

Département de géomatique appliquée  
Faculté des lettres et sciences humaines  
Université de Sherbrooke

**Détection des cycles de gel/dégel de la couche active du sol en toundra arctique à partir  
d'imageries radar à synthèse d'ouverture (RSO) multicateur en bande C**

Charlotte Crevier

Mémoire présenté pour l'obtention du grade de Maître ès sciences (M.Sc.),  
Cheminement recherche en télédétection

Mai 2022

© Charlotte Crevier, 2022



## **Identification du jury**

### **Directeur de recherche :**

Prof. Alexandre Langlois, Département de géomatique appliquée, Faculté des lettres et sciences humaines, Université de Sherbrooke

### **Co-directeurs de recherche :**

Prof. Alexandre Roy, Département des Sciences de l'Environnement, Université du Québec à Trois-Rivières

Dr. Chris Derksen, *Research Scientist, Climate Research Division*, Environnement et Changement Climatique Canada

### **Membre du jury interne :**

Prof. Yacine Bouroubi, Département de géomatique appliquée, Faculté des lettres et sciences humaines, Université de Sherbrooke

### **Membre du jury externe :**

Prof. Saeid Homayouni, Centre Eau Terre Environnement, Institut National de la Recherche Scientifique (INRS)

## Résumé du projet

L'augmentation de la température de l'air moyenne annuelle, chiffrée à +2,3 °C pour les régions de l'arctique Canadien entre 1948 et 2016, a des impacts considérables sur le couvert nival arctique et sur la végétation en place. Ces deux paramètres influencent le régime thermique du sol et donc, les cycles de gel/dégel de sa couche active dans l'écosystème arctique. L'importance du suivi de ces cycles réside dans leur influence sur plusieurs paramètres de la cryosphère tels que le cycle hydrologique et du carbone, la saison de croissance de la végétation, l'état du pergélisol sous-jacent ainsi que l'épaisseur de sa couche active. L'utilisation de données ponctuelles ou provenant de capteurs micro-onde passive à basse résolution présente un enjeu pour le suivi spatial et temporel de ces cycles. Le projet vise à développer un algorithme de détection des cycles de gel/dégel du sol en toundra arctique à partir d'imageries RSO multicapteur (i.e., Sentinel-1 et RADARSAT-2) ayant une couverture temporelle quasi journalière en bande C, afin d'évaluer l'impact de la variabilité spatiale et temporelle des paramètres influençant le régime thermique du sol tel que, les écosystèmes terrestres (i.e., écotype) et la présence de neige. L'étude se concentre sur une zone à l'intérieur du bassin versant du lac Greiner à proximité de la ville de Cambridge Bay au Nunavut. La normalisation de l'angle d'incidence a permis de diminuer le bruit dans les séries temporelles ainsi que de rendre possible l'utilisation d'images acquises à l'intérieur de plusieurs orbites d'observation. Cela a aussi permis d'uniformiser les données des deux capteurs pour les combiner en une seule série temporelle. Deux algorithmes de détections ont été utilisés, soit un algorithme de seuil saisonnier (STA) ainsi qu'un algorithme de détection de changement (CPD). La validation s'est faite à partir des données spatialement distribuées de température du sol et de l'air indépendamment sous forme de précision (%) et de délai (#jours) de détection. Les deux algorithmes ont permis d'obtenir une précision de détection de plus de 97% sur les sites de référence. Une spatialisation, pixel par pixel, de la méthode STA a permis la création de cartes de jour de gel/dégel pour le site d'étude. La combinaison des cartes de jour de transition avec la carte d'écotype a permis de modéliser l'impact des caractéristiques des écotypes sur le jour de transition. Les résultats obtenus dans ce projet démontrent clairement le potentiel de l'utilisation des données RSO en bande C pour la détection des cycles de gel/dégel, ce qui constitue un résultat important en raison de la quantité grandissante de données à cette fréquence (e.g., RCM, Sentinel-1A-C-D). La méthode présentée dans ce projet pourrait permettre de créer des cartes de transition pour tout le bassin versant du lac Greiner à partir de données RSO en bande C.

## Project Abstract

The observed average annual surface temperature increase of 2.3°C in the Canadian Arctic regions between 1948 and 2016 has significant effects on the Arctic snow cover and on the vegetation in place. Those two parameters influence the thermal regime of the ground and therefore the freeze and thaw (F/T) cycles of the soil active layer in the Arctic tundra ecosystem. The importance of monitoring these cycles lies in their influence on several parameters of the cryosphere such as the hydrological and carbon cycle, the vegetation growing season, the state of the underlying permafrost and the thickness of its active layer. The use of punctual data or low-resolution passive microwave sensors presents a challenge for the spatial and temporal monitoring of these cycles. The project aims to develop an algorithm for soil freeze/thaw cycles detection in arctic tundra from multisensor C-band imagery (i.e., Sentinel-1 and RADARSAT-2) to assess the impact of the spatial and temporal variability of the parameters influencing the thermal regime of the ground, such as the terrestrial ecosystems (i.e., ecotype) and the snow cover. The study focused on a region of the Greiner lake watershed on Victoria Island in Nunavut. An incidence angle normalization was applied to the backscatter time series to remove influence of the acquisition angle on backscatter and to allow for the use of images acquired within several orbits of observation. This also standardized the data from the two sensors to combine them into a single time series. Two detection algorithms were used on the normalized backscatter coefficient data, namely a seasonal threshold algorithm (STA) and a change point detection algorithm (CPD). A spatially distributed network of soil and air temperature were used for validation in the form of accuracy (%) and delay (#days) of detection. Both algorithms achieved a detection accuracy of more than 97% for the entire analysis period on the reference sites. A pixel-by-pixel spatialization of the STA method allowed to create F/T transition maps for the extended study site. The combination of the transition maps with the ecotype data made it possible to model the impact of ecotype characteristics on the day of transition. The results obtained in this project clearly demonstrate the potential of using C-band for the detection of F/T cycles, which is an important aspect due to the increasing number of data at this frequency (e.g., RCM, Sentinel -1A-C-D). The method presented in this project could then make it possible to create transition maps for the entire Greiner Lake watershed from C-band SAR data and thus improve the integration of this parameter in climate models.

## Table des matières

Identification du jury .....	i
Résumé du projet.....	ii
Project Abstract .....	iii
Liste des figures .....	vi
Liste des tableaux .....	vii
Liste des annexes.....	viii
Liste des abréviations .....	ix
Remerciements .....	x
1. Introduction .....	1
1.1 Mise en contexte.....	1
1.2 Problématique.....	1
1.2.1 Impact du réchauffement sur le régime thermique du sol .....	1
1.2.2 Importance du suivi des changements dans les cycles de gel/dégel .....	2
1.2.3 Outils et méthodes de suivi des cycles gel/dégel .....	3
1.3. Objectifs et hypothèses de recherche .....	4
1.4 Plan du mémoire.....	5
2. Cadre théorique .....	6
2.1 Cycles de gel/dégel du sol en toundra arctique .....	6
2.2 Suivi des cycles de gel/dégel par télédétection .....	7
2.2.1 Télédétection par micro-ondes passives.....	8
2.2.2 Télédétection radar à synthèse d'ouverture (RSO) .....	10
3. Cadre expérimental .....	14
3.1 Site d'étude.....	14
3.2 Données .....	15
3.2.1 Données in situ de températures.....	15
3.2.2 Données de télédétection.....	16
3.2.3 Données cartographiques .....	17
3.3 Période d'étude.....	17
4. Méthodes .....	19
4.1 Schéma méthodologique .....	19

4.2 Prétraitement des données .....	20
4.2.1 Rappels des prétraitements détaillés au Chapitre 5 .....	20
4.2.2 Normalisation de l'angle d'incidence par la moyenne .....	22
4.3 Algorithmes de détection et carte de gel/dégel .....	23
4.3.1 Algorithme de détection de changement .....	23
4.3.2 Validation des algorithmes .....	24
4.3.3 Cartes de gel/dégel .....	25
5. A Multisensor C-band Synthetic Aperture Radar (SAR) Approach to Retrieve Freeze/Thaw Cycles in High Arctic Environments: A Spatial Variability Assessment .....	26
5.1 Présentation de l'article scientifique .....	26
5.2 Résumé en français .....	26
5.3 Article .....	28
6. Résultats et discussions supplémentaires .....	59
6.1 Normalisation de l'angle d'incidence .....	59
6.1.1 Normalisation de l'angle d'incidence par la moyenne .....	59
6.1.2 Comparaison des deux méthodes .....	60
6.2 Algorithme de détection .....	62
6.2.1 Algorithme de détection de changement .....	63
6.2.2 Comparaison de la performance des deux algorithmes .....	64
6.2.3 Carte de gel/dégel .....	67
7. Conclusion générale .....	69
Références .....	71

## Liste des figures

<b>Figure 1.</b> Série temporelle de température du sol pour quatre emplacements avec les périodes de transition du gel et du dégel en gris.....	7
<b>Figure 2.</b> Site d'étude situé au nord du bassin versant du lac Greiner, à proximité de Cambridge Bay au Nunavut.....	14
<b>Figure 3.</b> Période de disponibilité des données temporelles in situ (en teinte de jaune) et de télédétection (en teinte de bleu) pour la période d'étude avec le nombre d'images par mois pour chaque capteur et le nombre de i-buttons pour chaque période .....	18
<b>Figure 4.</b> Schéma méthodologique du projet de recherche .....	20
<b>Figure 5.</b> Coefficient de rétrodiffusion HH (a), HV (b) et HH+HV(c) en fonction de l'angle d'incidence pour un pixel de Sentinel-1 pour la combinaison des jours 1 à 60 des années 2018 à 2020.....	23
<b>Figure 6.</b> Segmentation de la série temporelle multicapteur du coefficient de rétrodiffusion HH+HV à partir de l'algorithme CPD pour un pixel (IP6).....	24
<b>Figure 7.</b> Le coefficient de rétrodiffusion des jours 1 à 60 en polarisation HH+HV pour un pixel de Sentinel-1 en fonction de l'angle d'incidence d'acquisition des données brutes (a) et des données normalisées par la différence de moyenne (b) .....	60
<b>Figure 8.</b> Séries temporelles de coefficients de rétrodiffusion normalisés en polarisation HH+HV avec les deux méthodes de normalisation de l'angle d'incidence ; par la moyenne (en jaune) et par la pente (en rouge) pour un pixel de Sentinel-1 .....	61
<b>Figure 9.</b> Coefficient de rétrodiffusion des jours 1 à 60 et 305 à 365 pour un pixel de RADARSAT-2 en fonction de l'angle d'incidence pour les années 2018 et 2019.....	62
<b>Figure 10.</b> Le coefficient de rétrodiffusion des jours 1 à 60 en polarisation HH (a-b), HV (c-d) et HH+HV (e-f) pour un pixel de Sentinel-1 en fonction de l'angle d'incidence d'acquisition des données brutes (a-c-e) et des données normalisées par la différence de moyenne (b-d-f).....	78
<b>Figure 11.</b> Série temporelle de coefficients de rétrodiffusion normalisés en polarisation HH (a), HV (b) et HH+HV (c) avec les deux méthodes de normalisation de l'angle d'incidence ; par la moyenne (en jaune) et par la pente (en rouge) pour un pixel de Sentinel-1 .....	79
<b>Figure 12.</b> Superposition du signal HH+HV non normalisé et normalisé par la méthode de régression linéaire pour un pixel de Sentinel-1 (a) et de RADARSAT-2 (b) pour la période d'étude .....	80

## Liste des tableaux

<b>Tableau 1.</b> Images disponibles pour les trois sources de données satellitaires .....	17
<b>Tableau 2.</b> Résolution temporelle des données de télédétection.....	22
<b>Tableau 3.</b> Précision de détection de l'algorithme de détection de changement (CPD) pour les trois séries temporelles le coefficient de rétrodiffusion multicapteur (HH, HV et HH+HV) calculé à partir des données de température de sol (Tsol) et de l'air (Tair) pour les périodes de transition (automne et printemps) ainsi que pour la période d'analyse complète (2018 à 2019).....	63
<b>Tableau 4.</b> Précision de détection pour les différentes périodes, calculée à partir des températures de sol de référence avec les deux algorithmes (STA et CPD) sur la série temporelle HH+HV ....	65
<b>Tableau 5.</b> Délai de détection moyen des sites de référence combinés en jour par algorithme (STA et CPD) pour la série temporelle d'intensité totale H (i.e., HH+HV), avec, entre parenthèses, l'écart type de chaque groupe.....	66
<b>Tableau 6.</b> Pourcentage de pixel retiré lors de la création des cartes.....	67
<b>Tableau 7.</b> Moyennes des jours de transition pour les trois périodes définies à partir de l'algorithme STA avec l'écart type entre parenthèses .....	68
<b>Tableau 8.</b> Précision de détection calculée à partir des températures de sol de référence pour les trois saisons de transition, les deux algorithmes et les trois séries temporelles .....	81

## Liste des annexes

<b>Annexe 1.</b> Normalisation de l'angle d'incidence.....	78
<b>Annexe 2.</b> Comparaison des précisions de détection des deux algorithmes de gel/dégel .....	81

## Liste des abréviations

ASC	Agence Spatiale Canadienne
CASBEC	Canadian Arctic-Subarctic Biogeoclimatic Ecosystem Classification
CCCOT	Centre Canadien de Cartographie et d'Observation de la Terre
CPD	Change Point Detection
DOY	Day of Year
DD	Délai de détection
ECCC	Environnement et Changement Climatique Canada
ESA	European Space Agency (Agence Spatiale Européenne)
EW	Extra Wide Swath
F/T	Freeze Thaw
GLS	Generalized least square
GRD	Ground Range Detected
IMA - IMA+	Intensive Monitoring Area - Intensive Monitoring Area étendue
MOP	Micro-onde passive
NPR	Normalized polarization ratio
RCM	RADARSAT constellation mission
RSO - SAR	Radar à synthèse d'ouverture - Synthetic Aperture Radar
RNCAN	Ressources Naturelles Canada
SCREA	Station Canadienne de Recherche dans l'Extrême-Arctique
SMAP	Soil Moisture Active Passive
SMOS	Soil Moisture and Ocean Salinity
SMR	Soil Moisture Regime
STA	Seasonal Threshold Algorithm
TSMM	Terrestrial Snow Mass Mission
Tb	Température de brillance
WGS84	World Geodetic System of 1984

## Remerciements

Je tiens à remercier tous ceux qui m'ont soutenu, aidée et encouragée, de près ou de loin, durant mon parcours et qui m'ont amené à me rendre jusqu'à l'accomplissement de ce projet de maîtrise.

Je voudrais, dans un premier temps, remercier mon directeur de recherche, Dr Prof. Alexandre Langlois pour sa confiance, son aide, sa disponibilité tout au long de mon projet, son ouverture, et SURTOUT pour m'avoir donné l'opportunité de « snowpitter » sur le terrain dès que l'occasion se présentait. Merci pour le Col du Lautaret, de loin un des plus beaux endroits que j'ai vus de ma vie. Merci pour Cambridge Bay en octobre. Merci pour CryoSAR, les rangers du risque : Toc, Tic, Tac et les autres. Merci pour Cambridge Bay en avril, je peux maintenant dire que moi aussi « je travaille en Arctique... Genre le vrai. En hiver.»<sup>1</sup> Je souhaite remercier mon co-directeur de recherche, Alexandre Roy pour sa disponibilité et son aide toujours pertinente et grandement apprécier, qui a contribué énormément à alimenter et à améliorer mes réflexions. Ce fut un énorme plaisir de travailler avec toi sur ma maîtrise comme sur le terrain, merci pour tes encouragements et tes multiples rétroactions durant le projet. I would also like to thank my co-advisor Chris Derksen for the time he has taken to give feedback on my work and to assist to my many presentations.

Je tiens aussi à remercier le Centre Canadien de Cartographie et d'Observation de la Terre (CCCOT) pour le partage des données RADARSAT-2. Plus spécifiquement M. Jean-François Bourgon pour son aide, son enthousiasme envers mon projet et sa confiance durant mes deux stages au sein de l'organisation.

Je voudrais aussi exprimer une reconnaissance immense envers mes amis et collègues du GRIMP qui ont également su nourrir mes réflexions et m'aider à toujours aller plus loin que ce dont je pensais être capable. Une *team* de feu sans qui mon expérience de maîtrise (COVID19) n'aurait certainement pas été la même. Un merci particulier à Paul Billecocq pour nos discussions \*toujours\* pertinentes qui ont certainement rendu le chemin vers la réussite beaucoup moins brutal.

Vous avez tous contribué à mon succès. Ce fut très agréable de travailler avec vous tous, je n'aurais pas pu demander mieux comme comité de projet et comme groupe de recherche.

Finalement, je tiens à remercier mes parents pour leur soutien inconditionnel. Merci d'avoir su alimenter ma curiosité et de m'avoir introduite aux plaisirs de la géomatique, de la télédétection et de la science nordique. Merci aussi à toutes ma famille et mes proches.

Comme disait le papier de chocolat collé sur mon bureau depuis ma première session de maîtrise : « Seul on va vite, ensemble on va loin ». Merxi 1000 (mille) fois de m'avoir apporté loin.

- Maître *télédéetective* Crevier

---

<sup>1</sup> Langlois, A. (2021)

# 1. Introduction

## 1.1 Mise en contexte

Les signes les plus importants des changements climatiques ont été observés dans les régions nordiques au cours des quatre dernières décennies (Dai et al., 2019). Plus spécifiquement, l'amplification arctique, résultant de boucles de rétroactions positives (Serreze et Barry, 2011), est la principale cause derrière l'augmentation de la température de l'air moyenne annuelle qui se chiffrait à +2,3 °C pour les régions de l'arctique Canadien entre 1948 et 2016. Ce taux représente environ deux à trois fois le taux de réchauffement moyen de la température de l'air à l'échelle mondiale (Derksen et al., 2018).

La température de l'air est un paramètre important pour les écosystèmes arctiques étant donné qu'elle exerce une influence sur plusieurs phénomènes liés à la cryosphère, tels que le taux et la phase des précipitations, l'accumulation et la distribution du couvert nival (Derksen et Brown, 2012), l'évolution spatio-temporelle du couvert végétal (Bjorkman et al., 2018; Martin et al., 2017) ainsi que la température du sol, notamment celle de la couche active (i.e., couche supérieure du pergélisol subissant un gel et un dégel saisonnier) dans la région de pergélisol. Depuis plusieurs décennies, l'équilibre entre ces principaux paramètres a été bouleversé par des changements importants dans le climat (Box et al., 2019).

## 1.2 Problématique

### 1.2.1 Impact du réchauffement sur le régime thermique du sol

Un changement important dans la température moyenne annuelle de l'air a des impacts considérables sur le couvert nival arctique et sur la végétation en place. En effet, une conséquence directe de ce réchauffement est la réduction spatiale et temporelle du couvert de neige pour les latitudes au nord du 60° parallèle (Meredith et al., 2019). Une arrivée tardive de la neige en automne ainsi qu'une fonte hâtive de celle-ci au printemps (Derksen and Brown, 2012) ont été observées au cours des quatre dernières décennies dans l'archipel arctique canadien (Brown et al., 2017). La faible conductivité thermique et l'albédo élevé de la neige permettent de réguler la température du sol (Domine et al., 2019) et tout changement dans sa couverture spatio-temporelle engendre des modifications sur le régime thermique du sol (Derksen et al., 2018; Zhang et al., 2018). En

conséquence, l'épaisseur du manteau neigeux, sa microstructure ainsi que son étendue spatiale contrôlent les cycles de gel/dégel du sol sous-jacent (Prince et al., 2019).

La végétation, quant à elle, subit aussi des changements importants liés à l'augmentation de la température (Bjorkman et al., 2018; Martin et al., 2017). Le couvert végétal module la distribution ainsi que la microstructure de la neige à petite échelle (Barrere et al., 2018; Busseau et al., 2017). En effet, la végétation favorise la formation de givre de profondeur, qui possède une très faible conductivité thermique. Par conséquent, une augmentation de la hauteur et de la présence de la végétation au sol aura un impact direct sur les patrons de distribution de la neige et sur les températures du sol (Callaghan et al., 2011).

### **1.2.2 Importance du suivi des changements dans les cycles de gel/dégel**

Le pergélisol compose environ 25% du sol sous la surface terrestre dans l'hémisphère nord et 17% mondialement (Biskaborn et al., 2019; Zhang et al., 2003). Pour cette raison, les impacts des changements climatiques sur les cycles de gel/dégel de la couche active du sol (i.e., couche supérieure du pergélisol) dans ces régions peuvent avoir des conséquences très importantes à court et long terme sur les écosystèmes et sur le climat, mais aussi sur les bâtiments et routes en place (Allard et al., 2012). En effet, le dégel accéléré et soutenu de la couche active du sol entraîne une intensification des glissements de terrain et une destruction des installations immobilières, commerciales, industrielles et routières basées sur le pergélisol (Hjort et al., 2018). Des phénomènes de glissement de terrain et d'éboulis sont aussi observés près des côtes où le dégel est accentué par le réchauffement de l'océan augmentant ainsi leur sensibilité à l'érosion (Wobus et al., 2011).

De plus, l'augmentation de l'épaisseur et de la température de la couche active (Schuur et al., 2008; Yi et al., 2018), liée à l'augmentation de la température de l'air et d'une période de dégel plus longue, pourrait avoir des impacts sur le flux d'énergie transporté vers les couches inférieures du sol (i.e., le pergélisol) engendrant ainsi une augmentation d'émissions de gaz à effet de serre (Byun et al., 2017). Ainsi, l'augmentation des températures de la couche active du sol liée à la modification des cycles de gel/dégel pourrait amener à la détérioration du pergélisol sous-jacent. Par exemple, environ 5 à 15% de la quantité totale de carbone contenu dans ces sols pourrait être transférée dans l'atmosphère sous forme de gaz à effet de serre d'ici 2100 en raison des modifications des cycles de gel/dégel liés aux changements climatiques (Schuur et al., 2015). Une

augmentation des émissions de dioxyde de carbone (CO<sub>2</sub>) et de méthane (CH<sub>4</sub>) dans l'atmosphère due aux changements dans les périodes de gel et de dégel du sol et à l'augmentation de la décomposition du carbone par les micro-organismes pourrait contribuer aux changements de la saison de croissance de la végétation (Goulden et al., 1998) ainsi qu'à la boucle de rétroaction positive de l'effet de serre régional et mondial (Schuur et al., 2015; Natali et al., 2019). La compréhension des interactions entre les différents phénomènes de la cryosphère et un meilleur suivi à haute résolution spatiale et temporelle deviennent donc essentiels afin de caractériser les tendances actuelles et futures des cycles de gel/dégel du sol et de comprendre les processus gouvernant la variabilité spatio-temporelle de ces cycles.

### 1.2.3 Outils et méthodes de suivi des cycles gel/dégel

L'aspect ponctuel des données *in situ* provenant de campagnes de terrain ou de stations météorologiques constitue la principale limite pour la modélisation spatiale à l'échelle régionale des cycles de gel/dégel du sol (Tsai et al., 2019). Depuis quelques années, des méthodes basées sur la télédétection micro-ondes passives (MOP) ont été utilisées afin d'améliorer la couverture spatiale des cycles gel/dégel (Chen et al., 2019; Derksen et al., 2017; Kim et al., 2011; Muzalevskiy and Ruzicka, 2020; Prince et al., 2018; Roy et al., 2015, 2020; Zheng et al., 2017). Ces méthodes utilisent la différence marquée entre le signal MOP d'un sol gelé, donc contenant de la glace, et celui d'un sol dégelé, contenant de l'eau, en raison de la forte sensibilité du signal MOP à la constante diélectrique qui varie grandement entre les deux états.

Bien qu'elles constituent une amélioration au niveau de l'étendue spatiale des données en comparaison avec les mesures ponctuelles *in situ*, ces méthodes ne permettent pas de mesurer la variabilité spatiale de ces cycles à fine échelle en raison de la résolution spatiale des images de l'ordre de plusieurs dizaines de kilomètres (i.e. Aquarius, SMOS, SMAP). Cette résolution spatiale grossière induit une fausse homogénéité à l'intérieur de chaque pixel pouvant mener à des biais systématiques dans le suivi du gel/dégel (Prince et al., 2019). Les inconvénients liés à l'utilisation de la télédétection par MOP ainsi que l'aspect ponctuel des données *in situ* de températures et d'humidités du sol constituent une problématique importante dans le contexte de changement climatique actuelle. Il est donc primordial de développer des méthodes afin de faire la détection des changements dans les cycles de gel/dégel pour l'entièreté du territoire et ce, à haute résolution spatiale dans le but de quantifier leur variabilité spatiale ainsi que les mécanismes qui les

gouvernement (Prince et al., 2018). Comme les radars à synthèses d'ouverture (RSO) émettent leur propre source d'énergie (i.e., capteur actif) micro-onde de façon à simuler une antenne de transmission et de réception beaucoup plus grande, leur utilisation permet d'obtenir une meilleure résolution spatiale, généralement de 1 à 100 m en fonction du produit choisi, pour l'observation des cycles de gel/dégel du sol en arctique (Baghdadi et al., 2018). De plus, l'arrivée des constellations de satellites, tels que Sentinel-1 et *RADARSAT Constellation Mission* (RCM), offrent un fort potentiel pour l'observation quasi quotidienne du sol dans les régions arctiques.

### 1.3. Objectifs et hypothèses de recherche

L'objectif général de ce projet est de développer un algorithme de détection des cycles de gel/dégel du sol en toundra arctique à partir d'imageries RSO multicapteur quasi journalière en bande C afin d'évaluer l'impact de la variabilité spatiale et temporelle des paramètres influençant le régime thermique du sol, tel que les écosystèmes terrestres et le couvert nival.

Deux objectifs spécifiques permettant de clarifier les résultats attendus de la recherche ont été définis:

1. Proposer une paramétrisation empirique d'algorithmes de détection du gel et du dégel du sol sur des séries temporelles RSO multicapteur (Sentinel-1 et RADARSAT-2) de 2018 à 2019 en bande C pour le site d'étude dans l'arctique Canadien;
2. Caractériser l'impact de la variabilité spatiale des écotypes sur le régime thermique du sol et sur la capacité de détection en fonction de la période de gel/dégel dérivé d'algorithmes de détection en 1.

Les hypothèses sur lequel se basent les objectifs du projet sont les suivantes :

- (a) L'utilisation d'une série temporelle de données RSO multicapteur quasi journalière en bande C ayant une résolution spatiale de l'ordre des quelques mètres permet de détecter les périodes ainsi que les jours de transition entre le gel et le dégel ainsi que de mesurer la variabilité spatiale du gel et du dégel du sol en région arctique;
- (b) Les caractéristiques des écosystèmes terrestres de la toundra arctique, notamment l'humidité et la hauteur de végétation, influencent le régime thermique du sol et font alors varier les jours de transition de gel et de dégel, de sorte que les milieux humides gèleraient, entre autres, plus lentement que les milieux secs en raison de l'inertie thermique de l'eau.

## 1.4 Plan du mémoire

Ce mémoire est présenté sous la forme de sept Chapitres, en commençant par la présente introduction. Le cadre théorique, présenté au Chapitre 2, permet de bien situer le contexte dans lequel s'inscrit le projet de maîtrise, en détaillant les caractéristiques des cycles de gel dégel ainsi que les enjeux liés aux méthodes utilisées pour en faire la détection. Ce Chapitre permet aussi de présenter la théorie sur laquelle se basent les méthodes utilisées dans le projet. Les Chapitres du cadre expérimental (3) et de la méthode (4), accompagnée du schéma méthodologique complet du projet, permettent de détailler le site d'étude, les données et les méthodes supplémentaires qui ne sont pas traitées à l'intérieur de l'article et font un survol des éléments présentés à l'intérieur de celui-ci à titre de rappel. Le Chapitre 5 comprend l'article soumis au journal *Remote Sensing of Environment*. Celui-ci y est présenté dans sa totalité, en anglais seulement. Des résultats et discussions supplémentaires, portant sur les éléments de la méthodologie ne se trouvant pas dans l'article présenté au Chapitre précédent se trouvent dans le Chapitre 6. Finalement, un dernier Chapitre (7) permet de faire une conclusion générale de ce qui a été accompli et présenté dans ce mémoire et fourni aussi des perspectives de recherche pour la continuation du projet.

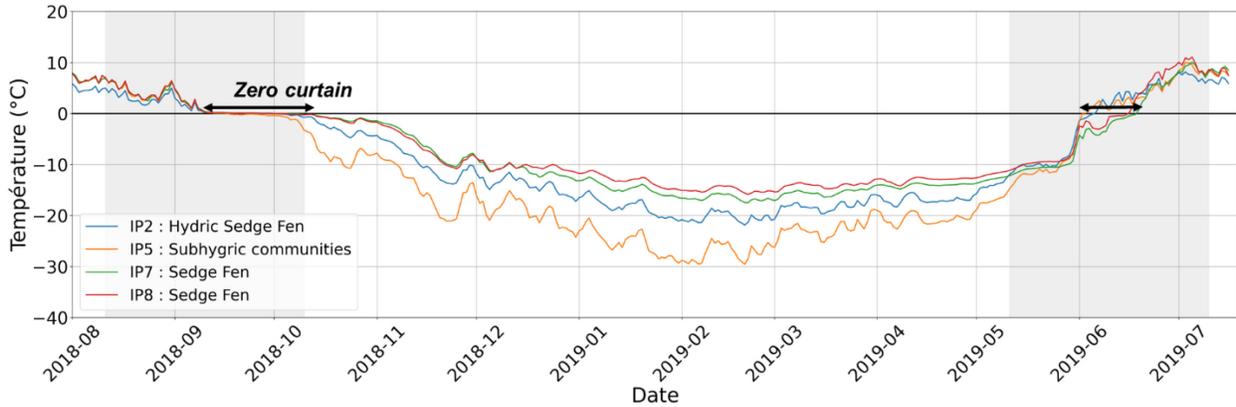
## 2. Cadre théorique

### 2.1 Cycles de gel/dégel du sol en tundra arctique

Le pergélisol est défini comme étant un sol dont la température est égale ou inférieure à 0°C, sur une période d'au moins 2 ans consécutifs (Smith et Brown, 2009). Il peut être constitué de roches, de sédiments ou de terre et contient des quantités variables de glace (Harris et al., 1988). La couche supérieure du pergélisol se nomme la 'couche active'. Celle-ci subit un cycle de gel/dégel annuel et son épaisseur ainsi que son régime thermique varient spatialement et temporellement en fonction de plusieurs paramètres dont les plus importants sont : les conditions météorologiques (i.e., température, précipitation), la végétation (i.e., présence/absence, type, hauteur), le type de sol et le couvert nival (i.e., hauteur, densité, microstructure) (Dobinski, 2011). Les périodes de gel et de dégel sont alors spatialement hétérogènes en raison de la variabilité spatiale des paramètres qui les contrôlent (Shiklomanov et al., 2012).

Les cycles de gel/dégel du sol en Arctique sont caractérisés par un gel progressif du sol à l'automne lié à la présence de neige ayant une faible conductivité thermique, couplé au flux de chaleur latente de l'eau contenue dans le sol (Domine et al., 2019; Zhang et al., 2018) et d'un dégel souvent plus rapide et inégal au printemps en raison de la fonte du couvert nival. Plus spécifiquement, la diminution des températures du sol lors du gel est souvent caractérisée par un plateau de longueur variable juste au-dessus de 0 °C. Ce processus est appelé le *zero curtain* (Figure 1) et réfère à la période durant le gel ou le dégel du sol, pour lequel les températures restent proches de 0 °C en raison de l'émission (i.e., lors du gel) et de l'absorption (i.e., lors du dégel) de la chaleur latente de l'eau dans le sol. Cet effet est accentué par la quantité d'eau dans le sol ou par la présence de neige (Domine et al., 2018) et est souvent plus important lors du gel.

La Figure 1 permet d'illustrer les profils temporels de température de surface du sol pour quatre emplacements (i.e., IP2, IP5, IP7 et IP8) se trouvant dans trois écosystèmes terrestres humides (i.e., *Hydric Sedge Fen*, *Sedge Fen* et *Subhygric communities*) différents de la région d'étude. Les zones grises représentent les saisons de transition du sol entre l'état gelé et dégelé et les flèches noires, la période du *zero curtain*.



**Figure 1.** Série temporelle de température du sol pour quatre emplacements avec les périodes de transition du gel et du dégel en gris

Les cycles de gel/dégel annuels du sol en Arctique constituent un facteur important pour : le bilan d'énergie de surface à l'échelle mondiale (Schuur et al., 2015), le cycle hydrologique (ruissellement, évaporation, infiltration; Wang et al., 2009), les échanges de carbone avec l'atmosphère, la saison de croissance de la végétation (Kim et al., 2012), l'état du pergélisol sous-jacent et finalement, le régime thermique du sol au sens général. En effet, comme il existe une différence marquée entre la conductivité thermique d'un sol gelé et d'un sol dégelé, des changements à l'intérieur de ces cycles peuvent ainsi modifier le flux d'énergie dans le sol et les échanges d'énergie entre le sol et l'atmosphère.

## 2.2 Suivi des cycles de gel/dégel par télédétection

L'utilisation des données *in situ* ponctuelles provenant des stations météorologiques constitue une limite pour la caractérisation de l'état du gel/dégel du sol (Tsai et al., 2019). Certes, ces approches permettent d'obtenir des données détaillées sur des sites précis avec une résolution temporelle élevée, mais l'obtention de la couverture spatiale complète d'une région demeure une contrainte réelle. Cependant, l'utilisation de la télédétection satellitaire permet d'améliorer la couverture spatiale des observations des cycles de gel/dégel afin de faire leur suivi en continu sur de plus grands territoires (Prince et al., 2018; Roy et al., 2015; Xu et al., 2016).

Les hyperfréquences (i.e., les micro-ondes) détiennent un fort potentiel pour le suivi des cycles de gel/dégel en Arctique en raison de leur sensibilité aux propriétés diélectriques, décrites par la constante diélectrique de la cible, qui varient en fonction de la phase (liquide ou solide) et de la quantité d'eau dans le milieu. La constante diélectrique est composée de deux paramètres, soit sa

capacité à transmettre l'énergie incidente dans son volume (i.e., partie réelle), ainsi que la dissipation ou l'absorption de cette énergie par le facteur de perte (i.e., partie imaginaire; Langlois et al., 2017). La constante diélectrique module donc la capacité de propagation et d'absorption de l'onde dans le milieu (e.g., sol, couvert de neige). Un sol contenant de l'eau sous forme de glace possèdera alors une faible constante diélectrique, entre 2 et 4, en comparaison avec celle de l'eau liquide ( $T_{\text{eau}} = 20^{\circ}\text{C}$ ) qui est de l'ordre de 80 pour des fréquences sous 10 GHz (Ulaby et al., 1986). La constante diélectrique pour un sol sec ou gelé sera alors faible en comparaison avec celle d'un sol mouillé. Un milieu ayant une constante diélectrique élevée favorisera la réflexion spéculaire (i.e., aucune ou presque aucune pénétration) tandis qu'un milieu ayant une faible constante diélectrique favorisera la pénétration du signal. De plus, les micro-ondes permettent d'obtenir des observations dans presque toutes les conditions atmosphériques pour des fréquences en dessous de 10 GHz et leur utilisation est indépendante des conditions d'illumination (Ulaby et al., 1986). Pour l'Arctique, ceci représente un avantage important pour le suivi en continu des phénomènes liés à la cryosphère, comme les cycles de gel/dégel du sol, car ces régions sont souvent couvertes de nuages et dépourvues de rayonnement solaire sur de longues périodes pendant l'hiver.

### 2.2.1 Télédétection par micro-ondes passives

La télédétection par micro-ondes passives (MOP) mesure l'émission naturelle d'une surface dans le domaine des hyperfréquences sous forme de température de brillance ( $T_b$ ). Celles-ci correspondent au produit entre l'émissivité d'une surface et sa température. La capacité des  $T_b$  à détecter le gel et le dégel du sol a été démontrée par plusieurs études, et ce, pour différentes fréquences entre 1 et 37 GHz (Chen et al., 2019; Derksen et al., 2017; Kim et al., 2011; Prince et al., 2018; Roy et al., 2015, 2020; Zheng et al., 2017). En effet, le changement de phase de l'eau lors des cycles de gel/dégel se traduit par une modification importante de la constante diélectrique modifiant l'émissivité du milieu, et par conséquent la  $T_b$ . La réponse MOP permet ainsi de discriminer les différents stades thermodynamiques du sol et dispose donc d'un potentiel intéressant pour faire le suivi du gel et du dégel du sol. Aussi, la possibilité d'obtenir des observations sur une base quotidienne dans les régions nordiques représente un avantage de l'utilisation des MOP étant donné que la résolution temporelle est un paramètre important afin d'observer les fluctuations à l'intérieur de ces cycles (Kim et al., 2011; Roy et al., 2015).

Cependant, une des limites principales de l'utilisation de ces données est liée à la résolution spatiale grossière des images (e.g., 36 x 36 km pour le produit SMAP; Gignas et al., 2016; Gouttevin et al., 2018; Prince et al., 2019). En effet, les quantités d'énergie émises par les surfaces sous forme de micro-ondes sont faibles en raison de leur longue longueur d'onde. Ainsi, le signal reçu par le satellite est faible, en comparaison avec des signaux de plus courtes longueurs d'onde, nécessitant alors un champ de visée plus large (e.g., résolution spatiale plus grossière). L'homogénéité artificielle à l'intérieur d'un pixel MOP, induite par cette résolution spatiale grossière, augmente les incertitudes liées à la détection et au suivi de ces cycles (Prince et al., 2019). En effet, les quatre principales sources d'émissions pouvant être mesurées par le satellite lors de l'observation de la  $T_b$  pour un pixel en toundra arctique sont : le sol, les plans d'eau, l'atmosphère et, en hiver, le couvert de neige. Ainsi, la  $T_b$  mesurée au satellite ( $T_{b-sat}$ ) pour un pixel est exprimée par la somme de chaque contribution en fonction de leur fraction d'occupations du sol ainsi que de leur facteur d'atténuation (Dolant, 2018).

Des méthodes de détection basées sur les mesures de changement de la  $T_b$  observées à l'intérieur de séries temporelles captées par différentes missions satellitaires ont été développées depuis les dernières années. Les missions satellitaires *Soil Moisture and Ocean Salinity* (SMOS; depuis 2011), *Aquarius* (2011 à 2015) et *Soil Moisture Active Passive* (SMAP; depuis 2015) ont augmenté le potentiel de l'utilisation des données micro-ondes à basse fréquence (i.e., < 10 GHz) pour le développement d'algorithmes de détection des cycles de gel/dégel (Derksen et al., 2017; Prince et al., 2019; Rautiainen et al., 2016; Roy et al., 2015). Plus spécifiquement, le but principal de la mission SMAP était d'exploiter le potentiel de la combinaison des coefficients de rétrodiffusion micro-ondes et des  $T_b$ . Malheureusement, le module actif du satellite a cessé de fonctionner quelques mois après le lancement, en juillet 2015. Les données du capteur RSO en bande L (1.217-1.298 GHz) sont alors seulement disponibles pour 12 semaines, du 14 avril au 7 juillet 2015 (Derksen et al., 2017). Un produit de gel/dégel a ainsi été créé seulement à partir de  $T_b$  captées par l'instrument passif. L'algorithme utilisé pour la création de ce produit se base sur le ratio de polarisation normalisé (NPR) des  $T_b$  en polarisation horizontale et verticale. En raison de la forte augmentation des  $T_b$  en polarisation horizontale et de la faible augmentation en polarisation verticale lors du gel du sol, le NPR subit une diminution marquée à l'automne lors du gel et une augmentation au printemps lors du dégel (Rautiainen et al., 2012). Les séries temporelles sont par la suite normalisées à partir de valeurs de référence saisonnières et finalement, classifiées selon un

seuil comme état gelé ou dégelé (Derksen et al., 2017). L'article, présenté au Chapitre 5, utilise cette méthode de classification à partir d'un seuil saisonnier optimisé.

### 2.2.2 Télédétection radar à synthèse d'ouverture (RSO)

Pour pallier les incertitudes liées à la résolution spatiale grossière des MOP, l'utilisation de données satellitaires RSO constitue alors une alternative intéressante du point de vue spatial afin de permettre un suivi à plus fine échelle. Les RSO émettent un signal micro-onde qui est rétrodiffusé par une cible et mesuré par le capteur, appelé coefficient de rétrodiffusion ( $\sigma^0$ ). Un des avantages des RSO par rapport aux capteurs MOP est la résolution spatiale beaucoup plus fine, généralement de 1 à 100 m en fonction du produit choisi. Tout comme les MOP, le signal RSO est dépendant des propriétés diélectriques (i.e., humidité) de la cible, mais aussi de ces propriétés géométriques (i.e., rugosité). Alors, tout comme les  $T_b$ , le coefficient de rétrodiffusion est très sensible aux contrastes diélectriques lors des changements de phase de l'eau dans les cycles de gel/dégel du sol. Les RSO peuvent donc permettre de détecter le changement dans la constante diélectrique du sol entre des images acquises en période gelée et dégelée suivant la fréquence utilisée pour différentes couvertures du sol (Crevier et al., 1996; Baghdadi et al., 2018; Jagdhuber et al., 2014; Park et al., 2011).

Le signal radar interagit avec la cible selon trois mécanismes de rétrodiffusion soit, la rétrodiffusion de surface, la rétrodiffusion de volume ainsi que le terme d'interaction (i.e., double bond ou rétrodiffusion en coin) qui dépendent non seulement des caractéristiques de la cible mentionnées plus haut (i.e., propriétés diélectriques et rugosité), mais aussi des caractéristiques du capteur (i.e., fréquence de l'onde, angle d'incidence et polarisation; Campbell et Wynne., 2011). Ainsi, l'intensité de la rétrodiffusion de surface du signal va dépendre principalement de la rugosité du sol (Li et al., 2005) et la contribution de la rétrodiffusion de volume, du contenu en eau dans le sol ainsi que du type de sol. Ainsi, un taux d'humidité élevé augmentera la constante diélectrique d'une cible, ce qui augmentera l'intensité du signal radar lié à la surface et diminuera la profondeur de pénétration de l'onde.

La résolution temporelle et l'accès aux données de  $T_b$  en MOP ont favorisé leur utilisation en comparaison aux données de  $\sigma^0$  RSO dans la détection des cycles de gel/dégel. En effet, les données des capteurs MOP ont la possibilité d'offrir une couverture temporelle quotidienne constituant un avantage marqué par rapport à la majorité des RSO (Park et al., 2011). Cependant, l'arrivée des

constellations telles que Sentinel-1 (depuis 2016; Bourbigot et al., 2016) et *RADARSAT Constellation Mission* (RCM; depuis 2019) permettent d'améliorer la couverture temporelle des données RSO. De plus, l'effort de la mission Sentinel-1 à fournir des images gratuites depuis son lancement en 2014 permet d'accéder en temps quasi réel aux données et ainsi d'augmenter le potentiel d'utilisation de ces images de façon opérationnelle.

### A) Fréquence radiométrique de l'onde RSO

Le domaine des micro-ondes couvre un large spectre de longueur d'onde, avec une échelle allant du millimètre au mètre, et est divisé sous forme de bandes. Les bandes les plus souvent utilisées en télédétection RSO satellitaire sont les bandes L (1 – 2 GHz), C (4 – 8 GHz) et X (8 – 12,5 GHz) avec des fréquences allant de 1 à 12 GHz avec comme exemple les satellites SMAP, la famille RADARSAT ainsi que TerraSAR-X. La bande Ku a récemment fait l'objet de discussion afin d'être utilisée pour l'acquisition satellitaire de données RSO double fréquence (13,5/17,25 GHz) à l'intérieur de la *Terrestrial Snow Mass Mission* (TSMM; Derksen et al., 2021). La fréquence radiométrique d'observation est un paramètre important à considérer étant donné qu'elle influence l'interaction avec la cible ainsi que la capacité de pénétration de l'onde dans un milieu.

Plus spécifiquement, l'utilisation de la bande C, avec une longueur d'onde entre 4 et 8 GHz, comporte certains enjeux et avantages pour l'étude des cycles de gel/dégel du sol dans le contexte de toundra arctique, tels que la présence de neige au sol la majorité de l'année et la faible hauteur de végétation. La rétrodiffusion d'un sol couvert de neige sera constituée de la contribution de la rétrodiffusion de la surface de la neige, de la rétrodiffusion du volume de la neige ainsi que de la rétrodiffusion de la surface du sol en fonction, entre autres, de la fréquence d'acquisition utilisée. Les propriétés diélectriques de la neige sont définies selon deux phases distinctes : (1) la neige sèche, ayant une constante diélectrique basse liée à l'absence d'eau liquide à l'intérieur de celle-ci, et (2) la neige mouillée, ayant une constante diélectrique élevée liée à la présence d'eau liquide dans le mélange d'air et de glace (Langlois et al., 2007). La température du manteau neigeux peut aussi être utilisée pour différencier ces deux phases (Tsai et al., 2019). En bande C, le volume de neige sèche ( $T_{\text{snow}} < 0^{\circ}\text{C}$ ; Tsai et al., 2019) est considéré transparent et le signal mesuré au satellite provient majoritairement de la contribution de l'interface entre la neige et le sol (Rott and Matzler, 1987; Sun et al., 2015). Le signal RSO en bande C a le potentiel de pénétrer jusqu'à 20 m dans un couvert de neige sèche sans être affecté par sa microstructure en raison de la grande différence

entre la taille des grains de neige et la longueur de l'onde du signal (Matzler, 1987). Aussi, en raison de la faible différence entre la constante diélectrique de l'air et celle de la surface de la neige lorsqu'elle est sèche, la contribution de la rétrodiffusion de surface du couvert de neige est négligeable (Sun et al., 2015). Ainsi, l'humidité du milieu et le stade thermodynamique du sol restent la contribution majoritaire du signal pour cette fréquence, même en présence de neige sèche ou de végétation (Duguay et al., 2015). Cependant, dans le cas d'un couvert nival mouillé ( $T_{\text{snow}} > 0^{\circ}\text{C}$ ), la présence d'eau liquide dans le volume de neige peut interagir fortement avec le signal et empêcher d'avoir la contribution du sol. Au printemps, comme la neige fond de façon inégale sur le territoire en fonction, entre autres, de la présence ou de l'absence de végétation ainsi que du type de sol et de la topographie du terrain, une méthode de suivi à plus haute résolution spatiale devient importante. Lors de cette fonte, la rétrodiffusion de la surface et du volume de la neige peut alors dominer le signal reçu au satellite pouvant ajouter un paramètre supplémentaire pour la détection du dégel du sol (Guneriussen et al., 2001; Shi et Dozier, 1995).

### **B) Polarisation de l'onde RSO**

Le signal RSO émis par l'antenne et rétrodiffusé par la cible est polarisé. La polarisation représente l'orientation du champ électromagnétique dans lequel l'onde oscille. Pour les polarisations linéaires, fréquemment utilisée dans la majorité des RSO satellitaires imageurs, la polarisation est horizontale (i.e., H) lorsque le signal est perpendiculaire au plan d'incidence de l'onde et verticale (i.e., V), s'il est parallèle au plan d'incidence de l'onde (Woodhouse, 2006) ayant pour référence la surface de la terre. La polarisation de l'onde est un paramètre important lors de l'interprétation du signal rétrodiffusé et est définie comme la polarisation du signal émis (e.g., H), et la polarisation du signal reçu (e.g., V) tel que HV. Le signal RSO émis et reçu peut alors être polarisé dans l'une ou l'autre des orientations. Pour les satellites RSO, il existe 3 méthodes en ce qui a trait à l'acquisition en polarisation linéaire soit, un signal en polarisation simple (i.e., HH, VV, HV ou VH), en polarisation double (i.e., HH et HV, VV et VH ou HH et VV) ou en polarisation quadruple (i.e., HH, HV, VV et VH). Un signal en polarisation HH ou VV est aussi appelé un signal en polarisation parallèle et HV ou VH, un signal en polarisations croisées ou un signal dépolarisé. Dans le cas d'un signal dépolarisé, l'onde reçue se trouve dans la direction perpendiculaire à l'onde transmise. La dépolarisation du signal peut alors être une conséquence de la rétrodiffusion en coin ou des interactions de celui-ci à l'intérieur de la cible (i.e., rétrodiffusion de volume; Ulaby et

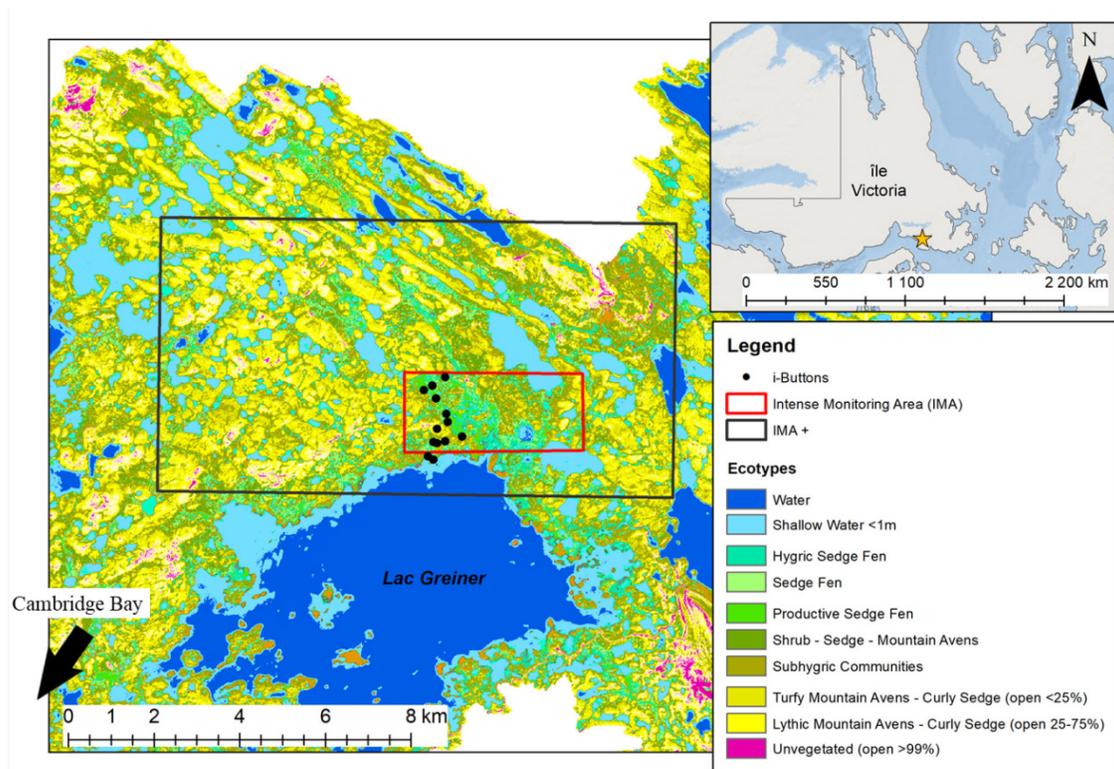
al., 1986). En effet, la végétation basse en toundra arctique favorise la dépolarisation du signal (Duguay et al., 2015).

L'intensité totale (i.e. *Total Power*) peut être calculée à partir de l'addition de l'intensité du signal acquis pour chacune des combinaisons en polarisation quadruple. Dans le cas d'une acquisition en polarisation double, l'intensité totale en H ou V peut être calculé à partir de l'addition de l'intensité du signal reçu dans les deux polarisations (i.e., H et V) pour une onde émise dans l'une des deux polarisations (i.e., H ou V). L'intensité totale correspond alors au signal qui serait mesuré si la rétrodiffusion n'était pas sensible à l'orientation d'oscillation de l'onde et donc si celui-ci était non polarisé. Elle correspond à l'intensité totale rétrodiffusée à l'antenne par la cible indépendamment de la polarisation de l'onde rétrodiffusée. Woodhouse (2006) souligne que l'intensité totale serait alors plus dépendante des paramètres d'observations tels que l'angle d'incidence et les propriétés diélectriques, qu'à la forme ou l'orientation de la cible.

### 3. Cadre expérimental

#### 3.1 Site d'étude

Le projet se concentre sur un site appelé *Intensive Monitoring Area* (IMA) au nord du bassin versant du lac Greiner à proximité de Cambridge Bay au sud de l'île Victoria au Nunavut (Figure 2). Le bassin versant du lac Greiner se situe en toundra arctique, caractérisé par de la végétation basse et éparse, des faibles précipitations annuelles, ainsi qu'une faible topographie. La température moyenne annuelle est de 10 °C. Ce site comporte des avantages importants en raison de la disponibilité des données spatialement distribuées de température de sol pluriannuelle pour une dizaine de sites (*i-Buttons*; section 3.2.1.A), ainsi que de la disponibilité d'une carte d'écosystèmes terrestres (carte d'écotype; section 3.2.3.A) pour tout le bassin versant. Également, la proximité du site à la Station Canadienne de Recherche dans l'Extrême-Arctique (SCREA) permet ainsi d'effectuer des campagnes de terrain pour la collecte de données et le déploiement d'instrumentations. La figure 2 présente l'étendue couverte (IMA+) par les cartes de gel/dégel produites dans le cadre du projet ainsi que, en fond de carte, les écotypes dominants sur le territoire.



**Figure 2.** Site d'étude situé au nord du bassin versant du lac Greiner, à proximité de Cambridge Bay au Nunavut

## 3.2 Données

Les données utilisées dans le cadre du projet sont présentées en détail dans l'article (Chapitre 5), un rappel des éléments clés se trouve donc dans les sections suivantes.

### 3.2.1 Données in situ de températures

Les données *in situ* correspondent aux données de température du sol ( $T_{\text{sol}}$ ) et de l'air ( $T_{\text{air}}$ ) pour la période d'étude. Ces deux sources de données ont été utilisées comme référence pour la caractérisation de l'état du sol (i.e., gelé ou dégelé) et pour la détermination de jour de transition, afin de valider la classification faite par les algorithmes de détection sur les données satellitaires.

#### A) Température du sol

Les températures du sol ( $T_{\text{sol}}$ ) ont été mesurées toutes les 3 heures à partir de capteur *i-Buttons* se trouvant à trois profondeurs : 2 à 4 cm; 10 à 20 cm et 20 à 30 cm pour 10 sites à l'intérieur de l'IMA pour la période du 27 juillet 2018 au 16 juillet 2019 et pour sept de ces mêmes sites pour la période du 22 juillet 2019 au 16 septembre 2020. Les sites sélectionnés couvrent six des écosystèmes terrestres (i.e., écotype) du bassin versant du lac Greiner soit *Hydric Sedge Fen* (IP2), *Sedge Fen* (IP7, IP8 and IP14), *Productive Sedge Fen* (IP6 and IP11), *Subhygric Communities* (IP5 and IP10), *Turfy Mountain Avens – Curly Sedge (open <25%)* (IP15), et *Unvegetated (open > 90%)* (IP13) et ont été placée à l'intérieur de parcelles homogènes. Prince et al., (2019) ont évalué une précision de +/- 0.2°C sur les mesures de *i-Buttons*, correspondant à une erreur moindre que celle définit par le manufacturier (i.e., 0.5 °C), c'est pourquoi aucune calibration ne fut effectuée sur ces données. Le sol est alors considéré comme gelé lorsque la  $T_{\text{sol}}$  des *i-Buttons* situés à la surface du sol (i.e., 0 à 4 cm) est inférieure ou égale à 0.5 °C, et dégelé quand la  $T_{\text{sol}}$  est supérieure à 0.5 °C considérant la précision des *i-Buttons* ainsi que l'absorption (i.e., lors du dégel) et l'émission (i.e., lors du gel) de la chaleur latente du sol (i.e., *zero curtain*).

#### B) Température de l'air

Les températures de l'air ( $T_{\text{air}}$ ) ont été mesurées par la station météorologique d'Environnement et Changement Climatique Canada (ECCC) à une altitude de 18,7 m se trouvant à proximité de l'aéroport de Cambridge Bay et disponible gratuitement sur le site internet d'ECCC. Les températures de l'air ont permis de définir les périodes de transitions de gel et de dégel de l'automne 2018 (F-2018), du printemps 2019 (S-2019) et de l'automne 2019 (F-2019) comme 30 jours avant

et 30 jours après les jours de transition globale de référence. Les jours de transition globale de référence sont définis comme le premier jour d'une série de sept jours consécutifs pour lequel les températures de l'air sont considérées comme gelées ( $T_{\text{air}} \leq 0 \text{ °C}$ ) ou dégelées ( $T_{\text{air}} > 0 \text{ °C}$ ).

Les profils temporels des données de températures sont présentés dans la figure 2 de l'article (Chapitre 5).

### 3.2.2 Données de télédétection

Deux sources d'imageries satellitaires ont été utilisées afin d'augmenter la fréquence temporelle d'observation pour chaque pixel. Le nombre d'images par capteur pour la période d'analyse est détaillé dans le tableau 1 et à la figure 3 (section 3.3).

#### A) Sentinel-1A-1B

Les deux satellites RSO de la constellation Sentinel-1 (A et B) de l'Agence Spatiale Européenne (ESA) fournissent des données en polarisation double (HH/HV) en bande C à une fréquence de 5,405 GHz disponibles gratuitement sur la plateforme de téléchargement de l'ESA. Le produit Sentinel-1 *Extra Wide Swath (EW) Ground Range, Multi-Look, Detected (GRD) Medium Resolution* utilisé est projeté sur l'ellipsoïde de référence WGS84 avec une résolution spatiale de 50 x 50 m. Le *multi-looking* permet la réduction du bruit sur les images GRD. La valeur des pixels des images représente l'amplitude du signal et l'information de la phase est perdue. L'angle d'incidence d'acquisition varie entre 20° et 46°.

#### B) RADARSAT-2

La mission RADARSAT-2 de l'Agence Spatiale Canadienne (ASC) permet l'acquisition de données en bande C (5,405 GHz) depuis son lancement en 2007 avec un cycle de revisite de 24 jours (Maxar Technologies Ltd, 2018). Ces images ont été obtenues dans le cadre d'une entente avec le Centre Canadien de Cartographie et d'Observation de la Terre (CCCOT) de Ressources Naturelles Canada (RNCAN). Le mode d'acquisition en polarisation double HH/HV *ScanSAR Wide* avec une résolution spatiale de 40 m a été choisi en raison de la fréquence temporelle des images disponibles pour la période (Tableau 1) et le site d'étude (IMA).

**Tableau 1.** Images disponibles pour les trois sources de données satellitaires

Satellite	Période	Mode d'acquisition (résolution spatiale)	Polarisation	Nombre d'images
Sentinel-1A	2018 et 2019	EW (50 m)	Double (HH/HV)	65
Sentinel-1B	2018 et 2019	EW (50 m)	Double (HH/HV)	179
RADARSAT-2	2018 et 2019	ScanSAR Wide (40 m)	Double (HH/HV)	200

### 3.2.3 Données cartographiques

#### A) Carte des écosystèmes terrestres

Cette étude utilise également une carte des écosystèmes terrestres (i.e., écotypes) créée à partir de la classification non supervisée d'images multispectral WorldView-2 de 2011 (Ponomarenko et al., 2019) à l'aide de la classification biogéoclimatique arctique et subarctique canadienne (*Canadian Arctic-Subarctic Biogeoclimatic Ecosystem Classification*; CASBEC) définie dans McLennan et al., (2018). La classification CASBEC est basée sur les écosystèmes terrestres et comprend les caractéristiques de la végétation (e.g., présence/absence, hauteur, etc.) ainsi que le régime d'humidité du sol (i.e., *Soil moisture regime*; SMR). Les écotypes sont cartographiés pour le bassin versant du lac Greiner à une résolution spatiale de 10 m et contiennent 19 unités cartographiques regroupant 21 écotypes. Plus de détails sur les écotypes se trouvent dans l'article de McLennan et al., (2018). Le tableau 1 de l'article (Chapitre 5) présente un résumé des caractéristiques clés pertinentes pour cette étude, soit le SMR et la hauteur moyenne de la végétation.

### 3.3 Période d'étude

La période d'étude s'étend d'août 2018 à décembre 2019 englobant alors 3 saisons de transition, soit l'automne 2018 (F-2018), le printemps 2019 (S-2019) ainsi que l'automne 2019 (F-2019). La figure 3 présente les périodes de disponibilité des données temporelles *in situ*, en teinte de jaune, et de télédétection, en teinte de bleu, pour la période d'analyse avec le nombre d'images par mois pour les trois capteurs, ainsi que le nombre de jours total par mois couvert par les acquisitions des trois capteurs combinées (# jour couvert). Le nombre de sites pour lesquels des températures de sol sont disponibles est indiqué pour les  $T_{sol}$  à partir des *i-Buttons*, et les mois incluant le jour de gel et de dégel défini par les températures de l'air sont présentés en gris. En moyenne, 18 jours par mois sont couverts avec au moins une image RSO.



## 4. Méthodes

Les sections suivantes permettent de décrire plus en détail les étapes de la méthodologie qui ne se retrouve pas à l'intérieur de l'article présenté au Chapitre 5, soit la normalisation de l'angle d'incidence par la moyenne (4.2.2) ainsi que l'algorithme de détection de changement (CPD; 4.3.1), et de faire un bref rappel de celles qui s'y trouvent.

### 4.1 Schéma méthodologique

La figure 4 présente les étapes méthodologiques du projet de recherche avec en gris les données *in situ* et de télédétection, en vert les étapes de prétraitements de ces données, en orange les étapes liées à l'objectif #1 et en bleu les étapes liées à l'objectif #2. Les résultats pour chaque objectif sont représentés par les boîtes en tirets.

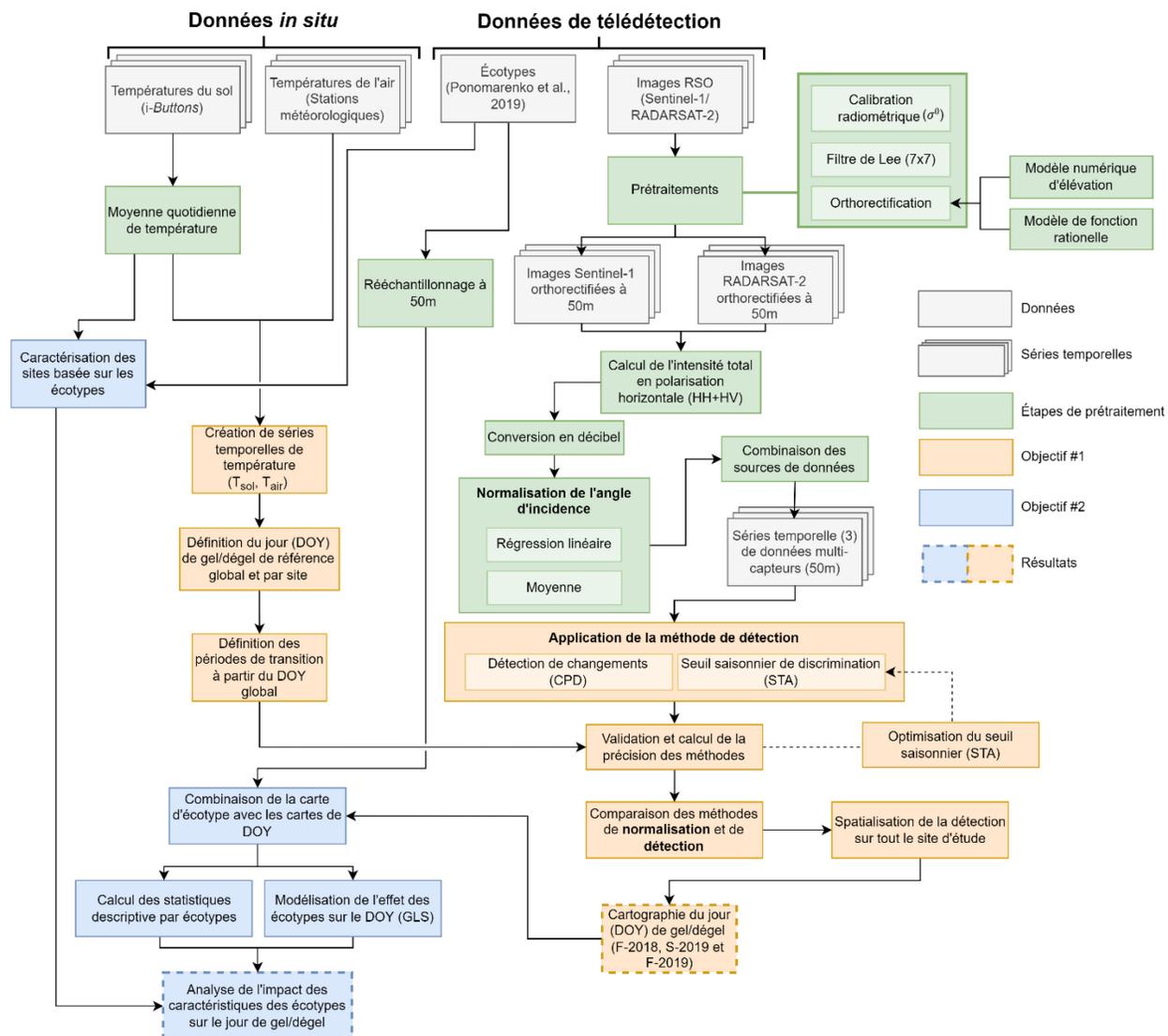


Figure 4. Schéma méthodologique du projet de recherche

## 4.2 Prétraitement des données

Les sections suivantes permettent de faire un rappel des prétraitements effectués sur les données *in situ* et sur les données de télédétection, ainsi que de décrire la normalisation de l'angle d'incidence par la moyenne.

### 4.2.1 Rappels des prétraitements détaillés au Chapitre 5

Premièrement, une moyenne journalière des données de température du sol fut effectuée afin d'avoir une référence de température du sol par jour, comme pour les températures de l'air. La variation journalière moyenne des températures du sol est de l'ordre des  $0.5^{\circ}\text{C}$ . Un jour de référence

de gel et de dégel global fut défini à partir des séries temporelles de température de l'air, duquel ont découlé les périodes de transition de l'automne 2018 (F-2018), du printemps 2019 (S-2019) et de l'automne 2019 (F-2019) tel que détaillé dans la section 3.2.1.B. De la même manière, un jour de gel et de dégel de référence par site pour les mêmes périodes de transition ont été définis à partir des températures du sol mesuré par les *i-Buttons* de surface (i.e., 0-5 cm; section 3.2.1.A). Ces jours de références sont utilisés lors de la validation de la classification par les algorithmes dans le calcul de la précision de détection (Section 4.3.2).

Ensuite, les données RSO des deux capteurs ont été prétraitées indépendamment selon la même chaîne de traitements, qui comprend la calibration des données au coefficient de rétrodiffusion sigma zéro ( $\sigma^0$ ), l'utilisation d'un filtre de Lee (7X7) pour la réduction du bruit, ainsi que l'orthorectification des images sur une grille commune de 50 x 50 m à l'aide du modèle d'élévation haute résolution à 2 m du Canada (Porter et al., 2018). À la suite de ces traitements, les coefficients rétrodiffusion provenant de l'intensité reçue dans les deux polarisations (i.e., horizontale et verticale) ont été additionnés afin de créer une troisième série temporelle de données représentant l'intensité totale rétrodiffusée à partir d'un signal émis en polarisation horizontale (i.e. *Total H Power*). Comme le signal rétrodiffusé dans les deux polarisations est combiné à l'intérieur de cette série temporelle, celui-ci est considéré comme non polarisé, et est donc indépendant de la structure ou de l'orientation des éléments de la cible (Woodhouse 2006) tout en augmentant le *signal-to-noise ratio* (SNR; Entekhabi et al., 2014) lié à l'augmentation de la quantité du signal. Cet aspect devient important lorsque nous souhaitons comparer le comportement du signal lors du gel/dégel entre les différents écotypes, en raison entre autres des différences de hauteur et de présence de végétation entre les classes. Les coefficients de rétrodiffusions pour les trois séries temporelles (i.e., HH, HV et HH+HV) sont par la suite convertis en décibels.

À la suite de ces traitements, une normalisation de l'angle d'incidence sur les séries temporelles pour chaque pixel fut effectuée afin de diminuer l'effet de l'utilisation d'orbites multiples le long des séries temporelles. Deux méthodes ont été utilisées pour la normalisation de l'angle d'incidence, soit la diminution de l'effet de l'angle d'incidence sur le coefficient de rétrodiffusion (1) par la soustraction de la pente d'une régression linéaire entre les deux paramètres (Chen et al., 2019; Kennett et Li, 1989; Makynen et al., 2002; Widhalm et al., 2018) expliquée dans l'article

(Chapitre 5), et (2) par la différence entre la moyenne globale du signal et la moyenne du signal pour chaque orbite (Lievens et al., 2019) détaillée à la section 4.2.2.

Finalement, une combinaison des données RSO de Sentinel-1 et RADARSAT-2 fut effectuée afin d'obtenir une série temporelle multicapteur quasi quotidienne durant les périodes de transition (i.e., automne et printemps; tableau 2). Comme les images sont calibrées avec le coefficient de rétrodiffusion  $\sigma^0$ , elles peuvent être combinées ou comparées directement avec des images provenant d'autres capteurs, dans notre cas, ayant les mêmes polarisations et fréquences d'acquisition, étant donné que ce coefficient est indépendant des paramètres d'acquisitions du capteur.

**Tableau 2.** Résolution temporelle des données de télédétection

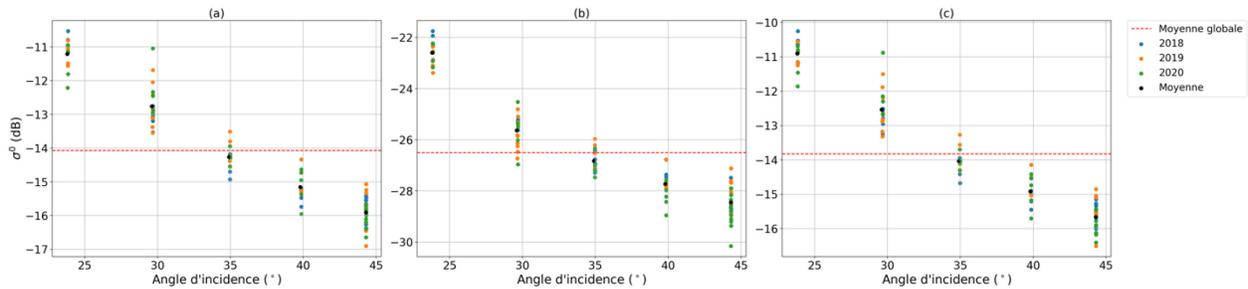
	<b>Automne 2018</b>	<b>Printemps 2019</b>	<b>Automne 2019</b>	<b>2018-2019</b>
<b>Sentinel-1</b>	2.25 jours	3 jours	2 jours	2.25 jours
<b>RADARSAT-2</b>	2 jours	3.5 jours	1.75 jours	2.5 jours
<b>Multicapteur</b>	1 jour	1.75 jours	1 jour	1.25 jours

La carte d'écotype d'une résolution de 10 x 10 m provenant de Ponomarenko et al., (2019) a été rééchantillonnée sur la grille de 50 x 50 m des images RSO traitées. Comme les données d'écotype seront par la suite utilisées pour comprendre de quelle manière ceux-ci influencent le moment de gel et de dégel du sol, seuls les pixels de 50 x 50 m englobant un minimum de 90% du même écotype ont été considérés. Un total de 13.5% (4301 pixels) de l'étendu original de l'IMA+ fut conservé après le rééchantillonnage.

#### 4.2.2 Normalisation de l'angle d'incidence par la moyenne

La normalisation de l'angle d'incidence par la moyenne consiste à calculer la différence entre le coefficient de rétrodiffusion  $\sigma^0$  moyen global (i.e., pour tous les angles d'incidence) et le coefficient de rétrodiffusion  $\sigma^0$  moyen pour chaque angle d'incidence. Les jours 1 à 60 des années 2018, 2019 et 2020 ont été combinés pour Sentinel-1 et les jours 1 à 60 et 305 à 365 des années 2018 et 2019 pour RADARSAT-2. Cette différence calculée à chaque angle d'incidence est par la suite soustraite à chaque observation indépendamment afin que la moyenne de chacun des angles d'incidence soit égale à la moyenne globale. La figure 5 montre la relation négative entre le coefficient de rétrodiffusion et l'angle d'incidence, accompagnée de la moyenne globale (en rouge) et de la

moyenne par angle d'incidence (en noir) pour un exemple de pixel de Sentinel-1 (IP6) en polarisation HH (4a), en polarisation HV (4b) et pour HH+HV (4c).



**Figure 5.** Coefficient de rétrodiffusion HH (a), HV (b) et HH+HV(c) en fonction de l'angle d'incidence pour un pixel de Sentinel-1 pour la combinaison des jours 1 à 60 des années 2018 à 2020

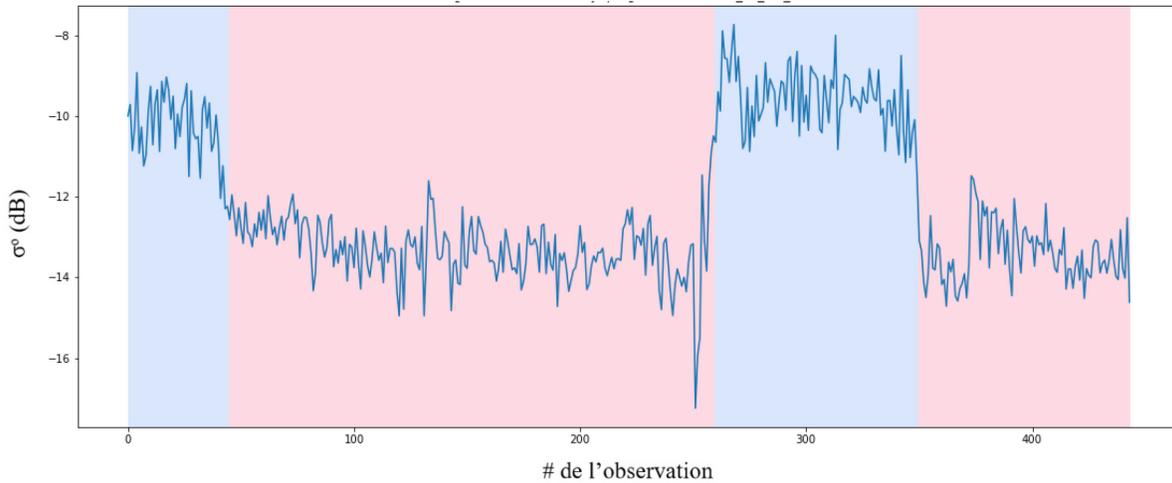
### 4.3 Algorithmes de détection et carte de gel/dégel

Deux algorithmes ont été utilisés afin de faire la détection des cycles de gel/dégel, soit (1) un algorithme de seuil saisonnier (*seasonal threshold algorithm* : STA), entre autres utilisé pour la création du produit de gel/dégel de SMAP (Dunbar et al., 2014; Rautiainen et al., 2014) et détaillé dans l'article (Chapitre 5), et (2) un algorithme de détection de changement (*change point detection*: CPD; Truong et al., 2020). La méthodologie utilisée pour le second algorithme est détaillée dans la section 4.3.1. Les sections 4.3.2 et 4.3.3 permettent de faire un rappel des étapes lié à la validation des deux algorithmes ainsi qu'à la création des cartes de gel/dégel à partir de l'algorithme STA.

#### 4.3.1 Algorithme de détection de changement

L'algorithme de détection de changement (*Change point detection*; CPD) permet d'identifier les endroits dans les séries temporelles pour lesquels les propriétés statistiques à l'intérieur de celle-ci changent. Cette méthode de classification statistique fut sélectionnée en raison de l'aspect plutôt constant du coefficient de rétrodiffusion RSO en bande C durant les périodes à l'extérieur des saisons de transitions, pour lesquels les propriétés diélectriques de la surface restent constantes (i.e., hiver et été). L'algorithme utilisé permet de segmenter les séries temporelles basées sur la modélisation du signal par régression linéaire multiple minimisant la somme des moindres carrée (Truong et al., 2020). Le nombre de segments est défini préalablement, dans notre cas suivant le nombre de périodes de transition à l'intérieur de la série temporelle étudiée. Le point de rupture

entre deux segments représente donc le jour de transition entre les deux phases thermodynamiques. Si la série temporelle suit une transition graduelle entre les deux stades, le point de rupture va représenter le jour moyen entre les deux périodes. Un exemple de segmentation du signal par l’algorithme de détection de changement est présenté à la figure 6 pour une série temporelle d’un pixel multicapteur HH+HV pour lequel 3 périodes de transitions sont visibles. Les segments sont représentés par l’alternance entre la couleur bleue et la couleur rouge et l’échelle temporelle en x est remplacée par le numéro de l’observation relatif à la série temporelle (i.e., première observation sera à la position 0). Les résultats relatifs à cet algorithme sont présentés dans la section 6.2 comme ceux-ci ne sont pas présentés dans l’article.



**Figure 6.** Segmentation de la série temporelle multicapteur du coefficient de rétrodiffusion HH+HV à partir de l’algorithme CPD pour un pixel (IP6)

#### 4.3.2 Validation des algorithmes

Une fois les algorithmes appliqués aux séries temporelles de coefficients de rétrodiffusion  $\sigma^0$ , une précision de détection fut calculée à partir des  $T_{sol}$  et  $T_{air}$  de référence et de l’équation suivante:

$$précision (\%) = \frac{\# \text{ bonne observation}}{\text{total d'observation}} \times 100 \quad (a)$$

L’utilisation de la  $T_{air}$  pour la validation des algorithmes est basée sur l’hypothèse que, comme la fonte de la neige au printemps est corrélée avec l’augmentation de la température de l’air, cette donnée permettrait alors d’obtenir des valeurs de précision plus élevées pour le dégel qu’avec les  $T_{sol}$ . Cette précision de détection fut calculée pour toute la période d’étude définie dans la section

3.3 ainsi que pour chaque période de transition indépendamment. Les périodes de transitions sont définies comme 30 jours avant et après le jour de transition globale déterminé à partir des données de température de l'air (Section 4.2.1). Les températures de l'air sont utilisées pour définir ces périodes étant donné qu'elles sont considérées comme constantes sur tout le site d'étude.

Un délai de détection (DD) fut aussi calculé, basé sur les jours de référence des températures de sol pour les 10 sites de référence pour les transitions de l'automne 2018 et du printemps 2019 et pour les 6 sites restant pour la transition de l'automne 2019. Le DD correspond à la différence absolue entre le jour transition de référence et celui défini à partir des algorithmes pour chaque site. Le jour de transition détecté avec l'algorithme est défini de la même manière que celui avec les données de température. Le DD fournit une estimation de premier ordre sur la précision de l'algorithme de détection. Cet indicateur est utilisé pour comparer la performance des deux algorithmes sur les sites de références à la section 6.2.2.

#### **4.3.3 Cartes de gel/dégel**

Des cartes de jour de gel et de dégel ont été créées pour le site d'étude étendu (IMA+; figure 2, Section 3.1) en appliquant l'algorithme sur chaque pixel indépendamment pour les périodes de transition F-2018, S-2019 et F-2019. La série temporelle d'intensité totale en polarisation horizontale (HH+HV) fut utilisée pour la création de ces cartes afin de diminuer la dépendance du signal à l'orientation des caractéristiques de la cible (i.e., végétation, rugosité; Woodhouse 2006). Un masque hydrographique fut utilisé afin de retirer de l'analyse les pixels non terrestres. Finalement, les pixels pour lequel les jours de transition détectés se trouvaient à l'extérieur des périodes de transitions de 60 jours, défini à partir des jours de transition globale (Section 4.2.1), ont aussi été retirés et considérés comme de fausses détections. Lors de la création des cartes à partir de l'algorithme de seuil saisonnier, les pixels pour lesquelles les coefficients de rétrodiffusion de référence d'hiver montraient des valeurs plus élevées qu'en été ont aussi été retirés étant donné qu'ils ne permettaient pas la détection de la transition telle qu'expliquée dans la section 3.3 de l'article (Chapitre 5). La section 6.2.3 de ce mémoire permet de présenter les résultats en lien avec la création des cartes à partir de l'algorithme STA.

## **5. A Multisensor C-band Synthetic Aperture Radar (SAR) Approach to Retrieve Freeze/Thaw Cycles in High Arctic Environments: A Spatial Variability Assessment**

### **5.1 Présentation de l'article scientifique**

L'article présenté dans ce Chapitre est soumis au journal *Remote Sensing of Environment*. L'article est présent dans sa version intégrale, et disponible en anglais seulement.

Pour citer cet article:

Crevier, C., Langlois, A., Derksen, C., Roy A. (2022) A Multisensor C-band Synthetic Aperture Radar (SAR) Approach to Retrieve Freeze/Thaw Cycles in High Arctic Environments: A Spatial Variability Assessment, *Remote Sensing of Environment*. *Submitted in May 2022*. Manuscript reference number : RSE-D-22-00969

### **5.2 Résumé en français**

Cet article vise à analyser la variabilité spatiale des cycles de gel/dégel en environnement de toundra arctique à partir de séries temporelles de coefficients de rétrodiffusion RSO multicapteur en bande C. Pour augmenter la résolution temporelle des observations RSO, les images provenant de plusieurs orbites d'observation, ainsi que de plusieurs capteurs satellitaires (i.e., Sentinel-1 et RADARSAT-2) ont été combinées. Une normalisation de l'angle d'incidence a été appliquée aux séries temporelles. Un algorithme de seuil saisonnier de discrimination (STA) a été utilisé pour définir le jour de transition du gel et du dégel, sur les jeux de données de polarisation HH, HV et HH+HV. Le seuil saisonnier de discrimination a été optimisé en utilisant les données de température du sol pour des sites spatialement distribués. Une précision de détection de plus de 93 % a été calculée avec un seuil de classification optimisé de 0,62 pour la série temporelle HH+HV sur ces sites. Des cartes de jour de transition ont été créées pour les transitions de gel de 2018 et 2019, et pour la transition de dégel de 2019 en utilisant la série temporelle HH+HV avec le seuil de classification optimisé. Ces cartes ont été combinées avec une carte d'écosystèmes terrestres (i.e., écotypes) créée par Ponomarenko et al., (2019) pour étudier l'impact des écotypes sur le jour de transition. Trois modèles GLS ont été créés à partir du couplage des cartes. Une différence d'environ 2 à 3 jours a été observée entre les classes d'écotypes. Sur la base de ces

différences, nous émettons l'hypothèse que le niveau d'humidité du sol est le facteur dominant dans la transition du gel et que la hauteur et la présence de végétation seraient les facteurs dominant durant le dégel.

*Mots clés:* Couche active, Télédétection RSO, RSO en bande C, Gel/Dégel, Toundra arctique, Sentinel-1, RADARSAT-2

### 1 5.3 Article

2 A Multisensor C-band Synthetic Aperture Radar (SAR) Approach to Retrieve Freeze/Thaw  
3 Cycles in Low Arctic Environments: A Spatial Variability Assessment

4 Charlotte Crevier<sup>1,2</sup>, Alexandre Langlois<sup>1,2</sup>, Chris Derksen<sup>3</sup>, Alexandre Roy<sup>2,4</sup>

5 <sup>1</sup>Centre d'Applications et de Recherches en Télédétection (CARTEL), Université de Sherbrooke, Sherbrooke, J1K 2R1, Canada

6 <sup>2</sup>Centre d'Études Nordiques, Université Laval, Québec, Québec, G1V 0A6, Canada

7 <sup>3</sup>Environment and Climate Change Canada, Climate Research Division, Toronto, ON, Canada

8 <sup>4</sup>Département des Sciences de l'Environnement, Université du Québec à Trois-Rivières, Trois-Rivières, QC, Canada, G9A5H7

9

10 *Corresponding author:* Charlotte Crevier ([charlotte.crevier@usherbrooke.ca](mailto:charlotte.crevier@usherbrooke.ca))

### 11 Abstract

12 This paper investigates the spatial variability of freeze/thaw (F/T) cycles in low arctic tundra  
13 retrieved from multisensor SAR backscatter time series. To increase the temporal resolution of  
14 SAR observations, we combined measurements from Sentinel-1 and RADARSAT-2. An incidence  
15 angle normalization was applied to the backscatter time series to remove influence of the  
16 acquisition angle on backscatter. A seasonal threshold algorithm (STA) was used to detect F/T  
17 transitions and applied to HH, HV and HH+HV polarization datasets. The classification threshold  
18 was optimized using soil temperature measurements from spatially distributed sites. A detection  
19 accuracy of over 93% was calculated with an optimized classification threshold of 0.62 for the  
20 HH+HV time series on those sites. We created F/T day of year (DOY) maps of the study area for  
21 the 2018 and 2019 freezing transitions, and for the 2019 thawing transition using the HH+HV time  
22 series with the optimized classification threshold. Those maps were combined with a terrestrial  
23 ecosystem (ecotype) map to investigate the impact of ecotypes on the F/T transitions. Three  
24 generalized least squares (GLS) models were fitted on the coupling of the maps. Differences of  
25 about 2-3 days were observed between ecotype classes. Based on these differences, we hypothesize  
26 that differences during the freezing transition were probably due to the underlying soil moisture  
27 and during the thawing transition, to the influence of vegetation. We found that the presence or  
28 absence of snow plays a role in both transition seasons.

29

30 *Keywords:* Active layer, SAR remote sensing, C-band SAR, Freeze/Thaw, Arctic tundra, Sentinel-  
31 1, RADARSAT-2

**32 Highlights**

- 33 - Detection accuracy is independent of the seasonal reference values used in the STA;
- 34 - Presence of snow during soil freezing transition impacts the detection;
- 35 - C-Band SAR spatial resolution could detect spatial variability of F/T timing;
- 36 - Differences in freezing onset could be linked to soil moisture;
- 37 - Differences in thawing onset could be linked to vegetation.

## 38 1. INTRODUCTION

39 Over the last four decades, important signs of climate change have been observed across the Arctic  
40 (Dai et al., 2019) amplified by enhanced warming due to positive climate feedback (Serreze and  
41 Barry, 2011). The observed increase in surface temperatures at two to three times the rate observed  
42 elsewhere on the planet has significant impacts on the cryosphere and arctic ecosystems. Increased  
43 air temperature across the Arctic influences several cryosphere-related phenomena, such as  
44 precipitation type and phase (Il Jeong and Sushama, 2018; Langlois et al., 2017), snow cover  
45 accumulation and distribution (Derksen and Brown, 2012), spatial and temporal evolution of  
46 vegetation cover (Bjorkman et al., 2018; Martin et al., 2017), and the soil thermal regime (Smith  
47 et al., 2010), including permafrost temperature and active layer depth.

48 The permafrost active layer refers to the soil surface layer which undergoes an annual freeze and  
49 thaw (F/T) cycle. This cycle impacts the surface energy budget (Schuur et al., 2015), hydrological  
50 and carbon cycles (Wang et al., 2009), vegetation growing seasons (Kim et al., 2012), underlying  
51 permafrost state and active layer thickness (ALT; Yi et al., 2018). Snow strongly influences those  
52 processes because of its low thermal conductivity and high albedo that regulate ground  
53 temperatures (Domine et al., 2019; Zhang et al., 2018). As such, snowpack properties like total  
54 depth, density, and microstructure influence the F/T cycles of the underlying soil (Prince et al.,  
55 2019). However, one of the most significant consequences of a warming Arctic is a reduction in  
56 snow cover duration through the later arrival of snow cover in the fall and early melt in the spring  
57 (Derksen and Brown, 2012; Brown et al., 2017). Furthermore, tundra vegetation, which modulates  
58 snow distribution through trapping effects (Barrere et al., 2018; Busseau et al., 2017; Royer et al.,  
59 2021), is also changing significantly (Bjorkman et al., 2018; Martin et al., 2017). Furthermore,  
60 Royer et al. (2021) suggested that changes in the snowpack microstructure and distribution  
61 patterns, linked to the increase of vegetation height and coverage, could further amplify permafrost  
62 warming (Callaghan et al., 2011).

63 Several studies have developed F/T detection algorithms using satellite passive microwave (PMW)  
64 measurements (Chen et al., 2019; Derksen et al., 2017; Kim et al., 2011; Prince et al., 2018;  
65 Rautiainen et al., 2016; Roy et al., 2015, 2020; Xu et al., 2016; Zheng et al., 2017). The potential  
66 of using low-frequency microwave data for developing F/T cycle detection algorithms have  
67 increased due to the available L-Band satellite missions (e.g., Aquarius, SMOS, SMAP). Despite

68 the clear potential for detecting and monitoring soil F/T cycles, the strong landscape heterogeneity  
69 within the coarse grid spacing of these datasets (~25 km) leads to misrepresentation of the spatial  
70 variability, biases, and uncertainty in the F/T retrievals (Ponomarenko et al., 2019; Prince et al.,  
71 2019).

72 Satellite Synthetic Aperture Radar (SAR) measurements fill this gap, because of much finer spatial  
73 resolution: typically, from 1 to 100 m. The SAR backscatter signal ( $\sigma^0$ ) depends on  
74 the dielectric (i.e., moisture and water phase) and geometric (i.e., roughness) properties of the  
75 target, leading to a strong sensitivity to dielectric contrasts during soil transition seasons (i.e.,  
76 freezing and thawing). Given the very high dielectric constant of water in the microwave spectrum,  
77 the dielectric constant for dry or frozen soil is small compared to wet or thawed soil (Ulaby et al.,  
78 1986). Changes in the dielectric constant of the soil during F/T cycles are detectable using SAR  
79 backscatter information (Baghdadi et al., 2018; Jagdhuber et al., 2014; Park et al., 2011). The easy  
80 access to PMW data and its daily temporal coverage have favoured their use compared to SAR  
81 data in the detection of F/T cycles (Park et al., 2011). However, the arrival of constellations such  
82 as Sentinel-1 (since 2016; Bourbigot et al., 2016) and the RADARSAT Constellation Mission  
83 (RCM; since 2019) allows improved temporal coverage of  $\sigma^0$  data, thus increasing the potential for  
84 daily observations across the Arctic.

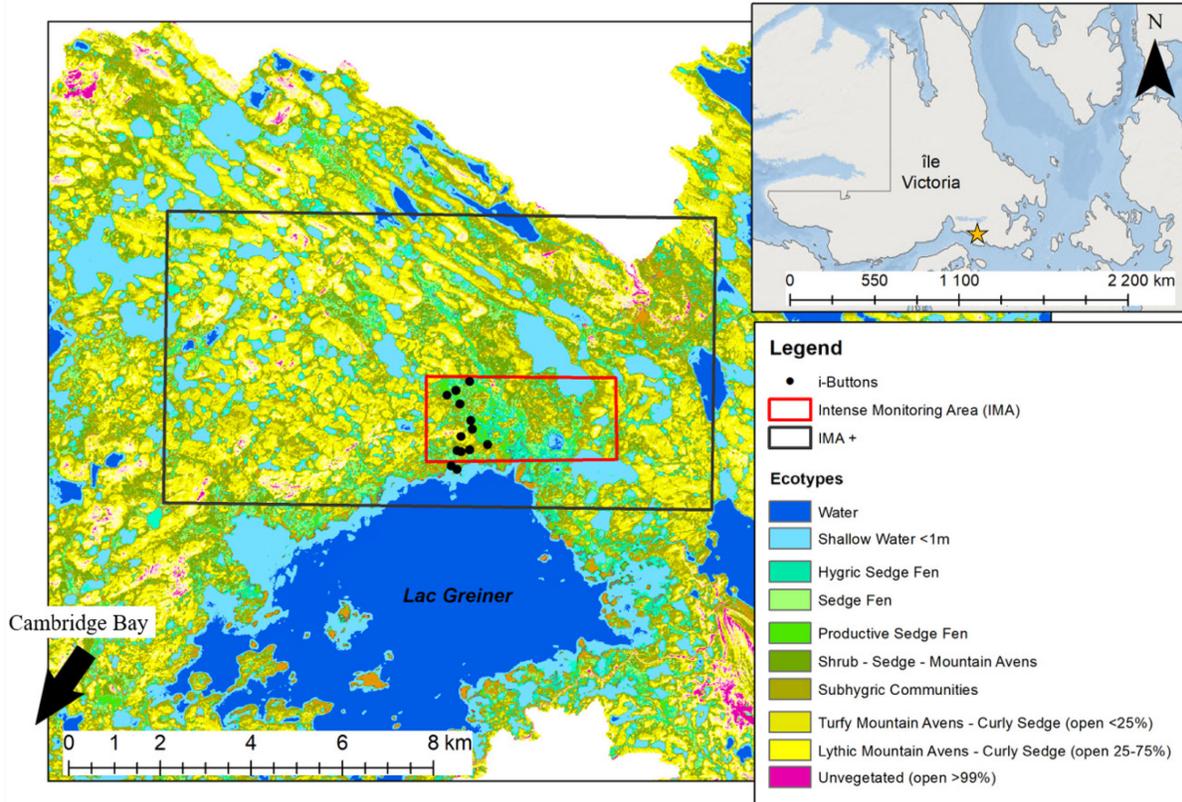
85 This study aims to retrieve spatial variability of F/T cycles in the low arctic tundra using SAR  
86 backscatter time series. The specific objectives of this paper are thus to (1) evaluate the potential  
87 of multisensor C-Band SAR time series to retrieve F/T cycles, and (2) use the derived F/T maps to  
88 evaluate the impact of land cover (i.e., ecotypes) on F/T cycles in arctic environments.

## 89 **2. STUDY SITE AND DATA**

### 90 **2.1 Overview of the study area**

91 This study focuses on the Intensive Monitoring Area (IMA) north of the Greiner Lake watershed,  
92 near Cambridge Bay, Victoria Island, NU (Fig. 1). The site is instrumented with three  
93 meteorological stations and characterized by low and sparse vegetation, low annual precipitation,  
94 and flat topography, typical of arctic tundra environments. The mean annual air temperature is  
95 around -10 °C, and rarely goes above 18 °C during the warm season and below -41 °C during the  
96 cold season. For our study, we used daily soil temperature data derived from a spatially distributed

97 network of i-Buttons deployed across the IMA over 2018–2019, in the most dominant ecotypes  
 98 (Ponomarenko et al., 2019) present in the area. Fig. 1. base map represent the ecotypes at 10 m  
 99 resolution.



100  
 101 **Fig. 1.** Study site of the IMA (red) and the extent covered by the F/T maps created in this study  
 102 referred to as the IMA+ (black) near Cambridge Bay, Victoria Island, NU, with the ecotypes as  
 103 base map and i-Button locations. Legend of the ecotypes only includes dominant classes.

## 104 2.2 Data description

### 105 2.2.1 Soil and air temperature

106 We developed and validated the F/T detection algorithm based on reference soil ( $T_{\text{soil}}$ ) and air ( $T_{\text{air}}$ )  
 107 temperature data (Fig. 2.).

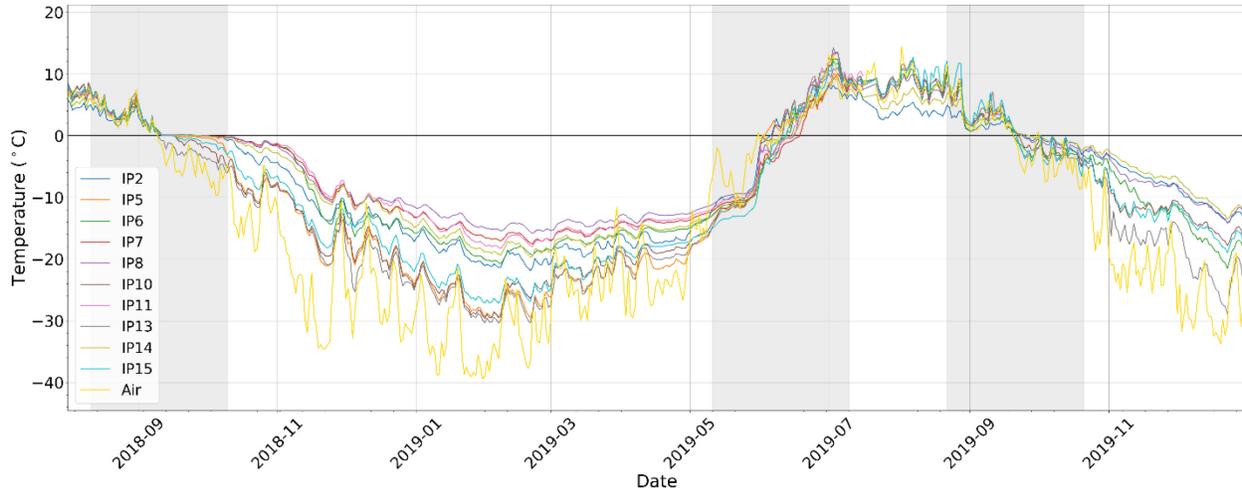
#### 108 A) Soil temperature

109  $T_{\text{soil}}$  was measured using low-cost sensors (i-Buttons) deployed within the IMA over two years  
 110 from July 2018 to mid-July 2019 in ten different sites; and from mid-July 2019 to August 2020 in

111 seven of the ten previous sites. The i-Buttons measured the soil temperature every three hours and  
 112 have been placed at three different depth ranges in the soil: from 2 cm to 4 cm; from 10 cm to  
 113 20 cm and from 20 cm to 30 cm in the following ecotypes: *Hydric sedge fen* (IP2), *Sedge fen* (IP7,  
 114 IP8 and IP14), *Productive sedge fen* (IP6 and IP11), *Subhygric communities* (IP5 and IP10), *Turfy*  
 115 *mountain avens—Curly sedge (open <25%)* (IP15), and *Unvegetated (open >90%)* (IP13) as  
 116 detailed in McLennan et al., (2018). Only the i-Buttons located at the surface (first 4 cm of the soil)  
 117 were used in the study, since C-band measurements are sensitive to changes near the surface and  
 118 show limited soil penetration (Rowlandson et al., 2018). A fixed uncertainty of 0.5 °C was  
 119 considered on the data since the observed biases are within the manufacturer’s precision (Prince et  
 120 al., 2019). Soil temperatures were averaged daily since daily soil temperature variability is of the  
 121 order of the i-Buttons uncertainty. The soil was considered frozen when  $T_{\text{soil}} \leq 0.5$  °C and thawed  
 122 when  $T_{\text{soil}} > 0.5$  °C according to i-Button data, considering its accuracy and the clear zero curtain  
 123 observed around 0 °C during the freezing in fall (Fig. 2). The zero curtain refers to the extended  
 124 period during the freezing or thawing of the soil where the temperature stays around 0 °C due to  
 125 the release of the residual latent heat or water in the soil (Domine et al., 2018). Freezing ( $D_{\text{fr}}$ ) and  
 126 thawing ( $D_{\text{th}}$ ) reference transition day of year (DOY) were derived from the daily mean  $T_{\text{soil}}$ .  $D_{\text{fr}(\text{soil})}$   
 127 was defined as the first day of a series of 7 consecutive days when the soil was considered frozen  
 128 for every i-Buttons, and  $D_{\text{th}(\text{soil})}$ , as the first day of a series of 7 consecutive days considered thawed.

## 129 **B) Air temperature**

130  $T_{\text{air}}$  data for 2018 to 2019 were obtained from the Environment and Climate Change Canada  
 131 meteorological station (ECCC,  
 132 [https://climat.meteo.gc.ca/historical\\_data/search\\_historic\\_data\\_f.html](https://climat.meteo.gc.ca/historical_data/search_historic_data_f.html)) located at the Cambridge  
 133 Bay airport. Global reference transition DOY ( $D_{\text{th}(\text{air})}$  and  $D_{\text{fr}(\text{air})}$ ) were calculated from  $T_{\text{air}}$  as the  
 134 first day of a series of 7 consecutive days classified as frozen ( $T_{\text{air}} \leq 0$  °C) or thawed ( $T_{\text{air}} > 0$  °C).  
 135 Since  $T_{\text{air}}$  is considered constant over the study site, reference transition seasons were derived as  
 136 +/- 30 days around  $D_{\text{th}(\text{air})}$  and  $D_{\text{fr}(\text{air})}$  (gray area in Fig. 2).



137  
 138 **Fig. 2.**  $T_{\text{soil}}$  for the 10 reference sites (IP) and  $T_{\text{air}}$  from ECCC for the study period of August 2018  
 139 to December 2019 with the transition seasons (in gray) for freezing in 2018 and 2019 and thawing  
 140 in 2019.

### 141 2.2.2 Synthetic Aperture Radar (SAR) dataset

142 In this study, we used C-band (5.405 GHz) SAR backscatter obtained from the sensors of two  
 143 satellite missions, namely the Sentinel-1A-1B constellation (available since 2016), and  
 144 RADARSAT-2 (made available for this study between August 2018 to December 2019).  
 145 Therefore, this study focuses on the period spanning from August 2018 to December 2019, where  
 146 the overlap between both data source allows for quasi-daily revisit time in the transition seasons of  
 147 Fall 2018 (F-2018), Spring 2019 (S-2019) and Fall 2019 (F-2019). Using both sensors, the average  
 148 revisit times are respectively 1 day for F-2018 and F-2019, and approximately 2 days for S-2019  
 149 (see Table 2 in 3.1). Both datasets were preprocessed independently with a standardized processing  
 150 chain (Section 3.1) and resampled to a standard  $50 \text{ m} \times 50 \text{ m}$  grid to be combined into one  
 151 multisensor time series.

#### 152 A) Sentinel-1A-1B

153 We used a total of 270 Level-1 GRD Extra Wide Swath (EW) images from Sentinel-1A-1B in dual  
 154 polarization (HH, HV) with a grid spacing of  $40 \text{ m} \times 40 \text{ m}$ . Due to the combination of  
 155 measurements from multiple orbits, the acquisition incidence angles ranged from  $20^\circ$  to  $46^\circ$ .  
 156 Descending/ascending scenes were used together.

## 157 **B) RADARSAT-2**

158 We used a total of 200 *ScanSAR wide* SAR Georeferenced Fine product (SGF) RADARSAT-2  
159 images in dual polarization (HH, HV) with a 50 m × 50 m grid spacing. We also used multiple  
160 orbits with an acquisition incidence angle ranging from 20° to 49°, including both descending and  
161 ascending scenes.

### 162 **2.2.3 Ecotypes map**

163 This study also relies on an ecotypes map created from unsupervised classification of 2011  
164 WorldView-2 multispectral imagery (Ponomarenko et al., 2019) based on the Canadian Arctic-  
165 Subarctic Biogeoclimatic Ecosystem Classification (CASBEC) defined in McLennan et al., 2018.  
166 The CASBEC classification is based on terrestrial ecosystems (i.e., ecotypes) and includes  
167 vegetation characteristics, as well as the soil moisture regime (SMR). The ecotypes are mapped for  
168 Greiner Lake's watershed at a spatial resolution of 10 m and contain 19 map units regrouping  
169 21 ecotypes. Resampling the 10 m × 10 m map to a 50 m × 50 m grid allowed to match the SAR  
170 imagery time series resolution. The analysis only included the pixels covering 90% of the same  
171 ecotype value, summing for a total of 4301 pixels (13.5%) kept from the initial coverage map.  
172 More details on the ecotypes can be found in Ponomarenko et al., (2019) from which a summary  
173 of the key characteristic relevant to this study: the soil moisture regime (SMR) and the maximal  
174 vegetation height are presented in Table 1. The soil moisture regime is defined by a scale ranging  
175 from 0 to 9, where 0 is very xeric and 9 is aquatic.

176 **Table 1.** Ecotypes classes used inside the spatial analysis of F/T onset with soil moisture regime  
 177 (SMR) and average vegetation height.

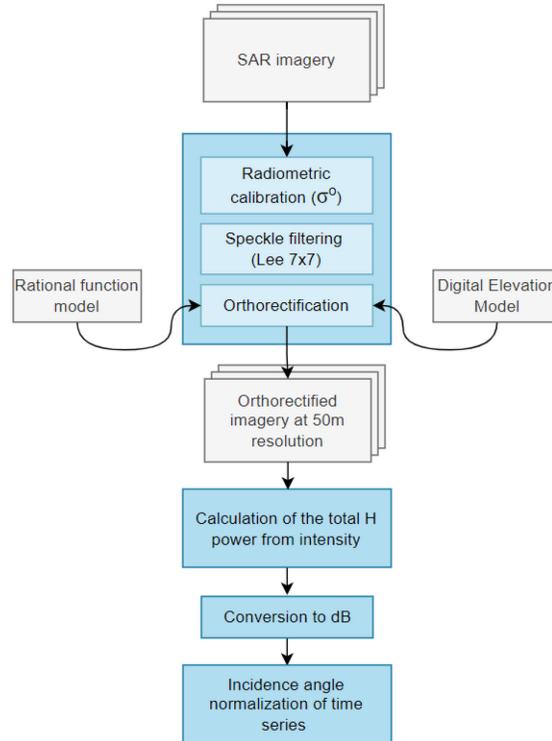
Classes	Soil moisture regime	Average vegetation height
Hydric sedge fen	8	30 cm
Productive sedge fen	6.75	30 cm
Shrub—Sedge—Mountain avens	5.75	30 cm
Subhygric communities	5	8 cm
Turfy mountain avens—Curly sedge (open <25%)	4	5 cm
Lithic mountain—Curly sedge (open 25–75%)	3	5 cm
Lithic mountain avens—Curly sedge (open 75–90%)	2.5	5 cm

178

### 179 3. METHODS

#### 180 3.1 SAR preprocessing

181 Both SAR datasets were preprocessed independently using a common chain (Fig. 3), which  
 182 includes radiometric calibration, speckle filtering, orthorectification and incidence angle  
 183 normalization. First, we applied a radiometric calibration to the backscatter coefficient ( $\sigma^0$ ). The  
 184 calibration removed the dependency of the observation to the sensor characteristics; allowing us to  
 185 combine the datasets from both sensors. To decrease spatial noise in each image, we then applied  
 186 a Lee speckle filter with a window of  $7 \times 7$  pixels. Finally, to allow for temporal analysis, images  
 187 were then orthorectified to a fixed grid of  $50 \text{ m} \times 50 \text{ m}$  using a cubic interpolation method.



188

189 **Fig. 3.** Flowchart of the SAR imagery (i.e., Sentinel-1 and RADARSAT-2) preprocessing.

190 Since this study focuses on dual polarization (i.e., horizontally transmitted, horizontally or  
 191 vertically received), the total power in horizontal polarization (referred to as Total H power or  
 192 HH+HV) then corresponds to the sum between both intensities received (Woodhouse, 2006). The  
 193 Total H power was calculated as one new time series and is used in the ecotype analysis  
 194 (Section 3.4). The three time series (i.e., HH, HV and HH+HV) were then converted to decibels  
 195 (dB).

196 Radar backscatter values were normalized for the different incidence angles of the various orbits  
 197 used in this study. A linear regression between the backscatter coefficient ( $\sigma^0$ ; in dB) and the  
 198 incidence angle ( $\theta_{incidence}$ ; in degrees) was calculated for each pixel independently such as

$$199 \quad \sigma^0(\theta_{incidence}) = \alpha * \theta_{incidence} + \beta \quad (1)$$

200 where  $\alpha$  represents the slope of the relation and  $\beta$  the intercept (Chen et al., 2019; Makynen et al.,  
 201 2002; Widhalm et al., 2018). During the thawed period, the relation between incidence angle and  
 202 backscatter is less significant because more important changes in biomass and soil moisture levels  
 203 influence the signal. The  $\alpha$  calculated from the regression using the backscatter during frozen

204 period is then used to explain the angular dependency for the datasets. The slope ( $\alpha$ ) was then  
 205 calculated for periods when the soil is considered completely frozen (DOY 1-60 for Sentinel-1,  
 206 and DOY 305-365 and 1-60 for RADARSAT-2) for the combination of 2018, 2019 and 2020 when  
 207 available. The time series were normalized at the median incidence angle of  $34^\circ$  as:

$$208 \quad \sigma_{34}^\circ = \sigma^\circ - \alpha * (\theta_{incidence} - 34^\circ) \quad (2)$$

209 Sentinel-1 and RADARSAT-2 time series were then combined to create a multisensor time series  
 210 with a quasi-daily mean temporal resolution for all three transition seasons (Table 2).

211 **Table 2.** Mean temporal resolution (in days) of the combined Sentinel-1/RADARSAT-2  
 212 normalized datasets for three transition seasons and for the whole time series (2018–2019).

	F-2018	S-2019	F-2019	2018-2019
Sentinel-1	2.2	3.2	1.9	2.2
RADARSAT-2	1.9	3.5	1.8	2.5
Multisensor	1.0	1.8	1.0	1.3

213

214 **3.2 F/T detection algorithm**

215 This study applies an empirical detection algorithm to identify the surface F/T state, using the same  
 216 approach as the *SMAP L3 EASE-Grid Freeze/Thaw State* product (Derksen et al., 2017). The  
 217 algorithm uses seasonal reference values to calculate a scale factor that is then classified into frozen  
 218 or thawed state using a defined threshold (Rautiainen et al., 2016, 2014). Based on the work of Roy  
 219 et al., (2015) using passive microwave data, we compared three methods to calculate seasonal  
 220 reference values (Section 4.2.1). The first method (“average”) uses the average backscatter  
 221 coefficients for a period during which, based on soil and air temperature measurements, the soil is  
 222 completely frozen (December 1, 2018, to April 1, 2019;  $\sigma_{fr}$ ) or completely thawed (July 1, 2019,  
 223 to September 1, 2019;  $\sigma_{th}$ ). The second method (“median”) uses the median backscatter coefficients  
 224 over the same periods. Finally, the third method (“average-5”) uses the average of the five lowest  
 225 backscatter observations during the frozen period, and the average of five highest backscatter  
 226 values during the thawed period.

227 Frozen ( $\sigma_{fr}$ ) and thawed ( $\sigma_{th}$ ) seasonal reference values are calculated for every pixel  
 228 independently, and subsequently used to calculate the seasonal scale factor ( $\Delta$ ) for every  
 229 observation at time  $t$  as:

$$230 \quad \Delta(t) = \frac{\sigma(t) - \sigma_{fr}}{\sigma_{th} - \sigma_{fr}} \quad (3)$$

231 where  $\sigma(t)$  is the backscatter coefficient for one pixel at time  $t$ . Each standardized  $\Delta(t)$  values are  
 232 then classified as frozen or thawed with a defined threshold (T) such that:

$$233 \quad \begin{cases} \Delta(t) \leq T \rightarrow \text{Frozen} \\ \Delta(t) > T \rightarrow \text{Thawed} \end{cases} \quad (4)$$

234 The threshold (T) was optimized by calculating the accuracy of the classification for threshold  
 235 values ranging between 0 and 1, at an increment of 0.01 using Eq. 5 on the ten reference sites.  
 236  $D_{th-fr(sol)}$  and  $D_{th-fr(air)}$  were used as reference values to calculate the amount of good observation  
 237 (#good observation) for the classification with every increment of thresholds (Section 4.2.2).

$$238 \quad Accuracy (\%) = \frac{\#good\ observation}{\#total\ of\ observations} \times 100 \quad (5)$$

### 239 3.3 F/T maps

240 The optimized threshold, defined with the ten reference sites, was then used to create the F/T maps  
 241 covering the IMA and its surroundings (IMA+; Fig. 1.). The algorithm was applied on a cell-by-  
 242 cell basis to retrieve the transition onset for F-2018, F-2019 and S-2019. We applied a hydrographic  
 243 mask to remove any non-terrestrial pixel. Pixels with equal or higher frozen than thawed reference  
 244 values ( $\sigma_{fr} \geq \sigma_{th}$ ) were also discarded. Indeed, the temporal evolution of the backscatter in those  
 245 cases did not allow for the detection of the dielectric discontinuity between soil state during the  
 246 transition seasons, potentially linked to the presence of rocks of higher rugosity inside the pixels.  
 247 Also, since  $T_{air}$  is considered constant across our study area, detected dates falling outside the 60-  
 248 day periods defined around  $D_{th(air)}$  and  $D_{fr(air)}$  are considered false observations, and are therefore  
 249 discarded during the creation of the F/T maps. We chose to use the Total H power for the creation  
 250 of the F/T maps to decrease the impact of the orientation of the target (e.g., vegetation distribution).  
 251 Furthermore, by using this approach, we also increased the signal-to-noise ratio (SNR; Entekhabi  
 252 et al., 2014), linked to the increase in signal quantity.

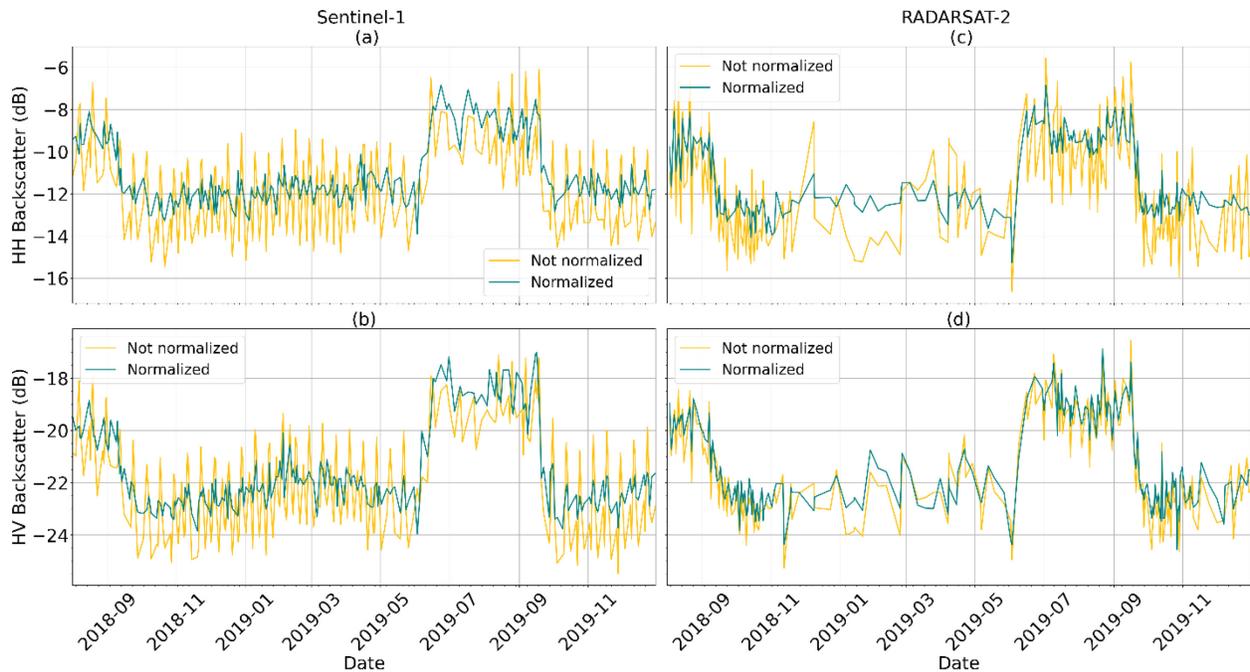
### 253 **3.4 Ecotypes analysis**

254 To analyze the impact of ecotypes on the F/T DOY, we compared F/T maps derived from HH+HV  
255 to the resampled ecotypes map, and calculated the mean F/T DOY and standard deviation per  
256 ecotype. A generalized least square model (GLS) was fitted on the dataset for the transition seasons  
257 to estimate values of freezing and thawing DOY per ecotype class with standard error. In the model,  
258 we defined a variance and spatial autocorrelation structure. A total of 3 models were created, one  
259 per transition season for the Total H power dataset.

## 260 **4. RESULTS**

### 261 **4.1 Incidence angle normalization**

262 Fig. 4 compares the temporal evolution of backscatter with the same Sentinel-1 (Fig. 4a, b) and  
263 RADARSAT-2 (Fig. 4c, d) pixel, after basic preprocessing (e.g., before incidence angle  
264 normalization) and after the incidence angle normalization. The incidence angle normalization  
265 decreases the noise in the temporal signature by reducing the impact of multiple orbits for a given  
266 pixel. It reduces the incidence angle dependency for each observation, allowing a greater  
267 distinction between freeze and thaw signals. For winter months, we found that the normalization,  
268 on average, decreases the signal standard deviation by 39%, 46% and 33% for HH, HV and  
269 HH+HV polarizations for Sentinel-1 respectively, and by 37%, 84% and 37% for RADARSAT-2  
270 at the ten reference sites. For summer months, that decrease is 48%, 88% and 46% for Sentinel-1,  
271 and 37%, 69% and 36% for RADARSAT-2.



272  
 273 **Fig. 4.** Examples of the backscatter time series for one pixel of Sentinel-1 and RADARSAT-2 data  
 274 for the study period after basic preprocessing (yellow) and incidence angle normalization (green).

## 275 4.2 F/T detection algorithm development

276 As mentioned earlier, we evaluated three different methods for the determination of the seasonal  
 277 reference value for the algorithm (Section 4.2.1). Threshold optimization was conducted from the  
 278 calculation of accuracy for increments of threshold between 0 and 1 (Section 4.2.2).

### 279 4.2.1 Comparison of the $\sigma_{fr}$ and $\sigma_{th}$ reference value

280 The two reference values  $\sigma_{fr}$  and  $\sigma_{th}$  were calculated independently for each of the reference sites.  
 281 Table 3 shows that for the combination of the reference sites, the performance of the algorithm is  
 282 not impacted by the approach to determine the reference values defined over the complete study  
 283 period, with a difference of less than 0.5% in detection accuracy. The same similarities were  
 284 observed when calculating the accuracy per transition season for each reference value method.  
 285 Those similarities between methods confirm that C-band signal can easily discern the two  
 286 thermodynamic stages of the soil independently from the method chosen. Even though we observe  
 287 close to no difference, the “average-5” method could be more sensitive to the presence of residual  
 288 noise or outlier backscatter measurements left in the time series, just as the “average” method could  
 289 be. Therefore, we used the “median” method for the following analysis.

290 **Table 3.** Multisensor F/T detection highest accuracy (%) calculated with  $T_{\text{soil}}$  reference data, for  
 291 the three references value definitions of  $\sigma_{\text{fr}}$  and  $\sigma_{\text{t}}$  for the time series of 2018 to 2019.

		$\sigma_{\text{fr}}$ and $\sigma_{\text{th}}$ definition		
		Average	Median	Average-5
All 2018-2019	HH	96.9	96.9	96.9
	HV	97.5	97.5	97.4
	HH+HV	97.2	97.2	97.4

292

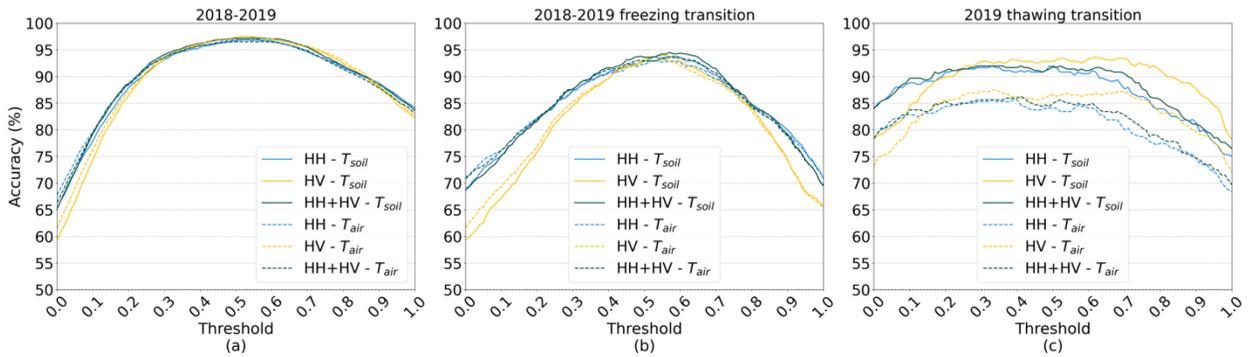
### 293 4.2.2 Threshold optimization

294 Fig. 5 shows the accuracy of the detection algorithm as a function of the threshold between 0 and 1  
 295 (at a 0.01 increment) on HH, HV and HH+HV datasets. The accuracy is calculated for the ten  
 296 reference sites combined, with  $T_{\text{soil}}$  (solid line) and  $T_{\text{air}}$  (dashed line) reference values over a) the  
 297 entire time series; b) the freezing transition periods for 2018 and 2019 combined; and c) the thawing  
 298 transitions for 2019.

299 The algorithm applied over the entire time series (Fig. 5a) suggests high accuracy (>95%) for  
 300 threshold values ranging between 0.40 and 0.65 for all polarizations and temperature datasets. This  
 301 overall classification accuracy provides a good initial assessment of the detection accuracy, but  
 302 fails to assess the threshold behaviour during the F/T transition periods. Since the accuracy for  
 303 classification values during summer and winter are close to 100% for a threshold close to 1 (i.e.,  
 304 summer) or 0 (i.e., winter). The number of “good” observations is thus increased, which decreases  
 305 the weight of each individual value in the accuracy calculation (Eq. 5). Therefore, the data from  
 306 August 11 to October 10, 2018, and August 21 to October 20, 2019, (i.e., freezing seasons) and  
 307 May 11 to July 10, 2019 (i.e., thawing season) was extracted from the time series to evaluate the  
 308 behaviour of the algorithm during those key periods of freezing and thawing.

309 Fig. 5b and c show the difference in the retrieval accuracy along the increment of thresholds during  
 310 the freezing and thawing periods. Results show that a clear threshold value maximizing the  
 311 accuracy exists between 0.50 and 0.65 for the classification of the freezing period (Fig. 5b) for all  
 312 datasets. For the thawing transition, multiple threshold values across a larger range yield a high  
 313 accuracy (Fig. 5c). The signal classification during the thawing transition is largely insensitive to  
 314 the threshold over a wide range of increments, where the accuracy remains mostly stable (0.2 to

315 0.6 for HH, 0.3 to 0.7 for HV and 0.2 to 0.7 for HH+HV polarization). A common threshold for  
 316 both transition periods could then be considered for the F/T detection. Fig. 5c also suggests that in  
 317 the classification accuracy, the soil temperature performs better by almost 10% when compared to  
 318 air temperature over the range of thresholds presented. We therefore chose the optimized threshold  
 319 from the best accuracy compared to  $T_{soil}$  measurements for the combination of both transition  
 320 seasons. A threshold of 0.56 was defined as maximizing the accuracy of transition seasons for HH  
 321 polarization and of 0.53 for HV polarization (Table 4).



322  
 323 **Fig. 5.** Accuracy of the seasonal algorithm over 0.01 increments on the threshold for (a) the entire  
 324 time series of 2018 to 2019, (b) the freezing transition of 2018 and 2019, and (c) the thawing  
 325 transition of 2019.

326 Since both polarizations show similar accuracy results for the F/T detection, the combination of  
 327 the two polarizations also give similar high results. The same threshold optimization was done on  
 328 the Total H power time series and a threshold of 0.62 was found to optimize the accuracy of  
 329 detection (Table 4).

330 **Table 4.** Accuracy for the combined transition period (F-2018, S-2019 and F-2019) with optimized  
 331 threshold.

	Threshold	Accuracy of transition period
HH	0.56	93.1%
HV	0.53	93.8%
HH+HV	0.62	93.6%

332

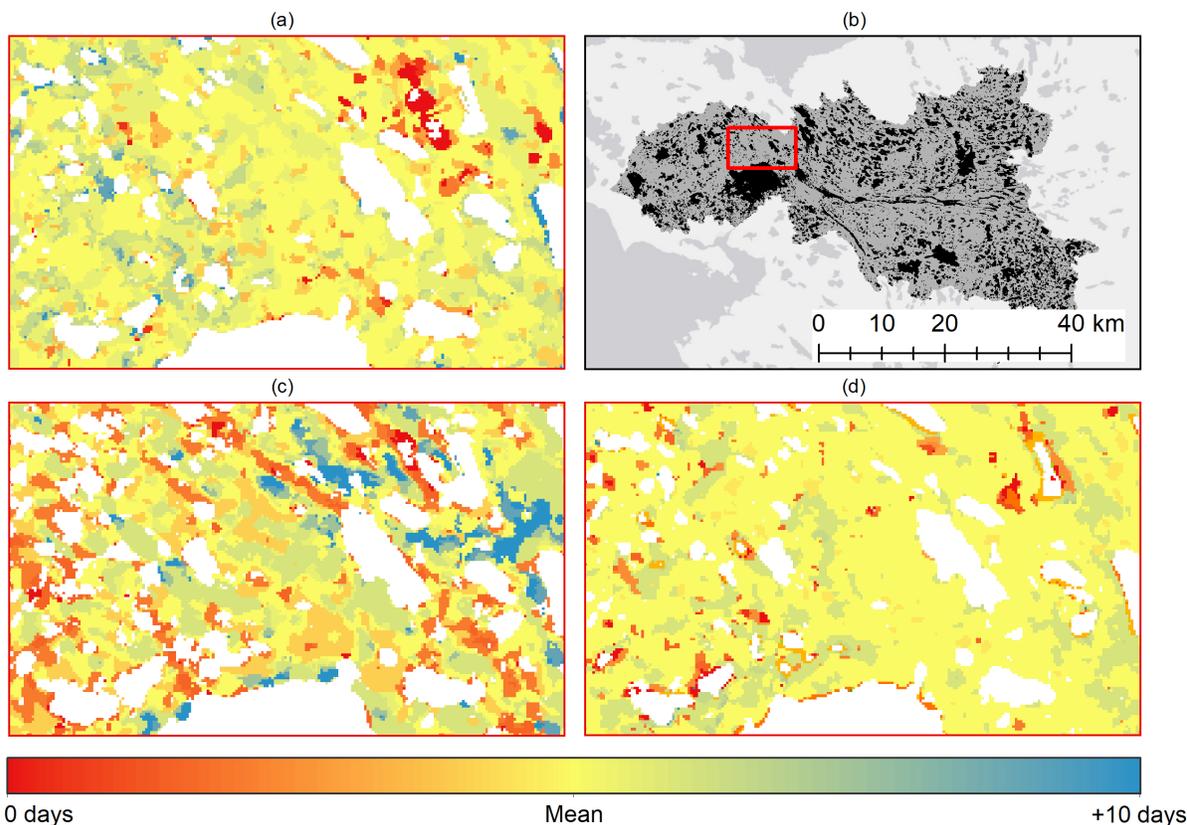
333 **4.3 Impact of ecotype on F/T**

334 We created F/T maps with the optimized threshold of 0.62 using the Total H power over the three  
 335 transition seasons, yielding three maps (Fig. 6) for the IMA+, one for each transition season.  
 336 Depending on the transition season, between 74% and 81% of the original area appear in those  
 337 maps after applying the masks (see Section 3.3). Table 5 shows the mean DOY for freezing and  
 338 thawing transition seasons from 2018 and 2019 with the standard deviation calculated from the  
 339 maps. For average DOY detected, S-2019 shows a higher standard deviation than F-2018 and F-  
 340 2019. Overall, we can see that in 2019, the soil froze around ten days later than in 2018.

341 **Table 5.** Mean transition day of year (DOY) for the IMA+ with standard deviation in brackets for  
 342 the three transition seasons.

		Transition DOY
Freezing transition	2018	253.7 (2.6)
	2019	265.0 (2.1)
Thawing transition	2019	167.3 (3.9)

343



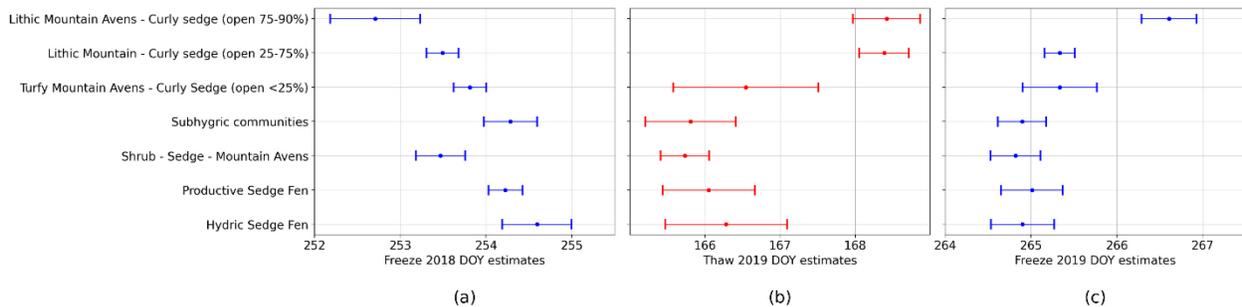
344  
 345 **Fig. 6.** Freeze and thaw DOY maps for the IMA + area using HH+HV for F-2018 (a), S-2019 (c)  
 346 and F-2019 (d). Areas without data appear in white. The ecotype data extent for the Greiner lake  
 347 watershed is shown in (b) with the F/T map extent in red.

348 We investigated potential relationships between F/T DOYs and ecotypes, given that different  
 349 ecotypes have different soil and vegetation moisture levels (i.e., thermal conductivity) implying  
 350 consequences on the F/T cycles. Table 6 shows the mean and standard deviation DOY defined with  
 351 HH+HV over the three transition seasons per ecotype class. The range, which is quite small for all  
 352 seasons, represents the difference between the mean F/T DOY of the first and the last ecotype to  
 353 transition for each season.

354 **Table 6.** Mean and standard deviation of F/T DOY for each ecotype classes using Total H power  
 355 (HH+HV) for the three transition seasons. Ecotypes appear according to their soil moisture regime  
 356 (SMR) hydric to subxeric (i.e., wet to dry).

SMR	Ecotype	F-2018	T-2019	F-2019
Hydric	Hydric sedge fen	255.2 (2.1)	166.7 (3.8)	264.9 (0.4)
	Productive sedge fen	254.3 (1.0)	167.4 (2.8)	264.8 (0.7)
Hygic	Shrub—Sedge—Mountain avens	253.5 (1.8)	165.3 (2.0)	264.9 (0.5)
Subhygic	Subhygic communities	254.2 (2.6)	166.2 (4.4)	264.9 (0.8)
	Turfy mountain avens—Curly sedge (open <25%)	253.8 (1.2)	166.6 (4.7)	265.4 (2.5)
Submesic	Lithic mountain—Curly sedge (open 25–75%)	253.2 (1.9)	168.1 (3.7)	265.18 (2.2)
Subxeric	Lithic mountain avens—Curly sedge (open 75–90%)	252.9 (3.1)	168.5 (3.3)	266.44 (4.1)
	<b>Range</b>	2.4	3.2	1.7

357  
 358 Three GLS models were created to define the relationship between ecotypes classes and F/T DOY  
 359 for each season. Fig. 7 shows the model estimates values for freezing (Fig. 7a, c) and thawing  
 360 (Fig. 7b) transition seasons along with standard deviation. For F-2018, drier ecotypes tend to freeze  
 361 sooner than hydric ecotypes, and for F-2019, only the class *Lithic Mountain Avens—Curly Sedge*  
 362 (*Open 75–90%*) shows no overlap with the other classes. For the thawing transition season for 2019  
 363 (Fig. 9b), no clear trend is visible between the ecotypes but there is a clear difference between  
 364 *Lithic Mountain—Curly Sedge (Open 25–75%)* and *Lithic Mountain Avens—Curly Sedge*  
 365 (*Open 75–90%*) when compared with the other classes. Those drier and lower vegetation ecotypes  
 366 (average 5 cm typical vegetation height) thaw later than the other more hydric and higher  
 367 vegetation ecotypes (average 30 cm typical vegetation height).



368  
 369 **Fig. 7.** Estimated transition DOY from GLS models for 2018 freezing (a), 2019 thawing (b), and  
 370 2019 freezing (c) seasons with standard deviation per ecotypes classes.

## 371 5. DISCUSSION

372 This study combined C-band SAR observations from Sentinel-1 and RADARSAT-2 sensors to  
373 create a quasi-daily time series, which delivers spatially detailed F/T detection capacity and  
374 precision across an arctic tundra environment. The seasonal threshold algorithm was effective in  
375 classifying SAR backscatter observation into frozen or thawed states. The influence of the snow  
376 cover on the freezing transition and the differences between the freezing and thawing detection  
377 ability are now discussed, along with the impact of the ecotypes on the transition onset.

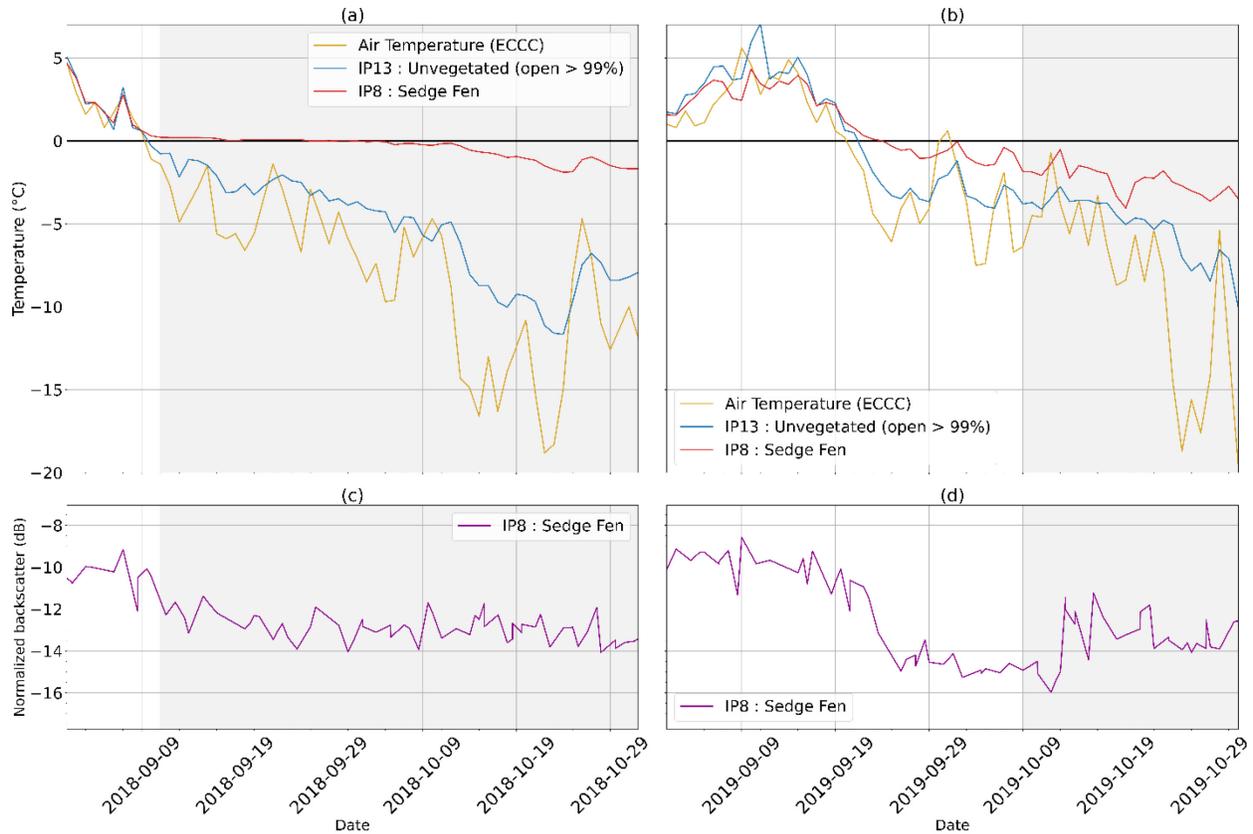
### 378 5.1 Evaluation of the seasonal F/T algorithm

#### 379 5.1.1 Impact of snow on freezing transition

380 The temporal evolution of  $T_{\text{soil}}$  for the reference sites is quite different for F-2018 and F-2019 due  
381 to different meteorological conditions during those freezing transitions. Fig. 8a and b show the  
382 temporal evolution of  $T_{\text{soil}}$  at two locations (IP8 and IP13) along with  $T_{\text{air}}$ . We chose the site IP8  
383 and IP13 to illustrate the difference between moist and dry ecotypes respectively. The site IP8 is  
384 composed of a *Sedge fen* ecotype, which is a hygric ecosystem characterized as very moist to wet  
385 (McLennan et al., 2018). The clear zero-curtain effect in higher moisture ecotype is highlighted  
386 during F-2018 in IP8 (*Sedge fen*), with the soil temperature remaining close to 0 °C over a longer  
387 period, before freezing completely (Domine et al., 2018). This is different compared to the drier  
388 IP13 site located in the *Unvegetated (open >99%)* ecotype. In addition to the difference due to soil  
389 moisture, we examined snow cover information from the *IMS Daily Northern Hemisphere Snow*  
390 *and Ice Analysis* (U.S. National Ice Center, 2008). This dataset provides information at 1 km to  
391 determine the snow onset (>40% coverage of 1 km) for these two transition seasons. We found that  
392 snow arrived almost one month later in 2019 (October 9, 2019) than in 2018 (September 11, 2018).  
393 The zero-curtain period is increased when snow covers the ground and isolates the soil from the  
394 cold air temperatures (Yi et al., 2018) as observed with the soil temperature of the *Sedge fen* ecotype  
395 during F-2018 (Fig. 8a) when compared to the same location during F-2019 (Fig. 8b). On the other  
396 hand, the absence of snow cover increases cooling of the soil from the air, leading to a more direct  
397 freeze for both ecotypes (Fig. 8b). This is illustrated in Fig. 8b, when both i-Buttons freeze  
398 concurrently with  $T_{\text{air}}$  falling below freezing in F-2019. A clearer distinction between states is  
399 reflected in the C-band signal with a faster and greater decrease of backscatter between thawed and

400 frozen soil in the F-2019 time series for the *Sedge fen* ecotype as shown in Fig. 8d compared to  
401 Fig. 8c.

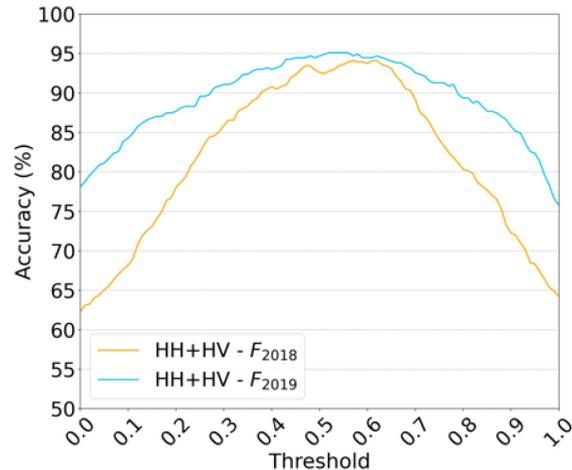
402 Furthermore, Fig. 8a shows that the decrease in the backscatter signal agrees with the start of the  
403 zero-curtain effect as measured at 2 cm in the soil. This result highlights that even though  $T_{\text{soil}}$  is  
404 not below zero, like for F-2018, the microwave signal decreases following the dielectric  
405 discontinuity of the soil surface when  $T_{\text{soil}}$  is close to 0 °C, as observed in Rowlandson et al., 2018,  
406 thus making the C-Band signal sensitive to the beginning of the zero curtain. Since the signal at C-  
407 band frequency is sensitive to the soil surface, we hypothesize that, at the beginning of the zero  
408 curtain and around 0 °C, a thin frozen layer (i.e., a change in the water phase) appears at the very  
409 top of the soil, creating a dielectric discontinuity and thus resulting in a backscatter decrease. Also,  
410 we chose the i-Buttons location to be representative of a homogeneous patch of land cover.  
411 However, the SAR pixels cover a soil surface of 2 500 m<sup>2</sup>. During F-2018, the start of the gradual  
412 backscatter decrease observed before  $T_{\text{soil}}$  reached 0 °C could be explained by the averaging of the  
413 soil contribution inside the pixels. Indeed, the point measurements of  $T_{\text{soil}}$  do not represent the full  
414 extent covered by the pixels especially when isolating snow is present on the ground, increasing  
415 the zero-curtain effect for higher ground moisture (Domine et al., 2018).



416

417 **Fig. 8.** Surface soil temperature for two i-Buttons sites (IP8 and IP13) and air temperature (top)  
 418 with HH+HV backscatter multisensor time series (bottom) for *Sedge fen* (IP8) site. Presence of  
 419 snow on the ground is shown in gray for 2018 (left) and 2019 (right) freezing periods.

420 As for the detection capacity of the algorithm, the faster decrease in the signal, showing a clearer  
 421 distinction between soil states, resulted in higher accuracies for F-2019 classification (Fig. 9) than  
 422 for F-2018 for every threshold increment. Nonetheless, the C-band signal was sensitive to the  
 423 freezing onset of the soil with a decrease of 3–4 dB for the two fall seasons, with accuracy higher  
 424 than 93% independently from the presence of snow compared to  $T_{\text{soil}}$  reference values.



425  
 426 **Fig. 9.** Accuracy, for every increment of threshold for HH+HV time series, for F-2018 and F-2019  
 427 independently.

### 428 5.1.2 Difference between freeze and thaw detection accuracy

429 The division of the signal into freezing and thawing transition seasons during the threshold  
 430 optimization identified a clear difference between the signal behaviour for those two seasons,  
 431 linked to the different processes driving those transitions. Regardless, Fig. 5b and 5c showed that  
 432 we could use a common threshold definition for both transition seasons since, for the thawing  
 433 classification, the accuracy is nearly independent from the change in threshold. This can be  
 434 explained by the behaviour of the signal during the thawing season, for which we observe a clear  
 435 difference in backscatter between frozen and thawed soil. The C-band signal decreases  
 436 considerably with the presence of wet snow on the ground (Tsai et al., 2019), which decreases the  
 437 penetration depth and increases the surface scattering of the air and snow interface as air  
 438 temperatures rise above zero in the spring. The dielectric properties of snow are defined in two  
 439 distinct phases: (1) dry snow, having a low dielectric constant related to the absence of liquid water  
 440 within it; and (2) wet snow, having a high dielectric constant related to the presence of liquid water  
 441 in the air-ice mixture (Langlois et al., 2007). Liquid water in the snow is known to attenuate  
 442 backscatter at C-band. Due to the increase of the dielectric constant for a thawed or wet soil, this  
 443 signal intensity decrease is followed by a sharp increase of the order of 3–5 dB when the snow has  
 444 completely melted, and the soil has started to thaw. The increase in  $T_{\text{air}}$  during spring matches the  
 445 start of snowmelt. However, detection accuracy yields a higher accuracy when calculated from  $T_{\text{soil}}$   
 446 reference value, compared to  $T_{\text{air}}$ . We link this difference in performance to the fluctuation of  $T_{\text{air}}$

447 around 0 °C during the thawing transition. Since  $T_{\text{soil}}$  is not sensitive to minor fluctuations in  $T_{\text{air}}$ ,  
448 we observe a stronger classification agreement with the C-band signal. Even though the C-band  
449 signal is affected by the presence of wet snow on the soil, this result could indicate that the detection  
450 of soil thawing during the spring using this signal classification is possible with stronger  
451 agreements with the soil surface temperature in the Arctic tundra environment.

## 452 **5.2 Ecotypes effects on F/T DOY**

453 The Total H power allows removal of the polarization dependency of the signal to the target. The  
454 modelled differences between ecotypes classes for the three transition seasons would therefore be  
455 due to the impact of different ecotypes on the soil thermal regime.

### 456 *Freeze DOY*

457 As discussed in Section 5.5.1, the presence of snow on the ground increased the zero curtain during  
458 fall. It creates a bigger gap between freezing DOY from different moisture level soil during F-  
459 2018, and in contrast, the absence of snow on the ground during F-2019 leads to the detection of a  
460 more homogeneous freeze across all ecotypes (Table 6). The estimated value from the GLS models  
461 for F-2019 dataset shows that the difference between classes is not significant for almost all classes,  
462 except for the class *Lithic Mountain Avens—Curly Sedge (Open 75–90%)*. Once again, considering  
463 the sensitivity of the signal to the water phase change at the soil surface, those similarities could  
464 be linked to the absence of snow on the ground making the soil surface more sensitive to the cooling  
465 of air temperature, regardless of the soil moisture level or ecotype. For F-2018, as shown earlier in  
466 Fig. 9a, the difference between ecotype in freezing DOY is linked to the moisture level of the soil.  
467 As discussed earlier, a higher moisture soil tends to freeze later than a drier soil due to the presence  
468 of more latent heat linked to the presence of water, and this difference is increased by the presence  
469 of an insulating snow cover.

### 470 *Thaw DOY*

471 For the thawing transition, the model estimated that ecotypes with drier and lower vegetation thaw  
472 later than ecotypes with higher moisture and vegetation. Higher vegetation increases trapping of  
473 the snow, resulting in deeper snow cover (Sturm et al., 2001, 2005) which more effectively  
474 insulates the ground from the cooling of the air. Furthermore, the presence of higher vegetation  
475 increases the creation of depth hoar, which is an even more insulative snow cover (Domine et al.,

476 2016). Sturm et al., (2005) suggested that deeper snow cover result in higher soil temperature  
477 throughout winter. Moreover, Domine et al. (2021) found that the branches buried in the snow  
478 cover absorb solar radiation under the snow and conduct heat to the ground, resulting in earlier  
479 thaw for vegetated areas. That could explain the faster thaw observed for higher vegetation  
480 ecotypes. We could then hypothesize that the difference observed in the thawing DOY is linked to  
481 vegetation.

## 482 **6. CONCLUSION**

483 In this study, we apply C-band SAR data from multiple sensors to develop an algorithm to estimate  
484 freezing and thawing onset of the soil surface in an arctic environment near Cambridge Bay, NU.  
485 To analyze the potential of C-band SAR quasi-daily time series for soil F/T onset detection in the  
486 arctic tundra, we used the seasonal threshold algorithm defined in Derksen et al. (2017) and  
487 Rautiainen et al. (2016) with an optimized threshold. We then evaluated the impact of ecotypes on  
488 the F/T DOY onset across the study site by comparing the F/T maps created from the Total H  
489 power (i.e., HH+HV) time series to ecotypes maps created by McLennan et al. (2018).

490 Normalizing the incidence angle of the signal for both sensors helps to minimize noise in time  
491 series combining multiple orbits of observation, and therefore provides an improved distinction  
492 between soil states. Likewise preprocessing the Sentinel-1 and RADARSAT-2 imagery allowed to  
493 combine the two datasets to create a multisensor time series with a revisit time of just above one  
494 day for the key transition seasons of late 2018 and 2019. Since earlier studies have already  
495 suggested the spatial heterogeneity of the soil F/T, we had hypothesized that the spatial resolution  
496 (i.e.,  $50 \times 50$  m) of the SAR imagery would notably improve the retrieval of the spatial variability  
497 for the F/T onset transition when compared to passive microwave approaches. Parameterizing the  
498 seasonal threshold algorithm using  $T_{\text{soil}}$  reference data from multiple sites produced an overall  
499 detection accuracy of over 96% for the whole time series, and over 91% for every transition period.  
500 To create F/T onset maps of the IMA+, we used the threshold defined with the accuracy  
501 optimization on surface  $T_{\text{soil}}$  for the reference sites. Giving that soil type, moisture level and  
502 vegetation height directly impact the soil thermal regime, we hypothesized that the ecotype classes  
503 influence the soil F/T onset according to their characteristics. Results from the coupling of the F/T  
504 DOY maps with the ecotypes maps showed that differences between some ecotype classes are  
505 linked to moisture levels during freezing and to the presence of vegetation during thawing.

506 Overall, this study demonstrated the capacity of C-band SAR backscatter intensity to detect F/T in  
507 the tundra environment. For future use of the algorithm, backscatter reference values ( $\sigma_{fr}$  and  $\sigma_{th}$ )  
508 used inside the seasonal threshold algorithm could be updated by adding the new data for each year  
509 to decrease the impact of individual seasons. Also, average snow depth per ecotypes could help  
510 validate if the retrieved thaw DOY is more linked to the presence of vegetation or snow cover. The  
511 F/T product created from this study demonstrates how, on one hand, the SAR backscatter can be  
512 used for F/T detection in low vegetation and shallow snow-covered terrain, and on the other hand,  
513 how it could be used as complementary data to improve modelling of the soil thermal regime.

514

### 515 **Acknowledgment**

516 We would like to thank the Canada Center for Mapping and Earth Observation (CCMEO) from  
517 Natural Resources Canada (NRCAN) for providing RADARSAT-2 imagery. This work was  
518 funded by the Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada (NSERC), the Fonds  
519 de recherche du Québec—Nature et Technologies (FRQNT), Polar Knowledge Canada,  
520 Environment and Climate Change Canada (ECCC), the Northern Scientific Training Program  
521 (NSTP) and the Canadian Space Agency (CSA; FAST2019). We would like to thank the staff from  
522 the Canadian High Arctic Research Station (CHARS) and the community of Iqalukuttiaq for their  
523 help and their tremendous logistical support during fieldwork, along with Alex Mavrovic, for the  
524 placement and retrieval of the i-Buttons in the IMA.

## REFERENCES

- Baghdadi, N., Bazzi, H., el Hajj, M., Zribi, M., 2018. Detection of Frozen Soil Using Sentinel-1 SAR Data. *Remote Sensing* 10. <https://doi.org/10.3390/rs10081182>
- Barrere, M., Domine, F., Belke-Brea, M., Sarrazin, D., 2018. Snowmelt Events in Autumn Can Reduce or Cancel the Soil Warming Effect of Snow–Vegetation Interactions in the Arctic. *Journal of Climate* 31, 9507–9518. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-18-0135.1>
- Bjorkman, A.D., Myers-Smith, I.H., Elmendorf, S.C., Normand, S., Rüger, N., Beck, P.S.A., Blach-Overgaard, A., Blok, D., Cornelissen, J.H.C., Forbes, B.C., Georges, D., Goetz, S.J., Guay, K.C., Henry, G.H.R., HilleRisLambers, J., Hollister, R.D., Karger, D.N., Kattge, J., Manning, P., Prev y, J.S., Rixen, C., Schaepman-Strub, G., Thomas, H.J.D., Vellend, M., Wilmking, M., Wipf, S., Carbognani, M., Hermanutz, L., L vesque, E., Molau, U., Petraglia, A., Soudzilovskaia, N.A., Spasojevic, M.J., Tomaselli, M., Vowles, T., Alatalo, J.M., Alexander, H.D., Anadon-Rosell, A., Angers-Blondin, S., Beest, M. te, Berner, L., Bj rk, R.G., Buchwal, A., Buras, A., Christie, K., Cooper, E.J., Dullinger, S., Elberling, B., Eskelinen, A., Frei, E.R., Grau, O., Grogan, P., Hallinger, M., Harper, K.A., Heijmans, M.M.P.D., Hudson, J., H lber, K., Iturrate-Garcia, M., Iversen, C.M., Jaroszynska, F., Johnstone, J.F., J rgensen, R.H., Kaarlej rvi, E., Klady, R., Kuleza, S., Kulonen, A., Lamarque, L.J., Lantz, T., Little, C.J., Speed, J.D.M., Michelsen, A., Milbau, A., Nabe-Nielsen, J., Nielsen, S.S., Ninot, J.M., Oberbauer, S.F., Olofsson, J., Onipchenko, V.G., Rumpf, S.B., Semenchuk, P., Shetti, R., Collier, L.S., Street, L.E., Suding, K.N., Tape, K.D., Trant, A., Treier, U.A., Tremblay, J.P., Tremblay, M., Venn, S., Weijers, S., Zamin, T., Boulanger-Lapointe, N., Gould, W.A., Hik, D.S., Hofgaard, A., J nsson, I.S., Jorgenson, J., Klein, J., Magnusson, B., Tweedie, C., Wookey, P.A., Bahn, M., Blonder, B., van Bodegom, P.M., Bond-Lamberty, B., Campetella, G., Cerabolini, B.E.L., Chapin, F.S., Cornwell, W.K., Craine, J., Dainese, M., de Vries, F.T., D az, S., Enquist, B.J., Green, W., Milla, R., Niinemets,  ., Onoda, Y., Ordo ez, J.C., Ozinga, W.A., Penuelas, J., Poorter, H., Poschlod, P., Reich, P.B., Sandel, B., Schamp, B., Sheremetev, S., Weiher, E., 2018. Plant functional trait change across a warming tundra biome. *Nature* 562, 57–62. <https://doi.org/10.1038/s41586-018-0563-7>
- Bourbigot, M., Johnsen, H., Piantanida, R., Hajduch, G., Poullaouec, J., 2016. Sentinel-1 Product Definition.
- Brown, R., Vikhamar Schuler, D., Bulygina, O., Derksen, C., L ojus, K., Mudryk, L., Wang, L., Yang, D., 2017. Chapter 3. Arctic terrestrial snow cover. *Snow, Water, Ice and Permafrost in the Arctic (SWIPA) 2017* 26–55.
- Busseau, B.C., Royer, A., Roy, A., Langlois, A., Domine, F., 2017. Analysis of snow-vegetation interactions in the low Arctic-Subarctic transition zone (northeastern Canada). *Physical Geography* 38, 159–175. <https://doi.org/10.1080/02723646.2017.1283477>
- Callaghan, T. v, Johansson, M., Brown, R.D., Groisman, P.Ya., Labba, N., Radionov, V., Bradley, R.S., Blangy, S., Bulygina, O.N., Christensen, T.R., Colman, J.E., Essery, R.L.H., Forbes, B.C., Forchhammer, M.C., Golubev, V.N., Honrath, R.E., Juday, G.P., Meshcherskaya, A. v, Phoenix, G.K., Pomeroy, J., Rautio, A., Robinson, D.A., Schmidt, N.M., Serreze, M.C., Shevchenko, V.P., Shiklomanov, A.I., Shmakin, A.B., Sk ld, P., Sturm, M., Woo, M., Wood, E.F., 2011. Multiple Effects of Changes in Arctic Snow Cover. *AMBIO* 40, 32–45. <https://doi.org/10.1007/s13280-011-0213-x>

- Chen, X., Liu, L., Bartsch, A., 2019. Detecting soil freeze/thaw onsets in Alaska using SMAP and ASCAT data. *Remote Sensing of Environment* 220, 59–70. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.10.010>
- Dai, A., Luo, D., Song, M., Liu, J., 2019. Arctic amplification is caused by sea-ice loss under increasing CO<sub>2</sub>. *Nature Communications* 10, 121. <https://doi.org/10.1038/s41467-018-07954-9>
- Derksen, C., Brown, R., 2012. Spring snow cover extent reductions in the 2008-2012 period exceeding climate model projections. *Geophysical Research Letters* 39. <https://doi.org/10.1029/2012GL053387>
- Derksen, C., Xu, X., Scott Dunbar, R., Colliander, A., Kim, Y., Kimball, J.S., Black, T.A., Euskirchen, E., Langlois, A., Lorant, M.M., Marsh, P., Rautiainen, K., Roy, A., Royer, A., Stephens, J., 2017. Retrieving landscape freeze/thaw state from Soil Moisture Active Passive (SMAP) radar and radiometer measurements. *Remote Sensing of Environment* 194, 48–62. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.03.007>
- Domine, F., Barrere, M., Morin, S., 2016. The growth of shrubs on high Arctic tundra at Bylot Island: Impact on snow physical properties and permafrost thermal regime. *Biogeosciences* 13, 6471–6486. <https://doi.org/10.5194/bg-13-6471-2016>
- Domine, F., Belke-Brea, M., Sarrazin, D., Arnaud, L., Barrere, M., Poirier, M., 2018. Soil moisture, wind speed and depth hoar formation in the Arctic snowpack. *Journal of Glaciology* 64, 990–1002. <https://doi.org/10.1017/jog.2018.89>
- Domine, F., Picard, G., Morin, S., Barrere, M., Madore, J.B., Langlois, A., 2019. 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 Advances in Modeling Earth Systems* 11, 34–44. <https://doi.org/10.1029/2018MS001445>
- Domine, F., Fourteau, K., Picard, G., Lackner, G., Sarrazin, D., Poirier, M., 2021. Thermal Bridging Through Branches of Snow-Covered Shrubs Cool Down Permafrost in Winter. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-679013/v1>
- Entekhabi, D., Yueh, Si., O’Neil, P.E., Kellogg, K.H., Allen, A., Bindlish, R., Administration, N.A. and S., 2014. SMAP Handbook. Mapping Soil Moisture and Freezes/Thaw from Space 192.
- Il Jeong, D., Sushama, L., 2018. Rain-on-snow events over North America based on two Canadian regional climate models. *Climate Dynamics* 50, 303–316. <https://doi.org/10.1007/s00382-017-3609-x>
- Jagdhuber, T., Stockamp, J., Hajnsek, I., Ludwig, R., 2014. Identification of soil freezing and thawing states using SAR polarimetry at C-band. *Remote Sensing* 6, 2008–2023. <https://doi.org/10.3390/rs6032008>
- Kim, Y., Kimball, J.S., McDonald, K.C., Glassy, J., 2011. Developing a global data record of daily landscape freeze/thaw status using satellite passive microwave remote sensing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 49, 949–960. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2010.2070515>
- Kim, Y., Kimball, J.S., Zhang, K., McDonald, K.C., 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>

- Langlois, A., Barber, D.G., Hwang, B.J., 2007. Development of a winter snow water equivalent algorithm using in situ passive microwave radiometry over snow-covered first-year sea ice. *Remote Sensing of Environment* 106, 75–88. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.07.018>
- Langlois, A., Johnson, C.A., Montpetit, B., Royer, A., Blukacz-Richards, E.A., Neave, E., Dolant, C., Roy, A., Arhonditsis, G., Kim, D.K., Kaluskar, S., Brucker, L., 2017. Detection of rain-on-snow (ROS) events and ice layer formation using passive microwave radiometry: A context for Peary caribou habitat in the Canadian Arctic. *Remote Sensing of Environment* 189, 84–95. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.11.006>
- Mäkynen, M.P., Manninen, A.T., Similä, M.H., Karvonen, J.A., Hallikainen, M.T., 2002. Incidence Angle Dependence of the Statistical Properties of C-Band HH-Polarization Backscattering Signatures of the Baltic Sea Ice. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 40, 2593–2605. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2002.806991>
- Martin, A.C., Jeffers, E.S., Petrokofsky, G., Myers-Smith, I., MacIas-Fauria, M., 2017. Shrub growth and expansion in the Arctic tundra: An assessment of controlling factors using an evidence-based approach. *Environmental Research Letters* 12. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aa7989>
- McLennan, D.S., MacKenzie, W.H., Meidinger, D., Wagner, J., Arko, C., 2018. A Standardized Ecosystem Classification for the Coordination and Design of Long-term Terrestrial Ecosystem Monitoring in Arctic-Subarctic Biomes. *Arctic* 71, 1–15. <https://doi.org/10.14430/arctic4621>
- Park, S.-E., Bartsch, A., Sabel, D., Wagner, W., Naeimi, V., Yamaguchi, Y., 2011. Monitoring freeze/thaw cycles using ENVISAT ASAR Global Mode. *Remote Sensing of Environment* 115, 3457–3467. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.08.009>
- Ponomarenko, S., McLennan, D., Pouliot, D., Wagner, J., 2019. High Resolution Mapping of Tundra Ecosystems on Victoria Island, Nunavut—Application of a Standardized Terrestrial Ecosystem Classification. *Canadian Journal of Remote Sensing* 45, 551–571. <https://doi.org/10.1080/07038992.2019.1682980>
- Prince, M., Roy, A., Brucker, L., Royer, A., Kim, Y., Zhao, T., 2018. Northern hemisphere surface freeze-thaw product from aquarius L-band radiometers. *Earth System Science Data* 10, 2055–2067. <https://doi.org/10.5194/essd-10-2055-2018>
- Prince, M., Roy, A., Royer, A., Langlois, A., 2019. Timing and spatial variability of fall soil freezing in boreal forest and its effect on SMAP L-band radiometer measurements. *Remote Sensing of Environment* 231. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111230>
- Rautiainen, K., Lemmetyinen, J., Schwank, M., Kontu, A., Ménard, C.B., Mätzler, C., Drusch, M., Wiesmann, A., Ikonen, J., Pulliainen, J., 2014. Detection of soil freezing from L-band passive microwave observations. *Remote Sensing of Environment* 147, 206–218. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.03.007>
- 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>

Rowlandson, T.L., Berg, A.A., Roy, A., Kim, E., Pardo Lara, R., Powers, J., Lewis, K., Houser, P., McDonald, K., Toose, P., Wu, A., de Marco, E., Derksen, C., Entin, J., Colliander, A., Xu, X., Mavrovic, A., 2018. Capturing agricultural soil freeze/thaw state through remote sensing and ground observations: A soil freeze/thaw validation campaign. *Remote Sensing of Environment* 211, 59–70. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.04.003>

Roy, A., Royer, A., Derksen, C., Brucker, L., Langlois, A., Mialon, A., Kerr, Y.H., 2015. Evaluation of Spaceborne L-Band Radiometer Measurements for Terrestrial Freeze/Thaw Retrievals in Canada. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 8, 4442–4459. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2015.2476358>

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. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111542>

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, 225–242. <https://doi.org/10.1080/11956860.2021.1898775>

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, 171–179. <https://doi.org/10.1038/nature14338>

Serreze, M.C., Barry, R.G., 2011. Processes and impacts of Arctic amplification: A research synthesis. *Global and Planetary Change* 77, 85–96. <https://doi.org/10.1016/j.gloplacha.2011.03.004>

Smith, S.L., Romanovsky, V.E., Lewkowicz, A.G., Burn, C.R., Allard, M., Clow, G.D., Yoshikawa, K., Throop, J., 2010. Thermal state of permafrost in North America: A contribution to the international polar year. *Permafrost and Periglacial Processes* 21, 117–135. <https://doi.org/10.1002/ppp.690>

Sturm, M., McFadden, J.P., Liston, G.E., Stuart Chapin, F., Racine, C.H., Holmgren, J., 2001. Snow-shrub interactions in Arctic Tundra: A hypothesis with climatic implications. *Journal of Climate* 14, 336–344. [https://doi.org/10.1175/1520-0442\(2001\)014<0336:SSIIAT>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(2001)014<0336:SSIIAT>2.0.CO;2)

Sturm, M., Schimel, J., Michaelson, G., Welker, J.M., Oberbauer, S.F., Liston, G.E., Fahnestock, J., Romanovsky, V.E., 2005. Winter biological processes could help convert arctic tundra to shrubland. *BioScience* 55, 17–26. [https://doi.org/10.1641/0006-3568\(2005\)055\[0017:WBPCHC\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1641/0006-3568(2005)055[0017:WBPCHC]2.0.CO;2)

Tsai, Y.L.S., Dietz, A., Oppelt, N., Kuenzer, C., 2019. Remote sensing of snow cover using spaceborne SAR: A review. *Remote Sensing* 11. <https://doi.org/10.3390/rs11121456>

Ulaby, F.T., Moore, R.K., Fung, A.K., 1986. *Microwave Remote Sensing: Active and Passive*, vol. III, Volume Scattering and Emission Theory, Advanced Systems and Applications. Inc., Dedham, Massachusetts, USA; Norwood, Massachusetts: Artech House.

U.S. National Ice Center. 2008, updated daily. IMS Daily Northern Hemisphere Snow and Ice Analysis at 1 km, 4 km, and 24 km Resolutions, Version 1. [1 km]. Boulder, Colorado USA. NSIDC: National Snow and Ice Data Center. doi: <https://doi.org/10.7265/N52R3PMC>. May 2021.

Wang, G., Hu, H., Li, T., 2009. The influence of freeze-thaw cycles of active soil layer on surface runoff in a permafrost watershed. *Journal of Hydrology* 375, 438–449. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.06.046>

Widhalm, B., Bartsch, A., Goler, R., 2018. Simplified normalization of C-band synthetic aperture radar data for terrestrial applications in high latitude environments. *Remote Sensing* 10, 1–18. <https://doi.org/10.3390/rs10040551>

Woodhouse, I.H., 2006. *Introduction to Microwave Remote Sensing* (1st ed.). CRC Press, 400 p. <https://doi.org/10.1201/9781315272573>

Xu, X., Derksen, C., Yueh, S.H., Dunbar, R.S., Colliander, A., 2016. Freeze/Thaw Detection and Validation Using Aquarius' L-Band Backscattering Data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 9, 1370–1381. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2016.2519347>

Yi, Y., Kimball, J., Chen, R., Moghaddam, M., Miller, C., 2018. Sensitivity of active layer freezing process to snow cover in Arctic Alaska. *The Cryosphere Discussions* 1–39. <https://doi.org/10.5194/tc-2018-170>

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. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aab1e7>

Zheng, D., Wang, X., van der Velde, R., Zeng, Y., Wen, J., Wang, Z., Schwank, M., Ferrazzoli, P., Su, Z., 2017. L-band microwave emission of soil freeze-thaw process in the third pole environment. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 55, 5324–5338. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2017.2705248>

## 6. Résultats et discussions supplémentaires

Les sections suivantes présentent les résultats supplémentaires obtenus dans le cadre du projet de recherche qui n'ont pas été traités dans l'article se trouvant au Chapitre 5, soit les résultats en lien avec la normalisation de l'angle d'incidence par la moyenne (Section 6.1) ainsi que les résultats liés à l'utilisation de l'algorithme de détection de changement (CPD; Section 6.2). Ces résultats supplémentaires sont par la suite comparés aux résultats présentés dans l'article à des fins de discussion.

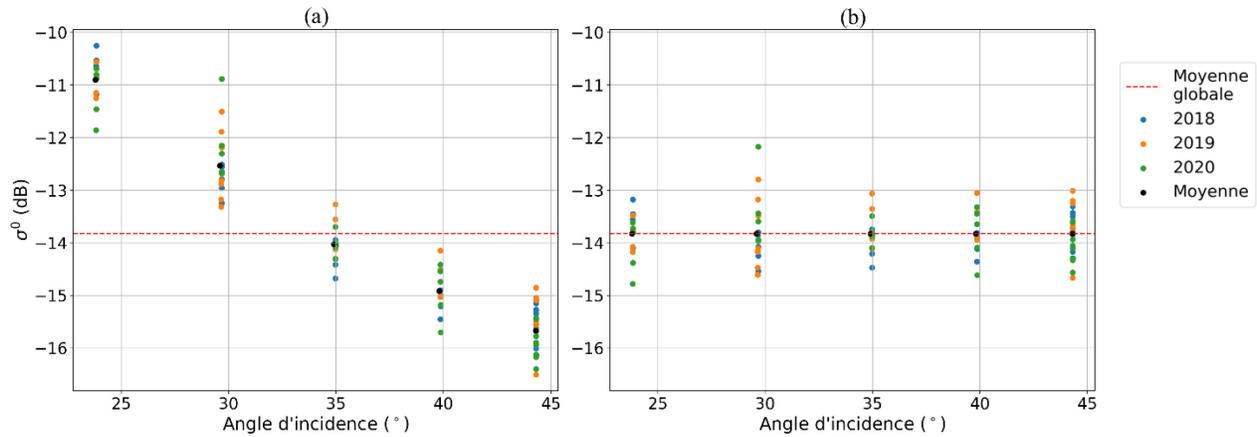
### 6.1 Normalisation de l'angle d'incidence

La normalisation de l'angle d'incidence a permis de diminuer le bruit à l'intérieur des séries temporelles de données RSO lié à l'utilisation de données acquises à différents angles d'incidence. Comme mentionné dans la méthodologie (Section 4.2), deux techniques de normalisation ont été utilisées sur les données de coefficient de rétrodiffusion des deux capteurs. Les résultats obtenus à partir de la méthode utilisant la pente de la régression linéaire du coefficient de rétrodiffusion en fonction de l'angle d'incidence sont détaillés dans l'article (Chapitre 5), c'est pourquoi seulement les résultats en lien avec la méthode de normalisation par la moyenne sont présentés dans la section 6.1.1. Les résultats des deux méthodes sont ensuite comparés (Section 6.1.2).

#### 6.1.1 Normalisation de l'angle d'incidence par la moyenne

Le coefficient de rétrodiffusion est fortement dépendant de l'angle d'incidence. En effet, la figure 7 permet de mettre en évidence la relation inversement proportionnelle entre le coefficient de rétrodiffusion et l'angle d'incidence d'acquisition (Figure 7a). Les données normalisées sont présentées à la figure 7b, après la normalisation avec la moyenne pour les jours 1 à 60 d'un pixel de Sentinel-1 pour la série temporelle d'intensité totale  $H$  (i.e.,  $HH+HV$ ). La figure 10 de l'annexe 1 regroupe les graphiques pour les séries temporelles en polarisation  $HH$  et  $HV$  à titre indicatif. Comme observé à la figure 7b, la normalisation ne diminue pas l'étendu des valeurs de coefficient de rétrodiffusion pour chaque angle d'incidence, mais permet d'éliminer l'effet de pente entre les différents angles d'incidence en ramenant la moyenne de chaque angle à la moyenne globale. Le signal normalisé est alors moins dépendant de l'angle d'incidence d'acquisition permettant ainsi d'accroître la résolution temporelle de la base de données. De plus, cette normalisation a permis de

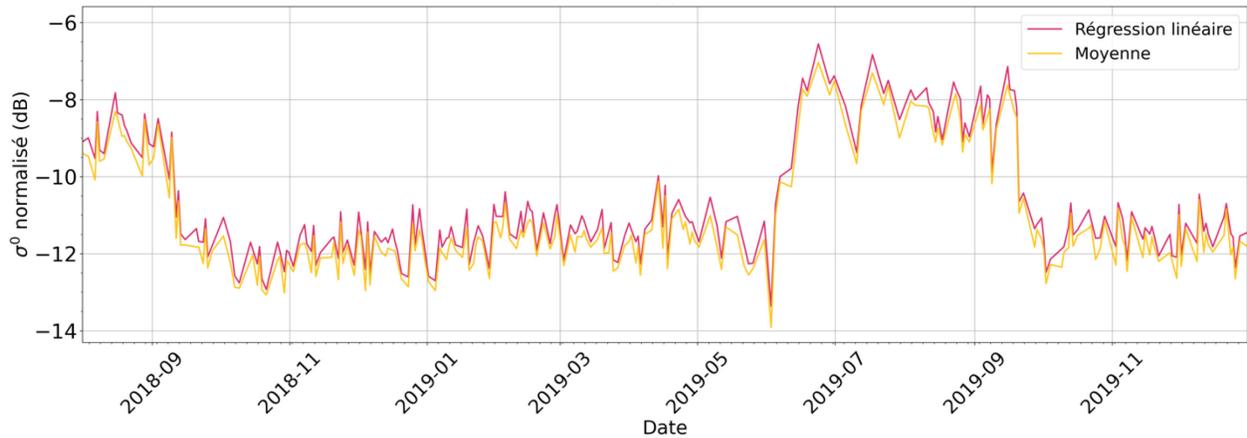
diminuer la variabilité du signal Sentinel-1 de 53%, 84% et 54% durant les mois d'été et de 35%, 39% et 33% durant l'hiver, pour HH, HV et HH+HV respectivement.



**Figure 7.** Le coefficient de rétrodiffusion des jours 1 à 60 en polarisation HH+HV pour un pixel de Sentinel-1 en fonction de l'angle d'incidence d'acquisition des données brutes (a) et des données normalisées par la différence de moyenne (b)

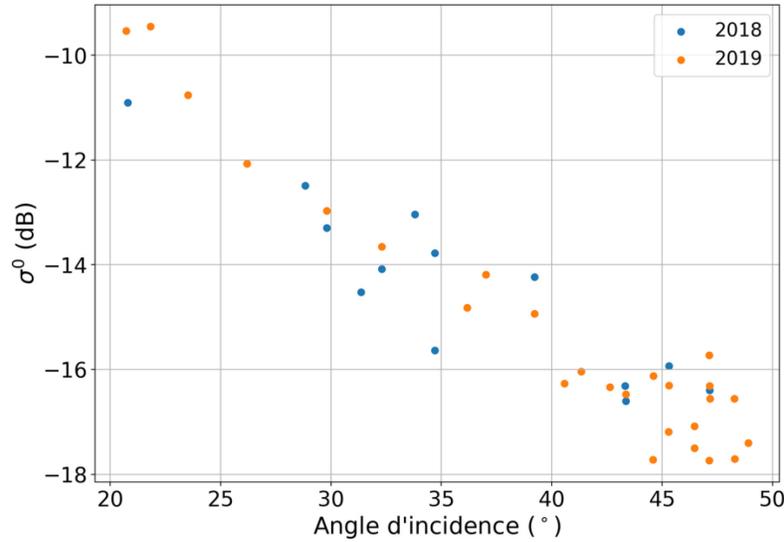
### 6.1.2 Comparaison des deux méthodes

La figure 8 présente un exemple de la superposition du signal normalisé avec les deux méthodes de normalisation pour le même pixel de Sentinel-1 en polarisation totale H. La figure 11 de l'annexe 1 présente la superposition des signaux normalisés pour les polarisations HH et HV. La différence du signal normalisé entre les deux méthodes n'est pas significative. En effet, comme l'angle d'incidence central (i.e.,  $\sim 34^\circ$ ) est utilisé lors de la normalisation par la pente de la régression linéaire (Section 3.1 de l'article, équation (2)) et que la droite de régression représente la meilleure modélisation de la relation entre les deux paramètres, la différence entre le coefficient de rétrodiffusion moyen global et le coefficient de rétrodiffusion calculée à partir de la droite à l'angle d'incidence centrale est faible.



**Figure 8.** Séries temporelles de coefficients de rétrodiffusion normalisés en polarisation HH+HV avec les deux méthodes de normalisation de l’angle d’incidence ; par la moyenne (en jaune) et par la pente (en rouge) pour un pixel de Sentinel-1

La précision de détection globale pour toute la période (2018 à 2019) fut calculée (section 4.3.2, équation (a)) à partir de la classification par les deux algorithmes de détection sur les données Sentinel-1 normalisées à l’aide des deux méthodes (i.e., ‘Moyenne’ et ‘Pente’). La différence entre les résultats pour les deux jeux de données est de l’ordre de <1% de sorte que la comparaison des deux méthodes ne suggère pas de différences significatives, cependant, la méthode utilisant la moyenne nécessite la disponibilité de plusieurs images par angle d’incidence afin de pouvoir calculer une moyenne pour chacun d’entre eux. Cette méthode est applicable aux données Sentinel-1, étant donné que celui-ci suit une trajectoire d’orbite répétée pour chaque observation, telle que présentée à la figure 7. Cependant, dans le cas de RADARSAT-2, les acquisitions ne se sont pas toujours planifiées selon une couverture standard, donc les acquisitions couvrent un plus grand nombre d’angles d’incidence différents, mais ne sont pas nécessairement répétées, comme présentées dans la figure 9. Il n’est alors pas possible d’obtenir un nombre suffisant d’observations par angle d’incidence pour en faire une moyenne significative. C’est pourquoi la méthode de régression linéaire est privilégiée dans le cadre de notre étude, et a été utilisée pour le traitement des données dont il est question dans l’article (Chapitre 5).



**Figure 9.** Coefficient de rétrodiffusion des jours 1 à 60 et 305 à 365 pour un pixel de RADARSAT-2 en fonction de l'angle d'incidence pour les années 2018 et 2019

Finalement, la figure 4 de l'article (Chapitre 5) présente un exemple de la superposition du signal RSO de Sentinel-1 et RADARSAT-2 non normalisé et normalisé pour les polarisations HH et HV à partir de la méthode de régression linéaire. On remarque que le bruit lié à la dépendance du signal à l'angle d'incidence d'acquisition est diminué et qu'il est beaucoup plus facile de distinguer son aspect cyclique induit par le changement diélectrique du sol. La figure 12 de l'annexe 1 présente la superposition du signal non normalisé et normalisé par la méthode de régression linéaire pour la série temporelle HH+HV pour les deux capteurs. Une comparaison de l'utilisation des jeux de données normalisés et non normalisés a permis de vérifier que la normalisation augmente toujours la capacité de détection des changements liée au gel et au dégel du sol.

## 6.2 Algorithme de détection

Les sections suivantes permettent de présenter les résultats obtenus à partir de l'algorithme de détection de changement (Section 6.2.1) ainsi que de comparer ces résultats avec ceux obtenus à partir de l'algorithme de seuil saisonnier décrit dans l'article (Section 6.2.2). Seules les données normalisées par la méthode de la pente de la régression linéaire et provenant de la combinaison des capteurs (i.e., multicapteur) sont utilisées pour la présentation des résultats dans les sections suivantes.

### 6.2.1 Algorithme de détection de changement

Le tableau 3 présente les résultats obtenus à partir de l'équation de la précision de détection (section 4.3.2, équation (a)) pour l'algorithme de détection de changement pour la combinaison des périodes de transition F-2018 et F-2019 et pour la période S-2019, défini dans la section 3.2.1.B, ainsi que sur toute la série temporelle de 2018 à 2019. Le calcul de précision de l'algorithme s'est fait à partir des données de températures de sol ( $T_{sol}$ ) et de l'air ( $T_{air}$ ).

**Tableau 3.** Précision de détection de l'algorithme de détection de changement (CPD) pour les trois séries temporelles le coefficient de rétrodiffusion multicapteur (HH, HV et HH+HV) calculé à partir des données de température de sol ( $T_{sol}$ ) et de l'air ( $T_{air}$ ) pour les périodes de transition (automne et printemps) ainsi que pour la période d'analyse complète (2018 à 2019)

	Automne (2018-2019)		Printemps (2019)		2018 à 2019	
	$T_{sol}$	$T_{air}$	$T_{sol}$	$T_{air}$	$T_{sol}$	$T_{air}$
<b>HH (%)</b>	<b>96.30</b>	95.97	92.55	85.00	<b>98.32</b>	97.72
<b>HV (%)</b>	93.80	93.79	<b>94.27</b>	88.75	97.79	97.37
<b>HH+HV (%)</b>	<b>96.30</b>	95.97	92.55	85.00	<b>98.32</b>	97.72

On observe que les précisions de détection pour les périodes de transition (i.e., automne et printemps) et pour la série temporelle complète (i.e., automne, hiver, printemps et été, combinés) sont toutes très élevées. L'algorithme de détection de changement n'est pas sensible aux valeurs extrêmes pouvant se retrouver à l'extérieur des périodes de transitions (i.e., hiver et été), car toutes les valeurs se situant au-delà du point de rupture sont classifiées de la même manière. L'inclusion des saisons de l'hiver et de l'été dans le calcul de la précision sur toute la série temporelle consiste alors à ajouter une série de valeurs bien classifiées faisant tendre la précision vers 100%. Aussi, contrairement à ce que l'hypothèse concernant l'utilisation des températures de l'air lors du calcul de précision avait prédit, les précisions de détection, lorsque comparées au jour de référence global défini par les températures de l'air, montre des pourcentages de 6% à 7% moins élevés que ceux calculés à partir des données de température du sol durant le dégel. Nous avons constaté que cette différence de performance entre la validation à partir des températures du sol et de l'air pour le dégel est principalement liée à la fluctuation de  $T_{air}$  autour de 0 °C pendant la transition en 2019, ce qui n'est pas le cas lors du gel pour les deux années à l'étude. Bien que toutes les séries temporelles permettent d'obtenir des précisions de détection élevée, les données en polarisations HV ont permis d'obtenir une précision de détection plus élevée de 2% pour la période de transition

du dégel. Cela pourrait être lié au dégel de la végétation ainsi qu'à la présence de neige mouillée au sol, augmentant ainsi les interactions du signal avec la cible provoquant une dépolarisation de ce celui-ci. En effet, la rétrodiffusion multiple ou de volume augmente l'intensité du signal dépolarisé créant un plus grand et clair écart entre les valeurs de coefficient de rétrodiffusion durant la période gelée et la période dégelée lors du dégel. La série temporelle d'intensité totale H permet d'obtenir les mêmes précisions de détection que la série temporelle co-polaire HH.

### 6.2.2 Comparaison de la performance des deux algorithmes

Les deux algorithmes de détection ont été appliqués sur les sites de référence afin d'évaluer leur performance de détection. La performance de détection des algorithmes est comparée à partir de la précision calculée avec l'équation (a) de la section 4.3.2.

Comme démontré dans le tableau 3 ainsi que dans l'article (Chapitre 5), l'utilisation des températures du sol comme données de référence pour le gel et le dégel du sol permet d'obtenir une précision de détection plus élevée dans la majorité des cas. Cela est encore plus important lors du dégel avec une différence d'un peu moins de 10% entre la validation par les deux sources de données de référence. Les températures de l'air ne permettent donc pas de représenter de manière adéquate la transition du gel et du dégel du sol tel qu'observé par le signal micro-ondes en bande C. La comparaison de la performance des algorithmes est alors basée seulement sur les résultats obtenus à partir de la validation par les températures de sol pour les sites de référence.

Les deux algorithmes de détection permettent d'obtenir une précision de détection assez élevée pour le gel et le dégel du sol pour les sites de référence. Le tableau 4 regroupe la précision de détection obtenue pour la série temporelle d'intensité totale H (i.e., HH+HV) pour chacune des périodes de transition (i.e., automne 2018, printemps 2019 et automne 2019) et pour toute la période d'étude, à partir des deux algorithmes (i.e., STA et CPD) avec l'utilisation des données de référence de  $T_{\text{sol}}$ . Le tableau 8 de l'annexe 2 combine les précisions de détection pour toutes les séries temporelles. Le seuil optimisé utilisé est de 0.62 pour la série temporelle en polarisation HH+HV telle que définie dans l'article (Chapitre 5).

**Tableau 4.** Précision de détection pour les différentes périodes, calculée à partir des températures de sol de référence avec les deux algorithmes (STA et CPD) sur la série temporelle HH+HV

	HH+HV	
	STA (%)	CPD (%)
<b>Automne 2018</b>	94.10	96.07
<b>Printemps 2019</b>	91.40	92.55
<b>Automne 2019</b>	94.60	96.60
<b>2018-2019</b>	97.00	98.32

La comparaison des algorithmes permet finalement de mettre en évidence certains avantages, inconvénients et similarités de chaque méthode. En effet, la précision de l’algorithme de détection de changement, lorsqu’appliqué à toute la période, est légèrement supérieure à celle de l’algorithme de seuil saisonnier. Cela peut être en partie lié à la manière dont les deux algorithmes classifient les observations. Ainsi, l’algorithme saisonnier sera sensible aux valeurs extrêmes à l’extérieur des périodes de transition (i.e., hiver et été), ce qui n’est pas le cas de l’algorithme de détection de changement. Bien que l’impact de cette sensibilité sur les précisions obtenues à partir des données ne soit pas énorme, il est important de la considérer pour l’utilisation future des algorithmes. Cet aspect pourrait aussi être considéré comme un avantage, entre autres, pour la détection d’événements ponctuels extrêmes de température durant l’hiver ou l’été le cas échéant, qui se transcrirait dans le signal. Cependant, ceux-ci ne sont pas susceptibles de se produire à l’intérieur des cycles de gel/dégel du sol en tundra arctique. Aussi, l’approche plus statistique, utilisée par la méthode de détection de changement, fut choisie en raison de l’aspect cyclique du signal induit par les changements diélectriques des cibles observées. Il a été démontré que de telles méthodes permettent d’obtenir des précisions de détection plus élevée en présence de séries temporelles bruitées (Parks et al., 2011).

De manière générale, les deux algorithmes ont permis une détection des transitions avec une précision supérieure à 90% dans tous les cas de figure (voir tableau 8 à l’annexe 2) et à 91% à partir de la série temporelle HH+HV.

Les délais de détection (DD) pour les deux algorithmes ont aussi été calculés à partir du jour de transition de référence défini par la température de sol pour chaque site indépendamment. Le tableau 5 présente les DD moyens en jours pour les deux algorithmes à partir de la série temporelle d’intensité totale H (i.e., HH+HV) pour la combinaison des sites de référence.

**Tableau 5.** Délai de détection moyen des sites de référence combinés en jour par algorithme (STA et CPD) pour la série temporelle d'intensité totale H (i.e., HH+HV), avec, entre parenthèses, l'écart type de chaque groupe

	STA			CPD		
	Gel 2018	Dégel 2019	Gel 2019	Gel 2018	Dégel 2019	Gel 2019
Moyenne absolue par saison	0.8 (0.4)	4.7 (5.3)	0.7 (0.8)	2.4 (2.5)	4.0 (2.9)	1.7 (0.8)
<b>Moyenne absolue par algorithme</b>	2.2			2.7		

Le délai de détection pour les deux algorithmes reste très bas avec une moyenne en dessous de 3 jours lorsque comparé avec les températures du sol pour chaque site. Bien que les délais de détection pour les deux algorithmes soient faibles, durant le gel, l'algorithme CPD montre des délais de détection environ 2 fois plus grands que l'algorithme STA pour les deux années de la période d'étude.

Ces résultats permettent de mettre en évidence que, bien que l'algorithme CPD permette d'obtenir une précision de détection de 1% à 3% plus élevée pour les saisons de gel de 2019 et 2018 respectivement, le délai de détection moyen pour ces deux périodes est plus élevé d'environ 1 jour comparativement à ceux obtenus à partir de l'algorithme STA. Dans le cas du dégel, l'algorithme CPD permet d'obtenir une meilleure performance de détection pour les deux indicateurs (i.e., précision de détection et délai de détection). De plus, l'écart type du dégel est presque 2 fois plus élevé pour cette période lorsque l'algorithme STA est utilisé. Des DD plus élevés sont observés pour la période de dégel à partir des deux algorithmes, cela peut être lié à la résolution temporelle moyenne de cette période de 1.75 jour telle que présentée dans le tableau 2 de la section 4.2.1. Ce délai de détection plus élevé, ainsi que cette précision de détection plus faible pour le dégel, pourraient aussi être liés avec la présence de neige mouillée au sol qui interagit avec le signal RSO. C'est alors que le signal capté par le satellite serait atténué par la réflexion de surface en lien avec à la présence de neige mouillée et d'eau sur le sol et donc ne permettrait pas d'obtenir le signal provenant du sol lui-même.

Finalement, il est important de rappeler que seulement dix sites de références étaient disponibles pour les saisons de l'automne 2018 et du printemps 2019 et sept de ces mêmes sites pour l'automne 2019. Les différences observées entre les performances des algorithmes restent faibles. Les deux

algorithmes ont permis de déterminer une période de transition avec une précision de détection élevée ainsi qu'un délai de détection moyen absolue en dessous de 5 jours pour chacune des saisons de transition. Ce résultat permet de mettre de l'avant que le changement diélectrique dans le sol domine le signal en bande C, spécifiquement en environnement de toundra arctique.

Comme l'algorithme de seuil saisonnier de détermination (STA) est déjà utilisé pour la création du produit gel/dégel de SMAP et qu'il montre des délais de détection moyens légèrement plus faible, celui-ci a été favorisé pour la création des cartes de gel/dégel à partir des données en bande C à l'intérieur de l'article (Chapitre 5).

### 6.2.3 Carte de gel/dégel

Tel que mentionné à la section 4.3.3, les cartes de jour de gel et de jour de dégel pour les périodes de transition de l'automne 2018, du printemps 2019 et de l'automne 2019 ont été créées à partir de l'algorithme STA et de la série temporelle d'intensité totale H. Les avantages de l'utilisation de l'intensité totale H sont qu'elle est indépendante de la structure et de l'orientation des cibles, et qu'elle permet d'augmenter le SNR en raison de l'addition des deux signaux. Lors de la création de ces cartes, un certain nombre de pixels sont rejetés en fonction des critères détaillés dans la section 3.3 de l'article (Chapitre 5). Le pourcentage de pixel retiré par ce filtre pour chaque saison est présenté dans le tableau 6.

**Tableau 6.** Pourcentage de pixel retiré lors de la création des cartes

	<b>Gel 2018</b>	<b>Dégel 2019</b>	<b>Gel 2019</b>
<b>STA (%)</b>	4,5	14,0	4,5

Le pourcentage de pixels ne remplissant pas les critères lors de la détection du gel en 2018 et 2019 est presque 10% inférieur à celui du dégel de 2019. Cela pourrait être en partie dû à la présence de neige mouillée au sol, qui interagit avec le signal, pouvant mener à de fausses observations.

Le tableau 7 présente les moyennes et écarts types du jour de transition pour chacune des cartes.

**Tableau 7.** Moyennes des jours de transition pour les trois périodes définies à partir de l’algorithme STA avec l’écart type entre parenthèses

		<b>STA (DOY)</b>
<b>Freezing transition</b>	<b>2018</b>	253.7 (2.6)
	<b>2019</b>	265.0 (2.1)
<b>Thawing transition</b>	<b>2019</b>	167.3 (3.9)

Tel qu’observé avec les données de températures de sol de 2018 et 2019, le gel du sol s’est fait un peu plus de 10 jours plus tard en 2019 qu’en 2018. Comme mentionné dans la section 5.1.1 de l’article (Chapitre 5), la faible variabilité (entre 2.1 et 2.6 jours) pour le gel de chaque année pourrait être liée au fait que le signal est sensible, lors du gel, au début du *zero curtain* lié à la chaleur latente de l’eau dans le sol. Les cartes de jour de gel et de dégel sont présentées à la figure 6 de l’article (Chapitre 5).

## 7. Conclusion générale

Ce mémoire de maîtrise portait sur l'étude des cycles de gel/dégel du sol par télédétection radar à synthèse d'ouverture en environnement de toundra Arctique. Le projet comprenait 2 objectifs spécifiques, qui étaient de 1) Proposer une paramétrisation empirique d'algorithmes de détection du gel/dégel du sol sur des séries temporelles RSO multicapteur (i.e., Sentinel-1 et RADARSAT-2) de 2018 à 2019 en bande C pour le site d'étude dans l'arctique canadien; et 2) Caractériser l'impact de la variabilité spatiale des écotypes sur le régime thermique du sol et sur la capacité de détection en fonction de la période de gel/dégel dérivée d'algorithmes de détection.

Le projet de recherche a aussi permis la création d'une banque de données de température du sol pour différent site à l'intérieur de l'IMA, dans le bassin versant du lac Greiner à Cambridge Bay au Nunavut. La combinaison des données provenant des satellites Sentinel-1 et RADARSAT-2 a permis d'obtenir une fréquence temporelle d'observation quasi journalière avec en moyenne une image tous les 1.25 jours durant les périodes de transition du gel et du dégel sur le site d'étude. L'utilisation de plusieurs orbites d'observation permettant d'augmenter la fréquence d'acquisition des images a nécessité la normalisation de l'angle d'incidence d'acquisition pour chaque pixel. La normalisation par la pente de la régression linéaire entre le coefficient de rétrodiffusion et l'angle d'incidence s'est avérée la plus robuste pour nos jeux de données. Cette normalisation a permis de diminuer la variabilité du signal lié aux différences d'angle d'incidence d'acquisition et ainsi d'améliorer la détection de la transition thermodynamique du sol. La méthode proposée pour l'harmonisation des données Sentinel-1 et RADARSAT-2 pourrait ouvrir la voie à une multitude de nouveaux produits SAR à des résolutions temporelles augmentées.

La paramétrisation de deux algorithmes de détection distincts, soit un algorithme de seuil saisonnier (STA) détaillé dans l'article ainsi qu'un algorithme de détection de changement statistique (CPD), ont permis d'obtenir des précisions de détection globale de plus de 96 %, et de plus de 90 % pour les périodes de transition pour les deux algorithmes. L'utilisation d'une série temporelle multicapteur a permis la détection du jour de gel et de dégel pour les sites de référence se trouvant dans l'IMA avec un délai de détection moyen de 2.2 et de 2.7 jours pour l'algorithme STA et CPD respectivement permettant ainsi de valider l'hypothèse #1. Celle-ci stipulait que l'utilisation de séries temporelles de données RSO en bande C permettrait la détection des périodes de transition du gel et du dégel du sol. La comparaison des précisions et des délais de détection des deux

algorithmes a permis de démontrer les avantages et les inconvénients de chacune des méthodes ainsi que la capacité de chacune pour la détection des cycles de gel/dégel.

L'objectif 2 fut couvert à l'intérieur de l'article. La combinaison des classes d'écotypes avec les cartes de jour de transition créé à partir de l'algorithme STA a permis de mettre en évidence les paramètres influençant le moment de gel et de dégel du sol. La modélisation de l'impact des écotypes sur les jours de transition à partir de cette combinaison a montré qu'il existait des différences plus ou moins grandes entre les classes d'écotypes et entre les années. Basées sur ces différences, des hypothèses ont pu être posées concernant l'impact du couvert de neige au sol lors du gel, la relation entre l'humidité du sol et le jour de transition ainsi que l'impact de la présence de végétation lors du dégel.

Le projet de recherche a permis l'écriture d'un article soumis à la revue *Remote Sensing of Environment* portant sur l'optimisation de l'algorithme de seuil saisonnier de discrimination (STA), préalablement utilisé pour la création du produit de gel/dégel de SMAP, sur des données RSO en bande C multiscapteur pour la détection des périodes de transition de l'automne 2018 à l'automne 2019. Les résultats présentés dans l'article permettent de démontrer le potentiel de l'utilisation de série temporelle de données RSO en bande C afin de faire le suivi des cycles de gel/dégel du sol en permettant de prendre en compte la variabilité spatiale de ceux-ci induite par, entre autres, les écosystèmes terrestres.

Une prochaine étape logique de ce projet serait de comparer les cartes obtenues à partir de l'algorithme STA avec les cartes de jour de gel et de dégel créé à partir des données MOP du capteur SMAP à une résolution de 9 X 9 km. Cette comparaison pourrait alors permettre d'analyser la variabilité intrapixel de SMAP et de conclure sur l'importance de l'utilisation de données haute résolution pour la détection des stades thermodynamique du sol. Les méthodes présentées pourront aussi être utilisées afin de faire le suivi à long terme à partir de données RSO en bande C en toundra arctique dans le but de quantifier l'évolution de ces cycles en contexte de changements climatiques. Il serait aussi intéressant de comparer les périodes de dégel à des cartes de hauteur de neige maximale afin d'évaluer de quelle manière celle-ci influence le moment de dégel du sol. Finalement, l'optimisation du seuil de détection proposé pourrait être effectuée pour d'autres biomes afin de pouvoir utiliser l'algorithme en forêt boréale par exemple et éventuellement étendre les cartes de transition à des échelles spatiales beaucoup plus grandes.

## Références

Les documents cités dans l'article ne sont pas inclus dans cette bibliographie, mais plutôt dans la bibliographie de l'article à la fin du Chapitre 5 du mémoire.

- Allard, M., Lemay, M., Barrette, C., L'Hérault, E., Sarrazin, D., Bell, T. and Doré, G. (2012) Permafrost and climate change in Nunavik and Nunatsiavut: Importance for municipal and transportation infrastructures. *Nunavik and Nunatsiavut: From science to policy: An integrated regional impact study (IRIS) of climate change and modernization*, p. 171-191.
- Baghdadi, N., Bazzi, H., el Hajj, M. and Zribi, M. (2018) Detection of Frozen Soil Using Sentinel-1 SAR Data. *Remote Sensing*, vol. 10, n°8.
- Barrere, M., Domine, F., Belke-Brea, M. and Sarrazin, D. (2018) Snowmelt events in autumn can reduce or cancel the soil warming effect of snow-vegetation interactions in the arctic. *Journal of Climate*, vol. 31, n°23, p. 9507-9518.
- Biskaborn, B. K., Smith, S. L., Noetzli, J. and al. (2019) Permafrost is warming at a global scale. *Nature Communications*, vol. 10.
- Bjorkman, A. D., Myers-Smith, I. H., Elmendorf, S. C. and al. (2018) Plant functional trait change across a warming tundra biome. *Nature*, vol. 562, p. 57-62.
- Bourbigot, M., Johnsen, H., Piantanida, R., Hajduch, G. and Poullaouec, J. (2016) Sentinel-1 Product Definition. 1–249 p.
- Box, J. E., Colgan, W. T., Christensen, T. R., Schmidt, N. M., Lund, M., Parmentier, F. J. W., Brown, R., Bhatt, U. S., Euskirchen, E. S., Romanovsky, V. E., Walsh, J. E., Overland, J. E., Wang, M., Corell, R. W., Meier, W. N., Wouters, B., Mernild, S., Mård, J., Pawlak, J. and Olsen, M. S. (2019) Key indicators of Arctic climate change: 1971-2017. *Environmental Research Letters*, vol. 14, n°4.
- Brown, R., Vikhamar Schuler, D., Bulygina, O., Derksen, C., Luoju, K., Mudryk, L., Wang, L. and Yang, D. (2017) Chapter 3. Arctic terrestrial snow cover. *Snow, Water, Ice and Permafrost in the Arctic (SWIPA) 2017*, p. 26-55.
- Busseau, B. C., Royer, A., Roy, A., Langlois, A. and Domine, F. (2017) Analysis of snow-vegetation interactions in the low Arctic-Subarctic transition zone (northeastern Canada). *Physical Geography*, vol. 38, n°2, p. 159-175.
- Byun, E., Yang, J. W., Kim, Y. and Ahn, J. (2017) Trapped Greenhouse Gases in the Permafrost Active Layer: Preliminary Results for Methane Peaks in Vertical Profiles of Frozen Alaskan Soil Cores. *Permafrost and Periglacial Processes*, vol. 28, n°2, p. 477-484.

- Callaghan, T. V., Johansson, M., Brown, R. D., Groisman, P. Y., Labba, N., Radionov, V., Bradley, R. S., Blangy, S., Bulygina, O. N., Christensen, T. R., Colman, J. E., Essery, R. L. H., Forbes, B. C., Forchhammer, M. C., Golubev, V. N., Honrath, R. E., Juday, G. P., Meshcherskaya, A. V., Phoenix, G. K., Pomeroy, J., Rautio, A., Robinson, D. A., Schmidt, N. M., Serreze, M. C., Shevchenko, V. P., Shiklomanov, A. I., Shmakin, A. B., Skoïd, P., Sturm, M., Woo, M. K. and Wood, E. F. (2011) Multiple effects of changes in arctic snow cover. *Ambio*, vol. 40, p. 32-45.
- Campbell, J. B. and Wynne, R. H. (2011). *Introduction to remote sensing*, Fifth Edition. Guilford Press, New York, 667 p.
- Chen, X., Liu, L. and Bartsch, A. (2019) Detecting soil freeze/thaw onsets in Alaska using SMAP and ASCAT data. *Remote Sensing of Environment*, vol. 220, p. 59–70.
- Crevier, Y., Pultz, T. J., Lukowski, T. I. and Toutin, T. (1996) Temporal Analysis of ERS-1 SAR Backscatter for Hydrology Applications. *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 22, n°1, p. 65–76.
- Dai, A., Luo, D., Song, M. and Liu, J. (2019) Arctic amplification is caused by sea-ice loss under increasing CO<sub>2</sub>. *Nature Communications*, vol. 10.
- Derksen, C. and Brown, R. (2012) Spring snow cover extent reductions in the 2008-2012 period exceeding climate model projections. *Geophysical Research Letters*, vol. 39, n°19.
- Derksen, C., Xu, X., Scott Dunbar, R., Colliander, A., Kim, Y., Kimball, J. S., Black, T. A., Euskirchen, E., Langlois, A., Lorant, M. M., Marsh, P., Rautiainen, K., Roy, A., Royer, A. and Stephens, J. (2017) Retrieving landscape freeze/thaw state from Soil Moisture Active Passive (SMAP) radar and radiometer measurements. *Remote Sensing of Environment*, vol. 194, p. 48–62.
- Derksen, C., Burgess, D., Duguay, C., Howell, S., Mudryk, L., Smith, S., Thackeray, C. and Kirchmeier-Young, M. (2018) Changes in Snow, Ice, and Permafrost Across Canada. *Canada's Changing Climate Report*, p. 194-260.
- 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. and Siqueira, P. (2021) Development of the Terrestrial Snow Mass Mission, p. 614–617.
- Dobinski, W. (2011) Permafrost. *Earth-Science Reviews*, vol. 108, n°3–4, p. 158–169.
- Dolant, Caroline (2018) Suivi des événements extrêmes de pluie sur neige dans l'Arctique Canadien à l'aide de données micro-ondes passives multi sources. Thèse de doctorat, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, 177 p.
- Domine, F., Belke-Brea, M., Sarrazin, D., Arnaud, L., Barrere, M. and Poirier, M. (2018) Soil moisture, wind speed and depth hoar formation in the Arctic snowpack. *Journal of Glaciology*, vol. 64, n°248, p. 990–1002.
- Domine, F., Picard, G., Morin, S., Barrere, M., Madore, J. B. and Langlois, A. (2019) 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 Advances in Modeling Earth Systems*, vol. 11, n°1, p. 34–44.

- Duguay, Y., Bernier, M., Lévesque, E., and Tremblay, B. (2015). Potential of C and X band SAR for shrub growth monitoring in sub-arctic environments. *Remote Sensing* 7, 9410–9430.
- Dunbar, S., Xu, X., Colliander, A., McDonald, K., Podest, E., Njoku, E. G., Kimball, J., Kim, Y. and Derksen, C. (2014) Level 3 Radar Freeze/Thaw Data Product. Jpl, p. 1–35.
- Entekhabi, D., Yueh, Si., O’Neil, P. E., Kellogg, K. H., Allen, A., Bindlish, R. and Administration, N. A. and S. (2014) SMAP Handbook. Mapping Soil Moisture and Freezes/Thaw from Space, p. 192.
- Gisnås, K., Westermann, S., Schuler, T. V., Melvold, K. and Etzelmüller, B. (2016) Small-scale variation of snow in a regional permafrost model. *The Cryosphere Discussions*, vol. 9, n°6, p. 6661–6696.
- Goulden, M. L., Wofsy, S. C., Harden, J. W., Trumbore, S. E., Crill, P. M., Gower, S. T., Fries, T., Daube, B. C., Fan, S. M., Sutton, D. J., Bazzaz, A. and Munger, J. W. (1998) Sensitivity of boreal forest carbon balance to soil thaw. *Science*.
- Gouttevin, I., Langer, M., Löwe, H., Boike, J., Proksch, M. and Schneebeli, M. (2018) Observation and modelling of snow at a polygonal tundra permafrost site: Spatial variability and thermal implications. *Cryosphere*, vol. 12, n°11, p. 3693–3717.
- Guneriussen, T., Johnsen, H. and Lauknes, I. (2001) Snow cover mapping capabilities using RADARSAT standard mode data. *Canadian Journal of Remote Sensing*.
- Harris, S. A., French, H. M. and Segó, D. (1988) La terminologie du pergélisol et notions connexes. *Canadian Geotechnical Journal*.
- Hjort, J., Karjalainen, O., Aalto, J., Westermann, S., Romanovsky, V. E., Nelson, F. E., Etzelmüller, B. and Luoto, M. (2018) Degrading permafrost puts Arctic infrastructure at risk by mid-century. *Nature Communications*, vol. 9.
- Jagdhuber, T., Stockamp, J., Hajnsek, I. and Ludwig, R. (2014) Identification of soil freezing and thawing states using SAR polarimetry at C-band. *Remote Sensing*, vol. 6, n°3, p. 2008–2023.
- Kennett, R. G. and Li, F. K. (1989) Seasat Over-Land Scatterometer Data, Part 1: Global Overview of the Ku0Band Backscatter Coefficients, vol. 27, n°5, p. 592–605.
- Kim, Y., Kimball, J. S., McDonald, K. C. and Glassy, J. (2011) Developing a global data record of daily landscape freeze/thaw status using satellite passive microwave remote sensing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 49, n°3, p. 949–960.
- Kim, Y., Kimball, J. S., Zhang, K. and McDonald, K. C. (2012) Satellite detection of increasing Northern Hemisphere non-frozen seasons from 1979 to 2008: Implications for regional vegetation growth. *Remote Sensing of Environment*, vol. 121, p. 472–487.
- Langlois, A., Barber, D. G. and Hwang, B. J. (2007) Development of a winter snow water equivalent algorithm using in situ passive microwave radiometry over snow-covered first-year sea ice. *Remote Sensing of Environment*, vol. 106, n°1, p. 75–88.

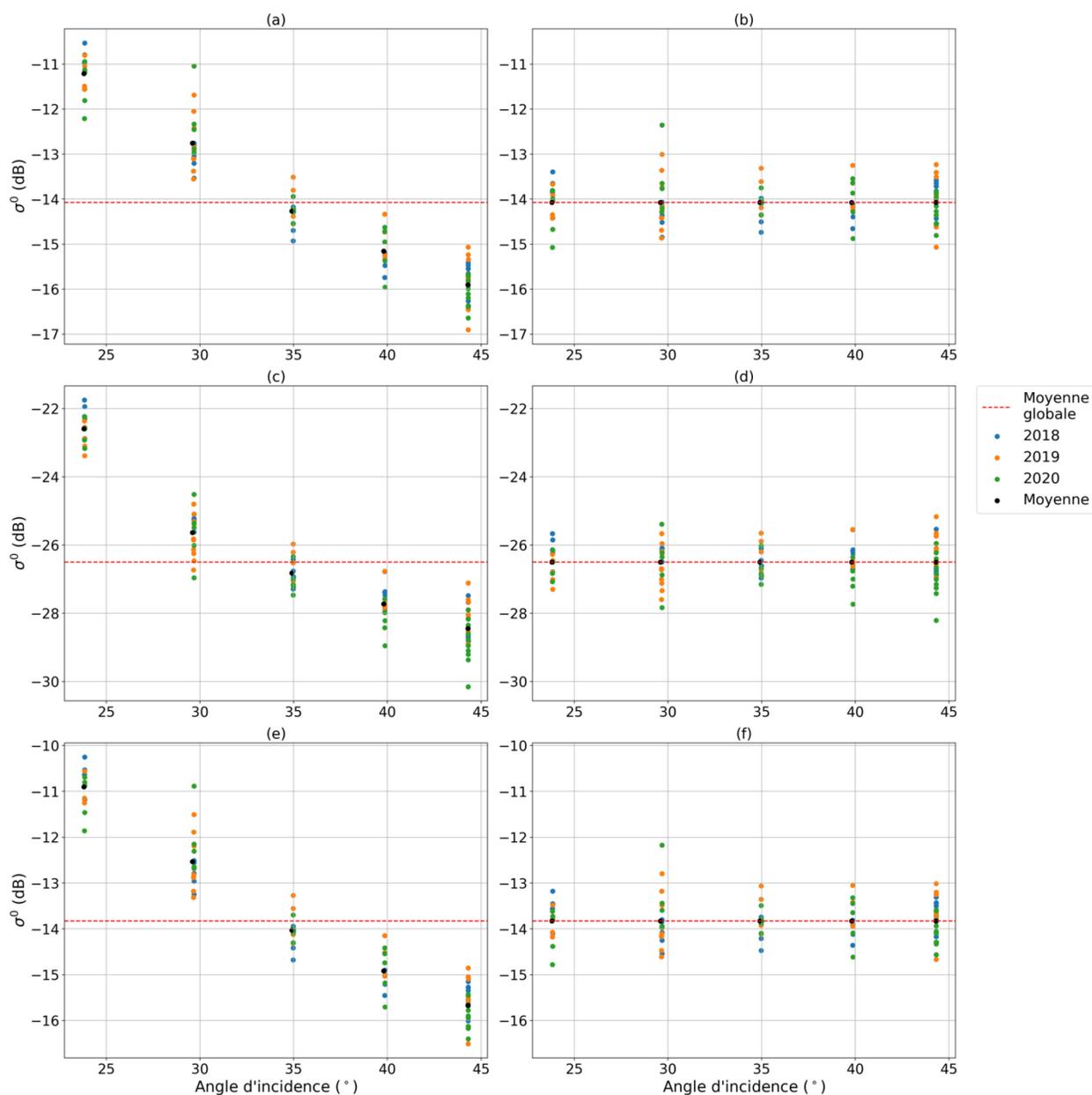
- Langlois, A., Johnson, C.A., Montpetit, B., Royer, A., Blukacz-Richards, E.A., Neave, E., Dolant, C., Roy, A., Arhonditsis, G., Kim, D.K., Kaluskar, S. and Brucker, L. (2017) Detection of rain-on-snow (ROS) events and ice layer formation using passive microwave radiometry: A context for Peary caribou habitat in the Canadian Arctic. *Remote Sensing of Environment* 189, 84–95. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.11.006>
- Li, Z., Ren, X., Li, X. and Wang, L. (2005) Soil moisture mapping with C band multi-polarization SAR imagery. European Space Agency, (Special Publication) ESA SP, p. 1775–1780.
- Lievens, H., Demuzere, M., Marshall, H. P., Reichle, R. H., Brucker, L., Brangers, I., de Rosnay, P., Dumont, M., Giroto, M., Immerzeel, W. W., Jonas, T., Kim, E. J., Koch, I., Marty, C., Saloranta, T., Schöber, J. and De Lannoy, G. J. M. (2019) Snow depth variability in the Northern Hemisphere mountains observed from space. *Nature Communications*, vol. 10, n°1, p. 1–12.
- Mäkynen, M. P., Manninen, A. T., Similä, M. H., Karvonen, J. A. and Hallikainen, M. T. (2002) Incidence Angle Dependence of the Statistical Properties of C-Band HH-Polarization Backscattering Signatures of the Baltic Sea Ice. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 40, n°12, p. 2593–2605.
- Martin, A. C., Jeffers, E. S., Petrokofsky, G., Myers-Smith, I. and MacIas-Fauria, M. (2017) Shrub growth and expansion in the Arctic tundra: An assessment of controlling factors using an evidence-based approach. *Environmental Research Letters*, vol. 12, n°8.
- Mätzler, C. (1987) Applications of the interaction of microwaves with the natural snow cover. *Remote Sensing Reviews*, vol. 2, n°2, p. 259–387.
- McLennan, D. S., MacKenzie, W. H., Meidinger, D., Wagner, J. and Arko, C. (2018) A Standardized Ecosystem Classification for the Coordination and Design of Long-term Terrestrial Ecosystem Monitoring in Arctic-Subarctic Biomes. *Arctic*, vol. 71, n°5, p. 1-15.
- Meredith, M., Sommerkorn, M., Cassotta, S., Derksen, C., Ekaykin, A., Hollowed, A., Kofinas, G., Mackintosh, A., Melbourne-Thomas, J., Muelbert, M.M.C., Ottersen, G., Pritchard, H., and Schuur, E.A.G. (2019) Polar Regions. In: *IPCC Special Report on the Ocean and Cryosphere in a Changing Climate* [H.-O. Pörtner, D.C. Roberts, V. Masson-Delmotte, P. Zhai, M. Tignor, E. Poloczanska, K. Mintenbeck, A. Alegría, M. Nicolai, A. Okem, J. Petzold, B. Rama, N.M. Weyer (eds.)]. In press.
- Natali, S. M., Watts, J. D., Rogers, B. M., and al., (2019) Large loss of CO<sub>2</sub> in winter observed across the northern permafrost region. *Nature Climate Change*, vol. 9, n°11, p. 852–857.
- Park, S.-E., Bartsch, A., Sabel, D., Wagner, W., Naeimi, V. and Yamaguchi, Y. (2011) Monitoring freeze/thaw cycles using ENVISAT ASAR Global Mode. *Remote Sensing of Environment*, vol. 115, n°12, p. 3457–3467.
- Ponomarenko, S., McLennan, D., Pouliot, D. and Wagner, J. (2019) High Resolution Mapping of Tundra Ecosystems on Victoria Island, Nunavut—Application of a Standardized Terrestrial Ecosystem Classification. *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 45, n°5, p. 551-571.

- Porter, C., Morin, P., Howat, I., Noh, M.-J., Bates, B., Peterman, K., Keeseey, S., Schlenk, M., Gardiner, J., Tomko, K., Willis, M., Kelleher, C., Cloutier, M., Husby, E., Foga, S., Nakamura, H., Platson, M., Wethington, M. Jr., Williamson, C., Bauer, G., Enos, J., Arnold, G., Kramer, W., Becker, P., Doshi, A., D'Souza, C., Cummins, P., Laurier, F., Bojesen, M. (2018) ArcticDEM, <https://doi.org/10.7910/DVN/OHHUKH>, Harvard Dataverse, V1, [1<sup>er</sup> février 2021]
- Prince, M., Roy, A., Brucker, L., Royer, A., Kim, Y. and Zhao, T. (2018) Northern hemisphere surface freeze-thaw product from aquarius L-band radiometers. *Earth System Science Data*, vol. 10, p. 2055–2067.
- Prince, M., Roy, A., Royer, A. and Langlois, A. (2019) Timing and spatial variability of fall soil freezing in boreal forest and its effect on SMAP L-band radiometer measurements. *Remote Sensing of Environment*, vol. 231, n°May.
- Rautiainen, K., Lemmetyinen, J., Schwank, M., Kontu, A., Ménard, C. B., Mätzler, C., Drusch, M., Wiesmann, A., Ikonen, J. and Pulliainen, J. (2014) Detection of soil freezing from L-band passive microwave observations. *Remote Sensing of Environment*, vol. 147, p. 206–218.
- 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. (2016) SMOS prototype algorithm for detecting autumn soil freezing. *Remote Sensing of Environment*, vol. 180, p. 346–360.
- Rott, H. and Mätzler, C. (1987) Possibilities and Limits of Synthetic Aperture Radar for Snow and Glacier Surveying. *Annals of Glaciology*, vol. 9, p. 195–199.
- Roy, A., Royer, A., Derksen, C., Brucker, L., Langlois, A., Mialon, A. and Kerr, Y. H. (2015) Evaluation of Spaceborne L-Band Radiometer Measurements for Terrestrial Freeze/Thaw Retrievals in Canada. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 8, n°9, p. 4442–4459.
- 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. and 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*, vol. 237.
- Schuur, E. A. G., Bockheim, J., Canadell, J. G., Euskirchen, E., Field, C. B., Goryachkin, S. V., Hagemann, S., Kuhry, P., Lafleur, P. M., Lee, H., Mazhitova, G., Nelson, F. E., Rinke, A., Romanovsky, V. E., Shiklomanov, N., Tarnocai, C., Venevsky, S., Vogel, J. G. and Zimov, S. A. (2008) Vulnerability of Permafrost Carbon to Climate Change: Implications for the Global Carbon Cycle. *BioScience*, vol. 58, n°8, p. 701-714.
- 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. (2015) Climate change and the permafrost carbon feedback. *Nature*, vol. 520, n°7546, p. 171–179.
- Serreze, M. C. and Barry, R. G. (2011) Processes and impacts of Arctic amplification: A research synthesis. *Global and Planetary Change*, vol. 77, p. 85-96.

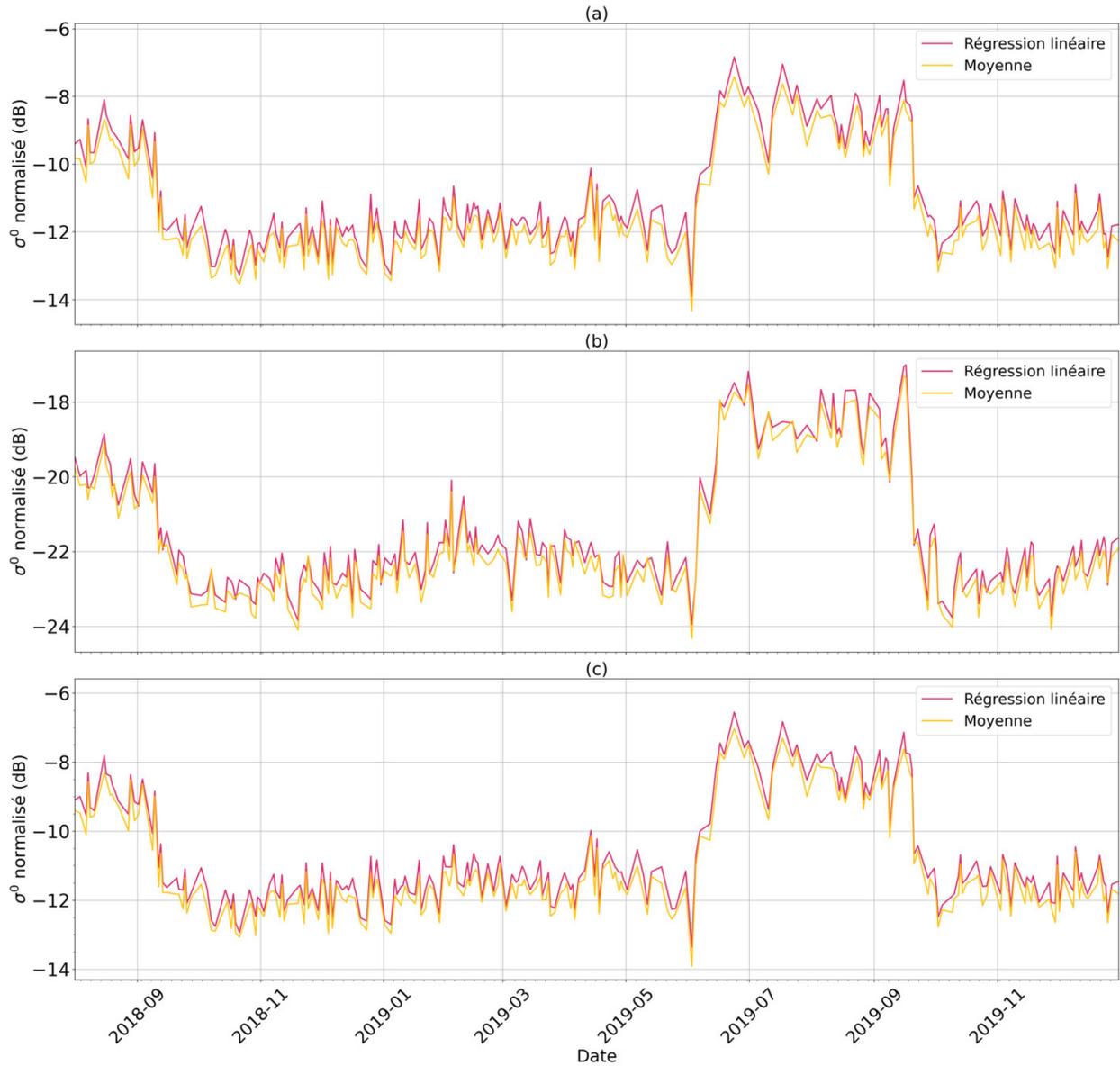
- Shi, J. and Dozier, J. (1995) Inferring Snow Wetness Using C-Band Data from SIR-C's Polarimetric Synthetic Aperture Radar. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*.
- Shiklomanov, N. I., Streletskiy, D. A. and Nelson, F. E. (2012) Northern Hemisphere Component of the Global Circumpolar Active Layer Monitoring (CALM) Program. *Proceedings of the Tenth International Conference on Permafrost*. Salekhard, Yamal-Nenets Autonomous District, Russia. 377–382 p.
- Smith, S. and Brown, J. (2009) *Essential Climate Variables: Permafrost and seasonally frozen ground*, p. 22.
- Sun, S., Che, T., Wang, Jian, Li, H., Hao, X., Wang, Z. and Wang, Jie (2015) Estimation and analysis of snow water equivalents based on C-band SAR data and field measurements. *Arctic, Antarctic, and Alpine Research*, vol. 47, n°2, p. 313–326.
- Truong, C., Oudre, L. and Vayatis, N. (2020) Selective review of offline change point detection methods. *Signal Processing*, vol. 167, p. 107299.
- Tsai, Y. L. S., Dietz, A., Oppelt, N. and Kuenzer, C. (2019) Remote sensing of snow cover using spaceborne SAR: A review. *Remote Sensing*, vol. 11.
- Ulaby, F. T., Moore, R. K. and Fung, A. K. (1986) *Microwave Remote Sensing: Active and Passive*, vol. III, Volume Scattering and Emission Theory, Advanced Systems and Applications. Inc., Dedham, Massachusetts, USA: Norwood, Massachusetts: Artech House.
- Wang, G., Hu, H. and Li, T. (2009) The influence of freeze-thaw cycles of active soil layer on surface runoff in a permafrost watershed. *Journal of Hydrology*, vol. 375, p. 438–449.
- Widhalm, B., Bartsch, A. and Goler, R. (2018) Simplified normalization of C-band synthetic aperture radar data for terrestrial applications in high latitude environments. *Remote Sensing*, vol. 10, n°4, p. 1–18.
- Wobus, C., Anderson, R., Overeem, I., Matell, N., Clow, G. and Urban, F. (2011) Thermal erosion of a permafrost coastline: Improving process-based models using time-lapse photography. *Arctic, Antarctic, and Alpine Research*, vol. 43, n°3, p. 474–484.
- Woodhouse, I.H. (2006) *Introduction to Microwave Remote Sensing* (1st ed.). CRC Press, 400 p.
- Xu, X., Derksen, C., Yueh, S. H., Dunbar, R. S. and Colliander, A. (2016) Freeze/Thaw Detection and Validation Using Aquarius' L-Band Backscattering Data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 9, n°4, p. 1370–1381.
- Yi, Y., Kimball, J. S., Chen, R. H., Moghaddam, M., Reichle, R. H., Mishra, U., Zona, D. and Oechel, W. C. (2018) Characterizing permafrost active layer dynamics and sensitivity to landscape spatial heterogeneity in Alaska. *The Cryosphere*, vol. 12, n°1, p. 145–161.
- Zhang, T., Heginbottom, J. A., Barry, R., and J. B. (2003) Distribution of seasonally and perennially frozen ground in the Northern Hemisphere. *Permafrost*, p. 1289–1294.
- Zhang, Y., Sherstiukov, A. B., Qian, B., Kokelj, S. v. and Lantz, T. C. (2018) Impacts of snow on soil temperature observed across the circumpolar north. *Environmental Research Letters*, vol. 13.

Zheng, D., Wang, X., van der Velde, R., Zeng, Y., Wen, J., Wang, Z., Schwank, M., Ferrazzoli, P. and Su, Z. (2017) L-band microwave emission of soil freeze-thaw process in the third pole environment. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 55, n°9, p. 5324–5338.

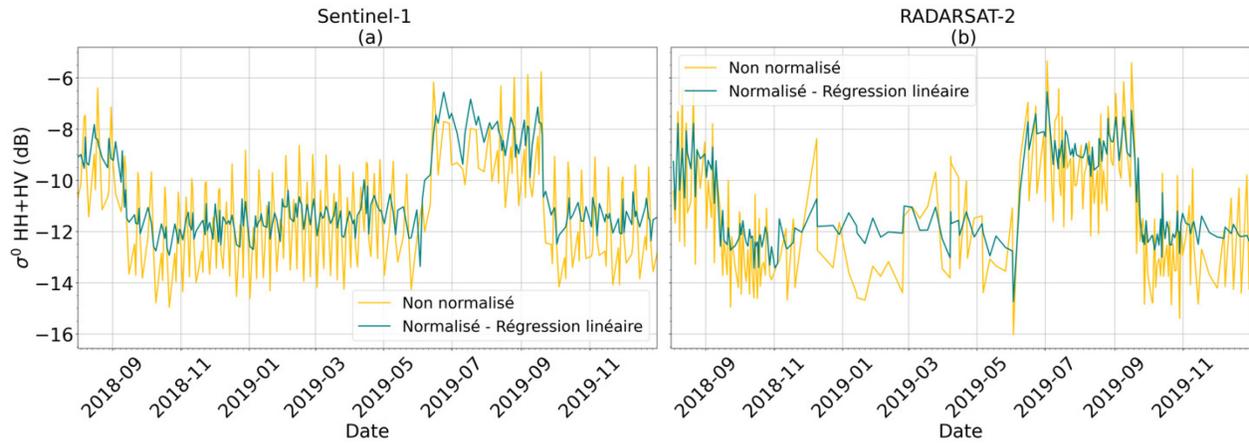
## Annexe 1. Normalisation de l'angle d'incidence



**Figure 10.** Le coefficient de rétrodiffusion des jours 1 à 60 en polarisation HH (a-b), HV (c-d) et HH+HV (e-f) pour un pixel de Sentinel-1 en fonction de l'angle d'incidence d'acquisition des données brutes (a-c-e) et des données normalisées par la différence de moyenne (b-d-f)



**Figure 11.** Série temporelle de coefficients de rétrodiffusion normalisés en polarisation HH (a), HV (b) et HH+HV (c) avec les deux méthodes de normalisation de l'angle d'incidence ; par la moyenne (en jaune) et par la pente (en rouge) pour un pixel de Sentinel-1



**Figure 12.** Superposition du signal HH+HV non normalisé et normalisé par la méthode de régression linéaire pour un pixel de Sentinel-1 (a) et de RADARSAT-2 (b) pour la période d'étude

**Annexe 2.** Comparaison des précisions de détection des deux algorithmes de gel/dégel**Tableau 8.** Précision de détection calculée à partir des températures de sol de référence pour les trois saisons de transition, les deux algorithmes et les trois séries temporelles

		<b>Automne 2018</b>	<b>Printemps 2019</b>	<b>Automne 2019</b>	<b>2018-2019</b>
<b>HH (%)</b>	<b>STA (0.56)</b>	93.44	90.83	94.48	96.86
	<b>CPD</b>	<b>96.07</b>	<b>92.55</b>	<b>96.60</b>	<b>98.32</b>
<b>HV (%)</b>	<b>STA (0.53)</b>	<b>92.95</b>	93.41	95.11	97.53
	<b>CPD</b>	91.97	<b>94.27</b>	<b>96.18</b>	<b>97.79</b>
<b>HH+HV (%)</b>	<b>STA (0.62)</b>	94.10	91.40	94.70	97.00
	<b>CPD</b>	<b>96.07</b>	<b>92.55</b>	<b>96.60</b>	<b>98.32</b>