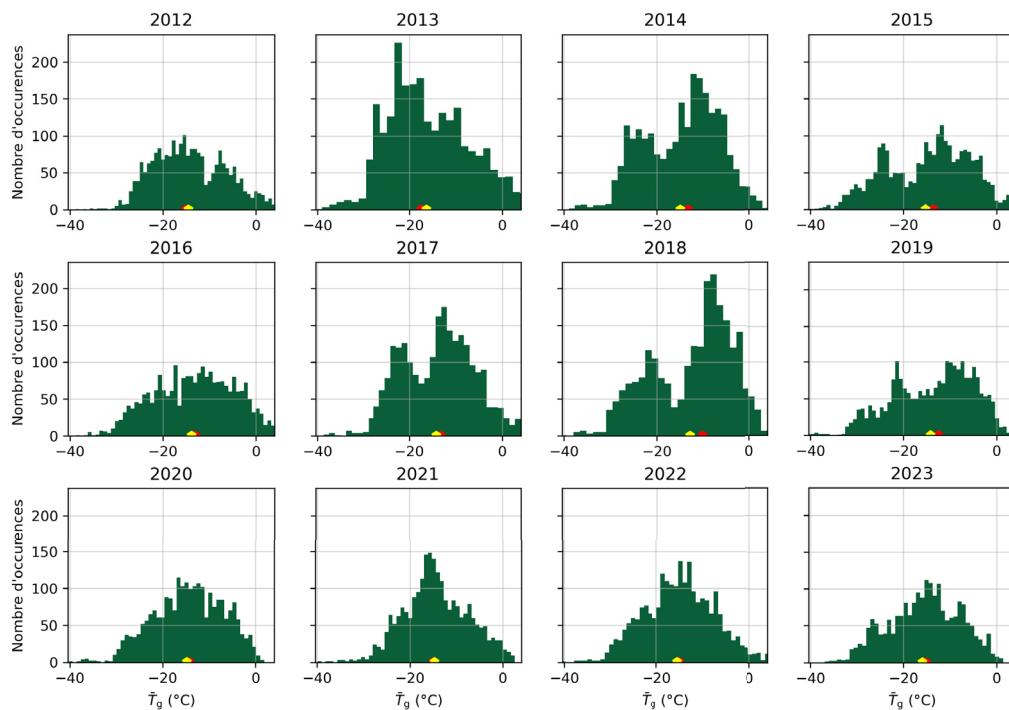


FIGURE 5.4 – Histogrammes des moyennes \bar{T}_g SMOS au mois de février pour la zone globale. La moyenne (resp. médiane) de chaque distribution annuelle est symbolisée par un pentagone jaune (resp. rouge).

5.4. Résultats et discussion

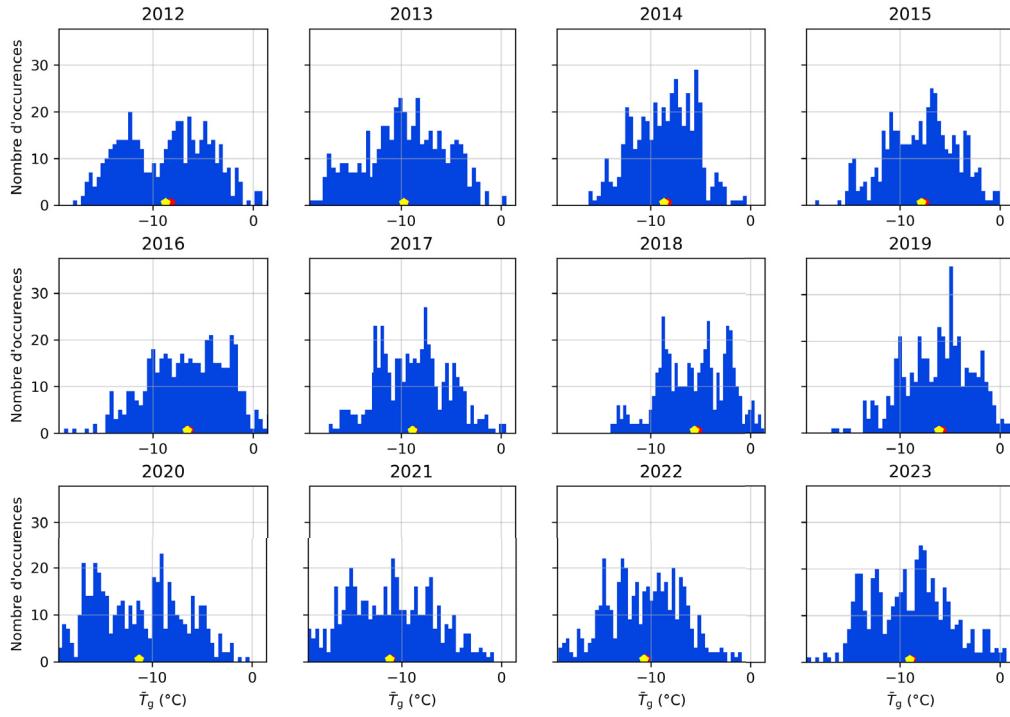


FIGURE 5.5 – Histogrammes des moyennes \bar{T}_g SMOS au mois de février pour la zone OAN. La moyenne (resp. médiane) de chaque distribution annuelle est symbolisée par un pentagone jaune (resp. rouge).

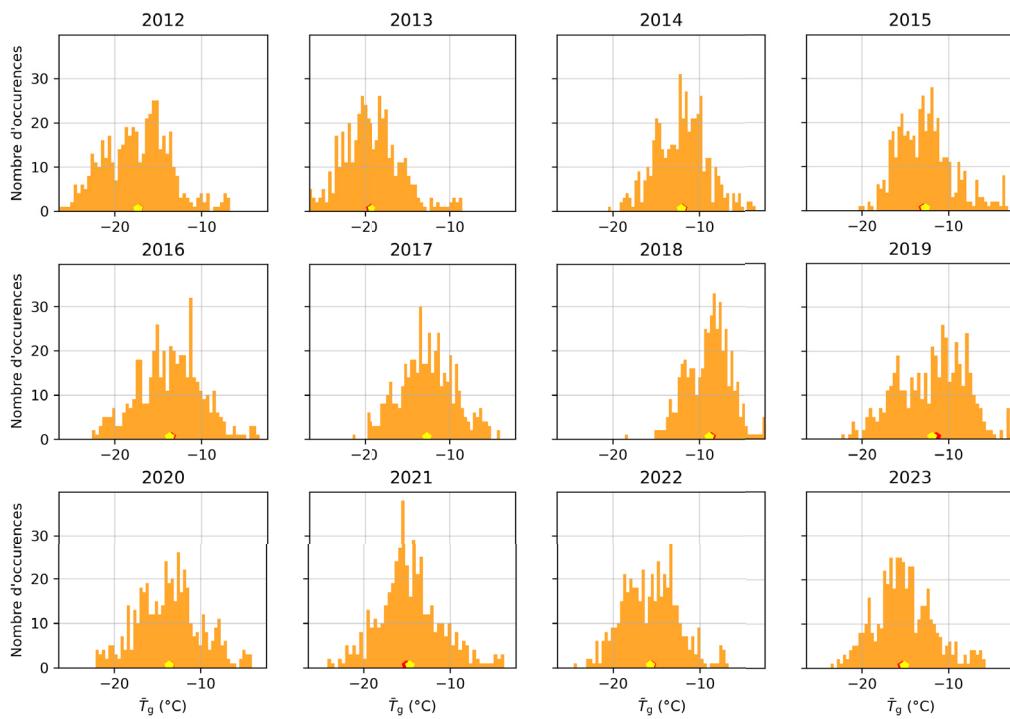


FIGURE 5.6 – Histogrammes des moyennes \bar{T}_g SMOS au mois de février pour la zone EE. La moyenne (resp. médiane) de chaque distribution annuelle est symbolisée par un pentagone jaune (resp. rouge).

5.4.2 Anomalies des \bar{T}_g SMOS

La figure 5.7 présente les anomalies de \bar{T}_g SMOS du mois de février. Les valeurs d'anomalies \bar{T}_g SMOS présentent une variabilité spatiale et temporelle. Si certaines années sont dans l'ensemble plus froides (par exemple 2013) et d'autres plus chaudes (par exemple 2018), des disparités géographiques apparaissent. La zone EE présente le plus souvent des anomalies positives, parfois même de fortes anomalies $\bar{T}_g \text{ SMOS} \geq 10^\circ\text{C}$. La zone OAN montre certaines années des anomalies positives (par exemple 2018) et d'autres négatives (par exemple 2021).

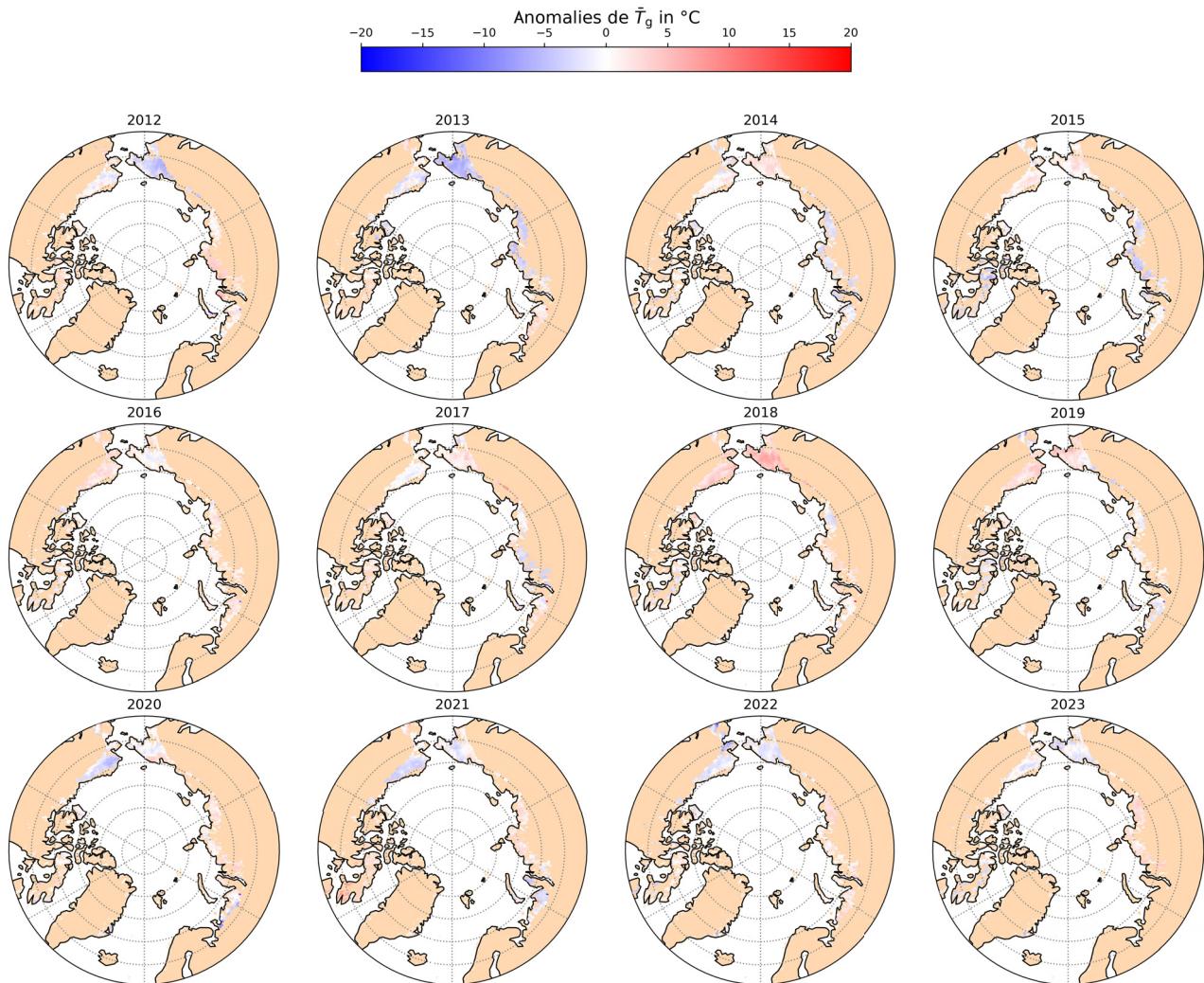


FIGURE 5.7 – Anomalies de T_g SMOS moyennes du mois de février.

Les figures 5.8, 5.9 et 5.10 tracent les variations moyennes d'anomalies en \bar{T}_g SMOS pour chaque zone selon les années. A titre de comparaison, les anomalies moyennes de \bar{T}_{surf} , \bar{T}_{deep} et \bar{T}_{air} issues de ERA5 sont également tracées. Les anomalies moyennes de l'ensemble des pixels de \bar{T}_g SMOS sont en valeur absolue plus faibles que les anomalies issues des \bar{T}_{surf} et \bar{T}_{deep} de ERA5. A partir de 2015, les anomalies de \bar{T}_g SMOS pour la zone OAN sont en accord avec les anomalies de \bar{T}_{surf} et \bar{T}_{deep} . Pour la zone EE, les anomalies de \bar{T}_g SMOS, \bar{T}_{surf} et \bar{T}_{deep} suivent une même dynamique jusqu'en 2019. A partir de 2020, les anomalies de \bar{T}_{surf} et \bar{T}_{deep} sont positives alors que celles de \bar{T}_g SMOS sont négatives.

A l'échelle globale, en zone de pergélisol continu, BISKABORN et al., 2019 observait une variation $\Delta\bar{T}_g$ de $+0.1^\circ\text{C}$ entre 2012 et 2016 ($+0.3^\circ\text{C}$ entre 2008 et 2016). Pour les mêmes sites, le $\Delta\bar{T}_{\text{air}}$ était de $+1^\circ\text{C}$ entre 2012 et 2016 ($+2^\circ\text{C}$ entre 2008 et 2016), avec cependant des années plus froides (par exemple, -1°C entre 2012 et 2013). Entre 2012 et 2016, une variation supérieure

5.4. Résultats et discussion

à BISKABORN et al., 2019 est observée avec $\Delta\bar{T}_g$ SMOS = 0.9°C alors que le modèle ERA5 donne une variation similaire à BISKABORN et al., 2019 $\Delta\bar{T}_g$ surf = 0.4°C et $\Delta\bar{T}_g$ deep = -0.1°C. Pour autant, le modèle ERA5 donne aussi une variation $\Delta\bar{T}_{air}$ = 2.5°C, bien supérieure à celle de BISKABORN et al., 2019.

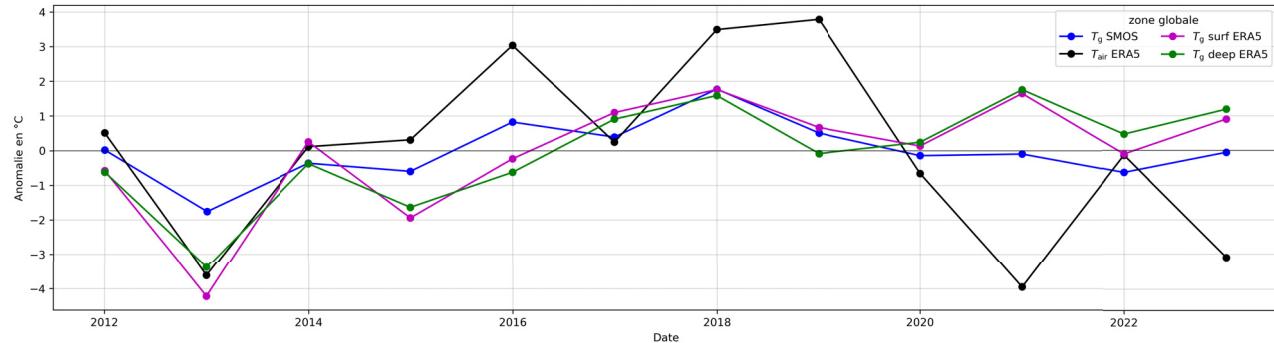


FIGURE 5.8 – Anomalies des \bar{T} au mois de février pour la zone globale.

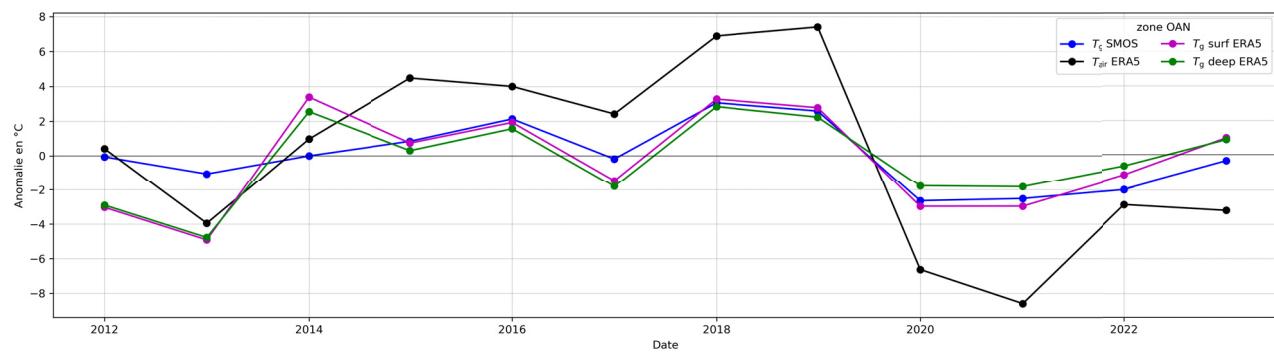


FIGURE 5.9 – Anomalies des \bar{T} au mois de février pour la zone OAN.

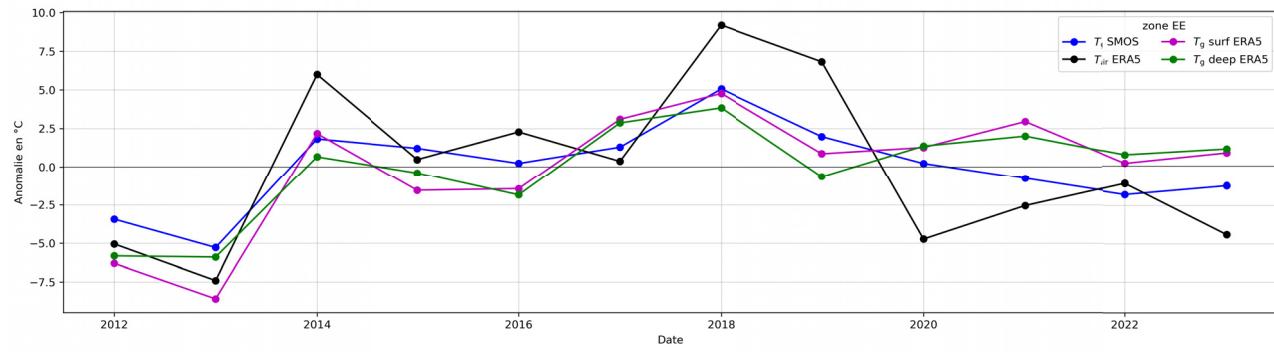


FIGURE 5.10 – Anomalies des \bar{T} au mois de février pour la zone EE.

5.4.3 Tendance des \bar{T}_g SMOS

La figure 5.11 présente le tendance de T_g SMOS moyennes (à gauche) et de T_{air} moyennes au moi de février par décennie pour chacun des pixels. Celles-ci sont comprises entre -1 et 1°C par décennie, ce qui est en cohérence avec la figure 6.b. de BISKABORN et al., 2019. SMITH et al., 2022 trouve à l'échelle globale un taux de réchauffement 1°C par décennie pour les zones de pergélisol continu. Les tendances en T_g SMOS sont moins marquées qu'en T_{air} , et la répartition spatiale de chacune semble corrélée. Pour la zone EE, les tendances sont plutôt positives alors qu'elles sont négatives pour la OAN.

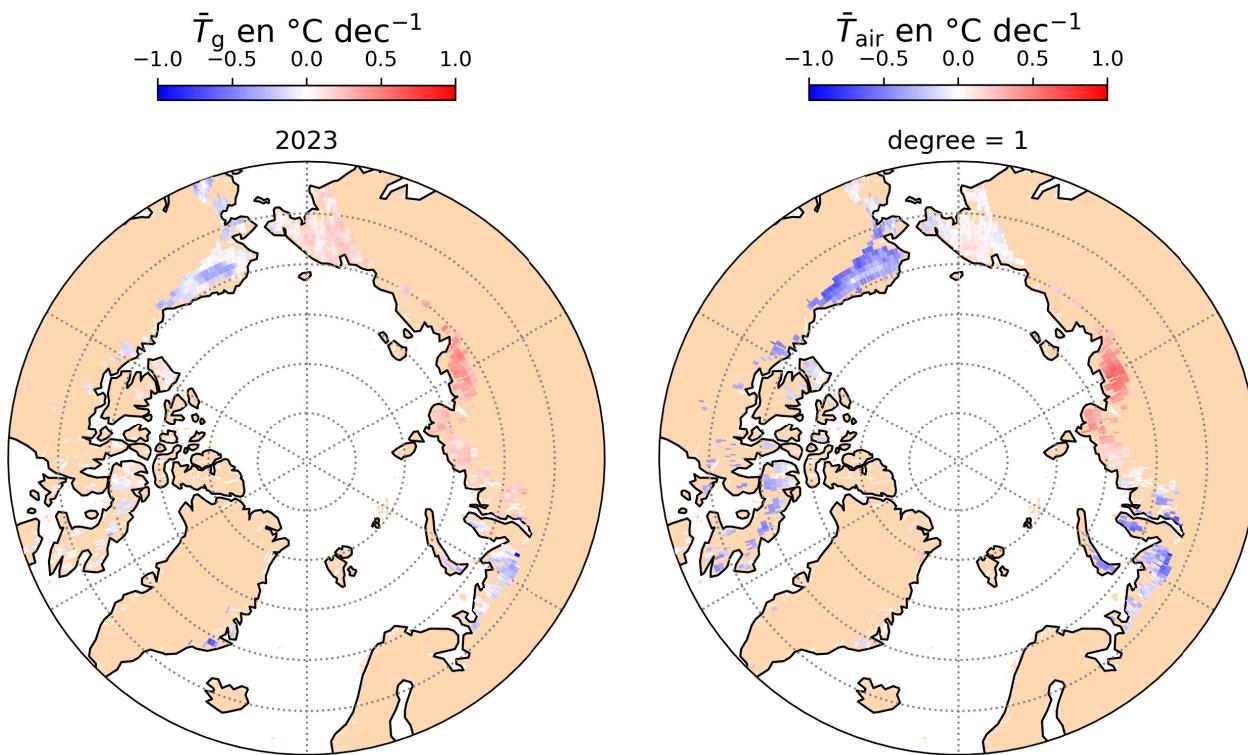


FIGURE 5.11 – Tendances par décennie à gauche de \bar{T}_g SMOS et à droite de \bar{T}_{air} .

5.4.4 Lien avec la végétation

Afin d'étudier le lien entre la végétation et les T_g SMOS inversées, un pixel en zone herbacée (pxG) et un pixel en zone arbustive (pxS) voisins sont étudiés (Figure 5.12). Un cercle de 40 km permet d'obtenir une première approximation du champ de vue de **SMOS** pour les deux pixels choisis. Le pixel **SMOS** pxS est majoritairement associé à la classe « erect shrub ». Le pixel **SMOS** pxG est composée de sous-pixels issues des classes « graminoid » et « prostrate shrub » en majorité. Ils se trouvent à la même latitude et leurs centres sont distants d'environ 60 km.

Pour chacun des pixels, les T_g SMOS, T_{air} et H_{neige} de 2012 à 2023 sont extraites lorsqu'elles sont disponibles. La Figure 5.13 présente les distributions des T_g SMOS, T_{air} et hauteur de neige de novembre à avril entre 2012 et 2023 pour les pixels pxG (en jaune) et pxS (en vert). Pour les T_g SMOS et les T_{air} , il s'agit de toutes les données journalières. Pour les hauteurs de neige, ce sont toutes les moyennes mensuelles. Pour les boîtes à moustaches de chaque distribution, la boîte représente la médiane et l'écart inter-quartile - *Inter-Quartile Range* en anglais - (IQR) et les moustaches les percentiles à 5% et 95%. La distribution des T_{air} est très similaires entre les deux pixels (médiane = -22.0°C , IQR = 15.9°C pour pxG, médiane = -21.1°C , IQR = $13.9.0^{\circ}\text{C}$ pour pxS). Toutes les moyennes mensuelles de H_{neige} sont d'au moins 7 cm et l'épaisseur de neige est légèrement plus grande pour le pixel pxS (médiane = 33 cm) que pour le pixel pxG (médiane = 26 cm). La hauteur de neige peut atteindre 1.20 m pour le pxS alors qu'elle ne dépasse jamais 1 m pour le pxG. Les T_g SMOS de pxS (médiane = -9.2°C , IQR = 6.5°C) sont supérieures à celles de pxG (médiane = -11.6 , IQR = 6.6°C).

5.4. Résultats et discussion

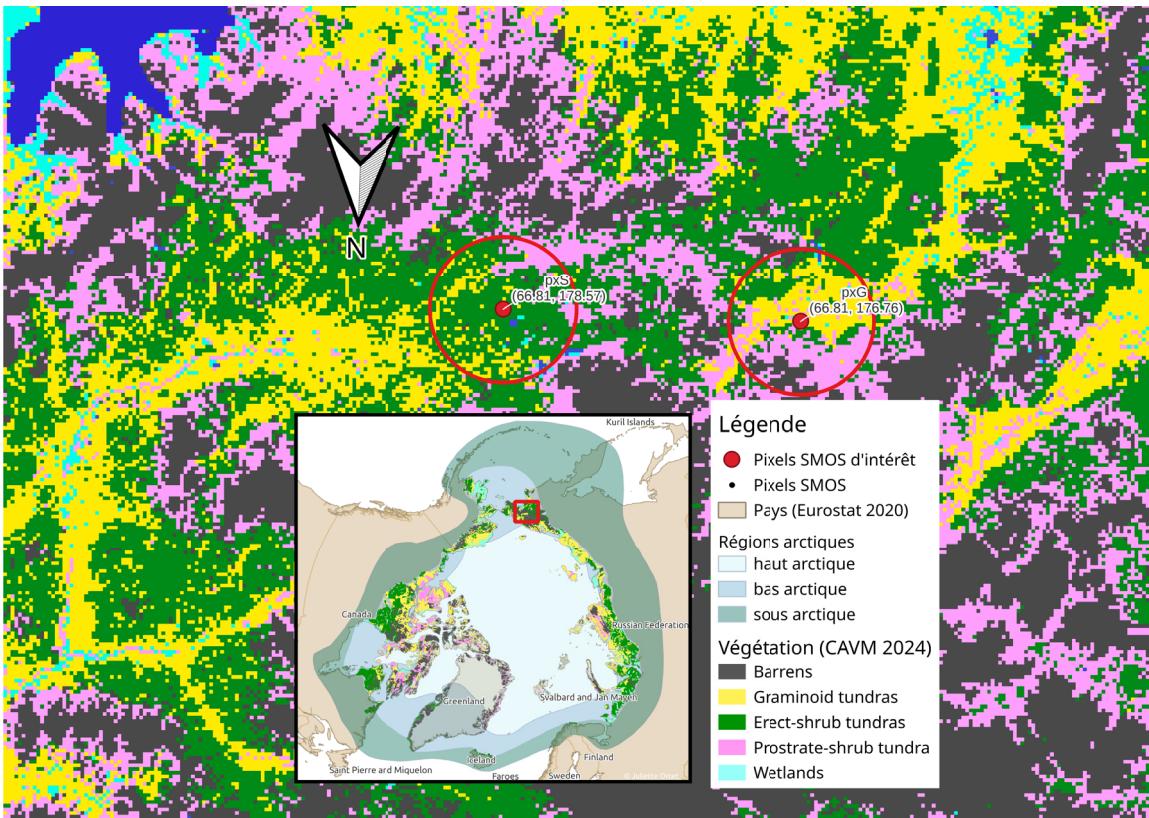


FIGURE 5.12 – Pixels SMOS d'intérêt et classification de la végétation arctique de MARTHA RAYNOLDS, 2022. Les deux cercles rouges font 40 km de diamètre, ce qui correspond grossièrement à la résolution de SMOS.

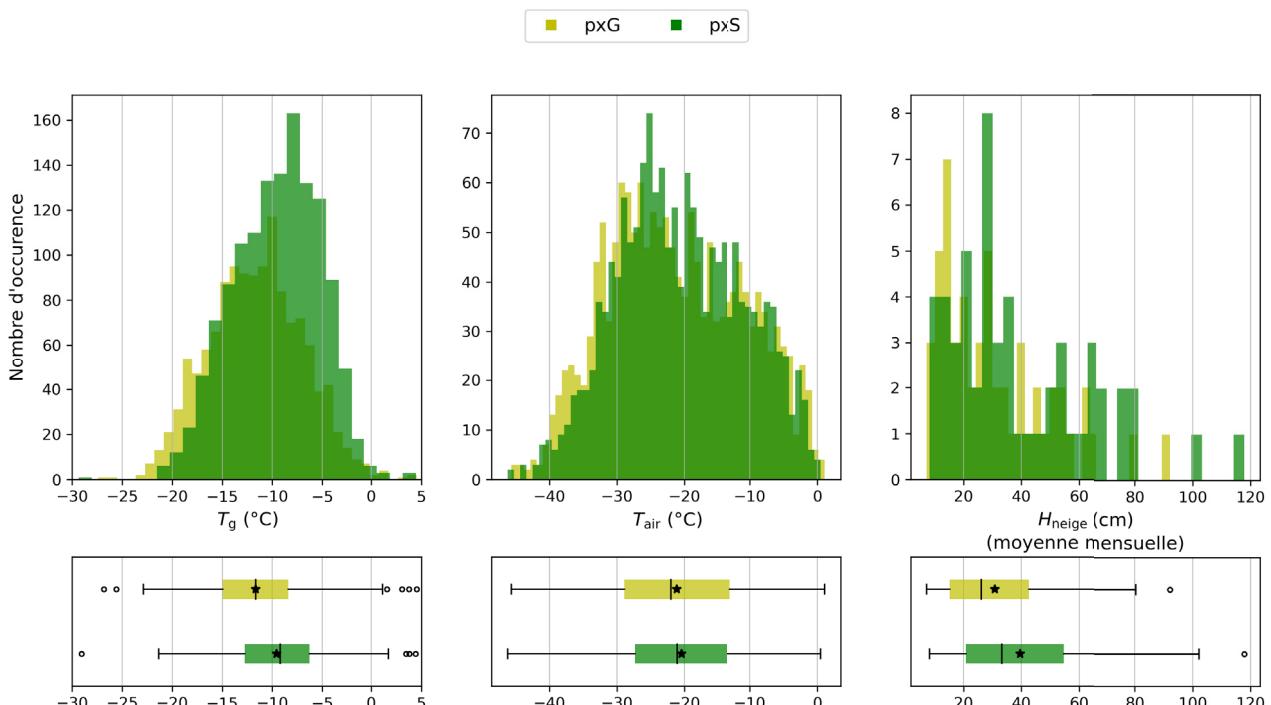


FIGURE 5.13 – Histogrammes (en haut) et boîtes à moustaches (en bas) des T_g SMOS (gauche), T_{air} (centre) et hauteur de neige (droite). Les distributions du pixel pxG sont en jaune et celles du pixel pxS en vert. Les boîtes à moustaches représentent l'écart inter-quartile, la ligne noire correspond à la médiane, l'étoile à la moyenne et les ronds blanc aux valeurs aberrantes.

Les séries temporelles T_g SMOS, T_{air} et H_{neige} sont tracées en Figure 5.14 après avoir appliquée une moyenne glissante de sept jours. Les T_g SMOS du pixel pxS sont bien supérieures à celles du pixel pxG, bien que leur T_{air} soient similaires. Ce résultat est en accord avec l'hypothèse faite que le manteau neigeux est moins dense et donc plus isolant en présence d'arbustes.

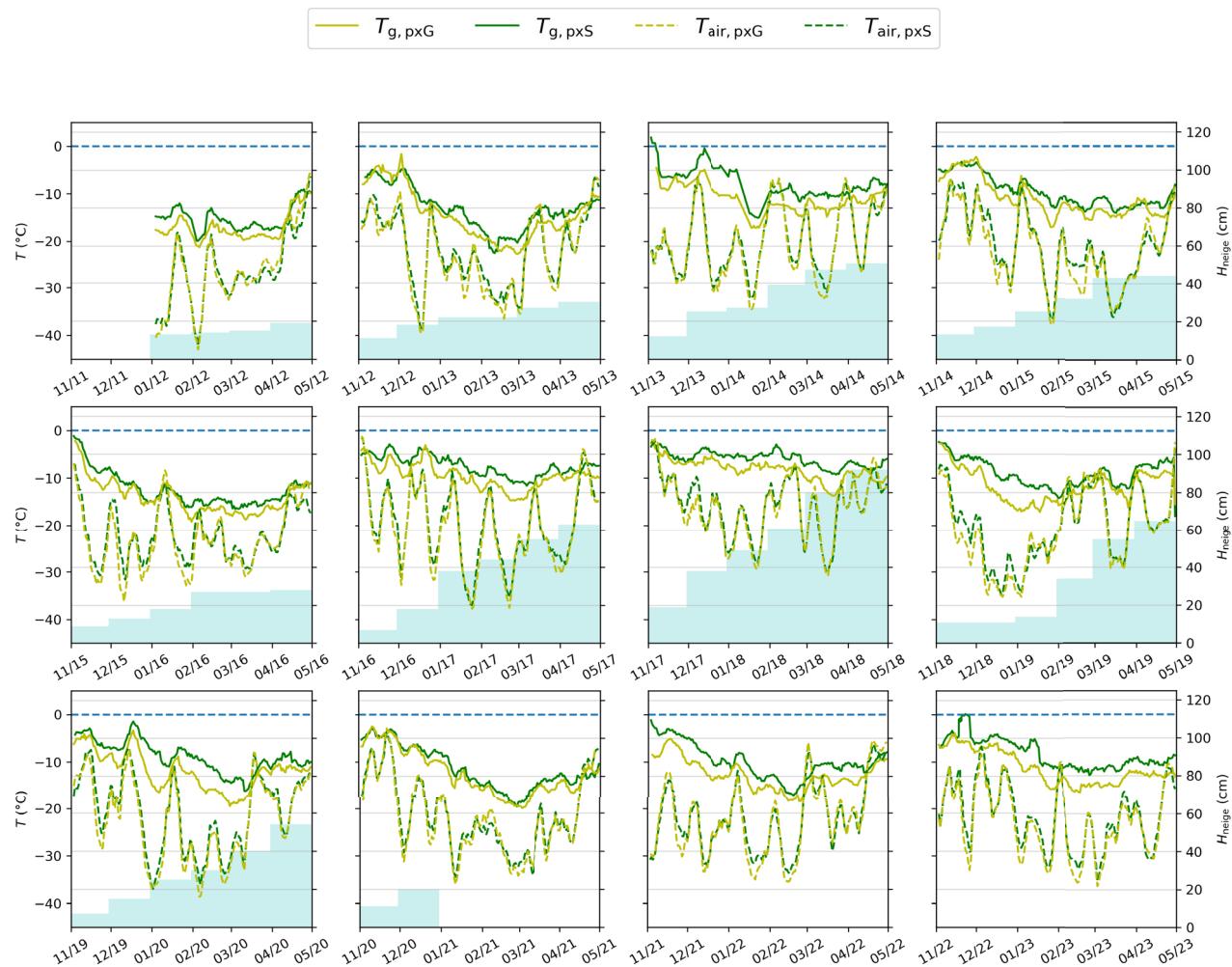


FIGURE 5.14 – Températures du sol T_g SMOS (trait plein) et de l'air T_{air} (en pointillés) à pxS (en vert) et pxG (en jaune) (axe des y gauche). La ligne en pointillés indique la ligne des 0°C. Les barres bleu ciel correspondent au hauteur de neige H_{neige} en cm (axe des y droite). Les mois sans barre indiquent une absence de données de hauteur de neige.

La différence entre les gradients T_g SMOS- T_{air} de pxS et de pxG est présentée en Figure 5.15. Les T_g SMOS du pixel pxS étant généralement supérieures à celles du pixels pxG, la différence prend une valeur positive. La dynamique de cette différence change entre le début et la fin de la période de couvert neigeux. Deux sous-périodes temporelles sont délimitées : l'hiver (de novembre à janvier inclus) et le printemps (de février à avril inclus). La médiane de ces sous-périodes est calculée. Comme observé par DOMINE et al., 2022, pour chaque année, la médiane d'hiver est inférieure à la médiane de printemps (exceptée en 2012 et 2014 où une partie des T_{sol} sont manquantes). Le « pont thermique » en présence d'arbustes (i.e. pxS) permet effectivement T_{sol} sous le manteau neigeux d'augmenter plus rapidement qu'en zone de toundra herbacée (i.e. pxG).

5.4. Résultats et discussion

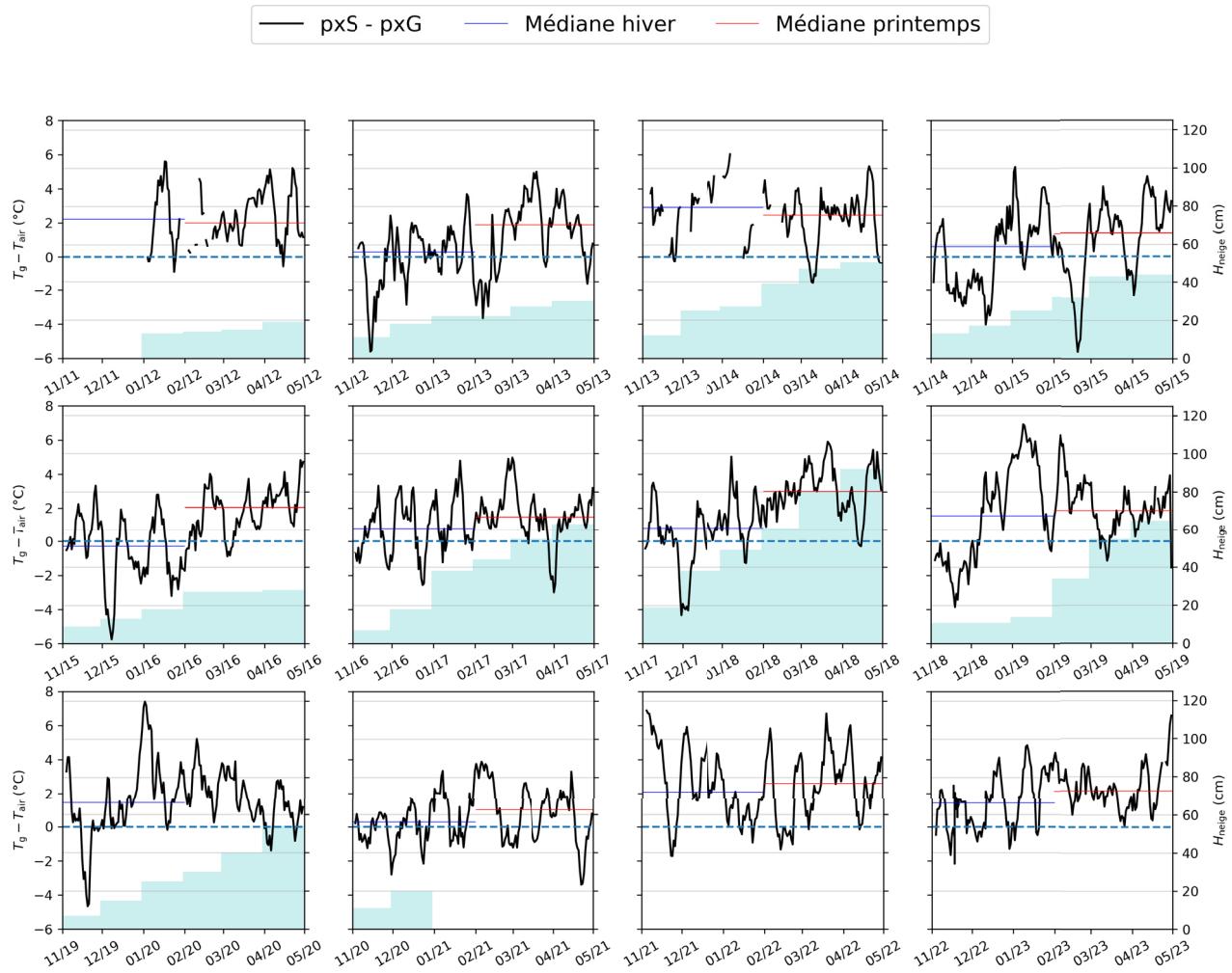


FIGURE 5.15 – Différence de T_g SMOS entre pxS et pxG, corrigées des T_{air} (axe des y gauche). Une valeur négative indique qu'à T_{air} égale, T_g SMOS est plus froide à pxS qu'à pxG. La ligne en pointillés indique la ligne des 0°C . Les lignes bleue et rouge correspondent respectivement à la médiane en hiver (de novembre à janvier inclus) et au printemps (de février à avril inclus). Les barres bleu ciel correspondent au hauteur de neige H_{neige} en cm (axe des y droite). Les mois sans barre indiquent une absence de données de hauteur de neige.

La Figure 5.16 présente les dispersions entre les valeurs journalières de T_g SMOS et T_{air} de novembre à avril entre 2012 et 2020 pour les pixels pxG (à gauche en jaune) et pxS (à droite en vert). Les corrélations entre les T_g SMOS et T_{air} sont faibles dans les deux cas ($R^2 \leq 0.25$) et soulignent l'impact de l'effet isolant de la neige.

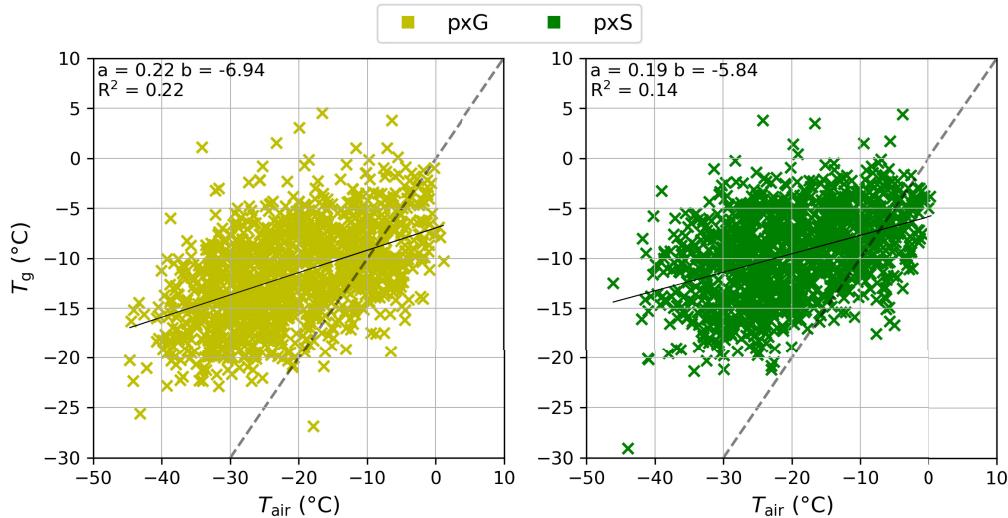


FIGURE 5.16 – Diagramme de dispersion entre T_g SMOS et T_{air} pour le pixel pxG (jaune) et le pixel pxS (vert). La ligne noire correspond à la régression linéaire du nuage de points, dont les paramètres (a , b et R^2) sont précisés en haut à gauche de chaque graphe. La ligne en pointillés correspond à la droite identité 1 :1.

5.5 Conclusion et perspectives

Ce chapitre présente les résultats d'une étude préliminaire des variations spatio-temporelles des **Tsol** sous le manteau neigeux inversées selon la méthode de ORTET et al., 2025. Un premier pas a été fait dans la démonstration de la complexité du lien entre **Tsol**, **Tair**, hauteur de neige et végétation. Ces résultats sont obtenus sur deux sites voisins de toundra arbustive et de toundra herbacée en Eurasie de l'Est. Plusieurs perspectives immédiates à ces travaux préliminaires peuvent être proposées. Cette étude s'est intéressée aux anomalies et tendances des \bar{T}_g seulement pour le mois de février. La même d'analyse pourrait être étendue à chaque autre mois d'hiver (ici défini comme de novembre à avril) ainsi que pour l'hiver dans son ensemble. Cette définition *a priori* de l'hiver pourrait également être questionnée en s'intéressant au nombre de degré jour de gel retrouvé avec les T_g SMOS inversées. L'étude du lien entre la végétation et les **Tg** devra être approfondie, notamment pour des pixels comprenant des sites de mesures *in situ*. L'incertitude liée à la classification de la végétation devra être mitigée par l'utilisation de données *in situ*.

5.6 Annexe

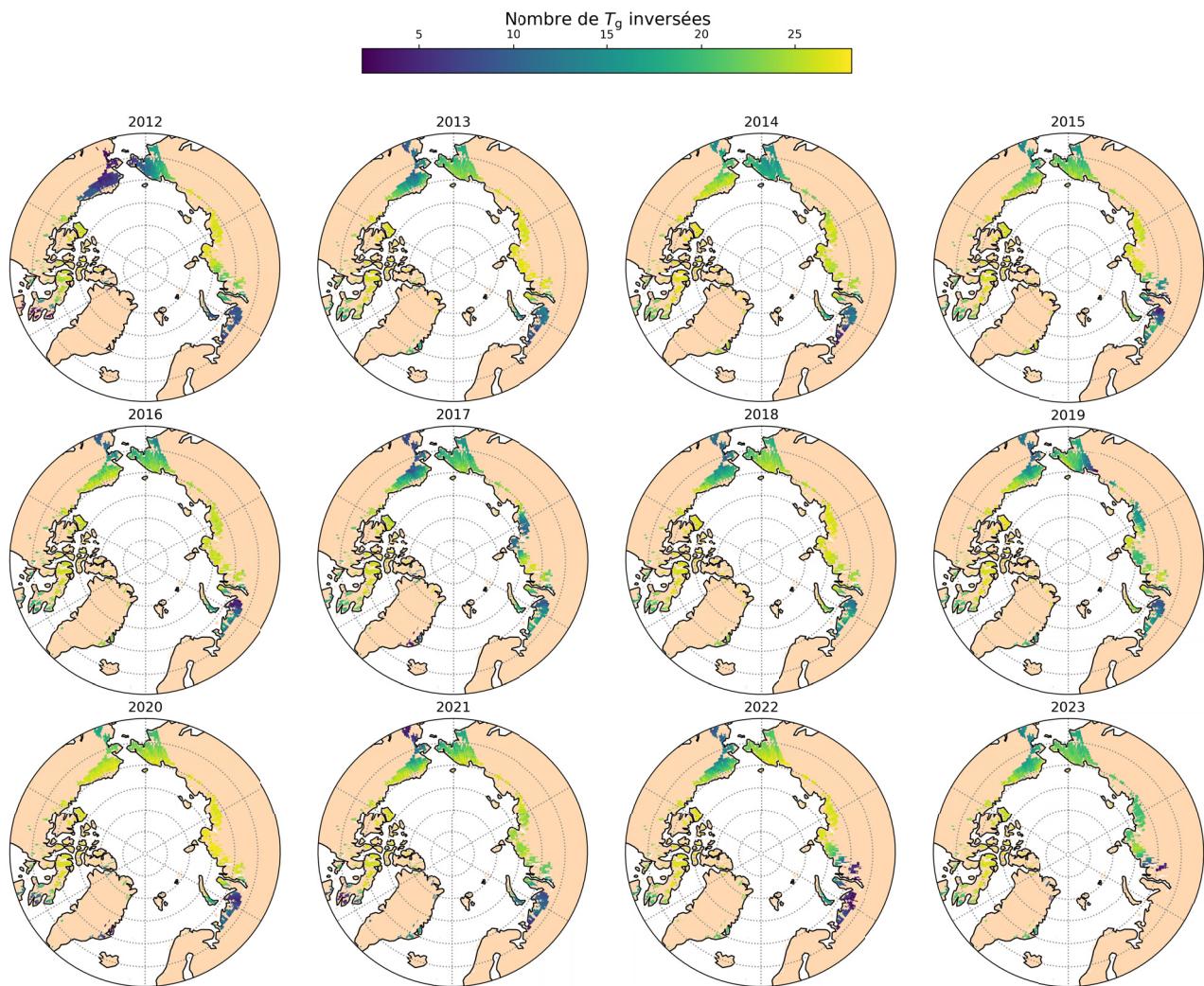


FIGURE 5.17 – Nombre de T_g SMOS inversées au mois de février par pixel et par an.

Conclusions générales

Sommaire

6.1 Résultats	163
6.2 Perspectives	164
6.3 Note finale	166

En Arctique, les aléas liés au changement climatique sont nombreux. Depuis le début de l’ère industrielle, la **Tair** augmente plus vite que sur le reste du globe (MASSON et al., 2003 ; RANTANEN et al., 2022) et les modèles prévoient un maintien de ce qui est appelé l’amplification arctique (MASSON-DELMOTTE et al., 2018). Les précipitations sous forme de pluie ou de neige sont également en augmentation aux hautes latitudes (WALSH et al., 2011) et marquées par des événements de **ROS** (DOLANT et al., 2018 ; BARTSCH et al., 2023). Le couvert nival (CALLAGHAN et al., 2011), la végétation (MYERS-SMITH et al., 2015 ; MYERS-SMITH et al., 2020) et le pergélisol (GROSSE et al., 2011) arctiques se montrent particulièrement vulnérables aux changements climatiques. Exposée à l’augmentation des **Tair**, la couche active du pergélisol dégèle plus en profondeur et plus longtemps (SMITH et al., 2022) en été. Le verdissement et le brunissement (augmentation et diminution de la productivité végétale) ainsi que la modification du régime de précipitations notamment de neige ont des impacts variables dans le temps et l'espace sur la température de surface du pergélisol (T. ZHANG et al., 1997 ; MAGNUSSON et al., 2022). Si les modifications du pergélisol arctique ont de nombreuses conséquences locales comme les dommages aux infrastructures (ALLARD et al., 2012 ; STRELETSKIY et al., 2023), elles sont aussi globales. Les stocks de carbone du sol arctique menacent le climat d’importants effets de rétroactions (SCHUUR et al., 2015 ; TREAT et al., 2021).

Espérer augmenter la résilience des milieux arctiques et de leur population au dégel du pergélisol est un enjeu clef pour notre société. L’atténuation des risques engendrés par le changement climatique repose sur la prévision permettant la mise en place de protocoles de prévention et de protection (SJÖBERG et al., 2023). Pourtant des incertitudes persistent non seulement sur les aléas climatiques arctiques (par exemple les disparités spatiales et temporelles des précipitations (CHRISTIANSEN, 2004)) mais aussi sur la vulnérabilité des milieux (par exemple les modifications hydrologiques dues au dégel du pergélisol (ROUSE et al., 1997 ; ANDRESEN et al., 2020)). Ces incertitudes peuvent être liées à un manque d’observations et de suivi du pergélisol arctique à l’échelle globale, de manière régulière et sur de longues périodes temporelles (DUGUAY & PIETRONIRO, 2005 ; SHIKLOMANOV, 2012).

Cette thèse se proposait d’évaluer et d’adapter des méthodes de suivi régulier des caractéristiques de surface du pergélisol à l’échelle globale à partir de mesures de télédétection satellite micro-onde passive. En effet, les micro-ondes passives ont déjà montré leurs avantages pour le suivi du **SM** à l’échelle globale (ENTEKHABI et al., 2010 ; Y. H. KERR et al., 2010). De plus, la relation liant la **TB** mesurée et la température physique de la scène observée par l’émissivité de celle-ci ainsi que les effets limités du manteaux neigeux sur le signal en bande L permettaient d’espérer la mesure inédite de la **Tsol** sous la neige. Enfin, les travaux de cette thèse désiraient bénéficier des mesures quasi-journalières aux hautes latitudes du satellite **SMOS** depuis 2010 pour obtenir une longue série temporelle des **Tsol** sur l’ensemble du pergélisol arctique. Les variations spatio-temporelles de cette base de données seraient analysées et permettraient d’identifier de façon préliminaire l’effet de la végétation et du manteau neigeux sur les **Tsol**.

6.1 Résultats

Cette thèse a tout d’abord été l’occasion d’évaluer les performances des produits **SM** micro-ondes passives dans les hautes latitudes (Chapitre 3). Les produits **SM SMOS** L2 et L3, **SMAP** L3 P et L3 PE et **ESA CCI** ont été comparés aux mesures *in situ* de 13 sites au Nord-Ouest de l’Amérique. Les produits **SM** issues de **SMAP** présentaient la plus petite **RMSD** (**RMSD**= $0.07 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$) et la plus grande corrélation ($R = 0.55$). Un processus d’inversion des données **SMOS** a été adaptée aux environnements arctiques, par une optimisation de la rugosité du sol ($H_r = 0$) et de l’albédo de simple diffusion de la végétation ($\omega = 0.08$). L’utilisation du

6.2. Perspectives

modèle de constante diélectrique du sol de Bircher (BIRCHER, DEMONTOUX et al., 2016) permet de considérer le caractère organique du pergélisol, mais ne diminue que très peu la RMSD. Par ailleurs, l'influence des nombreuses étendues d'eau de l'environnement arctique a été mis en avant dans l'ensemble des produits. Si une méthode de correction a été proposée, elle ne semble pas suffisante pour permettre une inversion satisfaisante du SM pour des pixels avec des fractions d'eau supérieure à 30%. Le facteur limitant des nombreuses étendues d'eau présentes aux hautes latitudes mitige donc notre hypothèse de recherche 1 et contraint la possibilité de mener à une analyse spatio-temporelle complète du SM des régions arctiques à partir des observations micro-ondes passives.

La deuxième étude de cette thèse (Chapitre 4) a consisté à développer une approche originale pour mesurer la Tsol sous le manteau neigeux à partir des observations satellitaires micro-ondes passives du satellite SMOS. L'inversion des Tsol s'appuient sur deux Modèle d'Emission Micro-onde (MEM), dérivés du modèle MEMLS. Le premier MEM retenu pour modéliser la toundra en hiver considère un pixel homogène qui se compose d'une couche de sol gelé recouvert d'une couche de neige sèche. Un second MEM considère l'hétérogénéité spatiale d'un pixel SMOS en présence d'étendues d'eau. La contribution du signal mesuré par SMOS provient d'une part de la toundra modélisée de manière analogue au premier MEM et d'autre part des étendues d'eau gelées. Celles-ci sont modélisées par une couche d'eau liquide recouverte d'une couche de glace puis une couche de neige sèche. Pour la première fois, la Tsol a pu être mesurée sous le manteau neigeux. L'évaluation sur les sites avec une fraction d'eau inférieure à 5% ($R = 0.60$, biais = -0.2°C) indique des résultats très encourageants qui valident notre hypothèse de recherche 2. Si le manteau neigeux doit être pris en compte dans la modélisation, SMOS est bien sensible au signal du sol sous la neige. Pour les sites avec une fraction d'eau supérieure à 20%, le biais est réduit par l'utilisation du second MEM. En revanche, la corrélation reste limitée en raison des variations temporelles de l'état des étendues d'eau qui devraient être modélisées de manière variables au cours de la saison.

Enfin, les variations spatio-temporelles des Tsol sous le manteau neigeux ont pu être étudiées grâce à l'inversion des TB SMOS de 2012 à 2023 (Chapitre 5), selon la méthode développée précédemment. Les anomalies de Tsol ainsi que les tendances sont particulièrement variables selon les régions (Amérique du Nord, Eurasie de l'Est...). Des études préliminaires ont pu mettre en avant des liens complexes liant la Tsol avec Tair, manteau neigeux et végétation, en accord avec notre hypothèse de recherche 3. Les résultats montrent qu'en présence de neige, les variations de Tsol ne peuvent pas être simplement expliquées par les variations de Tair, avec une corrélation entre Tsol et Tair limitée ($R \leq 0.3$). Les Tsol sous le manteau neigeux sont supérieures en présence d'arbustes, par rapport aux Tsol en zone de toundra herbacée.

6.2 Perspectives

Les travaux de cette thèse ouvrent tout d'abord des perspectives méthodologiques. Les efforts de développement d'un RTM adapté à l'environnement arctique doivent être poursuivis. Les modèles actuellement développés, notamment pour la modélisation de la toundra en hiver (Chapitre 4), sont relativement simples. S'il s'appuient sur des modèles physiques complexes tels que MEMLS (WIESMANN & MÄTZLER, 1999), leur utilisation pour des données de télédétection nécessite de passer par des simplifications et hypothèses. La méthode proposée par ORTET et al., 2025 nécessite volontairement peu de données auxiliaires, mais elle réduit alors la complexité de la scène observée. L'utilisation de données auxiliaires pourraient permettre de prendre en compte les variations spatiales et temporelles du manteau neigeux (hauteur et densité de neige, équivalent en eau de la neige - *Snow Water Equivalent* en anglais - (SWE) TAKALA et al., 2011). Le produit de gel/dégel issues des données SMOS (RAUTIAINEN et al., 2016) pourrait aider à définir l'état des étendues d'eau avant de les modéliser pour inverser la Tsol. Une attention

particulière devra notamment être accordée aux différences d'échelles spatiales et temporelles entre les entres les **TB SMOS** et les données auxiliaires utilisées.

Par-delà la modélisation, le schéma d'inversion des **SM** et **Tsol** en zone de pergélisol pourrait également être adapté. Comme le **SM** est inversé conjointement avec le **VOD** à partir des données **SMOS**, la **Tsol** pourrait être inversée de paire avec un paramètre du manteau neigeux (densité, **SWE**). HOLMBERG et al., 2024 a notamment inversé conjointement la permittivité du sol, la densité de la neige et le **VOD**. Par ailleurs, les algorithmes d'inversion des données **SMOS** (AL BITAR et al., 2017 ; Y. KERR et al., 2020 ; WIGNERON et al., 2021) et **SMAP** (CHAUBELL et al., 2020) s'appuient sur des cartes de valeurs initiales et d'une **STD** des paramètres inversées afin de guider l'inversion. Celle-ci peut également être contrainte dans le temps, en limitant les variations temporelles du paramètre inversée, comme c'est le cas pour le **VOD** dans AL BITAR et al., 2017 et X. LI et al., 2020.

Les mesures de **SM** et **Tsol** issues de données micro-ondes sont malheureusement limitées spatialement par plusieurs facteurs environnementaux (étendues d'eau par exemple, voir chapitre 5). L'utilisation des **TB SMOS** sur une grille polaire (BRODZIK et al., 2012), rendues disponibles depuis décembre 2024, permettrait d'augmenter le nombre de pixels observées aux hautes latitudes et donc l'étendue possible des zones d'observation. ZEIGER et al., 2024 montre les bénéfices du développement d'un produit haute résolution **SMOS** à partir des **TB L1c** pour la détection des zones de fonte de la calotte glaciaire en Antarctique. Un développement analogue en Arctique pourrait permettre un suivi spatiallement plus précis de l'état du pergélisol. Le lancement de missions satellites micro-ondes en bande L à meilleure résolution telle que Fine Resolution Explorer for Salinity, Carbon and Hydrology (**FRESH**) (RODRIGUEZ-FERNANDEZ et al., 2024) augmenterait le nombre de pixels avec une fraction d'eau libre faible. Mais les mesures satellites micro-ondes passives en bande L sont aussi contraintes ponctuellement par les **RFI** (AKSOY & JOHNSON, 2013) ou des conditions météorologiques ne permettant pas une inversion correcte car celles-ci ne sont pas prises en compte dans la modélisation pour le moment (par exemple une période de gel ou dégel). Le nombre d'observations pourrait également être augmenté en approfondissant le cycle journalier qui impacte le lien entre **SM** et **Tsol** issues des orbites ascendantes et descendantes. Si ce cycle diurne est reconnu pour le **SM** (CHAN & DUNBAR, 2021), une étude dédiée aux hautes latitudes serait nécessaire. Ce cycle journalier devrait aussi être questionné dans le cas des **Tsol** sous le manteau neigeux. Enfin, l'application de la méthode d'inversion de **Tsol** peut être envisagée pour les **TB SMAP**, également en bande L. Cependant, les observations de **SMAP** sont mono-angulaires à ($\sim 40^\circ$) et il est possible de se demander si cela constitue une information suffisante pour inverser la **Tsol**. Une redondance d'information pourrait tout de même être obtenue à l'aide d'une inversion multi-orbes à la manière de KONINGS et al., 2016. Le Centre Aval de Traitement des Données SMOS (**CATDS**) diffuse également un produit de **TB SMOS** compatibles avec les **TB SMAP** (MADELON, 2023), qui permet d'effectuer des inversions conjointes **SMOS** et **SMAP** avec une meilleure couverture spatiale et temporelle.

Le développement d'un **RTM** s'appuyant sur des données micro-ondes passives mutlifréquences est également une option prometteuse. Les observations à plus hautes fréquences (par exemple Advanced Microwave Scanning Radiometer (**AMSR**)-2 à 6, 10, 18, et 36 Ghz) pourraient permettre une meilleure description du manteau neigeux (SANDELLS et al., 2024). Il faut noter par ailleurs que les futures missions multi-fréquences comprenant des mesures en bande L (Copernicus Imaging Microwave Radiometer (**CIMR**) DONLON et al., 2023, CryoRad MACELLONI et al., 2018) offrent de grandes opportunités de modélisation multi-fréquence, en assurant une colocuation temporelle. Des missions radars sont également prévues pour le

suivi du manteau neigeux comme **Kellogg2020!** ([Kellogg2020!](#)) ([bibid](#)), Terrestrial Snow Mass Mission (**TSMM**) ([DERKSEN et al., 2021](#)) et Radar Observing System for Europe at L-band (**ROSE-L**) ([DAVIDSON & FURNELL, 2021](#)).

Cette thèse se base sur l'exploitation d'un modèle physique pour permettre l'inversion du **SM** en été et de la **Tsol** en hiver. Des études se sont attachées à développer des modèles de machine learning permettant de passer directement de la **TB** au paramètre physique d'intérêt ([SALAZAR-NEIRA et al., 2023](#); [SORIOT et al., 2023](#)). Un modèle d'apprentissage pourrait également être développé pour des applications en cryosphère continentale, notamment en multi-fréquences.

Les travaux de cette thèse débouchent également sur des perspectives d'application issues des méthodes et résultats présentement développés. A court terme, l'analyse spatio-temporelle de la base de données de **Tsol** obtenue doit être approfondie. Celle-ci n'est étudiée que de manière préliminaire en Chapitre 5 et la relation tenue entre **Tsol**, **Tair**, manteau neigeux et végétation devra être explorée sur l'ensemble de la zone arctique. Un calcul des degrés jour de gel de l'ensemble du pergélisol arctique pourra être établi à partir des **Tsol** inversées, afin d'estimer le bilan d'énergie saisonnier. L'évolution temporelle et spatiale des degrés jour pourra également être étudiée sous forme d'anomalies et de tendance. Les **Tsol** sous le manteau neigeux obtenues pourront être intégrées à des modèles du cycle du carbone ([CHANG et al., 2021](#); [MAVROVIC et al., 2023](#)), notamment dans le cadre de la thèse de Rémi Madelon (Utilisation de données satellitaires micro-onde bande L pour améliorer la modélisation des flux de carbone dans les régions arctiques).

En outre, les résultats de cette thèse, notamment la mesure inédite de la **Tsol** sous le manteau neigeux sont prometteurs et soulignent la nécessité de maintenir de missions satellites d'observations de la Terre micro-ondes passives en bande L. Inverser les **Tsol** sous le manteau neigeux sur une période supérieure aux 12 ans (de 2012 à 2023) présentés dans l'étude du Chapitre 5 de cette thèse permettrait de consolider les résultats quant aux tendances et anomalies de **Tsol** observées. Des considérations à l'échelle climatique (supérieure à 15 ans) pourraient alors être envisagées. La mission **SMOS**, lancée en 2010, fait preuve d'une longévité exceptionnelle et a récemment été maintenue jusqu'en 2028. Pourtant, elle n'est pas à l'abri d'une avarie d'ici-là ou bien d'un arrêt de la mission passée cette date. La question de la continuité des observations en bande L se posent depuis plusieurs années déjà et plusieurs missions ont été proposées, **SMOS High-Resolution** (**SMOS-HR**) ([RODRIGUEZ-FERNANDEZ et al., 2022](#)), puis **FRESH** ([RODRIGUEZ-FERNANDEZ et al., 2024](#)). Les missions **CIMR** ([DONLON et al., 2023](#)) et **CryoRad** ([MACELLONI et al., 2018](#)) sont quant à elles attendues pour 2028/2029 et respectivement 2036.

6.3 Note finale

Cette thèse est l'occasion de rappeler la difficulté de l'interprétation des résultats en télédétection micro-onde passive. En effet, comme son nom l'indique, il s'agit de « mesures à distance » et non directes. Il s'agit alors de définir le plus précisément possible ce qui est mesuré. La profondeur d'émission associée au **SM** en bande L a du être définie ([ESCORIHUELA et al., 2010](#)), associée à une définition d'une **Tsol** effective ([CHOUDHURY et al., 1982](#); [HOLMES et al., 2006](#)). Dans le cas de la **Tsol** en zone de pergélisol, la question de la profondeur d'émission et donc de la profondeur associé à la **Tsol** inversée est soulevée dans [ORTET et al., 2025](#). Par ailleurs, il faut garder à l'esprit que des interférences peuvent exister entre les émissions des différents éléments de la scène observée. [HOLMBERG et al., 2024](#) s'intéresse à ces signaux compensatoires et complémentaires entre la permittivité du sol et la densité de la neige. De plus, à l'instar

du **SM**, les différences d'échelles entre les **Tsol** issues des observations **SMOS** et les mesures *in situ* ne peuvent être ignorées et interrogent la représentativité spatiale des mesures effectuées (GRUBER et al., 2013; GIBON et al., 2024). L'évaluation et l'optimisation de méthodes de télédétection basées sur la comparaison à des mesures *in situ* doivent considérer ces différences d'échelles (GRUBER et al., 2020; MONTZKA et al., 2021).

Les rappels méthodologiques du Chapitre 2 (Section 2.5) ainsi que les diverses études accompagnant l'article du Chapitre 3 (Section 3.4) ont permis de rappeler l'attention avec laquelle il convient de mener une analyse de données. De même, les méthodes d'évaluation et d'optimisation s'appuyant sur le calcul de métriques (voir Chapitre 2, section 2.5.2) ne sont pas indépendantes du choix de celles-ci. Il s'agit alors de vérifier que l'analyse ne se trouve pas biaisée par ce choix (voir Chapitre 3, section 3.4.2). Il est nécessaire de se demander si le cadre d'application est adéquat pour l'utilisation de métriques issues des statistiques probabilistes (moyenne et **STD**). La distribution du jeu de données analysé doit être inspectée avec attention et l'utilisation de statistiques descriptives (médiane, quantiles) préférées. Par ailleurs, en télédétection, il n'est pas rare de chercher à agréger des jeux de données hétérogènes (différence dans le nombre, les dates et lieux d'observations par exemple). Les méthodes d'agrégation utilisées (voir Chapitre 3, section 3.4.2) et les métriques issues de celles-ci ont toujours des conséquences sur les résultats obtenus et donc sur l'interprétation qui en découle.

J'espère que cette thèse aura sensibilisé sinon convaincu le lecteur de la difficulté d'intégration d'un modèle physique pour la télédétection. Jusqu'où est-il possible d'aller face aux limites techniques actuelles ? Et surtout jusqu'où est-il nécessaire d'aller ? De nombreuses études visent notamment à optimiser des paramètres de **RTM** utilisées pour les inversion de données **SMOS** (PARRENS et al., 2017; PREETHI et al., 2024). ORTET et al., 2024 a amené à optimiser le paramètre H_r pour les environnements de toundra lors de l'inversion du **SM**. Pour autant ORTET et al., 2025 a également entraîné une optimisation de ce même paramètre H_r , cette fois-ci dans le cas de l'inversion de la **Tsol**. Il paraît évident que sous un même nom, ce paramètre correspond à des réalités différentes. Par ailleurs, l'étude 4.4.2 montre la dépendance entre la valeur de H_r et la valeur de permittivité du sol utilisée. Il s'agit d'un exemple de l'inter-dépendance entre les paramètres d'un modèle qui est observée dans tout exercice d'optimisation.

J'aimerais finalement rappeler la valeur de la donnée géographique. En chapitre 2, la section 2.6 liste les jeux de données principaux mis en jeu dans ces travaux (Tableau 2.3). Il s'agit autant de données *in situ* que de données satellites ou issues de modèles. Les données *in situ* sont extrêmement rares en Arctique, où la collecte est rendue difficile par les conditions extrêmes et reculées (SHIKLOMANOV, 2012). La participation à des campagnes de terrain est une contribution essentielle à l'acquisition de données nécessaires à la recherche arctique. L'Annexe D présente brièvement les campagnes de terrain auxquelles j'ai eu la chance de prendre part lors de cette thèse. De la même manière, les données satellites sont limitées par le nombre de missions lancées puis maintenues en opération. Dans un contexte de réduction de l'empreinte carbone nécessaire de nos sociétés, le maintien à moindre coûts de missions en place semble plus que jamais nécessaire. Dans tous les cas, ces données si difficilement acquises doivent faire l'objet d'une valorisation intense qui passe par la diffusion, l'utilisation et la réutilisation de ces données. A court terme, la base de données **Tsol** obtenue lors de cette thèse sera mise à disposition de la communauté scientifique. A moyen terme, la méthode de ORTET et al., 2025 pourra être mise en production par le **CATDS** afin d'obtenir un produit opérationnel de **Tsol**. Des plateformes de diffusion permettent de faciliter l'accès aux données au plus grand nombre, telles que International Soil Moisture Network (**ISMN**) (<https://ismn.earth/en/>, DORIGO et al., 2021) pour les **SM** ou SoilTemp (<https://www.soiltempproject.com/the-soiltemp-database/>, LEMBRECHTS et al.,

6.3. Note finale

2022) pour les **Tsol**. Des initiatives telles que la plateforme Quality Assurance Service for Satellite Soil Moisture Data (**QA4SM**) <https://qa4sm.eu/ui/home> permettent également d'accompagner l'analyse de données parfois complexes pour un public de non-spécialistes. La collaboration qui est au cœur du processus scientifique doit également pouvoir s'appuyer sur le développement d'outils méthodologiques communs et d'accès libre, par exemple la bibliothèque Snow Microwave Radiative Transfer (**SMRT**) développé en Python (PICARD et al., 2018). SJÖBERG et al., 2023 souligne enfin l'importance grandissante de la transdisciplinarité et de la co-construction de savoir, notamment avec les populations autochtones. Cette thèse s'inscrit dans l'ensemble des efforts de la recherche actuelle afin de contribuer à l'amélioration des connaissances des effets du changement climatique en Arctique.

Financements

Cette thèse a été financée par :

- une bourse de thèse CNES (Centre Nationale d'Études Spatiales)
(contrat no. JC.2O2O.OO39O41)
- des fonds issues des projets de l'équipe SMOS du Centre d'Études Spatiales de la BIOSphère
- une bourse d'étude des fonds de recherches d'Alexandre Roy issue du Conseil de recherche en sciences naturelles et en génie du Canada (CRSNG)
- une bourse d'étude des fonds de recherches d'Alain Royer issue du Conseil de recherche en sciences naturelles et en génie du Canada (CRSNG)
- la bourse Universalis Causa de l'Université du Québec à Trois-Rivières
- la bourse EUR TESS N°ANR-18-EURE-0018 dans le cadre du Programme des Investissements d'Avenir

Bibliographie

- ADAMS, W. & LASENBY, D. (1985). The Roles of Snow, Lake Ice and Lake Water in the Distribution of Major Ions in the Ice Cover of a Lake. *Annals of Glaciology*, 7, 202-207. <https://doi.org/10.3189/S0260305500006170>
- AKSOY, M. & JOHNSON, J. T. (2013). A Study of SMOS RFI Over North America. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 10(3), 515-519. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2012.2211993>
- AL BITAR, A., MIALON, A., KERR, Y. H., CABOT, F., RICHAUME, P., JACQUETTE, E., QUESNEY, A., MAHMOODI, A., TAROT, S., PARRENS, M., AL-YAARI, A., PELLARIN, T., RODRIGUEZ-FERNANDEZ, N. & WIGNERON, J.-P. (2017). The global SMOS Level 3 daily soil moisture and brightness temperature maps. *Earth System Science Data*, 9(1), 293-315. <https://doi.org/10.5194/essd-9-293-2017>
- ALA-AHO, P., AUTIO, A., BHATTACHARJEE, J., ISOKANGAS, E., KUJALA, K., MARTTILA, H., MENBERU, M., MERIÖ, L.-J., POSTILA, H., RAUHALA, A., RONKANEN, A.-K., ROSSI, P. M., SAARI, M., HAGHIGHI, A. T. & KLØVE, B. (2021). What conditions favor the influence of seasonally frozen ground on hydrological partitioning? A systematic review. *Environmental Research Letters*, 16(4), 043008. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/abe82c>
- ALEXANDER, R. A. (1990). A note on averaging correlations. *Bulletin of the Psychonomic Society*, 28(4), 335-336. <https://doi.org/10.3758/BF03334037>
- ALLARD, M., LEMAY, M., BARRETTE, C., L'HÉRAULT, E., SARRAZIN, D., BELL, T. & DORÉ, G. (2012). Chapter 6. Permafrost and climate change in Nunavik and Nunatsiavut : Importance for municipal and transportation infrastructures, 28.
- ANDRESEN, C. G., LAWRENCE, D. M., WILSON, C. J., MCGUIRE, A. D., KOVEN, C., SCHAEFER, K., JAFAROV, E., PENG, S., CHEN, X., GOUTTEVIN, I., BURKE, E., CHADBURN, S., JI, D., CHEN, G., HAYES, D. & ZHANG, W. (2020). Soil moisture and hydrology projections of the permafrost region – a model intercomparison. *The Cryosphere*, 14(2), 445-459. <https://doi.org/10.5194/tc-14-445-2020>
- ATTIAH, G., KHEYROLLAH POUR, H. & SCOTT, K. A. (2023). Four decades of lake surface temperature in the Northwest Territories, Canada, using a lake-specific satellite-derived dataset. *Journal of Hydrology : Regional Studies*, 50, 101571. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2023.101571>
- BARTSCH, A., BERGSTEDT, H., POINTNER, G., MURI, X., RAUTIAINEN, K., LEPPÄNEN, L., JOLY, K., SOKOLOV, A., OREKHOV, P., EHRICH, D. & SOININEN, E. M. (2023). Towards long-term records of rain-on-snow events across the Arctic from satellite data. *The Cryosphere*, 17(2), 889-915. <https://doi.org/10.5194/tc-17-889-2023>
- BECK, H. E., ZIMMERMANN, N. E., MCVICAR, T. R., VERGOPOLAN, N., BERG, A. & WOOD, E. F. (2018). Present and future Köppen-Geiger climate classification maps at 1-km resolution. *Scientific Data*, 5(1), 180214. <https://doi.org/10.1038/sdata.2018.214>
- BIRCHER, S., ANDREASEN, M., VUOLLET, J., VEHVILÄINEN, J., RAUTIAINEN, K., JONARD, F., WEIHERMÜLLER, L., ZAKHAROVA, E., WIGNERON, J.-P. & KERR, Y. H. (2016). Soil moisture sensor calibration for organic soil surface layers. *Geoscientific Instrumentation, Methods and Data Systems*, 5(1), 109-125. <https://doi.org/10.5194/gi-5-109-2016>
- BIRCHER, S., DEMONTOUX, F., RAZAFINDRATSIMA, S., ZAKHAROVA, E., DRUSCH, M., WIGNERON, J.-P. & KERR, Y. (2016). L-Band Relative Permittivity of Organic Soil Surface Layers—A

- New Dataset of Resonant Cavity Measurements and Model Evaluation. *Remote Sensing*, 8(12), 1024. <https://doi.org/10.3390/rs8121024>
- BISKABORN, B. K., SMITH, S. L., NOETZLI, J., MATTHES, H., VIEIRA, G., STRELETSKIY, D. A., SCHOENEICH, P., ROMANOVSKY, V. E., LEWKOWICZ, A. G., ABRAMOV, A., ALLARD, M., BOIKE, J., CABLE, W. L., CHRISTIANSEN, H. H., DELALOYE, R., DIEKMANN, B., DROZDOV, D., ETZELMÜLLER, B., GROSSE, G., ... LANTUIT, H. (2019). Permafrost is warming at a global scale. *Nature Communications*, 10(1), 264. <https://doi.org/10.1038/s41467-018-08240-4>
- BLISS, L. C., COURTIN, G. M., PATTIE, D. L., RIEWE, R. R., WHITFIELD, D. W. A. & WIDDEN, P. (1973). Arctic Tundra Ecosystems. *Annual Review of Ecology and Systematics*, 4(1), 359-399. <https://doi.org/10.1146/annurev.es.04.110173.002043>
- BOER, J. D. (1965). Temperature as a Basic Physical Quantity. *Metrologia*, 1(4), 158-169. <https://doi.org/10.1088/0026-1394/1/4/003>
- BOIKE, J., CABLE, W. L., BORNEMANN, N. & LANGE, S. (2020). Trail Valley Creek, NWT, Canada Soil Moisture and Temperature 2016 - 2019, 4 datasets. <https://doi.org/10.1594/PANGAEA.923373>
- BOITARD, S., MIALON, A., MERMOZ, S., RODRÍGUEZ-FERNÁNDEZ, N. J., RICHAUME, P., SALAZAR-NEIRA, J. C., TAROT, S. & KERR, Y. H. (2024). Above Ground Biomass Dataset from SMOS L Band Vegetation Optical Depth and Reference Maps. <https://doi.org/10.5194/essd-2024-184>
- BRODZIK, M. J., BILLINGSLEY, B., HARAN, T., RAUP, B. & SAVOIE, M. H. (2012). EASE-Grid 2.0 : Incremental but Significant Improvements for Earth-Gridded Data Sets. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 1(1), 32-45. <https://doi.org/10.3390/ijgi1010032>
- BROWN, R. & BRASNETT, B. (2010). Canadian Meteorological Centre (CMC) Daily Snow Depth Analysis Data, Version 1. NASA National Snow and Ice Data Center Distributed Active Archive Center. <https://doi.org/10.5067/W9FOYWH0EQZ3>
- BURKE, E. J., ZHANG, Y. & KRINNER, G. (2020). Evaluating permafrost physics in the Coupled Model Intercomparison Project 6 (CMIP6) models and their sensitivity to climate change. *The Cryosphere*, 14(9), 3155-3174. <https://doi.org/10.5194/tc-14-3155-2020>
- CALLAGHAN, T. V., JOHANSSON, M., BROWN, R. D., GROISMAN, P. Y., LABBA, N., RADIONOV, V., BARRY, R. G., BULYGINA, O. N., ESSERY, R. L. H., FROLOV, D. M., GOLUBEV, V. N., GRENFELL, T. C., PETRUSHINA, M. N., RAZUVAEV, V. N., ROBINSON, D. A., ROMANOV, P., SHINDELL, D., SHMAKIN, A. B., SOKRATOV, S. A., ... YANG, D. (2011). The Changing Face of Arctic Snow Cover : A Synthesis of Observed and Projected Changes. *AMBIO*, 40(S1), 17-31. <https://doi.org/10.1007/s13280-011-0212-y>
- CAO, B., GRUBER, S., ZHENG, D. & LI, X. (2020). The ERA5-Land soil temperature bias in permafrost regions. *The Cryosphere*, 14(8), 2581-2595. <https://doi.org/10.5194/tc-14-2581-2020>
- CATDS. (2016). CATDS-PDC L3SM Filtered - 1 Day Global Map of Soil Moisture Values from SMOS Satellite. CATDS (CNES, IFREMER, CESBIO). <https://doi.org/10.12770/9CEF422F-ED3F-4090-9556-B2E895BA2CA8>
- CATDS. (2024). CATDS-PDC L3TB - Daily Global Polarised Brightness Temperature Product from SMOS Satellite. CATDS-PDC. <https://doi.org/10.12770/6294E08C-BAEC-4282-A251-33FEE22EC67F>
- CAVM TEAM. (2003). Circumpolar Arctic Vegetation Map (1^{re} éd.). Anchorage, Alaska, U.S. Fish and Wildlife Service.
- CHADBURN, S. E., BURKE, E. J., COX, P. M., FRIEDLINGSTEIN, P., HUGELIUS, G. & WESTERMANN, S. (2017). An observation-based constraint on permafrost loss as a function of global warming. *Nature Climate Change*, 7(5), 340-344. <https://doi.org/10.1038/nclimate3262>
- CHAN, S. & DUNBAR, R. S. (2021). Enhanced Level 3 Passive Soil Moisture Product Specification Document.
- CHANG, K.-Y., RILEY, W. J., KNOX, S. H., JACKSON, R. B., McNICOL, G., POULTER, B., AURELA, M., BALDOCCHI, D., BANSAL, S., BOHRER, G., CAMPBELL, D. I., CESCATTI, A., CHU, H., DELWICHE, K. B., DESAI, A. R., EUSKIRCHEN, E., FRIBORG, T., GOECKEDE, M., HELBIG, M., ... ZONA, D. (2021). Substantial hysteresis in emergent temperature sensitivity of global wetland CH₄ emissions. *Nature Communications*, 12(1), 2266. <https://doi.org/10.1038/s41467-021-22452-1>

- CHAUBELL, M. J., YUEH, S. H., DUNBAR, R. S., COLLIANDER, A., CHEN, F., CHAN, S. K., ENTEKHABI, D., BINDLISH, R., O'NEILL, P. E., ASANUMA, J., BERG, A. A., BOSCH, D. D., CALDWELL, T., COSH, M. H., HOLIFIELD COLLINS, C., MARTINEZ-FERNANDEZ, J., SEYFRIED, M., STARKS, P. J., SU, Z., ... WALKER, J. (2020). Improved SMAP Dual-Channel Algorithm for the Retrieval of Soil Moisture. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(6), 3894-3905. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2019.2959239>
- CHOUDHURY, B. J., SCHMUGGE, T. J. & MO, T. (1982). A parameterization of effective soil temperature for microwave emission. *Journal of Geophysical Research*, 87(C2), 1301. <https://doi.org/10.1029/JC087iC02p01301>
- CHRISTIANSEN, H. H. (2004). Meteorological control on interannual spatial and temporal variations in snow cover and ground thawing in two northeast Greenlandic Circumpolar-Active-Layer-Monitoring (CALM) sites. *Permafrost and Periglacial Processes*, 15(2), 155-169. <https://doi.org/10.1002/ppp.489>
- COOPER, M. D. A., ESTOP-ARAGONÉS, C., FISHER, J. P., THIERRY, A., GARNETT, M. H., CHARMAN, D. J., MURTON, J. B., PHOENIX, G. K., TREHARNE, R., KOKELJ, S. V., WOLFE, S. A., LEWKOWICZ, A. G., WILLIAMS, M. & HARTLEY, I. P. (2017). Limited contribution of permafrost carbon to methane release from thawing peatlands. *Nature Climate Change*, 7(7), 507-511. <https://doi.org/10.1038/nclimate3328>
- DANIËLS, F. J. A., ELVEBAKK, A., MATVEYEVA, N. V. & MUCINA, L. (2016). The *Drabo corymbosae-Papaveretea dahliani* - a new vegetation class of the High Arctic polar deserts. *Hacquetia*, 15(1), 5-13. <https://doi.org/10.1515/hacq-2016-0001>
- DASHTI, H., SMITH, W. K., HUO, X., FOX, A. M., JAVADIAN, M., DEVINE, C. J., BEHRANGI, A. & MOORE, D. J. P. (2022). Underestimation of the impact of land cover change on the biophysical environment of the Arctic and boreal region of North America. *Environmental Research Letters*, 18(1), 014012. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ac8da7>
- DAVIDSON, M. W. J. & FURNELL, R. (2021). ROSE-L : Copernicus L-Band Sar Mission, In *2021 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS*, Brussels, Belgium, IEEE. <https://doi.org/10.1109/igarss47720.2021.9554018>
- DE JEU, R. A. M. & OWE, M. (2003). Further validation of a new methodology for surface moisture and vegetation optical depth retrieval. *International Journal of Remote Sensing*, 24(22), 4559-4578. <https://doi.org/10.1080/0143116031000095934>
- DEFOURNY, P., LAMARCHE, C., BROCKMANN, C., BOETTCHER, M., BONTEMPS, S., DE MAET, T., DUVEILLER, G. L., HARPER, K., HARTLEY A., KIRCHES, G., MOREAU, I., PEYLIN, P., OTTLÉ, C., RADOUX J., VAN BOGAERT, E, RAMOINO, F., ALBERGEL, C. & ARINO, O. (2023). Observed Annual Global Land-Use Change from 1992 to 2020 Three Times More Dynamic than Reported by Inventory-Based Statistics.
- DERKSEN, C., KING, J., BELAIR, S., GARNAUD, C., VIONNET, V., FORTIN, V., LEMMETYINEN, J., CREVIER, Y., PLOURDE, P., LAWRENCE, B., VAN MIERLO, H., BURBIDGE, G. & SIQUEIRA, P. (2021). Development of the Terrestrial Snow Mass Mission, In *2021 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS*, Brussels, Belgium, IEEE. <https://doi.org/10.1109/IGARSS47720.2021.9553496>
- DERKSEN, C., LEMMETYINEN, J., TOOSE, P., SILIS, A., PULLIAINEN, J. & STURM, M. (2014). Physical properties of Arctic versus subarctic snow : Implications for high latitude passive microwave snow water equivalent retrievals. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 119(12), 7254-7270. <https://doi.org/10.1002/2013JD021264>
- DOBÍŃSKI, W. (2020). Permafrost active layer. *Earth-Science Reviews*, 208, 103301. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2020.103301>
- DOBSON, M., ULABY, F., HALLIKAINEN, M. & EL-RAYES, M. (1985). Microwave Dielectric Behavior of Wet Soil-Part II : Dielectric Mixing Models. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-23(1), 35-46. <https://doi.org/10.1109/TGRS.1985.289498>
- DOLANT, C., LANGLOIS, A., BRUCKER, L., ROYER, A., ROY, A. & MONTPETIT, B. (2018). Meteorological inventory of rain-on-snow events in the Canadian Arctic Archipelago and satellite detection assessment using passive microwave data. *Physical Geography*, 39(5), 428-444. <https://doi.org/10.1080/02723646.2017.1400339>

- DOMINE, F., BARRERE, M. & SARRAZIN, D. (2016). Seasonal evolution of the effective thermal conductivity of the snow and the soil in high Arctic herb tundra at Bylot Island, Canada. *The Cryosphere*, 10(6), 2573-2588. <https://doi.org/10.5194/tc-10-2573-2016>
- DOMINE, F., FOURTEAU, K., PICARD, G., LACKNER, G., SARRAZIN, D. & POIRIER, M. (2022). Permafrost cooled in winter by thermal bridging through snow-covered shrub branches. *Nature Geoscience*, 15(7), 554-560. <https://doi.org/10.1038/s41561-022-00979-2>
- DONLON, C., GALEAZZI, C., MIDTHASSEL, R., SALLUSTI, M., TRIGGIANESE, M., FIORELLI, B., DE PARIS, G., KORNIENKO, A. & KHLYSTOVA, I. (2023). The Copernicus Imaging Microwave Radiometer (CIMR) : Mission Overview and Status, In *IGARSS 2023 - 2023 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Pasadena, CA, USA, IEEE. <https://doi.org/10.1109/IGARSS52108.2023.10281934>
- DORIGO, W., HIMMELBAUER, I., ABERER, D., SCHREMMER, L., PETRAKOVIC, I., ZAPPA, L., PREIMESBERGER, W., XAVER, A., ANNOR, F., ARDÖ, J., BALDOCCHI, D., BITELLI, M., BLÖSCHL, G., BOGENA, H., BROCCA, L., CALVET, J.-C., CAMARERO, J. J., CAPELLO, G., CHOI, M., ... SABIA, R. (2021). The International Soil Moisture Network : serving Earth system science for over a decade. *Hydrology and Earth System Sciences*, 25(11), 5749-5804. <https://doi.org/10.5194/hess-25-5749-2021>
- DORIGO, W., WAGNER, W., ALBERGEL, C., ALBRECHT, F., BALSAMO, G., BROCCA, L., CHUNG, D., ERTL, M., FORKEL, M., GRUBER, A., HAAS, E., HAMER, P. D., HIRSCHI, M., IKONEN, J., DE JEU, R., KIDD, R., LAHOZ, W., LIU, Y. Y., MIRALLES, D., ... LECOMTE, P. (2017). ESA CCI Soil Moisture for improved Earth system understanding : State-of-the art and future directions. *Remote Sensing of Environment*, 203, 185-215. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.07.001>
- DU, J., WATTS, J. D., JIANG, L., LU, H., CHENG, X., DUGUAY, C., FARINA, M., QIU, Y., KIM, Y., KIMBALL, J. S. & TAROLLI, P. (2019). Remote Sensing of Environmental Changes in Cold Regions : Methods, Achievements and Challenges. *Remote Sensing*, 11(16), 1952. <https://doi.org/10.3390/rs11161952>
- DUGUAY, C. R. & PIETRONIRO, A. (2005). *Remote sensing in Northern hydrology : measuring environmental change*. Washington, American geophysical union.
- ENTEKHABI, D., NJOKU, E. G., O'NEILL, P. E., KELLOGG, K. H., CROW, W. T., EDELSTEIN, W. N., ENTIN, J. K., GOODMAN, S. D., JACKSON, T. J., JOHNSON, J., KIMBALL, J., PIEPMEIER, J. R., KOSTER, R. D., MARTIN, N., McDONALD, K. C., MOGHADDAM, M., MORAN, S., REICHLE, R., SHI, J. C., ... VAN ZYL, J. (2010). The Soil Moisture Active Passive (SMAP) Mission. *Proceedings of the IEEE*, 98(5), 704-716. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2010.2043918>
- ESCORIHUELA, M., CHANZY, A., WIGNERON, J. & KERR, Y. (2010). Effective soil moisture sampling depth of L-band radiometry : A case study. *Remote Sensing of Environment*, 114(5), 995-1001. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.12.011>
- ESCORIHUELA, M., KERR, Y., DE ROSNAY, P., WIGNERON, J.-P., CALVET, J.-C. & LEMAITRE, F. (2007). A Simple Model of the Bare Soil Microwave Emission at L-Band. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(7), 1978-1987. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2007.894935>
- EUROPEAN SPACE AGENCY. (2021). SMOS L2 SM V700. European Space Agency. <https://doi.org/10.57780/SM1-857C3D7>
- FERNANDEZ-MORAN, R., AL-YAARI, A., MIALON, A., MAHMOODI, A., AL BITAR, A., DE LANNOY, G., RODRIGUEZ-FERNANDEZ, N., LOPEZ-BAEZA, E., KERR, Y. & WIGNERON, J.-P. (2017). SMOS-IC : An Alternative SMOS Soil Moisture and Vegetation Optical Depth Product. *Remote Sensing*, 9(5), 457. <https://doi.org/10.3390/rs9050457>
- FILY, M. (2003). A simple retrieval method for land surface temperature and fraction of water surface determination from satellite microwave brightness temperatures in sub-arctic areas. *Remote Sensing of Environment*, 85(3), 328-338. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(03\)00011-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(03)00011-7)
- FRAPPART, F., WIGNERON, J.-P., LI, X., LIU, X., AL-YAARI, A., FAN, L., WANG, M., MOISY, C., LE MASSON, E., AOULAD LAFKIHI, Z., VALLÉ, C., YGORRA, B. & BAGHDADI, N. (2020). Global Monitoring of the Vegetation Dynamics from the Vegetation Optical Depth (VOD) : A Review. *Remote Sensing*, 12(18), 2915. <https://doi.org/10.3390/rs12182915>
- GEBRE, S., BOISSY, T. & ALFREDSEN, K. (2014). Sensitivity of lake ice regimes to climate change in the Nordic region. *The Cryosphere*, 8(4), 1589-1605. <https://doi.org/10.5194/tc-8-1589-2014>

- GÉLINAS, A., FILALI, B., LANGLOIS, A., KELLY, R., MAVROVIC, A., DEMONTOUX, F. & ROY, A. (2025). New wideband large aperture open-ended coaxial microwave probe for soil dielectric characterization. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1-1. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2025.3539532>
- GIBON, F., MIALON, A., RICHAUME, P., RODRÍGUEZ-FERNÁNDEZ, N., ABERER, D., BORESCH, A., CRAPOLICCHIO, R., DORIGO, W., GRUBER, A., HIMMELBAUER, I., PREIMESBERGER, W., SABIA, R., STRADIOTTI, P., TERCJAK, M. & KERR, Y. H. (2024). Estimating the uncertainties of satellite derived soil moisture at global scale. *Science of Remote Sensing*, 10, 100147. <https://doi.org/10.1016/j.srs.2024.100147>
- GROSSE, G., ROMANOVSKY, V., JORGENSEN, T., ANTHONY, K. W., BROWN, J. & OVERDUIN, P. P. (2011). Vulnerability and Feedbacks of Permafrost to Climate Change. *Eos, Transactions American Geophysical Union*, 92(9), 73-74. <https://doi.org/10.1029/2011EO090001>
- GRUBER, A., DE LANNOY, G., ALBERGEL, C., AL-YAARI, A., BROCCA, L., CALVET, J.-C., COLLIANDER, A., COSH, M., CROW, W., DORIGO, W., DRAPER, C., HIRSCHI, M., KERR, Y., KONINGS, A., LAHOZ, W., MCCOLL, K., MONTZKA, C., MUÑOZ-SABATER, J., PENG, J., ... WAGNER, W. (2020). Validation practices for satellite soil moisture retrievals : What are (the) errors ? *Remote Sensing of Environment*, 244, 111806. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.111806>
- GRUBER, A., DORIGO, W., ZWIEBACK, S., XAVER, A. & WAGNER, W. (2013). Characterizing Coarse-Scale Representativeness of in situ Soil Moisture Measurements from the International Soil Moisture Network. *Vadose Zone Journal*, 12(2), 1-16. <https://doi.org/10.2136/vzj2012.0170>
- GRUBER, A., SU, C.-H., ZWIEBACK, S., CROW, W., DORIGO, W. & WAGNER, W. (2016). Recent advances in (soil moisture) triple collocation analysis. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 45, 200-211. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2015.09.002>
- GRÜNBERG, I., WILCOX, E. J., ZWIEBACK, S., MARSH, P. & BOIKE, J. (2020). Linking tundra vegetation, snow, soil temperature, and permafrost. *Biogeosciences*, 17(16), 4261-4279. <https://doi.org/10.5194/bg-17-4261-2020>
- HALLIKAINEN, M., ULABY, F., DOBSON, M., EL-RAYES, M. & WU, L.-k. (1985). Microwave Dielectric Behavior of Wet Soil-Part 1 : Empirical Models and Experimental Observations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-23(1), 25-34. <https://doi.org/10.1109/TGRS.1985.289497>
- HASAN, A., KRAMAR, V., HERMANSEN, J. & SCHULTZ, U. P. (2022). Development of Resilient Drones for Harsh Arctic Environment : Challenges, Opportunities, and Enabling Technologies, In *2022 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*, Dubrovnik, Croatia, IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICUAS54217.2022.9836136>
- HEGINBOTTOM, J., BROWN, J., FERRIANS, O. & MELNIKOV, E. (2002). Circum-Arctic Map of Permafrost and Ground-Ice Conditions, Version 2. NSIDC. <https://doi.org/10.7265/SKBG-KF16>
- HERRINGTON, T. C., FLETCHER, C. G. & KROPP, H. (2024). Validation of pan-Arctic soil temperatures in modern reanalysis and data assimilation systems. *The Cryosphere*, 18(4), 1835-1861. <https://doi.org/10.5194/tc-18-1835-2024>
- HERSBACH, H., BELL B., BERRISFORD, P., BIAVATI, G., HORÁNYI, A., MUÑOZ SABATER, J., NICOLAS, J., PEUBEY, C., RADU, R., ROZUM, I., SCHEPERS, D., SIMMONS, A., SOCI, C, DEE, D. & THÉPAUT, J-N. (2023). ERA5 Hourly Data on Single Levels from 1940 to Present. Copernicus Climate Change Service (C3S) Climate Data Store (CDS). <https://doi.org/10.24381/CDS.ADBB2D47>
- HOLMBERG, M., LEMMETYINEN, J., SCHWANK, M., KONTU, A., RAUTIAINEN, K., MERKOURIADI, I. & TAMMINEN, J. (2024). Retrieval of ground, snow, and forest parameters from space borne passive L band observations. A case study over Sodankylä, Finland. *Remote Sensing of Environment*, 306, 114143. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2024.114143>
- HOLMES, T. R. H., DE ROSNAY, P., DE JEU, R., WIGNERON, R. J.-P., KERR, Y., CALVET, J.-C., ESCORIHUELA, M. J., SALEH, K. & LEMAÎTRE, F. (2006). A new parameterization of the effective temperature for L band radiometry. *Geophysical Research Letters*, 33(7), L07405. <https://doi.org/10.1029/2006GL025724>

- HOUTZ, D., NADERPOUR, R. & SCHWANK, M. (2020). Portable L-Band Radiometer (PoLRa) : Design and Characterization. *Remote Sensing*, 12(17), 2780. <https://doi.org/10.3390/rs12172780>
- HUANG, Y., LIU, H., HINKEL, K., YU, B., BECK, R. & WU, J. (2017). Analysis of Thermal Structure of Arctic Lakes at Local and Regional Scales Using in Situ and Multidate Landsat-8 Data. *Water Resources Research*, 53(11), 9642-9658. <https://doi.org/10.1002/2017WR021335>
- HUMPHREY, V., BERG, A., CIAIS, P., GENTINE, P., JUNG, M., REICHSTEIN, M., SENEVIRATNE, S. I. & FRANKENBERG, C. (2021). Soil moisture-atmosphere feedback dominates land carbon uptake variability. *Nature*, 592(7852), 65-69. <https://doi.org/10.1038/s41586-021-03325-5>
- INSTITUT POLAIRE FRANÇAIS PAUL-ÉMILE VICTOR. (2025). Géographie et Géologie de l'Arctique.
- JÖNSSON, J. & BERROCAL, E. (2020). Multi-Scattering software : part I : online accelerated Monte Carlo simulation of light transport through scattering media. *Optics Express*, 28(25), 37612. <https://doi.org/10.1364/OE.404005>
- KAISER, S., BOIKE, J., GROSSE, G. & LANGER, M. (2022). The Potential of UAV Imagery for the Detection of Rapid Permafrost Degradation : Assessing the Impacts on Critical Arctic Infrastructure. *Remote Sensing*, 14(23), 6107. <https://doi.org/10.3390/rs14236107>
- KÅRESDOTTER, E., DESTOUNI, G., GHAJARNA, N., HUGELIUS, G. & KALANTARI, Z. (2021). Mapping the Vulnerability of Arctic Wetlands to Global Warming. *Earth's Future*, 9(5). <https://doi.org/10.1029/2020ef001858>
- KERR, Y. & BRETON, D. (1990). *Annex to Utilization of the Radiofrequency Spectrum above 1GHz BY THE EES (PASSIVE) SERVICE AND INTERFERENCE CRITERIA* (rapp. tech.). ITU.
- KERR, Y. H., WALDTEUFEL, P., RICHAUME, P., WIGNERON, J. P., FERRAZZOLI, P., MAHMOODI, A., AL BITAR, A., CABOT, F., GRUHIER, C., JUGLEA, S. E., LEROUX, D., MIALON, A. & DELWART, S. (2012). The SMOS Soil Moisture Retrieval Algorithm. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(5), 1384-1403. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2012.2184548>
- KERR, Y. H., WALDTEUFEL, P., WIGNERON, J.-P., DELWART, S., CABOT, F., BOUTIN, J., ESCORIHUELA, M.-J., FONT, J., REUL, N., GRUHIER, C., JUGLEA, S. E., DRINKWATER, M. R., HAHNE, A., MARTÍN-NEIRA, M. & MECKLENBURG, S. (2010). The SMOS Mission : New Tool for Monitoring Key Elements of the Global Water Cycle. *Proceedings of the IEEE*, 98(5), 666-687. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2010.2043032>
- KERR, Y., RICHAUME, P., WALDTEUFEL, P., FERRAZZOLI, P., WIGNERON, J. P., SCHWANK, M. & RAUTAINEN, K. (2020). Algorithm Theoretical Basis Document ({ATBD}) for the SMOS Level 2 Soil Moisture Processor. *Technical Report TN-ESL-SM-GS-0001-4b SM-ESL (CBSA)*, 145.
- KIM, J.-E., YAMAGUCHI, R., RODGERS, K. B., TIMMERMANN, A., LEE, S.-S., STEIN, K., DANABASOGLU, G., LAMARQUE, J.-F., FASULLO, J. T., DESER, C., ROSENBLUM, N., EDWARDS, J. & STUECKER, M. F. (2023). Interannual fires as a source for subarctic summer decadal climate variability mediated by permafrost thawing. *npj Climate and Atmospheric Science*, 6(1), 84. <https://doi.org/10.1038/s41612-023-00415-1>
- KIM, Y., KIMBALL, J., ZHANG, K. & McDONALD, K. (2012). Satellite detection of increasing Northern Hemisphere non-frozen seasons from 1979 to 2008 : Implications for regional vegetation growth. *Remote Sensing of Environment*, 121, 472-487. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.02.014>
- KIMBALL, J. S., ZHAO, M., McDONALD, K. C., HEINSCH, F. A. & RUNNING, S. W. (2004). Satellite Observations of Annual Variability in Terrestrial Carbon Cycles and Seasonal Growing Seasons at High Northern Latitudes (G. S. JACKSON & S. URATSUKA, Éd.). In G. S. JACKSON & S. URATSUKA (Éd.), *Fourth International Asia-Pacific Environmental Remote Sensing Symposium 2004 : Remote Sensing of the Atmosphere, Ocean, Environment, and Space*, Honolulu, HI. <https://doi.org/10.1117/12.578815>
- KOKELJ, S. V. & JORGENSEN, M. T. (2013). Advances in Thermokarst Research : Recent Advances in Research Investigating Thermokarst Processes. *Permafrost and Periglacial Processes*, 24(2), 108-119. <https://doi.org/10.1002/ppp.1779>
- KONINGS, A. G., PILES, M., RÖTZER, K., MCCOLL, K. A., CHAN, S. K. & ENTEKHABI, D. (2016). Vegetation optical depth and scattering albedo retrieval using time series of dual-polarized L-band radiometer observations. *Remote Sensing of Environment*, 172, 178-189. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.11.009>

- KURUM, M. (2013). Quantifying scattering albedo in microwave emission of vegetated terrain. *Remote Sensing of Environment*, 129, 66-74. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.10.021>
- LAFLEUR, P. M. & HUMPHREYS, E. R. (2018). Tundra shrub effects on growing season energy and carbon dioxide exchange. *Environmental Research Letters*, 13(5), 055001. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aab863>
- LAWRENCE, D. M., KOVEN, C. D., SWENSON, S. C., RILEY, W. J. & SLATER, A. G. (2015). Permafrost thaw and resulting soil moisture changes regulate projected high-latitude CO₂ and CH₄ emissions. *Environmental Research Letters*, 10(9), 094011. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/10/9/094011>
- LE VINE, D. & ABRAHAM, S. (2004). Galactic Noise and Passive Microwave Remote Sensing from Space at L-band. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(1), 119-129. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2003.817977>
- LEAVESLEY, G., DAVID, O., GAREN, D.C., GOODBODY, A.G., LEA, J., MARRON, T., PERKINS, T., STROBEL, M. & TAMA, R. (2010). A Modeling Framework for Improved Agricultural Water-Supply Forecasting, In *Joint Federal Interagency Hydrologic Modeling Conference*, Las Vegas.
- LEDUC-LEBALLEUR, M., PICARD, G., MACELLONI, G., MIALON, A. & KERR, Y. H. (2020). Melt in Antarctica derived from Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) observations at L band. *The Cryosphere*, 14(2), 539-548. <https://doi.org/10.5194/tc-14-539-2020>
- LEMBRECHTS, J. J., VAN DEN HOOGEN, J., AALTO, J., ASHCROFT, M. B., DE FRENNE, P., KEMPPINEN, J., KOPECKÝ, M., LUOTO, M., MACLEAN, I. M. D., CROWTHER, T. W., BAILEY, J. J., HAENSEN, S., KLINGES, D. H., NIITTYNEN, P., SCHEFFERS, B. R., VAN MEERBEEK, K., AARTSMA, P., ABDALAZE, O., ABEDI, M., ... LENOIR, J. (2022). Global maps of soil temperature. *Global Change Biology*, 28(9), 3110-3144. <https://doi.org/10.1111/gcb.16060>
- LEMMETYINEN, J., SCHWANK, M., RAUTIAINEN, K., KONTU, A., PARKKINEN, T., MÄTZLER, C., WIESMANN, A., WEGMÜLLER, U., DERKSEN, C., TOOSE, P., ROY, A. & PULLIAINEN, J. (2016). Snow density and ground permittivity retrieved from L-band radiometry : Application to experimental data. *Remote Sensing of Environment*, 180, 377-391. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.02.002>
- LEROUX, D. (2012). *Analyses statistiques et modèles d'inversion pour la validation des données d'humidité des sols de la mission SMOS* (Thèse de doctorat). Université de Toulouse.
- LI, W., YAN, D., WENG, B. & ZHU, L. (2023). Research progress on hydrological effects of permafrost degradation in the Northern Hemisphere. *Geoderma*, 438, 116629. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2023.116629>
- LI, X., WIGNERON, J.-P., FRAPPART, F., FAN, L., WANG, M., LIU, X., AL-YAARI, A. & MOISY, C. (2020). Development and Validation of the SMOS-IC Version 2 (V2) Soil Moisture Product, In *IGARSS 2020 - 2020 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Waikoloa, HI, USA, IEEE. <https://doi.org/10.1109/IGARSS39084.2020.9323324>
- LIEBE, H. J., HUFFORD, G. A. & MANABE, T. (1991). A model for the complex permittivity of water at frequencies below 1 THz. *International Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 12(7), 659-675. <https://doi.org/10.1007/BF01008897>
- LISTON, G. E., MCFADDEN, J. P., STURM, M. & PIELKE, R. A. (2002). Modelled changes in arctic tundra snow, energy and moisture fluxes due to increased shrubs. *Global Change Biology*, 8(1), 17-32. <https://doi.org/10.1046/j.1354-1013.2001.00416.x>
- LV, S., WEN, J., ZENG, Y., TIAN, H. & SU, Z. (2014). An improved two-layer algorithm for estimating effective soil temperature in microwave radiometry using in situ temperature and soil moisture measurements. *Remote Sensing of Environment*, 152, 356-363. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.07.007>
- MACELLONI, G., BROGIONI, M., LEDUC-LEBALLEUR, M., MONTOMOLI, F., BARTSCH, A., MIALON, A., RITZ, C., SOTERAS, J. C., STAMMER, D., PICARD, G., DE CAROLIS, G., BOUTIN, J., JOHNSON, J. T., NICHOLLS, K. W., JEZEK, K., RAUTIAINEN, K., KALESCHEKE, L., BERTINO, L., TSANG, L., ... TIETSCHÉ, S. (2018). Cryorad : A Low Frequency Wideband Radiometer Mission for the Study of the Cryosphere, In *IGARSS 2018 - 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Valencia, IEEE. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2018.8519172>

- MACELLONI, G., BROGIONI, M., PETTINATO, S., ZASSO, R., CREPAZ, A., ZACCARIA, J., PADOVAN, B. & DRINKWATER, M. (2013). Ground-Based L-Band Emission Measurements at Dome-C Antarctica : The DOMEX-2 Experiment. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(9), 4718-4730. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2013.2277921>
- MACELLONI, G., LEDUC-LEBAILLEUR, M., MONTOMOLI, F., BROGIONI, M., RITZ, C. & PICARD, G. (2019). On the Retrieval of Internal Temperature of Antarctica Ice Sheet by Using SMOS Observations. *Remote Sensing of Environment*, 233, 111405. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111405>
- MADELON, R. (2023). CATDS-CEC-TB SMOS level4 SMAP compatible brightness temperatures. CATDS. <https://doi.org/10.12770/EF7B1EB5-C088-4FB0-929C-8400DD952C40>
- MAGNUSSON, R. Í., HAMM, A., KARSANAEV, S. V., LIMPENS, J., KLEIJN, D., FRAMPTON, A., MAXIMOV, T. C. & HEIJMANS, M. M. P. D. (2022). Extremely wet summer events enhance permafrost thaw for multiple years in Siberian tundra. *Nature Communications*, 13(1), 1556. <https://doi.org/10.1038/s41467-022-29248-x>
- MARQUARDT, D. W. (1963). An Algorithm for Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters. *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, 11(2), 431-441.
- MARTHA RAYNOLDS. (2022). Raster Circumpolar Arctic Vegetation Map. Mendeley. <https://doi.org/10.17632/C4XJ5RV6KV.2>
- MARTÍN-NEIRA, M., LEVINE, D. M., KERR, Y., SKOU, N., PEICHL, M., CAMPS, A., CORBELLÀ, I., HALLIKAINEN, M., FONT, J., WU, J., MECKLENBURG, S. & DRUSCH, M. (2014). Microwave interferometric radiometry in remote sensing : An invited historical review. *Radio Science*, 49(6), 415-449. <https://doi.org/10.1002/2013RS005230>
- MASSON, V. R., CHAMPEAUX, J.-L., CHAUVIN, F., MERIGUET, C. & LACAZE, R. (2003). A Global Database of Land Surface Parameters at 1-km Resolution in Meteorological and Climate Models. *JOURNAL OF CLIMATE*, 16.
- MASSON-DELMOTTE, V., PÖRTNER, H.-O., SKEA, J., ZHAI, P., ROBERTS, D., SHUKLA, P. R., PIRANI, A., PIDCOCK, R., CHEN, Y., LONNOY, E., MOUFOUMA-OKIA, W., PÉAN, C., CONNORS, S., MATTHEWS, J. B. R., ZHOU, X., GOMIS, M. I., MAYCOCK, T., TIGNOR, M. & WATERFIELD, T. (2018). An IPCC Special Report on the impacts of global warming of 1.5°C above pre-industrial levels and related global greenhouse gas emission pathways, in the context of strengthening the global response to the threat of climate change, sustainable development, and efforts to eradicate poverty, 630.
- MÄTZLER, C. (1987). Applications of the interaction of microwaves with the natural snow cover. *Remote Sensing Reviews*, 2(2), 259-387. <https://doi.org/10.1080/02757258709532086>
- MÄTZLER, C. (Ed.). (2006). *Thermal Microwave Radiation : Applications for Remote Sensing*. London, IET. <https://doi.org/10.1049/PBEW052E>
- MÄTZLER, C. & WIESMANN, A. (2012). *Documentation for MEMLS, Version 3 ‘microwave emission model of layered snowpacks’* (rapp. tech.). Institute of Applied Physics (IAP) at the University of Bern.
- MAVROVIC, A., PARDO LARA, R., BERG, A., DEMONTOUX, F., ROYER, A. & ROY, A. (2020). *Soil dielectric characterization at L-band microwave frequencies during freeze-thaw transitions* (Preprint). Vadose Zone Hydrology/Instruments and observation techniques. <https://doi.org/10.5194/hess-2020-291>
- MAVROVIC, A., SONNENTAG, O., LEMMETYINEN, J., VOIGT, C., AURELA, M. & ROY, A. (2024). Winter Methane Fluxes over Boreal and Arctic Environments. <https://doi.org/10.22541/essoar.170542245.58670859/v1>
- MAVROVIC, A., SONNENTAG, O., LEMMETYINEN, J., VOIGT, C., RUTTER, N., MANN, P., SYLVAIN, J.-D. & ROY, A. (2023). Environmental controls of winter soil carbon dioxide fluxes in boreal and tundra environments. *Biogeosciences*, 20(24), 5087-5108. <https://doi.org/10.5194/bg-20-5087-2023>
- MELOCHE, J., SANDELLS, M., LÖWE, H., RUTTER, N., ESSERY, R., PICARD, G., SCHARIEN, R. K., LANGLOIS, A., JAGGI, M., KING, J., TOOSE, P., BOUFFARD, J., DI BELLA, A. & SCAGLIOLA, M. (2024). Altimetric Ku-band Radar Observations of Snow on Sea Ice Simulated with SMRT. <https://doi.org/10.5194/egusphere-2024-1583>

- MIRONOV, V. L., KOSOLAPOVA, L. G., SAVIN, I. V. & MUZALEVSKIY, K. V. (2015). Temperature dependent dielectric model at 1.4 GHz for a tundra organic-rich soil thawed and frozen, In *2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, Milan, Italy, IEEE. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2015.7326194>
- MIRONOV, V., KOSOLAPOVA, L. & FOMIN, S. (2009). Physically and Mineralogically Based Spectroscopic Dielectric Model for Moist Soils. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(7), 2059-2070. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2008.2011631>
- MO, T., CHOUDHURY, B. J., SCHMUGGE, T. J., WANG, J. R. & JACKSON, T. J. (1982). A model for microwave emission from vegetation-covered fields. *Journal of Geophysical Research*, 87(C13), 11229. <https://doi.org/10.1029/JC087iC13p11229>
- MONTPETIT, B., ROYER, A., LANGLOIS, A., CLICHE, P., ROY, A., CHAMPOLLION, N., PICARD, G., DOMINE, F. & OBBARD, R. (2012). New shortwave infrared albedo measurements for snow specific surface area retrieval. *Journal of Glaciology*, 58(211), 941-952. <https://doi.org/10.3189/2012JoG11J248>
- MONTPETIT, B., ROYER, A., ROY, A. & LANGLOIS, A. (2018). In-situ passive microwave emission model parameterization of sub-arctic frozen organic soils. *Remote Sensing of Environment*, 205, 112-118. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.10.033>
- MONTZKA, C., COSH, M., NICKESEN, J. & CAMACHO, F. (2021). Soil Moisture Product Validation Good Practices Protocol.
- MURFITT, J., DUGUAY, C., PICARD, G. & GUNN, G. (2023). Forward modelling of synthetic aperture radar backscatter from lake ice over Canadian Subarctic Lakes. *Remote Sensing of Environment*, 286, 113424. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.113424>
- MUZALEVSKIY, K. & RUZICKA, Z. (2020). Detection of soil freeze/thaw states in the Arctic region based on combined SMAP and AMSR-2 radio brightness observations. *International Journal of Remote Sensing*, 41(14), 5046-5061. <https://doi.org/10.1080/01431161.2020.1724348>
- MYERS-SMITH, I. H., ELMENDORF, S. C., BECK, P. S. A., WILMKING, M., HALLINGER, M., BLOK, D., TAPE, K. D., RAYBACK, S. A., MACIAS-FAURIA, M., FORBES, B. C., SPEED, J. D. M., BOULANGER-LAPOINTE, N., RIXEN, C., LÉVESQUE, E., SCHMIDT, N. M., BAITTINGER, C., TRANT, A. J., HERMANUTZ, L., COLLIER, L. S., ... VELLEND, M. (2015). Climate sensitivity of shrub growth across the tundra biome. *Nature Climate Change*, 5(9), 887-891. <https://doi.org/10.1038/nclimate2697>
- MYERS-SMITH, I. H., KERBY, J. T., PHOENIX, G. K., BJRKE, J. W., EPSTEIN, H. E., ASSMANN, J. J., JOHN, C., ANDREU-HAYLES, L., ANGERS-BLONDIN, S., BECK, P. S. A., BERNER, L. T., BHATT, U. S., BJORKMAN, A. D., BLOK, D., BRYN, A., CHRISTIANSEN, C. T., CORNELISSEN, J. H. C., CUNLIFFE, A. M., ELMENDORF, S. C., ... WIPF, S. (2020). Complexity revealed in the greening of the Arctic. *Nature Climate Change*, 10(2), 106-117. <https://doi.org/10.1038/s41558-019-0688-1>
- NATALI, S. M., WATTS, J. D., ROGERS, B. M., POTTER, S., LUDWIG, S. M., SELBMANN, A.-K., SULLIVAN, P. F., ABBOTT, B. W., ARNDT, K. A., BIRCH, L., BJÖRKMAN, M. P., BLOOM, A. A., CELIS, G., CHRISTENSEN, T. R., CHRISTIANSEN, C. T., COMMANE, R., COOPER, E. J., CRILL, P., CZIMCZIK, C., ... ZONA, D. (2019). Large loss of CO₂ in winter observed across the northern permafrost region. *Nature Climate Change*, 9(11), 852-857. <https://doi.org/10.1038/s41558-019-0592-8>
- OGDEN, E. L., CUMMING, S. G., SMITH, S. L., TURETSKY, M. R. & BALTZER, J. L. (2023). Permafrost thaw induces short-term increase in vegetation productivity in northwestern Canada. *Global Change Biology*, 29(18), 5352-5366. <https://doi.org/10.1111/gcb.16812>
- ONEILL, P., CHAN, S., NJOKU, E., JACKSON, T., BINDLISH, R. & CHAUBELL, J. (2021a). SMAP L3 Radiometer Global Daily 36 Km EASE-Grid Soil Moisture, Version 8. NASA National Snow and Ice Data Center Distributed Active Archive Center. <https://doi.org/10.5067/OMHVSRGFX38O>
- ONEILL, P., CHAN, S., NJOKU, E., JACKSON, T., BINDLISH, R., CHAUBELL, J. & COLLIANDER, A. (2021b). SMAP Enhanced L3 Radiometer Global and Polar Grid Daily 9 Km EASE-Grid Soil Moisture, Version 5. NASA National Snow and Ice Data Center Distributed Active Archive Center. <https://doi.org/10.5067/4DQ54OUIJ9DL>

- ORTET, J., MIALON, A., ROYER, A., SCHWANK, M., HOLMBERG, M., RAUTIAINEN, K., BIRCHER-ADROT, S., COLLIANDER, A., KERR, Y. & ROY, A. (2025). Retrieving Frozen Ground Surface Temperature under the Snowpack in Arctic Permafrost Area from SMOS Observations. *EGUsphere*, 2025, 1-35. <https://doi.org/10.5194/egusphere-2024-3963>
- ORTET, J., MIALON, A., KERR, Y., ROYER, A., BERG, A., BOIKE, J., HUMPHREYS, E., GIBON, F., RICHAUME, P., BIRCHER-ADROT, S., GORRAB, A. & ROY, A. (2024). Evaluating soil moisture retrieval in Arctic and sub-Arctic environments using passive microwave satellite data. *International Journal of Digital Earth*, 17(1), 2385079. <https://doi.org/10.1080/17538947.2024.2385079>
- PARDO LARA, R., BERG, A. A., WARLAND, J. & TETLOCK, E. (2020). In Situ Estimates of Freezing/Melting Point Depression in Agricultural Soils Using Permittivity and Temperature Measurements. *Water Resources Research*, 56(5), e2019WR026020. <https://doi.org/10.1029/2019WR026020>
- PARK, C.-H., BEHRENDT, A., LEDREW, E. & WULFMEYER, V. (2017). New Approach for Calculating the Effective Dielectric Constant of the Moist Soil for Microwaves. *Remote Sensing*, 9(7), 732. <https://doi.org/10.3390/rs9070732>
- PARK, C.-H., MONTZKA, C., JAGDHUBER, T., JONARD, F., DE LANNOY, G., HONG, J., JACKSON, T. J. & WULFMEYER, V. (2019). A Dielectric Mixing Model Accounting for Soil Organic Matter. *Vadose Zone Journal*, 18(1), 190036. <https://doi.org/10.2136/vzj2019.04.0036>
- PARRENS, M., WIGNERON, J.-P., RICHAUME, P., AL BITAR, A., MIALON, A., FERNANDEZ-MORAN, R., AL-YAARI, A., O'NEILL, P. & KERR, Y. (2017). Considering combined or separated roughness and vegetation effects in soil moisture retrievals. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 55, 73-86. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2016.11.001>
- PELLARIN, T. (2003). Global soil moisture retrieval from a synthetic L-band brightness temperature data set. *Journal of Geophysical Research*, 108(D12), 4364. <https://doi.org/10.1029/2002JD003086>
- PICARD, G., SANDELLS, M. & LÖWE, H. (2018). SMRT : an active-passive microwave radiative transfer model for snow with multiple microstructure and scattering formulations (v1.0). *Geoscientific Model Development*, 11(7), 2763-2788. <https://doi.org/10.5194/gmd-11-2763-2018>
- POGGIO, L., DE SOUSA, L. M., BATJES, N. H., HEUVELINK, G. B. M., KEMPEN, B., RIBEIRO, E. & ROSSITER, D. (2021). SoilGrids 2.0 : producing soil information for the globe with quantified spatial uncertainty. *SOIL*, 7(1), 217-240. <https://doi.org/10.5194/soil-7-217-2021>
- PREETHI, K., LI, X., FERNANDEZ-MORAN, R., LIU, X., XING, Z., FRAPPART, F., PILES, M., LANKA, K. & WIGNERON, J.-P. (2024). A New Calibration of Soil Roughness Effects in the SMOS-IC Algorithm for Soil Moisture and VOD Retrievals, In *IGARSS 2024 - 2024 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Athens, Greece, IEEE. <https://doi.org/10.1109/IGARSS53475.2024.10642708>
- QUINN, T. J. (1990). *Temperature* (2nd ed). London San Diego New York, Academic press.
- RANTANEN, M., KARPECHKO, A. Y., LIPPONEN, A., NORDLING, K., HYVÄRINEN, O., RUOSTEEENOJA, K., VIHMA, T. & LAAKSONEN, A. (2022). The Arctic has warmed nearly four times faster than the globe since 1979. *Communications Earth & Environment*, 3(1), 168. <https://doi.org/10.1038/s43247-022-00498-3>
- RAUTIAINEN, K., LEMMETYINEN, J., PULLIAINEN, J., VEHVILAINEN, J., DRUSCH, M., KONTU, A., KAINULAINEN, J. & SEPPANEN, J. (2012). L-Band Radiometer Observations of Soil Processes in Boreal and Subarctic Environments. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(5), 1483-1497. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2011.2167755>
- RAUTIAINEN, K., PARKKINEN, T., LEMMETYINEN, J., SCHWANK, M., WIESMANN, A., IKONEN, J., DERKSEN, C., DAVYDOV, S., DAVYDOVA, A., BOIKE, J., LANGER, M., DRUSCH, M. & PULLIAINEN, J. (2016). SMOS prototype algorithm for detecting autumn soil freezing. *Remote Sensing of Environment*, 180, 346-360. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.01.012>
- RICHAUME, P., KERR, Y., WALDTEUFEL, P., CABOT, F. & MIALON, A. (2008). *Binding List Propagation Scheme for Preparing ECMWF GRIB for SML2PP Processor* (rapp. tech. SO-TN-CBSA-GS-0019).
- RICHAUME, P., KERR, Y., WALDTEUFEL, P., WIGNERON, J. P. & FERRAZZOLI, P. (2005). *ECMWF DATA REQUIREMENTS FOR LEVEL 2 SM PROCESSOR* (rapp. tech. SO-TN-CBSA-GS-0009).

- RODRIGUEZ-FERNANDEZ, N., RIXEN, T. & BOUTIN, J. (2024). The Fine Resolution Explorer for Salinity, Carbon and Hydrology (FRESCH). A Mission to Study Ocean-Land-Ice Interfaces, In *IGARSS 2024 - 2024 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*.
- RODRIGUEZ-FERNANDEZ, N., ANTERRIEU, E., BOUTIN, J., SUPPLY, A., REVERDIN, G., ALORY, G., REMY, E., PICARD, G., PELLARIN, T., RICHAUME, P., MIALON, A., KHAZAAL, A., BITAR, A. A., RODRIGUEZ-SUQUET, R., YU, L., GONZALEZ, P., CHEYMOL, C., AMIOT, T., MAISONGRANDE, P., ... KERR, Y. H. (2022). The SMOS-HR Mission : Science Case and Project Status, In *IGARSS 2022 - 2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Kuala Lumpur, Malaysia, IEEE. <https://doi.org/10.1109/IGARSS46834.2022.9883205>
- ROUSE, W. R., DOUGLAS, M. S. V., HECKY, R. E., HERSEY, A. E., KLING, G. W., LESACK, L., MARSH, P., McDONALD, M., NICHOLSON, B. J., ROULET, N. T. & SMOL, J. P. (1997). EFFECTS OF CLIMATE CHANGE ON THE FRESHWATERS OF ARCTIC AND SUBARCTIC NORTH AMERICA. *Hydrological Processes*, 11(8), 873-902. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1099-1085\(19970630\)11:8<873::AID-HYP510>3.0.CO;2-6](https://doi.org/10.1002/(SICI)1099-1085(19970630)11:8<873::AID-HYP510>3.0.CO;2-6)
- ROY, A., TOOSE, P., MAVROVIC, A., PAPPAS, C., ROYER, A., DERKSEN, C., BERG, A., ROWLANDSON, T., EL-AMINE, M., BARR, A., BLACK, A., LANGLOIS, A. & SONNENTAG, O. (2020). L-Band response to freeze/thaw in a boreal forest stand from ground- and tower-based radiometer observations. *Remote Sensing of Environment*, 237, 111542. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111542>
- ROY, A., TOOSE, P., WILLIAMSON, M., ROWLANDSON, T., DERKSEN, C., ROYER, A., BERG, A. A., LEMMETYINEN, J. & ARNOLD, L. (2017). Response of L-Band brightness temperatures to freeze/thaw and snow dynamics in a prairie environment from ground-based radiometer measurements. *Remote Sensing of Environment*, 191, 67-80. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.01.017>
- ROYER, A., DOMINE, F., ROY, A., LANGLOIS, A., MARCHAND, N. & DAVESNE, G. (2021). New northern snowpack classification linked to vegetation cover on a latitudinal mega-transect across northeastern Canada. *Écoscience*, 28(3-4), 225-242. <https://doi.org/10.1080/11956860.2021.1898775>
- ROYER, A., PICARD, G., VARGEL, C., LANGLOIS, A., GOUTTEVIN, I. & DUMONT, M. (2021). Improved Simulation of Arctic Circumpolar Land Area Snow Properties and Soil Temperatures. *Frontiers in Earth Science*, 9, 685140. <https://doi.org/10.3389/feart.2021.685140>
- SAHR, K., WHITE, D. & KIMERLING, A. J. (2003). Geodesic Discrete Global Grid Systems. *Cartography and Geographic Information Science*, 30(2), 121-134. <https://doi.org/10.1559/152304003100011090>
- SALAZAR-NEIRA, J. C., MIALON, A., RICHAUME, P., MERMOZ, S., KERR, Y. H., BOUVET, A., LE TOAN, T., BOITARD, S. & RODRÍGUEZ-FERNÁNDEZ, N. J. (2023). Above-Ground Biomass Estimation Based on Multi-Angular L -Band Measurements of Brightness Temperatures. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 16, 5813-5827. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2023.3285288>
- SANDELLS, M., RUTTER, N., WIVELL, K., ESSERY, R., FOX, S., HARLOW, C., PICARD, G., ROY, A., ROYER, A. & TOOSE, P. (2024). Simulation of Arctic snow microwave emission in surface-sensitive atmosphere channels. *The Cryosphere*, 18(9), 3971-3990. <https://doi.org/10.5194/tc-18-3971-2024>
- SAULNIER-TALBOT, É., DUCHESNE, É., ANTONIADES, D., ARSENEAULT, D., BARNARD, C., BERTEAUX, D., BHIRY, N., BOUCHARD, F., BOUDREAU, S., CAZELLES, K., COMTE, J., CORBEIL-ROBITAILLE, M.-Z., CÔTÉ, S. D., COUTURE, R.-M., DE LAFONTAINE, G., DOMINE, F., FAUTEUX, D., FORTIER, D., GARNEAU, M., ... BÉTY, J. (2024). Expert elicitation of state shifts and divergent sensitivities to climate warming across northern ecosystems. *Communications Earth & Environment*, 5(1), 624. <https://doi.org/10.1038/s43247-024-01791-z>
- SCHAEFER, G. L., COSH, M. H. & JACKSON, T. J. (2007). The USDA Natural Resources Conservation Service Soil Climate Analysis Network (SCAN). *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 24(12), 2073-2077. <https://doi.org/10.1175/2007JTECHA930.1>

- SCHAEFER, K., LANTUIT, H., ROMANOVSKY, V. E., SCHUUR, E. A. G. & WITT, R. (2014). The impact of the permafrost carbon feedback on global climate. *Environmental Research Letters*, 9(8), 085003. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/9/8/085003>
- SCHUUR, E. A. G., MCGUIRE, A. D., SCHÄDEL, C., GROSSE, G., HARDEN, J. W., HAYES, D. J., HUGELIUS, G., KOVEN, C. D., KUHRY, P., LAWRENCE, D. M., NATALI, S. M., OLEFELDT, D., ROMANOVSKY, V. E., SCHAEFER, K., TURETSKY, M. R., TREAT, C. C. & VONK, J. E. (2015). Climate change and the permafrost carbon feedback. *Nature*, 520(7546), 171-179. <https://doi.org/10.1038/nature14338>
- SCHWANK, M., LI, X., KERR, Y., NADERPOUR, R., MATZLER, C. & WIGNERON, J.-P. (2019). "Tau-Omega"- and Two-Stream Emission Models applied to Close-Range and SMOS Measurements, In *IGARSS 2019 - 2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Yokohama, Japan, IEEE. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2019.8898225>
- SCHWANK, M., MATZLER, C., WIESMANN, A., WEGMULLER, U., PULLIAINEN, J., LEMMETYINEN, J., RAUTIAINEN, K., DERKSEN, C., TOOSE, P. & DRUSCH, M. (2015). Snow Density and Ground Permittivity Retrieved from L-Band Radiometry : A Synthetic Analysis. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(8), 3833-3845. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2015.2422998>
- SCHWANK, M., NADERPOUR, R. & MÄTZLER, C. (2018). "Tau-Omega"- and Two-Stream Emission Models Used for Passive L-Band Retrievals : Application to Close-Range Measurements over a Forest. *Remote Sensing*, 10(12), 1868. <https://doi.org/10.3390/rs10121868>
- SCHWANK, M., RAUTIAINEN, K., MÄTZLER, C., STÄHLI, M., LEMMETYINEN, J., PULLIAINEN, J., VEHVILÄINEN, J., KONTU, A., IKONEN, J., MÉNARD, C. B., DRUSCH, M., WIESMANN, A. & WEGMÜLLER, U. (2014). Model for microwave emission of a snow-covered ground with focus on L band. *Remote Sensing of Environment*, 154, 180-191. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.08.029>
- SCHWANK, M., ZHOU, Y., MIALON, A., RICHAUME, P., KERR, Y. & MÄTZLER, C. (2024). Temperature dependence of L-band vegetation optical depth over the boreal forest from 2011 to 2022. *Remote Sensing of Environment*, 315, 114470. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2024.114470>
- SHIKLOMANOV, N. I. (2012). Non-climatic factors and long-term, continental-scale changes in seasonally frozen ground. *Environmental Research Letters*, 7(1), 011003. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/7/1/011003>
- SJÖBERG, Y., BOUCHARD, F., GARTLER, S., BARTSCH, A. & ZONA, D. (2023). Focus on Arctic change : transdisciplinary research and communication. *Environmental Research Letters*, 18(1), 010201. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/acabd7>
- SMITH, S. L., O'NEILL, H. B., ISAKSEN, K., NOETZLI, J. & ROMANOVSKY, V. E. (2022). The changing thermal state of permafrost. *Nature Reviews Earth & Environment*, 3(1), 10-23. <https://doi.org/10.1038/s43017-021-00240-1>
- SMOS EXPERT SUPPORT LABORATORY. (2021). *Release Note SMOS Level 2 Soil Moisture V700* (rapp. tech.). European Space Agency.
- SORIOT, C., PRIGENT, C., JIMENEZ, C. & FRAPPART, F. (2023). Arctic Sea Ice Thickness Estimation From Passive Microwave Satellite Observations Between 1.4 and 36 GHz. *Earth and Space Science*, 10(2), e2022EA002542. <https://doi.org/10.1029/2022EA002542>
- STRAUSS, J., LABOOR, S., SCHIRRMEISTER, L., FEDOROV, A. N., FORTIER, D., FROESE, D., FUCHS, M., GÜNTHER, F., GRIGORIEV, M., HARDEN, J., HUGELIUS, G., JONGEJANS, L. L., KANEVSKIY, M., KHOLODOV, A., KUNITSKY, V., KRAEV, G., LOZHKN, A., RIVKINA, E., SHUR, Y., ... GROSSE, G. (2021). Circum-Arctic Map of the Yedoma Permafrost Domain. *Frontiers in Earth Science*, 9, 758360. <https://doi.org/10.3389/feart.2021.758360>
- STRELETSKIY, D. A., CLEMENS, S., LANCKMAN, J.-P. & SHIKLOMANOV, N. I. (2023). The costs of Arctic infrastructure damages due to permafrost degradation. *Environmental Research Letters*, 18(1), 015006. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/acab18>
- TAKALA, M., LUOJUS, K., PULLIAINEN, J., DERKSEN, C., LEMMETYINEN, J., KÄRNÄ, J.-P., KOSKINEN, J. & BOJKOV, B. (2011). Estimating northern hemisphere snow water equivalent for climate research through assimilation of space-borne radiometer data and ground-based measurements. *Remote Sensing of Environment*, 115(12), 3517-3529. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.08.014>

- TREAT, C. C., JONES, M. C., ALDER, J., SANDEL, A. B. K., CAMILL, P. & FROLKING, S. (2021). Predicted Vulnerability of Carbon in Permafrost Peatlands With Future Climate Change and Permafrost Thaw in Western Canada. *Journal of Geophysical Research : Biogeosciences*, 126(5). <https://doi.org/10.1029/2020JG005872>
- TURETSKY, M. R., ABBOTT, B. W., JONES, M. C., ANTHONY, K. W., OLEFELDT, D., SCHUUR, E. A. G., GROSSE, G., KUHRY, P., HUGELIUS, G., KOVEN, C., LAWRENCE, D. M., GIBSON, C., SANDEL, A. B. K. & MCGUIRE, A. D. (2020). Carbon release through abrupt permafrost thaw. *Nature Geoscience*, 13(2), 138-143. <https://doi.org/10.1038/s41561-019-0526-0>
- ULABY, F. T., MOORE, R. K. & FUNG, A. K. (1986). *Microwave Remote Sensing — Active and Passive* (T. I, II, III). Norwood, MA, Addison-Wesley Publishing Company, Artech House.
- ULABY, F. & LONG, D. (2014). *Microwave Radar and Radiometric Remote Sensing*. University of Michigan Press. <https://doi.org/10.3998/0472119356>
- URBAN, F. (2017). Data Release Associated with Data Series - DOI/GTN-P Climate and Active-Layer Data Acquired in the National Petroleum Reserve-Alaska and the Arctic National Wildlife Refuge, 1998-2019 (Ver. 3.0, March 2021). [object Object]. <https://doi.org/10.5066/F7VX0FGB>
- WALKER, D. A., RAYNOLDS, M. K., DANIËLS, F. J., EINARSSON, E., ELVEBAKK, A., GOULD, W. A., KATENIN, A. E., KHOLOD, S. S., MARKON, C. J., MELNIKOV, E. S., MOSKALENKO, N. G., TALBOT, S. S., YURTSEV, B. A. & THE OTHER MEMBERS OF THE CAVM TEAM. (2005). The Circumpolar Arctic vegetation map. *Journal of Vegetation Science*, 16(3), 267-282. <https://doi.org/10.1111/j.1654-1103.2005.tb02365.x>
- WALSH, J. E., OVERLAND, J. E., GROISMAN, P. Y. & RUDOLF, B. (2011). Ongoing Climate Change in the Arctic. *AMBIO*, 40(S1), 6-16. <https://doi.org/10.1007/s13280-011-0211-z>
- WANG, J. R. & CHOUDHURY, B. J. (1981). Remote sensing of soil moisture content, over bare field at 1.4 GHz frequency. *Journal of Geophysical Research*, 86(C6), 5277. <https://doi.org/10.1029/JC086iC06p05277>
- WANG, J. R. & SCHMUGGE, T. J. (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), 288-295. <https://doi.org/10.1109/TGRS.1980.350304>
- WIESMANN, A. & MÄTZLER, C. (1999). Microwave Emission Model of Layered Snowpacks. *Remote Sensing of Environment*, 70(3), 307-316. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(99\)00046-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(99)00046-2)
- WIGNERON, J.-P., LI, X., FRAPPART, F., FAN, L., AL-YAARI, A., DE LANNOY, G., LIU, X., WANG, M., LE MASSON, E. & MOISY, C. (2021). SMOS-IC data record of soil moisture and L-VOD : Historical development, applications and perspectives. *Remote Sensing of Environment*, 254, 112238. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112238>
- WIGNERON, J.-P., RÜDIGER, C. & CALVET, J.-C. (2008). Estimating the Effective Soil Temperature at L-Band as a Function of Soil Properties. *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING*, 46(3), 11.
- WIGNERON, J.-P., CALVET, J.-C., PELLARIN, T., VAN DE GRIEND, A., BERGER, M. & FERRAZZOLI, P. (2003). Retrieving near-surface soil moisture from microwave radiometric observations : current status and future plans. *Remote Sensing of Environment*, 85(4), 489-506. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(03\)00051-8](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(03)00051-8)
- WIGNERON, J.-P., KERR, Y., WALDTEUFEL, P., SALEH, K., ESCORIHUELA, M.-J., RICHAUME, P., FERRAZZOLI, P., DE ROSNAY, P., GURNEY, R., CALVET, J.-C., GRANT, J., GUGLIELMETTI, M., HORNBUCKLE, B., MÄTZLER, C., PELLARIN, T. & SCHWANK, M. (2007). L-band Microwave Emission of the Biosphere (L-MEB) Model : Description and calibration against experimental data sets over crop fields. *Remote Sensing of Environment*, 107(4), 639-655. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.10.014>
- WIGNERON, J.-P., LAGUERRE, L. & KERR, Y. (2001). A simple parameterization of the L-band microwave emission from rough agricultural soils. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(8), 1697-1707. <https://doi.org/10.1109/36.942548>
- WILCOX, E. J., BENNETT, K. E. & BOIKE, J. (2024). Bridging gaps in permafrost-shrub understanding (J. MALES, Éd.). *PLOS Climate*, 3(3), e0000360. <https://doi.org/10.1371/journal.pclm.0000360>

- WILCOX, E. J., KEIM, D., DE JONG, T., WALKER, B., SONNENTAG, O., SNIDERHAN, A. E., MANN, P. & MARSH, P. (2019). Tundra shrub expansion may amplify permafrost thaw by advancing snowmelt timing. *Arctic Science*, 5(4), 202-217. <https://doi.org/10.1139/as-2018-0028>
- ZEIGER, P., PICARD, G., RICHAUME, P., MIALON, A. & RODRIGUEZ-FERNANDEZ, N. (2024). Resolution enhancement of SMOS brightness temperatures : Application to melt detection on the Antarctic and Greenland ice sheets. *Remote Sensing of Environment*, 315, 114469. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2024.114469>
- ZHANG, P., YU, H., GAO, Y. & ZHANG, Q. (2023). Evaluation of Remote Sensing and Reanalysis Products for Global Soil Moisture Characteristics. *Sustainability*, 15(11), 9112. <https://doi.org/10.3390/su15119112>
- ZHANG, T., OSTERKAMP, T. E. & STAMNES, K. (1997). Effects of Climate on the Active Layer and Permafrost on the North Slope of Alaska, U.S.A. *Permafrost and Periglacial Processes*, 8(1), 45-67. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1099-1530\(199701\)8:1<45::AID-PPP240>3.0.CO;2-K](https://doi.org/10.1002/(SICI)1099-1530(199701)8:1<45::AID-PPP240>3.0.CO;2-K)
- ZHANG, T. (2005). Influence of the seasonal snow cover on the ground thermal regime : An overview. *Reviews of Geophysics*, 43(4), 2004RG000157. <https://doi.org/10.1029/2004RG000157>
- ZHANG, Y., SHERSTIUKOV, A. B., QIAN, B., KOKELJ, S. V. & LANTZ, T. C. (2018). Impacts of snow on soil temperature observed across the circumpolar north. *Environmental Research Letters*, 13(4), 044012. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aab1e7>
- ZONA, D., LAFLEUR, P. M., HUFKENS, K., GIOLI, B., BAILEY, B., BURBA, G., EUSKIRCHEN, E. S., WATTS, J. D., ARNDT, K. A., FARINA, M., KIMBALL, J. S., HEIMANN, M., GÖCKEDE, M., PALLANDT, M., CHRISTENSEN, T. R., MASTEPANOV, M., LÓPEZ-BLANCO, E., DOLMAN, A. J., COMMANE, R., ... OECHEL, W. C. (2022). PAN-ARCTIC soil moisture control on tundra carbon sequestration and plant productivity. *Global Change Biology*, gcb.16487. <https://doi.org/10.1111/gcb.16487>
- ZRIBI, M., PARDÉ, M., BOUTIN, J., FANISE, P., HAUSER, D., DECHAMBRE, M., KERR, Y., LEDUC-LEBALLEUR, M., REVERDIN, G., SKOU, N., SØBJÆRG, S., ALBERGEL, C., CALVET, J. C., WIGNERON, J. P., LOPEZ-BAEZA, E., RIUS, A. & TENERELLI, J. (2011). CAROLS : A New Airborne L-Band Radiometer for Ocean Surface and Land Observations. *Sensors*, 11(1), 719-742. <https://doi.org/10.3390/s110100719>
- ZWIEBACK, S., WESTERMANN, S., LANGER, M., BOIKE, J., MARSH, P. & BERG, A. (2019). Improving Permafrost Modeling by Assimilating Remotely Sensed Soil Moisture. *Water Resources Research*, 55(3), 1814-1832. <https://doi.org/10.1029/2018WR023247>

Annexes

A Liste des Figures

1.1	Limites des zones arctiques d'après CAVM TEAM, 2003	2
1.2	Classification de la végétation arctique d'après MARTHA RAYNOLDS, 2022.	3
1.3	Classification du pergélisol d'après HEGINBOTTOM et al., 2002.	3
1.4	Classification du pergélisol (Figure issue de DOBIŃSKI, 2020).	4
1.5	Conséquences attendues du changement climatique sur les SM. Un « + » indique une augmentation et un « - » une diminution.	5
1.6	Conséquences attendues du changement climatique sur les Tsol (ici appelées T_g) (Figure issue de ROYER, DOMINE et al., 2021). Un « + » indique une augmentation et un « - » une diminution.	5
2.1	Représentation d'une onde électromagnétique se propageant selon la direction de l'axe des x.	10
2.2	Spectre électromagnétique (source web : NASA).	11
2.3	Sensibilité à différents éléments du système Terre en fonction de la longueur d'onde observée (Y. KERR & BRETON, 1990).	13
2.4	Vue d'artiste du satellite SMOS (ESA)	17
2.5	Classification des milieux selon τ (ici appelé <i>OD</i> (Optical Depth)) et ω (JÖNSSON & BERROCAL, 2020).	22
2.6	Contribution atmosphérique ($T_{B,\text{atm}}$ et τ_{atm}) calculés selon plusieurs formulations : Y. KERR et al., 2020, SCHWANK et al., 2015, PELLARIN, 2003.	25
2.7	Permittivité (partie réelle à droite et partie imaginaire à gauche) de l'eau liquide selon sa salinité (LIEBE et al., 1991 ; MÄTZLER, 2006).	26
2.8	Constante diélectrique de la neige sèche ϵ'_{snow} en fonction de sa densité (SCHWANK et al., 2015).	28
2.9	Modèle de transfert radiatif L-MEB comprenant le modèle de végétation $\tau - \omega$. Les flèches représentent les émissions prises en compte. Celles qui sont grisées ne sont pas prises en compte dans SMOS-IC.	29
2.10	Modèle « snow on ice on water ».	31
2.11	Passage des variables $\tau - \omega$ à $t - r$ pour un angle $\theta = 0^\circ$ d'après les formules de SCHWANK et al., 2018.	32
2.12	Différentes considérations de la scène dans la modélisation du champ de vue de SMOS (adapté de LEROUX, 2012).	33

2.13 Comparaison de la ubRMSD des Tsol issues de deux RTM et du modèle ERA5 par rapport à des Tsol <i>in situ</i> sur 21 sites de références (ORTET et al., 2025). La boîte à moustaches grise correspond à la distribution des ubRMSD, la orange à la distribution des CI à 5% et la bleu à la distribution des CI à 95%.	36
3.1 Schéma des méthodes d'évaluation des jeux de données.	70
3.2 <i>Méthode annuelle</i> : Nombre d'observations concomitantes (axe des y) entre les données satellite (orbites matinales) et les données <i>in situ</i> pour chaque site (axe des x). Les sites sont ordonnés selon les groupes de couverture du sol : (1) SpVeg, (2) Shrub, (3) TreeCov, (4) HighWF.	71
3.3 <i>Méthode globale</i> : Nombre d'observations concomitantes (axe des y) entre les données satellite (orbites matinales) et les données <i>in situ</i> pour chaque site (axe des x). Les sites sont ordonnés selon les groupes de couverture du sol : (1) SpVeg, (2) Shrub, (3) TreeCov, (4) HighWF.	71
3.4 <i>Méthode distribution</i> : Nombre d'observations concomitantes (axe des y) entre les données satellite (orbites matinales) et les données <i>in situ</i> pour chaque site (axe des x). Les sites sont ordonnés selon les groupes de couverture du sol : (1) SpVeg, (2) Shrub, (3) TreeCov, (4) HighWF.	71
3.5 <i>Méthode annuelle</i> : RMSD entre les données satellite (orbites matinales) et les données <i>in situ</i> pour chaque site. Les sites sont ordonnés selon les groupes de couverture du sol : (1) SpVeg, (2) Shrub, (3) TreeCov, (4) HighWF.	72
3.6 <i>Méthode globale</i> : RMSD entre les données satellite (orbites matinales) et les données <i>in situ</i> pour chaque site. Les sites sont ordonnés selon les groupes de couverture du sol : (1) SpVeg, (2) Shrub, (3) TreeCov, (4) HighWF.	72
3.7 <i>Méthode distribution</i> : RMSD entre les données satellite (orbites matinales) et les données <i>in situ</i> pour le site de Gobblers Knob.	73
3.8 <i>Méthode distribution</i> : RMSD entre les données satellite (orbites matinales) et les données <i>in situ</i> pour le site de Innnaviat Creek.	73
3.9 <i>Méthode distribution</i> : RMSD entre les données satellite (orbites matinales) et les données <i>in situ</i> pour tous les sites dont les années sont considérées indépendantes. La RMSD moyenne présentée dans le Tableau 6 de ORTET et al., 2024 est représentée par une étoile.	73
3.10 <i>Méthode distribution</i> : RMSD entre les données satellite (orbites matinales) et les données <i>in situ</i> pour tous les sites dont les années ont été concaténées. La RMSD moyenne présentée dans le Tableau 6 de ORTET et al., 2024 est représentée par une étoile.	73
3.11 <i>Méthode distribution</i> : RMSD entre les données satellite (orbites matinales) et les données <i>in situ</i> pour tous les sites dont les années sont considérées indépendantes et filtrées par le critère de p-value < 0.05. La RMSD moyenne présentée dans le Tableau 6 de ORTET et al., 2024 est représentée par une étoile.	74
3.12 <i>Méthode distribution</i> : RMSD entre les données satellite (orbites matinales) et les données <i>in situ</i> pour tous les sites dont les années ont été concaténées et filtrées par le critère de p-value < 0.05. La RMSD moyenne présentée dans le Tableau 6 de ORTET et al., 2024 est représentée par une étoile.	74
3.13 <i>Méthode globale</i> : R entre les données satellite (orbites matinales) et les données <i>in situ</i> pour chaque site. Les sites sont ordonnés selon les groupes de couverture du sol : (1) SpVeg, (2) Shrub, (3) TreeCov, (4) HighWF.	76
3.14 <i>Méthode globale</i> : Biais entre les données satellite (orbites matinales) et les données <i>in situ</i> pour chaque site. Les sites sont ordonnés selon les groupes de couverture du sol : (1) SpVeg, (2) Shrub, (3) TreeCov, (4) HighWF.	76

3.15 Méthode globale : ubRMSD entre les données satellite (orbites matinales) et les données <i>in situ</i> pour chaque site. Les sites sont ordonnés selon les groupes de couverture du sol : (1) SpVeg, (2) Shrub, (3) TreeCov, (4) HighWF.	77
3.16 R entre les données satellite (orbites matinales) et les données <i>in situ</i> pour tous les sites dont les années sont considérées indépendantes. Le R moyen présenté dans le Tableau 6 de ORTET et al., 2024 est représentée par une étoile.	77
3.17 R entre les données satellite (orbites matinales) et les données <i>in situ</i> pour tous les sites dont les années ont été concaténées. Le R moyen présenté dans le Tableau 6 de ORTET et al., 2024 est représentée par une étoile.	78
3.18 Biais entre les données satellite (orbites matinales) et les données <i>in situ</i> pour tous les sites dont les années sont considérées indépendantes. Le biais moyen présenté dans le Tableau 6 de ORTET et al., 2024 est représentée par une étoile.	78
3.19 Biais entre les données satellite (orbites matinales) et les données <i>in situ</i> pour tous les sites dont les années ont été concaténées. Le biais moyen présenté dans le Tableau 6 de ORTET et al., 2024 est représentée par une étoile.	78
3.20 RMSD entre les données SM calculées à partir des données SMOS L3 (orbites matinales) et les données <i>in situ</i> pour l'ensemble des sites, exceptés ceux avec une grande fraction d'étendues d'eau (Trail Valley Creek et Daring Lake). Différentes valeurs de ω (axe des x) et de H_r (axe des y) ont été testées. La plus petite valeur de RMSD est symbolisée par une étoile, celles dont la différence absolue avec ce minimum est inférieure à $0.01 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ par des points. Quatre configurations de modèles sont testées. Les configurations sans correction des étendues d'eau (NoWF) sont sur la première ligne, celles avec correction de l'eau (WFCCI) sont sur la seconde ligne. La colonne de gauche correspond aux configurations utilisant le modèle de constante diélectrique de Mironov et la colonne de droite le modèle de constante diélectrique de Bircher.	80
3.21 R entre les données SM calculées à partir des données SMOS L3 (orbites matinales) et les données <i>in situ</i> pour l'ensemble des sites, exceptés ceux avec une grande fraction d'étendues d'eau (Trail Valley Creek et Daring Lake). Différentes valeurs de ω (axe des x) et de H_r (axe des y) ont été testées. La plus petite valeur de R est symbolisée par une étoile, celles dont la différence absolue avec ce minimum est inférieure à $0.05 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ par des points. Quatre configurations de modèles sont testées. Les configurations sans correction des étendues d'eau (NoWF) sont sur la première ligne, celles avec correction de l'eau (WFCCI) sont sur la seconde ligne. La colonne de gauche correspond aux configurations utilisant le modèle de constante diélectrique de Mironov et la colonne de droite le modèle de constante diélectrique de Bircher.	81
3.22 Biais entre les données SM calculées à partir des données SMOS L3 (orbites matinales) et les données <i>in situ</i> pour l'ensemble des sites, exceptés ceux avec une grande fraction d'étendues d'eau (Trail Valley Creek et Daring Lake). Différentes valeurs de ω (axe des x) et de H_r (axe des y) ont été testées. La plus petite valeur de biais est symbolisée par une étoile, celles dont la différence absolue avec ce minimum est inférieure à $0.02 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ par des points. Quatre configurations de modèles sont testées. Les configurations sans correction des étendues d'eau (NoWF) sont sur la première ligne, celles avec correction de l'eau (WFCCI) sont sur la seconde ligne. La colonne de gauche correspond aux configurations utilisant le modèle de constante diélectrique de Mironov et la colonne de droite le modèle de constante diélectrique de Bircher.	82

3.23 ubRMSD entre les données SM calculées à partir des données SMOS L3 (orbites matinales) et les données <i>in situ</i> pour l'ensemble des sites, exceptés ceux avec une grande fraction d'étendues d'eau (Trail Valley Creek et Daring Lake). Différentes valeurs de ω (axe des x) et de H_r (axe des y) ont été testées. La plus petite valeur de ubRMSD est symbolisée par une étoile, celles dont la différence absolue avec ce minimum est inférieure à $0.01 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ par des points. Quatre configurations de modèles sont testées. Les configurations sans correction des étendues d'eau (NoWF) sont sur la première ligne, celles avec correction de l'eau (WFCCI) sont sur la seconde ligne. La colonne de gauche correspond aux configurations utilisant le modèle de constante diélectrique de Mironov et la colonne de droite le modèle de constante diélectrique de Bircher.	83
3.24 Biais et RMSD entre les données SM calculées à partir des données SMOS L3 (orbites matinales) et les données <i>in situ</i> pour Trail Valley Creek (en haut) et Daring Lake (en bas). Différentes valeurs de ω (axe des x) et de H_r (axe des y) ont été testées. La plus petite valeur de biais (resp. RMSD) est symbolisée par une étoile, celles dont la différence absolue avec ce minimum est inférieure à $0.02 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ (resp. $0.01 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$) par des points. Quatre configurations de modèles sont testées. Les configurations sans correction des étendues d'eau (NoWF) sont sur la première ligne, celles avec correction de l'eau (WFCCI) sont sur la seconde ligne. La colonne de gauche correspond aux configurations utilisant le modèle de constante diélectrique de Mironov et la colonne de droite le modèle de constante diélectrique de Bircher.	85
3.25 Relations entre les métriques des mesures <i>in situ</i> et la texture du sol pour tous les sites. Sur chaque diagramme de dispersion, un croix bleue correspond à un site. La droite noire dessine la régression linéaire correspondant au nuage de point. Chaque ligne concerne une métrique différente : de haut en bas, SM _{mean} , σ et CV. Chaque colonne correspond à un élément de la texture du sol : de gauche à droite, argile (Clay), sable (Sand), contenu en sol organique (SOC) et la masse volumique (bulk density).	86
4.1 Modèle « snow on ice on water »	135
4.2 Modèle « water only »	136
4.3 Modèle « ice only »	136
4.4 Modèle « snow only »	136
4.5 Modèle « snow on ice »	137
4.6 Modèle « ice on water »	137
4.7 Distribution des 9 points de grille EASE-Grid 2.0 globale d'intérêt (fond de carte : ESA CCI L4 map at 300 m, Version 2.0.7 (2015) DEFOURNY, P. et al., 2023). Les coordonnées sont précisées en Table 4.2.	138
4.8 L3TB des neuf points de grille EASE-Grid 2.0 globale d'intérêt.	139
4.9 TB mesurées et modélisées pour le site de Superior Lake	140
4.10 TB mesurées et modélisées pour le site de Cambridge Bay	141
4.11 TB mesurées et modélisées pour le site de Grand Lac de l'Ours	141
4.12 Approximation du champ de vue (rouge) et environnement (bleu) considérés par SMOS au point de grille de Superior Lake (fond de carte : carte ESA CCI L4 à 300 m, Version 2.0.7 (2015) (DEFOURNY, P. et al., 2023)).	142
4.13 Approximation du champ de vue (rouge) et environnement (bleu) considérés par SMOS au point de grille de Cambridge Bay (fond de carte : carte ESA CCI L4 à 300 m, Version 2.0.7 (2015) (DEFOURNY, P. et al., 2023)).	143

4.14	Approximation du champ de vue (rouge) et environnement (bleu) considérés par SMOS au point de grille du Grand Lac de l'Ours (fond de carte : carte ESA CCI L4 à 300 m, Version 2.0.7 (2015) (DEFOURNY, P. et al., 2023)).	143
4.15	Réflectivité s_g^p à l'interface rugueuse sol-neige pour un angle d'incidence $\theta = 10^\circ$	145
5.1	« Pont thermique » à travers les branches des arbustes dans le manteau neigeux en hiver (a) et au printemps (b) (Figure issue de DOMINE et al., 2022).	148
5.2	Pixels SMOS respectant les conditions d'inversion des L3 TB vers les T_g SMOS.	149
5.3	Classification de la végétation arctique d'après MARTHA RAYNOLDS, 2022.	151
5.4	Histogrammes des moyennes \bar{T}_g SMOS au mois de février pour la zone globale. La moyenne (resp. médiane) de chaque distribution annuelle est symbolisée par un pentagone jaune (resp. rouge).	152
5.5	Histogrammes des moyennes \bar{T}_g SMOS au mois de février pour la zone OAN. La moyenne (resp. médiane) de chaque distribution annuelle est symbolisée par un pentagone jaune (resp. rouge).	153
5.6	Histogrammes des moyennes \bar{T}_g SMOS au mois de février pour la zone EE. La moyenne (resp. médiane) de chaque distribution annuelle est symbolisée par un pentagone jaune (resp. rouge).	153
5.7	Anomalies de T_g SMOS moyennes du mois de février.	154
5.8	Anomalies des \bar{T} au mois de février pour la zone globale.	155
5.9	Anomalies des \bar{T} au mois de février pour la zone OAN.	155
5.10	Anomalies des \bar{T} au mois de février pour la zone EE.	155
5.11	Tendances par décennie à gauche de \bar{T}_g SMOS et à droite de \bar{T}_{air}	156
5.12	Pixels SMOS d'intérêt et classification de la végétation arctique de MARTHA RAYNOLDS, 2022. Les deux cercles rouges font 40 km de diamètre, ce qui correspond grossièrement à la résolution de SMOS.	157
5.13	Histogrammes (en haut) et boîtes à moustaches (en bas) des T_g SMOS (gauche), T_{air} (centre) et hauteur de neige (droite). Les distributions du pixel pxG sont en jaune et celles du pixel pxS en vert. Les boîtes à moustaches représentent l'écart inter-quartile, la ligne noire correspond à la médiane, l'étoile à la moyenne et les ronds blanc aux valeurs aberrantes.	157
5.14	Températures du sol T_g SMOS (trait plein) et de l'air T_{air} (en pointillés) à pxS (en vert) et pxG (en jaune) (axe des y gauche). La ligne en pointillés indique la ligne des 0°C. Les barres bleu ciel correspondent au hauteur de neige H_{neige} en cm (axe des y droite). Les mois sans barre indiquent une absence de données de hauteur de neige.	158
5.15	Différence de T_g SMOS entre pxS et pxG, corrigées des T_{air} (axe des y gauche). Une valeur négative indique qu'à T_{air} égale, T_g SMOS est plus froide à pxS qu'à pxG. La ligne en pointillés indique la ligne des 0°C. Les lignes bleue et rouge correspondent respectivement à la médiane en hiver (de novembre à janvier inclus) et au printemps (de février à avril inclus). Les barres bleu ciel correspondent au hauteur de neige H_{neige} en cm (axe des y droite). Les mois sans barre indiquent une absence de données de hauteur de neige.	159
5.16	Diagramme de dispersion entre T_g SMOS et T_{air} pour le pixel pxG (jaune) et le pixel pxS (vert). La ligne noire correspond à la régression linéaire du nuage de points, dont les paramètres (a , b et R^2) sont précisés en haut à gauche de chaque graphe. La ligne en pointillés correspond à la droite identité 1 :1.	160
5.17	Nombre de T_g SMOS inversées au mois de février par pixel et par an.	161
1	Mesures de SSA avec l'instrument IRIS 2.0 (MONTPETIT et al., 2012)	194

2	Mesures de gaz à plusieurs profondeurs dans le manteau neigeux (Crédits photo : A. Roy)	195
3	Mesures des émissions de la « plaque-à-vent » (en anglais <i>windslab</i>), isolée du sol par un isolant en mousse. Les radiomètres sont montées sur un traîneau.	195
4	Mesures des émissions du manteau neigeux après avoir simulé un évènement de ROS	196

B Liste des Tableaux

2.1	Bandes de fréquence micro-onde entre 1 et 40 GHz	13
2.2	Caractéristiques principales des missions satellite micro-ondes (adapté de FRAPPART et al., 2020)	16
2.3	Tableau récapitulatif des différentes données utilisées par chapitre	38
4.1	Valeurs des paramètres du modèle de transfert radiatif utilisées pour modéliser les étendues d'eau.	134
4.2	Informations sur les points de grille d'intérêt : coordonnées (latitude, longitude), date d'observation et T_{air} interpolée à l'heure d'observation issue de ECMWF	138

C Liste des productions scientifiques

Publications (1^{ère} autrice)

Juliette Ortet, Arnaud Mialon, Alain Royer, Mike Schwank, Kimmo Rautiainen, Manu Holmberg, Simone Bircher-Adrot, Andreas Colliander, Yann Kerr, Alexandre Roy (under review) Retrieving frozen ground temperature under the snowpack in Arctic permafrost area, *The Cryosphere*, DOI :10.5194/egusphere-2024-3963

Juliette Ortet, Arnaud Mialon, Yann Kerr, Alain Royer, Aaron Berg, Julia Boike, Elyn Humphreys, François Gibon, Philippe Richaume, Simone Bircher-Adrot, Azza Gorrab & Alexandre Roy (2024) Evaluating soil moisture retrieval in Arctic and sub-Arctic environments using passive microwave satellite data, *International Journal of Digital Earth*, 17 :1, 2385079, DOI : 10.1080/17538947.2024.2385079

Publications (co-autrice)

Azza Gorrab, Oliver Sonnentag, Arnaud Mialon, Bram Hadiwijaya, Xiangzhuo Liu, Aaron Berg, Camille Roy, Nia Perron, **Juliette Ortet**, Muhammad Umair, Alexandre Roy (under review) Assessment of L-band Passive Microwave soil moisture retrievals in the North American Boreal biome, *Canadian Journal of Remote Sensing*.

Azza Gorrab, Oliver Sonnentag, Arnaud Mialon, Chelene Hanes, **Juliette Ortet**, Aaron Berg, Alexandre Roy (under review) Assessment of L-band Passive Microwave soil moisture retrievals in the North American Boreal biome, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*.

Roxanne Giguère-Tremblay, Arthur de Grandpré, Estéban Hamel Jomphe1, Mathieu Michaud, Hesam Salmabadi, David de Courville, Lucas Deschamps, Alex Gélinas, **Juliette Ortet**, Elisa Walfish, Julie Ruiz, Philippe Brodeur, Raphaël Proulx, Charles Martin (under review) Portrait évolutif d'un écosystème en changement : le lac Saint-Pierre

Conférences (Présentation)

Ortet, J., Mialon, A., Royer, A. and Roy, A., Soil temperature retrieval below the snowpack in the Arctic permafrost area using passive microwave satellite remote sensing. *SMAPVEX Workshop*, May 7-9, 2024

Ortet, J., Mialon A., Roy, A., Kerr, Y., Royer, A., Bircher-Adrot, S. and Schwank, M., Monitoring surface soil temperature in the Arctic permafrost areas in winter using passive microwave satellite remote sensing. *European Conference on Permafrost*, 2023

Ortet, J., Roy, A., Schwank, M., Royer, A., Bircher, S., Kerr, Y. and Mialon, A., Monitoring the surface soil moisture and temperature of the Arctic permafrost using passive microwave satellite remote sensing. *Journées Jeunes Chercheurs du CNES 2022*, 2022 – Best presentation award

Conférences (Poster)

Ortet J., Mialon A., Royer A., Schwank M., Rautiainen K., Holmberg M., Bircher-Adrot S., Colliander A., Kerr Y. & Roy A., Poster : Retrieving the soil surface temperature under the snowpack in the Arctic permafrost area from SMOS brightness temperatures. *SMOS Science Conference & 15 Year Anniversary*, 2024

Ortet, J., Mialon, A., Royer, A., Bircher, S., Kerr, Y. and Roy, A., Poster : Mesure de l'humidité du sol en zone de pergélisol arctique par télédétection satellite micro-ondes. *Institut Nordique du Québec*, 2023

Ortet, J., Mialon, A., Royer, A., Bircher, S., Kerr, Y. and Roy, A., Poster : Suivi des humidités et températures du sol en zone de pergélisol arctique par télédétection satellite micro-ondes. *18ème Journées Scientifiques du Comité National Français des Recherches Arctiques et Antarctiques*, 2022 – **Best poster award**

Ortet, J., Mialon, A., Royer, A., Bircher, S., Kerr, Y. and Roy, A., Poster : Suivi des humidités et températures du sol en zone de pergélisol arctique par télédétection satellite micro-ondes. *Colloque du Centre d'Etudes Nordiques 2022*, 2022

Vulgarisation scientifique

Fête de la Science, Observatoire Midi-Pyrénées, Toulouse, France, Octobre 2024

Journées Internationales des Femmes et Filles de Sciences (JIFFS), Villeneuve Tolosanne, France, Mars 2024

Observer la Terre, des sols arctiques aux lagons de Nouvelle-Calédonie, Rencontre Exploreur, Festival Cultive ta Science, Castelneau-Montratier, France, Mars 2023

Rencontres Declics, Dialogues Entre Chercheurs et Lycéens pour les Intéresser à la Construction des Savoirs, Lavaur, France, Janvier 2023

Les satellites : des thermomètres pour l'Arctique ?, Semaine Polaire APECS France de l'Association of Polar Early Career Scientists (Visoconférence), Nov. 2022

Enseignements

Ecole Nationale des Sciences Géographiques (ENSG),
Cours et travaux dirigés, de 2020 à 2022

- Introduction à l'imagerie satellitaire (Licence 3, 6h/an)
- Le format image (Licence 3, 15h/an)

Ecole d'ingénieurs de Purpan,
Travaux dirigés, 2022

- Mathématiques : analyse fonctionnelle (Licence 3, 7.5h/an)
- Programmation en R pour la physique (Licence 3, 27h/an)

D Campagnes de terrain

Si les campagnes de mesures en Arctique sont rares en raison des conditions climatiques rudes et la difficulté d'accès de ces environnements reculées, elles sont néanmoins essentielles. La validation des données de télédétection s'appuient grandement sur les mesures récoltées lors de campagnes de terrain. A titre personnel, participer à la collecte de données *in situ* m'a également permis de mieux comprendre leur signification et leurs limites. De plus, il n'est pas toujours simple d'appréhender la différence d'échelle entre les informations (souvent ponctuelles) acquises sur le terrain et les observations satellites basses résolutions, telles que celle de SMOS. Je tiens à remercier Alexandre Roy (UQTR) et Alexandre Langlois (Université de Sherboorke) qui m'ont permis de participer à deux campagnes de terrain, dans le cadre de la collaboration entre le Laboratoire de Recherche en Modélisation et Télédétection des Environnements Nordiques (ReMoTE-Nord) et le Groupe de Recherche Interdisciplinaire sur les Milieux Polaires (GRIMP). J'ai effectué un premier séjour du 16 au 30 avril 2022 à Iqaluktuutiaq / Cambridge Bay au Nunavut, puis un second du 1er au 15 avril 2023 au même endroit. La semaine du 1er au 8 avril 2023 était consacrée à l'école de neige « GPL-U038 École doctorale internationale sur la neige arctique / Arctic Snow School ».

J'ai pu effectué plusieurs types de mesures :

- « puits de neige » (*snowpit* en anglais) : hauteur, température, densité, surface spécifique de la neige (en anglais *Specific Surface Area* (SSA)) :



FIGURE 1 – Mesures de SSA avec l'instrument IRIS 2.0 (MONTPETIT et al., 2012)

- collecte d'échantillons de gaz à différentes profondeurs du manteau neigeux selon la méthode d'Alex Mavrovic (MAVROVIC et al., 2023) :

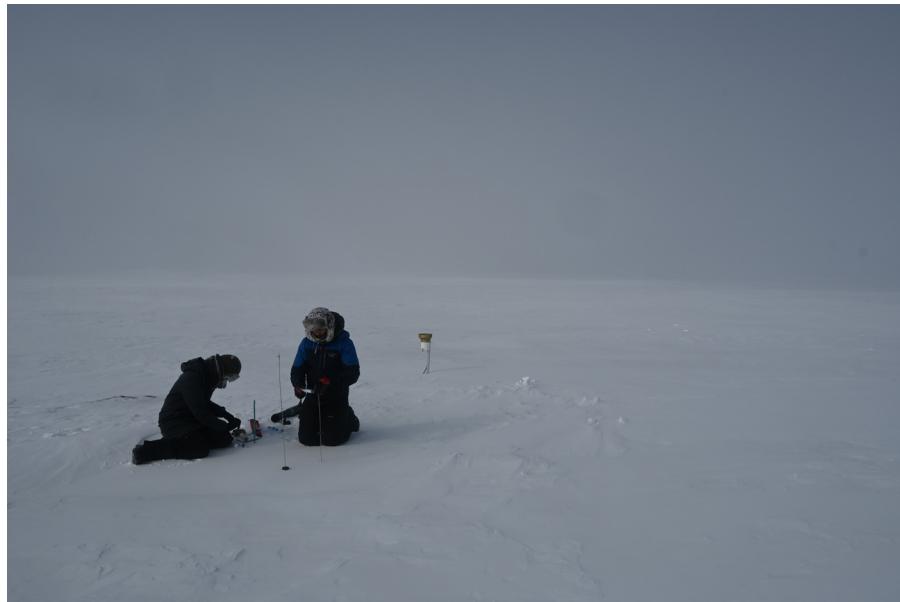


FIGURE 2 – Mesures de gaz à plusieurs profondeurs dans le manteau neigeux (Crédits photo : A. Roy)

- mesures avec des radiomètres aux fréquences de 10.7, 19, 37 et 89 GHz (MONTPETIT et al., 2018) :

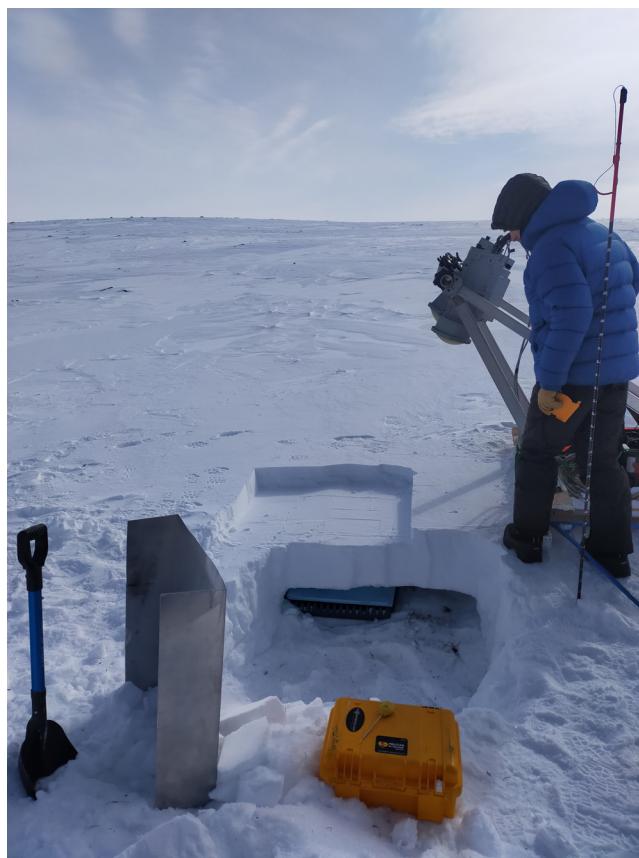


FIGURE 3 – Mesures des émissions de la « plaque-à-vent » (en anglais *windslab*), isolée du sol par un isolant en mousse. Les radiomètres sont montées sur un traîneau.

— mesures avec un radiomètre bande L (HOUTZ et al., 2020) :



FIGURE 4 – Mesures des émissions du manteau neigeux après avoir simulé un évènement de ROS

Ces données ont été utilisées dans plusieurs publications scientifiques (MAVROVIC et al., 2023 ; MAVROVIC et al., 2024 ; MELOCHE et al., 2024) et dans le cadre de la maîtrise de Kristofer Mäkinen (<https://aaltodoc.aalto.fi/items/b572ed55-c12c-4aa3-b304-9d63ba57ce57>).

